

RÉPUBLIQUE ALGÉRIENNE DÉMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTÈRE DE L'ENSEIGNEMENT SUPÉRIEUR ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE

UNIVERSITÉ IBN-KHALDOUN DE TIARET

FACULTÉ DES SCIENCES APPLIQUEES
DÉPARTEMENT DE GENIE ELECTRIQUE



MEMOIRE DE FIN D'ETUDES

Pour l'obtention du diplôme de Master

Domaine : Sciences et Technologie

Filière : Génie Electrique

Spécialité : Informatique industrielle

Prédiction pour la détection de défauts de roulements à billes dans un système mécanique

Préparé par : Mme Otmani Halima

Devant le Jury :

Nom et prénoms	Grade	Qualité
Mr. Nasri Djillali	Maitre de Conférences(MCA)	Président
Mr. Belarbi Mustapha	Maitre de Conférences(MCB)	Examineur
Mr. Ghellab Abdelkader	Maitre de Conférences(MCB)	Encadreur

PROMOTION 2016 /2017

Remerciements

Je remercie tout d'abord mon directeur de ce mémoire Monsieur GHELLAB ABDELKADER, maitre de conférences à l'université Khaldoun de Tiaret, pour m'avoir fait confiance et pour m'avoir guidé, encouragé, conseillé toute l'année.

Je tiens à remercier également les membres du jury de me faire l'honneur de juger ce travail : Monsieur NASRI DJILLALI, maitre de conférences à l'université Khaldoun de Tiaret, pour avoir accepté de présider le jury.

Monsieur BELARBI MUSTAPHA maitre de conférences à l'université Khaldoun de Tiaret, d'avoir accepté de prendre ce travail en considération en tant qu'examineurs de ce jury. Pour l'intérêt qu'ils ont porté à mon travail et pour l'avoir enrichi de toutes leurs remarques.

Un grand merci à toute ma famille et mes enfants YACINE, FAROUK et YUCEF et plus particulièrement à mon marie qui m'a toujours encouragé et soutenu dans les moments difficiles.

Halima

Table des Matières

Table des matières.....	I
Table des figures.....	IV
Liste des Sigles et Notations.....	VII
Introduction générale.....	1
Chapitre I. Maintenance et Analyse Vibratoire sur les Machines Tournantes.....	3
I.1. Introduction.....	3
I.2. Analyse vibratoire des machines tournantes.....	3
I.2.1. Introduction	3
I.3. Maintenance	4
I.3.1. Introduction	4
I.3.2. Différents types de maintenance.....	4
I.3.3. Maintenance corrective.....	5
I.3.4. Maintenance préventive.....	5
I.3.4.1. Maintenance préventive systématique.....	5
I.3.4.2. Maintenance préventive conditionnelle.....	7
I.4. Intérêt économique de la maintenance prédictive.....	8
I.5. Défauts de Roulements.....	9
I.5.1. Les données géométriques.....	11
I.5.2. Les Fréquences de rotations	11
I.6. Analyse vibratoire des machines tournantes.....	13
I.6.1. L'accéléromètre	13
I.8. Conclusion.....	14
Chapitre II. Etude et mise en œuvre de quelques méthodes d'analyse temps- fréquence	16
II.1. Les débuts de l'analyse du signal.....	16
II.2. La transformée de Fourier.....	16
II.2.1. La transformation de Fourier à fenêtre glissante	17

II.3. Les représentations temps-fréquence.....	18
II.4. La transformation en ondelette.....	19
II.4.1. Principe de la décomposition par ondelettes.....	20
II.4.2. Transformation en ondelettes continues.....	21
II.4.3. Transformation en ondelettes discrètes.....	22
II.4.3.1. Ondelette chapeau mexicain.....	23
II.4.3.2. Ondelette de Haar.....	24
II.4.3.3. Les paquets d'ondelettes.....	25
II.4.3.4. Les ondelettes orthogonales.....	26
II.4.3.5. Ondelette de Morlet.....	27
II.4.3.6. Ondelettes de Daubechies.....	28
II.4.3.7. Les symlets de Daubechies.....	28
II.4.3.8. Ondelettes de Meyer.....	29
II.5. La décomposition en mode empirique.....	30
II.5.1. L'EMD : une définition algorithmique.....	30
II.5.1.1. Définitions.....	30
II.5.2. Algorithme.....	31
II.5.3. Exemples.....	34
II.5.4. Prise en charge des effets de bord.....	38
II.5.5. Critères d'arrêt.....	38
II.5.6. Propriétés fondamentales de l'EMD.....	39
II.5.6.1. Non-linéarité.....	39
II.5.6.2. Pseudo-orthogonalité.....	40
II.5.6.3. Localité.....	40
II.5.6.4. Aspect multirésolution.....	40
II.5.6.5 Auto-adaptativité.....	41
II.6. Conclusion.....	41
Chapitre 3. Analyse des signaux vibratoire en vu de production de défaut.....	42
III.1. Introduction.....	42
III.2. Analyse temps-fréquence.....	42
III.3. L'analyse des ondelettes.....	42

III.3.1. Prévention de défaut des roulements à billes.....42
III.4. L'analyse de l'EMD 47
III.4.1. Prévention de défaut des roulements à billes 47
III.5. COCLUSION.....50
Conclusion Générale et Perspectives.....51
Référence
Résumé

Tables des figures

Figure 1 : Les différents types de maintenance.....	4
Figure 2 : Evolutions des dégradations.....	7
Figure 3 : Représentation graphique des amplitudes vibratoire ainsi que leur évolution dans le temps[LagougeTartibu].....	8
Figure 4 : Optimisation de la politique de maintenance	9
Figure 5 : Différentes composantes d'un roulement à billes.....	10
Figure 6 : Caractéristiques géométriques d'un roulement.....	10
Figure7 : Exemple d'un accéléromètre piézoélectrique [Boulenger, 1998].....	14
Figure 8 Exemple d'ondelette simpaires.....	19
Figure 9 : La transformée de Fourier à fenêtre glissante(<i>TFG</i>) et la transformée en ondelettes (<i>TO</i>).....	20
Figure 10 : Ondelette Mère complexe de MORLET.....	22
Figure 11 :Ondelette chapeau mexicain.....	24
Figure 12 : Forme de l'ondelette Haar.....	25
Figure13 : Paquet d'ondelettes (l'ondelette de Haar).....	26
Figure 14 : L'ondelette psi (db10) et sa fonction d'échelle (phi).....	27
Figure15 : Ondelette de Morlet.....	28
Figure 16 : Forme des ondelettes Daubechies.....	28
Figure 17 : Forme des ondelettes Symlet.....	29
Figure 18 : Ondelettes de Meyer.....	30
Figure 19 : Algorithme de la décomposition par EMD.....	33
Figure 20 : Signal-test1 : mélange de sinusoïdes. En haut : le signal original. En bas : ses trois composantes.....	34
Figure 21 : Signal-test2 : mélange de sinusoïdes modulées AM/FM. En haut : le signal, représentation temporelle et dans le plan temps/fréquence. En bas : ses trois composantes...35	35

Figure 22: Signal-test3 : mélange de sinusoïdes modulées avec des sauts d'amplitude et de fréquence. En haut : le signal. En bas : ses trois composantes.....	36
Figure 23 : Résultat de l'EMD sur le signal-test1. Pour chaque <i>IMF</i> , on donne le résultat obtenu (trait plein, en bleu) et le résultat attendu (trait pointillé, noir).....	36
Figure 24 : Résultat de l'EMD sur le signal-test2. Pour chaque <i>IMF</i> , on donne le résultat obtenu (trait plein, en bleu) et le résultat attendu (trait pointillé, noir).....	37
Figure 25 : Résultat de l'EMD sur le signal-test3. Pour chaque <i>IMF</i> , on donne le résultat obtenu (trait plein, en bleu) et le résultat attendu (trait pointillé, noir).....	37
Figure 26 : Signal de roulements à billes sans défaut.....	42
Figure 27 : Signal de roulements à billes avec défaut local (sur une bille).....	43
Figure 28 ; Analyse par <i>TO</i> d'un Signal de roulement à billes présentant un défaut local (sur une bille) : (a) sans défaut, (b) avec défaut local sur une bille.....	43
Figure 29 : Signal de roulements à billes avec défaut moyennement réparti (sur quelques billes).....	44
Figure 30 : Analyse par <i>TO</i> d'un Signal de roulement à billes présentant un défaut moyennement réparti (sur quelques billes) : (a) sans défaut, (b) avec défaut moyennement réparti sur quelques billes.....	45
Figure 31 : Signal de roulements à billes avec défaut entièrement réparti (sur toutes les billes).....	46
Figure 32 : Analyse par <i>TO</i> d'un Signal de roulement à billes présentant un défaut entièrement réparti (sur toutes les billes) : (a) sans défaut, (b) avec défaut entièrement réparti sur toutes les billes.....	46
Figure 33 : Signal de roulements à billes sans défaut.....	47
Figure 34 : Signal de roulements à billes avec défaut réparti (sur quelques billes).....	48
Figure 35 : Analyse par EMD d'un Signal de roulement à billes présentant un défaut réparti (sur quelques billes) : (a) sans défaut, (b) avec défaut réparti.....	49

Liste des Sigles et Notations

a	Paramètre échelle
$a :$	Facteur ou paramètre d'échelle d'une Ondelette
$b :$	Facteur ou paramètre de translation d'une Ondelette
C	est une constante de normalisation de reconstruction
$C(a,b)$	Coefficient d'Ondelettes pour transformation en Ondelettes Continues
$D :$	diamètre moyen
$D_i :$	Diamètre du chemin de roulement de la bague intérieur
$D_e :$	Diamètre du chemin de roulement de la bague extérieur
$\varepsilon :$	Facteur de la répartition des charges,
$n :$	Nombre de bille
$\alpha :$	Angle de contact
$d :$	diamètre d'une bille
EMD	Décomposition en mode empirique
$f_i :$	Fréquence de rotation de la bague intérieure
$f_e :$	fréquence de rotation de la bague extérieure
$f_i :$	fréquence de rotation f_o
f_r	la fréquence de rotation de l'arbre ($f_r = Nr/60$) où Nr est la vitesse de rotation de l'arbre.
$f_{b\ ext}$	La fréquence de passage d'un élément roulant sur un défaut de bague extérieure notée
$f_{b\ int}$	La fréquence de passage d'un élément roulant sur un défaut de bague intérieure,
f_{cage}	La fréquence de passage d'un défaut de cage dénotée
f_{bille}	La fréquence de passage d'un défaut de bille (ou rouleau) sur la bague externe ou sur la bague interne dénotée
f	Fréquence Hz
$h^*(t^{-\tau})$	le conjugué de la fenêtre spectrale

<i>IMF</i>	Intrinsic Mode Function
<i>k</i>	Nombre entier
<i>m</i>	la masse sismique
<i>STFT_x</i>	Transformée de Fourier à fenêtre glissante de $x(t)$
<i>SG_{x(a,b)}</i>	Scalogramme de $x(t)$
TF	La transformée de Fourier
<i>T</i>	période
<i>TO_{x(a,b)}</i>	
ou	Transformée en Ondelettes continues de $x(t)$ $w(t)$ Fonction de fenêtrage
<i>Wa,b(x)</i>	
<i>TF</i>	Transformée de Fourier
<i>TOC</i>	Transformée en ondelettes continue
<i>TOD</i>	Transformée en ondelettes discrète
<i>TO</i>	Transformée en Ondelettes
<i>t</i>	le temps
<i>wa,b(t)</i>	
ou	Fonction de base (ou analysante) d'Ondelette
$\psi(t)$	
$x(t)$	Fonction temporelle quelconque ou signal d'entrée
$X(f)$.	la transformée de Fourier du signal $x(t)$
ψ	Ondelette
$\psi(\omega)$	La fonction ψ dans le domaine fréquentiel
α	Angle de contact °
θ	Etendu angulaire de la zone du charge

Introduction générale

Introduction générale

Le traitement du signal est la discipline qui développe et étudie les techniques de traitement (filtrage, amplification . . .), d'analyse et d'interprétation des signaux. Elle fait donc largement appel aux résultats de la théorie de l'information, des statistiques ainsi qu'à de nombreux autres domaines des mathématiques appliquées.

Habituellement, les signaux issus des phénomènes physiques sont de nature non-stationnaire, voire également formes de plusieurs composantes fréquentielles (signaux multi-composantes). Ces signaux sont brefs, ne se répètent que rarement, et se manifestent par des oscillations évoluant au cours du temps. Parmi les signaux non-stationnaires, on peut citer les signaux de parole, de radar ou de sonar, biomédicaux, acoustiques, astrophysiques . . .

Dans de telles situations, la représentation temporelle classique du signal ne donne pas une bonne perception des composantes oscillantes multiples, tandis que la représentation fréquentielle (transformée de Fourier) ne permet pas la localisation temporelle de ces composantes. Ainsi, partant des propriétés de ces signaux et des limitations de la transformée de Fourier (*TF*) [Jeam, 2005], il est naturel de s'orienter vers un schéma d'analyse temps-fréquence multi-composantes. En effet par définition, les représentations temps-fréquence (*RTF*) sont des transformations conjointes du temps et de la fréquence et fournissent une information sur la façon dont la fréquence du signal varie au cours du temps.

Rappelons que la *TF* est limitée aux signaux stationnaires et aux systèmes linéaires. Ainsi, toutes les méthodes, telles que le spectrogramme, basées sur la *TF* aura intrinsèquement, plus ou moins, les mêmes limites.

Pour les signaux non stationnaires, la représentation temporelle du signal ne donne pas une bonne perception des composantes oscillantes multiples et la représentation fréquentielle ne permet pas l'accès à aucune information sur la localisation temporelle des composantes fréquentielles. Pour avoir simultanément les deux informations en temps et en fréquence, les représentations temps-fréquences ont été proposées pour fournir des informations sur la variation des fréquences des signaux en fonction du temps, tel que la transformée en ondelettes.

L'analyse par ondelettes *TO* est devenue un outil d'excellence dans le domaine de la détection temporelle et fréquentielle d'évènements difficilement détectables par d'autres moyens de traitement. En réalité elle est d'un large spectre d'utilisation dans le domaine de l'analyse vibratoire des machines tournantes pour la détection d'éventuels défauts de fonctionnement. Néanmoins, la *TO* a des limitations dans l'analyse temps-fréquences en présentant une bonne localisation

Introduction générale

fréquentielle en basses fréquences au détriment de la localisation temporelle et c'est inversement présenté pour les hautes fréquences.

Partant des limitations énumérées ci-dessus, Huang *et al.* [Huang, 1998] ont récemment proposé une méthode abordant sous un autre angle la problématique d'analyse des signaux non-stationnaires : la décomposition modale empirique (EMD pour empirical mode decomposition). Contrairement aux *RTF*(*Représentations Temps-fréquence*) 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*.

Le présent travail est structuré en trois chapitres suivis d'une conclusion générale.

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

Le deuxième chapitre rappelle les principales méthodes de traitement des signaux utilisées dans la prédiction pour la détection des défauts dans les machines tournantes (la transformée de Fourier, la transformée de Fourier à fenêtre glissante, la transformée en ondelettes et la transformée de Hilbert Huang (l'EMD associée à la TH).

Ce chapitre décrit les principes et applications de toutes ces techniques de traitement dans le cas de l'analyse vibratoire des machines tournantes, en particulier celles que nous avons utilisées dans notre travail.

Le troisième chapitre, nous avons appliqué un algorithme de prévention de défauts mécaniques (défaut de roulement à billes) basé sur la transformée en Ondelettes *TO* et la transformée de Hilbert-Huang.

Nous terminons ce travail par une conclusion générale.

CHAPITRE-I Maintenance et Analyse Vibratoire sur les Machines Tournantes

I.1. Introduction

Le but de ce chapitre est de présenter les principaux procédés utilisés dans la détection des défauts par l'analyse vibratoire des machines tournantes il s'agit successivement des procédés de surveillance et de diagnostic. En effet, le fonctionnement des machines engendre des efforts qui seront souvent la cause des défaillances ultérieures (efforts tournants, turbulence, choc, instabilité). Ces efforts seront à leur tour les causes de vibrations qui vont endommager les structures et les composants des machines.

L'analyse de ces vibrations va permettre d'identifier les efforts dès qu'ils apparaissent, avant qu'ils n'aient causés de dommage irréversible. Elle permettra après analyse d'en déduire l'origine et d'estimer les risques de défaillances [CVI 2016].

I.2. Analyse vibratoire des machines tournantes

I.2.1. Introduction

Toutes les machines en fonctionnement produisent des vibrations. Le principe de l'analyse des vibrations est basé sur l'idée que les structures de machines, excitées par des efforts dynamiques, donnent des signaux vibratoires dont la fréquence est identique à celle des efforts qui les ont provoqués ; et la mesure globale prise en un point est la somme des réponses vibratoires de la structure aux différents efforts excitateurs. On peut donc, grâce à des capteurs placés en des points particuliers, enregistrer les vibrations transmises par la structure de la machine et, grâce à leur analyse, identifier l'origine des efforts aux quels elle est soumise. De plus, si l'on possède la « signature » vibratoire de la machine lorsqu'elle était neuve, ou réputée en bon état de fonctionnement, on pourra, par comparaison, apprécier l'évolution de son état ou déceler l'apparition d'efforts dynamiques nouveaux consécutifs à une dégradation en cours de développement. La détérioration du fonctionnement se traduit par une « modification de répartition de l'énergie vibratoire » conduisant le plus souvent à un accroissement du niveau des vibrations.

En observant l'évolution de ce niveau, il est par conséquent possible d'obtenir des informations très utiles sur l'état de la machine. Autrefois pour surveiller les machines les mécaniciens posaient leur tournevis sur un moteur pour en « écouter » les mouvements internes, mais ces techniques «Sensitives» se sont aujourd'hui modernisées grâce à l'apparition de matériels nouveaux, au point de faire de l'étude des vibrations, un des outils les plus utiles à la maintenance moderne.

I.3. Maintenance

I.3.1. Introduction

La maintenance est l'ensemble de tous ce qui permet de maintenir ou de rétablir un système en état de fonctionnement. C'est l'ensemble des activités destinées à maintenir ou à rétablir un bien dans un état ou dans des conditions données de sûreté de fonctionnement, pour accomplir une fonction requise.

I.3.2. Différents types de maintenance

Dans la définition de la maintenance, nous retrouvons 2 mots-clés : maintenir et rétablir. Le premier fait référence à une action préventive. Le deuxième fait référence à l'aspect correctif. Nous présentons dans les paragraphes qui suivent les définitions de chaque type de maintenance (Figure 1)

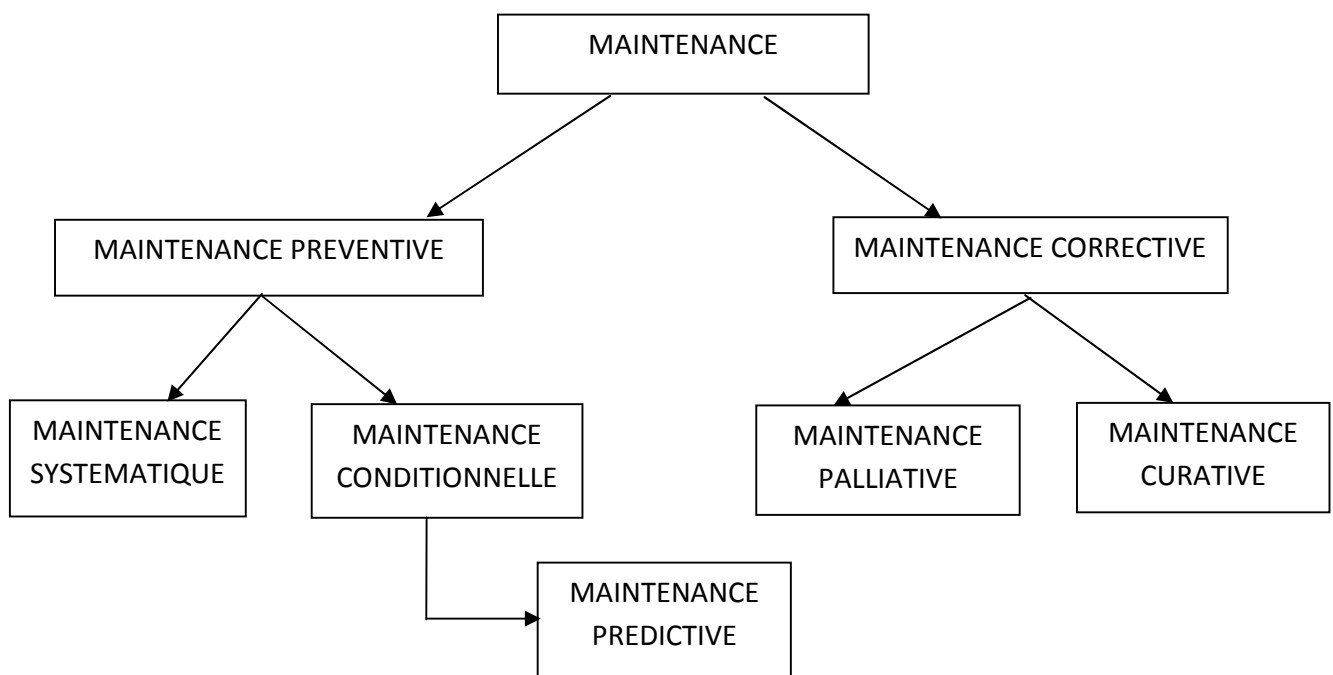


Figure 1 : Les différents types de maintenance

CHAPITRE-I Maintenance et Analyse Vibratoire sur les Machines Tournantes

I.3.3. Maintenance corrective

Elle est définie comme une maintenance effectuée après défaillance. Le premier type est à caractère provisoire, ce qui caractérise la maintenance palliative. Le deuxième type est à caractère définitif, ce qui caractérise la maintenance curative [Francis, 1987].

On attend la panne pour agir et l'entretien devient synonyme de dépannage ou de réparation. Il y'a lieu d'intervenir rapidement parce que le besoin de la machine est urgent du fait qu'elle se trouve subitement arrêté et que cet arrêt n'est pas programmé.

Il en résulte des détériorations profondes alors qu'un arrêt préalable le plus souvent aurait limité la panne en importance d'où les coûts sont conséquents d'autant plus que les coûts augmentent rapidement et d'une façon brusque avec l'âge des machines.

C'est donc une politique de maintenance (dépannage et réparation) qui correspond à une attitude de réaction à des événements aléatoires et qui s'applique après la panne, donc qu'elle n'a pas été « pensée » puisque effectuée après défaillance. Par conséquent, la maintenance corrective ne devra s'appliquer automatiquement qu'aux défaillances complètes et soudaines dites catalectiques, comme par exemple la rupture brusque d'une pièce mécanique. Hormis ce cas, ce type de maintenance devrait être réservé à du matériel peu coûteux, non stratégique pour la production et dont la panne aurait peu d'influence sur la sécurité [Antoine, 2004]

I.3.4. Maintenance préventive

Elle est définie comme une maintenance effectuée dans l'intention de réduire la probabilité de défaillance d'un équipement ou d'un service rendu. Les activités correspondantes sont déclenchées selon un échéancier établi à partir d'un nombre prédéterminé d'unité d'usage (maintenance systématique) ou de critères prédéterminés significatifs de l'état de dégradation de l'équipement ou du service (maintenance conditionnelle) [Francis, 1987].

C'est une politique qui s'adresse aux éléments provoquant une perte de production ou des coûts d'arrêts imprévisibles, mais importantes. Les matériels visés sont ceux dont le coût des pannes est élevé).

I.3.4.1. Maintenance préventive systématique

Elle est définie comme une maintenance effectuée selon un échéancier établi selon le temps ou le nombre d'unités d'usage [Francis, 1987]. La périodicité des remplacements est déterminée selon deux méthodes : la première du type bloc et la seconde du type âge.

CHAPITRE-I Maintenance et Analyse Vibratoire sur les Machines Tournantes

La politique de remplacement de type âge suggère de remplacer l'équipement à la panne ou après T unités de temps de bon fonctionnement. La politique de type bloc suggère de remplacer l'équipement après une période prédéterminée de temps T, 2T etc. indépendamment de l'âge mais de l'état du composant.

Donc pratiquement la maintenance préventive systématique s'exécute sans contrôle préalable de l'état de l'équipement et à des intervalles de temps définis (révision périodique). Elle s'adresse aux éléments dont le coût de pannes est élevé, mais ne revenant pas trop cher en changement (par exemple le changement systématique de l'huile, des filtres, changements de courroie de synchronisation, remplacement préventif de sous ensemble...) [Antoine, 2004].

En d'autres mots quant les conséquences de la défaillance en coût et pertes sont plus importantes que le coût et pertes causés par les remplacements de bonnes composantes du produit.

Toutefois, il faut noter que dans une maintenance planifiée, le remplacement des composants, se fait dans des échéances inférieures à leur durée de vie, ce qui peut constituer dans d'autres conditions, une sorte de gaspillage.

Avantages [Antoine, 2004]

- Réduction des coûts et des durées de maintenance par rapport à l'entretien curatif ;
- Bonne planification des réparations et des ressources ;
- Contrôle du niveau de stockage des pièces de rechange ;
- Généralement, peu de catastrophes ;
- Sécurité accrue.

Inconvénients [Antoine, 2004]

- Révisions non nécessaires (l'entretien n'est pas fonction de l'état de la machine, mais plutôt de la durée d'utilisation) ;
- Remplacements de pièces en bon état ;
- Création de défauts lors des remontages (si les procédures ne sont pas claires et contrôlées).

CHAPITRE-I Maintenance et Analyse Vibratoire sur les Machines Tournantes

I.3.4.2. Maintenance préventive conditionnelle

Elle est définie comme une maintenance subordonnée à un type d'événement prédéterminé [Francis, 1987]. Dans le cadre de notre étude, l'analyse de vibration va permettre de détecter les signes d'usure ou de dégradation de l'équipement. Ceci s'effectue en mesurant, à chaque inspection la valeur d'un paramètre de contrôle tel que l'amplitude de déplacement, de vitesse ou d'accélération des vibrations. L'action ne se déclenche que lorsque le paramètre de contrôle dépasse un seuil déterminé empiriquement, fixé par le constructeur ou par les normes de santé et de sécurité au travail.

En se donnant une dimension de plus : « le temps », dans le but de chercher à prévoir l'évolution des dégradations, pour intervenir au moment le mieux choisi (comme illustré sur la Figure 2), la maintenance conditionnelle a évolué en maintenance « prédictive » [Francis, 1987].

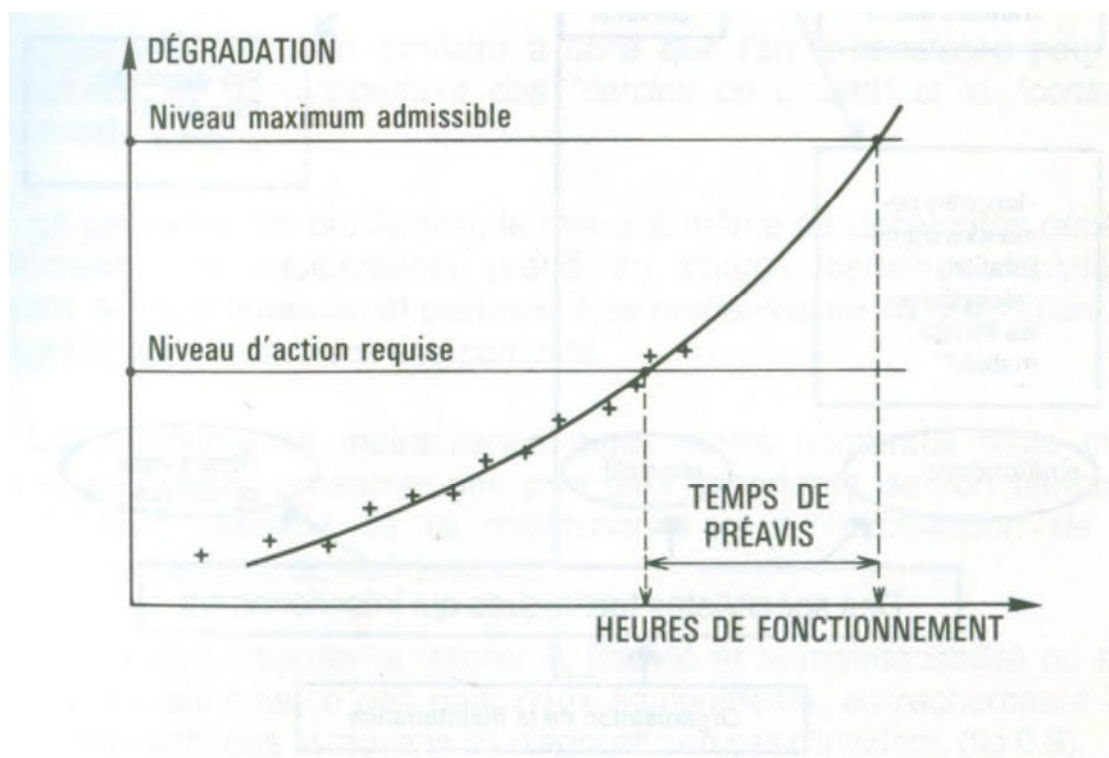


Figure 2 : Evolutions des dégradations

Ainsi on qualifie de « maintenance prédictive » la maintenance conditionnelle chaque fois que les indications des instruments de mesure permettraient de prévoir la date de l'intervention de maintenance.

CHAPITRE-I Maintenance et Analyse Vibratoire sur les Machines Tournantes

La maintenance prédictive (ou prévisionnelle) est donc une maintenance préventive subordonnée à l'analyse de l'évolution surveillée de paramètres significatifs de la dégradation de l'équipement permettant de retarder et de planifier les interventions.

Tout l'intérêt est porté à la surveillance de paramètre et ses corollaires par l'analyse de tendance et détection d'événements avec l'utilisation indispensable de l'informatique ou de la gestion de la maintenance assistée par ordinateur.

Le fait de pouvoir détecter rapidement les anomalies, sans même démonter la machine, ainsi que pouvoir prévenir la panne et en prévoir la réparation le plus tard possible (Figure 3), en fonction des impératifs de production, fait de la maintenance prédictive une technique efficace permettant une augmentation perceptible de la productivité.

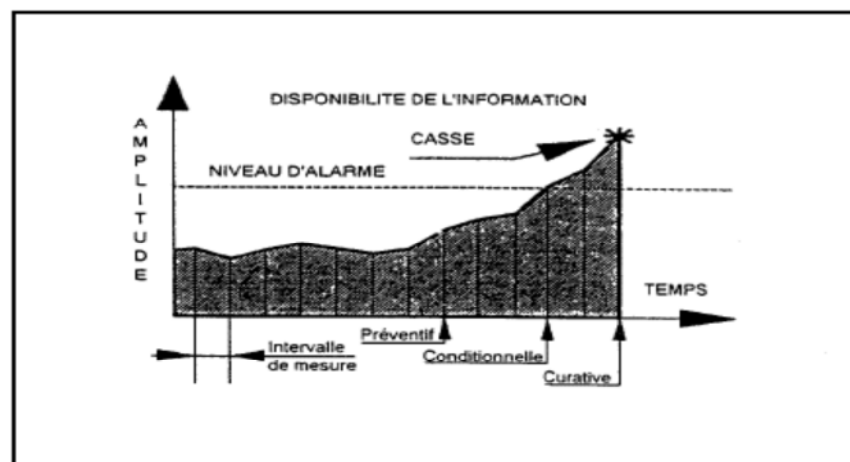


Figure 3 : Représentation graphique des amplitudes vibratoire ainsi que leur évolution dans le temps [LagougeTartibu, 2005].

I.4. Intérêt économique de la maintenance prédictive

Une installation en fonctionnement même dans des conditions normales entraîne un certain vieillissement des matériels, et parfois même des incidents ou accidents. Pour une exploitation correcte, il est nécessaire de maintenir cette installation en bon état.

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 sur la (Figure 4), si l'on ne maintient pas l'installation, on aura trop d'incidents et leur coût va croître. A l'inverse, si l'on fait trop de maintenance préventive, le coût va augmenter [Technique de l'ingénieur, 09].

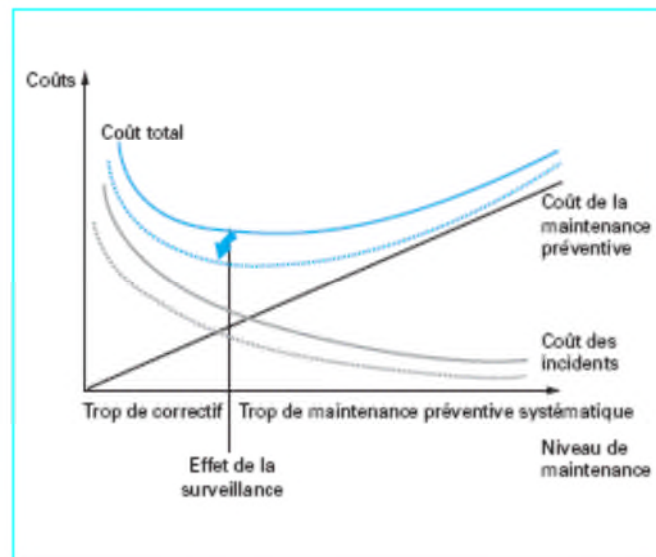


Figure 4 : Optimisation de la politique de maintenance

Le but de cette section est de présenter les principaux facteurs économiques qui justifient l'installation d'un système de détection de défauts sur les machines. Premièrement, les gains escomptés de l'utilisation d'un système de surveillance sont exposés. Certains de ceux-ci sont difficilement estimables en valeur monétaire mais représentent un avantage certain pour l'entreprise qui les détient. Deuxièmement, les différents coûts associés aux arrêts de production non planifiés sont présentés.

I.5. Défauts de Roulements

Un roulement est un élément mécanique qui s'interpose entre deux parties d'une machine dont l'une est tournante et l'autre est fixe. Le roulement a été utilisé depuis longtemps, mais sous une forme simpliste. Le premier à avoir établi un dessin pour le roulement à billes est *Léonard DE VINCI* (XV^{ème} siècle) qui fut ainsi considéré comme l'inventeur du roulement moderne. Aujourd'hui, les roulements prennent des formes plus développées et plus variées et leur utilisation au sein des machines tournantes devient une nécessité absolue. Ceci explique bien l'intérêt actuel qu'on leur accorde

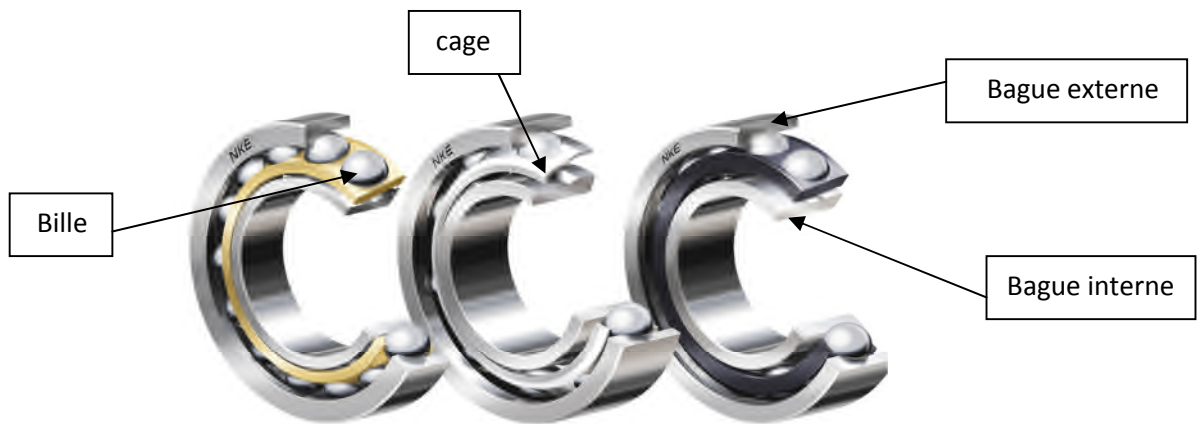


Figure 5 : Différentes composantes d'un roulement à billes

Un roulement est composé des bagues interne et externe, d'une cage et de billes (Figure 5). Des vibrations sont produites quand les conditions de roulement ne sont pas parfaites, et qui peuvent être induites par des dommages extérieurs ou des forces agissant sur les roulements (déséquilibre, désalignement, etc.). Les dommages surfaciques sont dus à la fatigue en présence des efforts élevés aux points de contact. Plus spécifiquement, les vibrations sont produites par les impacts qui se produisent quand la surface d'une composante heurte une autre surface. Comme le roulement tourne, les impulsions résultantes se produisent périodiquement. Les fréquences de ces impulsions sont uniquement déterminées par l'emplacement où le défaut se produit, soit sur la bague interne, sur la bague externe, ou sur les éléments de billes. La géométrie du roulement est aussi un paramètre très important.

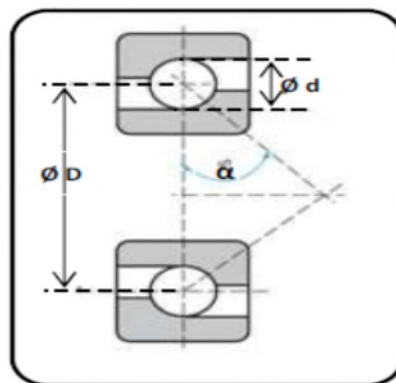


Figure 6 : Caractéristiques géométriques d'un roulement.

CHAPITRE-I Maintenance et Analyse Vibratoire sur les Machines Tournantes

I.5.1. Les données géométriques

La géométrie des roulements permet de déterminer leurs fréquences caractéristiques de défauts.

Les données géométriques de base sont :

D : diamètre moyen, avec $D = \frac{D_i + D_e}{2}$

D_i : Diamètre du chemin de roulement de la bague intérieure

D_e : Diamètre du chemin de roulement de la bague extérieure

n : Nombre de bille

α : Angle de contact

d : diamètre d'une bille

I.5.2. Les Fréquences de rotations

La géométrie de roulement permet de déterminer les fréquences de rotations à partir des hypothèses suivantes.

➤ Les Hypothèses :

- Éléments roulants indéformables
- Mouvement sans glissement
- Mouvement uniforme

➤ Les fréquences de rotations :

f_i : Fréquence de rotation de la bague intérieure

f_e : fréquence de rotation de la bague extérieure

➤ calcul des fréquences de rotation :

La fréquence de rotation de la cage est définie par la relation suivante :

$$f_c = \frac{1}{2} f_i \left[1 - \left(\frac{d}{D} \cos \alpha \right) \right] + f_e \left[1 + \left(\frac{d}{D} \cos \alpha \right) \right] \quad (I.1)$$

CHAPITRE-I Maintenance et Analyse Vibratoire sur les Machines Tournantes

La fréquence de la bague intérieure/cage est défini par la relation suivante :

$$f_i - f_c = \frac{1}{2}(f_i - f_e) \left[1 + \left(\frac{d}{D} \cos \alpha\right)\right] \quad (I.2)$$

La fréquence de la bague extérieure /cage est définie par la relation suivante :

$$f_c - f_e = \frac{1}{2}(f_i - f_e) \left[1 - \left(\frac{d}{D} \cos \alpha\right)\right] \quad (I.3)$$

La fréquence de bille est définie par la relation suivante :

$$f_b = \frac{1}{2} \frac{D}{d} (f_i - f_e) \left[1 - \left(\frac{d}{D} \cos \alpha\right)\right] \left[1 + \left(\frac{d}{D} \cos \alpha\right)\right] \quad (I.4)$$

En générale la bague extérieure est fixe, et la bague intérieure est fixe sur l'arbre :

$$f_e = 0$$

$$f_i = \text{fréquence de rotation } f_0$$

et :

$$f_c = \frac{1}{2} f_0 \left[1 - \left(\frac{d}{D} \cos \alpha\right)\right]$$

$$f_0 - f_c = \frac{1}{2} f_0 \left[1 + \left(\frac{d}{D} \cos \alpha\right)\right]$$

$$f_b = \frac{1}{2} f_0 \frac{D}{d} \left[1 - \left(\frac{d}{D} \cos \alpha\right)\right] \left[1 + \left(\frac{d}{D} \cos \alpha\right)\right]$$

➤ Pour un défaut

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

$$f_{b \text{ ext}} = \frac{1}{2} f_r n \left[1 - \left(\frac{d}{D} \cos \alpha\right)\right] \quad (I.5)$$

f_r est la fréquence de rotation de l'arbre ($f_r = Nr/60$) où Nr est la vitesse de rotation de l'arbre.

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

$$f_{bint} = \frac{1}{2} f r n [1 + (\frac{d}{D} \cos \alpha)] \quad (I.6)$$

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

$$f_{cage} = \frac{1}{2} f r [1 - (\frac{d}{D} \cos \alpha)] \quad (I.7)$$

Donc $f_{cage} = f_{bext} / n$

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

$$f_{bille} = \frac{1}{2} f r \frac{D}{d} [1 - (\frac{d}{D} \cos \alpha)^2] \quad (I.8)$$

I.6. Analyse vibratoire des machines tournantes

Toutes les machines en fonctionnement produisent des vibrations. Le principe de l'analyse des vibrations est basé sur l'idée que les structures de machines, excitées par des efforts dynamiques, donnent des signaux vibratoires dont la fréquence est identique à celle des efforts qui les ont provoqués ; et la mesure globale prise en un point est la somme des réponses vibratoires de la structure aux différents efforts excitateurs. On peut donc, grâce à des capteurs placés en des points particuliers, enregistrer les vibrations transmises par la structure de la machine et, grâce à leur analyse, identifier l'origine des efforts aux quels elle est soumise.

I.6.1. L'accéléromètre

L'accéléromètre piézoélectrique est le plus utilisé parce qu'il offre plus d'avantages que les autres. C'est un transducteur léger, compact avec une gamme de réponse fréquentielle large. Il est utilisé dans plusieurs conditions de surveillance des machines tournantes contenant les composants qui délivrent de hautes fréquences de vibrations comme les roulements et les engrenages.

L'accéléromètre piézoélectrique est un capteur qui produit un signal électrique proportionnel à l'accélération du signal vibratoire de la machine. Il est basé sur l'effet piézoélectrique d'un quartz ou un cristal céramique pour générer en sortie un signal électrique proportionnel à l'accélération appliquée. Un exemple d'un accéléromètre piézoélectrique est représenté sur la figure 7.

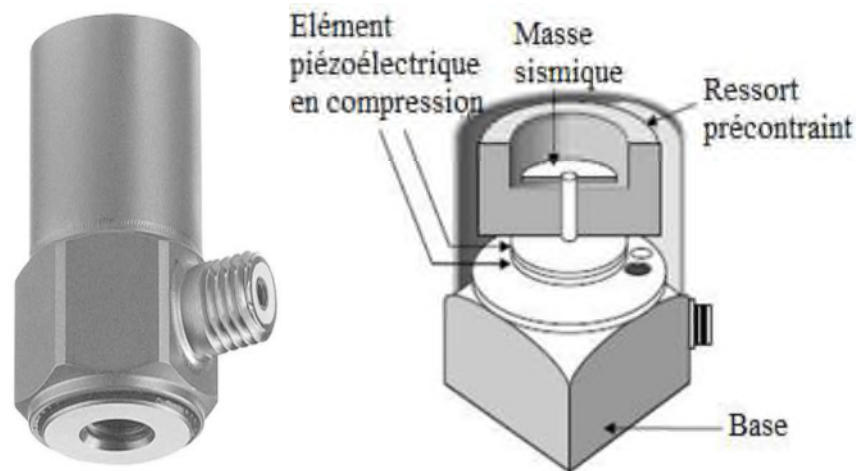


Figure7 : Exemple d'un accéléromètre piézoélectrique [Boulenger, 1998].

L'effet piézoélectrique produit une accumulation de charges opposées dans le cristal. Ces charges sont proportionnelles à la force appliquée. La force appliquée au cristal de quartz alterne les ions positifs et les ions négatifs sur la surface opposée.

La pression sur le cristal produit, comme résultat de la masse sismique imposée, une force sur le cristal. Cette structure obéit approximativement la loi de mouvement de Newton :

$$F=m.a \quad (I.9)$$

Donc la charge totale accumulée (m) est proportionnelle à la force appliquée (F), et la force appliquée est proportionnelle à l'accélération (a).

I.8. Conclusion

Dans le milieu industriel, une maintenance mixte est en général appliquée aux systèmes. L'optimisation de la maintenance consiste à trouver un compromis entre la maintenance préventive et la maintenance corrective tout en respectant les objectifs fixés. Il faut alors déterminer les instants de maintenance et les actions à effectuer. Pour la maintenance conditionnelle, c'est l'ensemble de la chaîne qui fait la qualité de la mesure. Sans qualité de mesures, il ne peut exister de surveillance fiable et de diagnostics pertinents. L'étude théorique des organes mécaniques permet de trouver des modèles qui sont simulés à l'aide de l'outil informatique. Cette étude donne une idée sur les impacts des défauts présentés par les signaux à analyser et par le choix de la méthode de traitement du signal à utiliser.

CHAPITRE-I Maintenance et Analyse Vibratoire sur les Machines Tournantes

Au stade de diagnostic, l'analyse vibratoire constitue une des meilleures méthodes en particulier pour l'étude des pannes mécaniques sur les machines tournantes.

Le chapitre suivant sera consacré aux méthodes d'analyse vibratoires concrétisées par la Transformée de Fourier, la transformée en Ondelettes et la décomposition en mode empirique dans le but de prévenir le défaut mécanique.

CHAPITRE II Etude de quelques méthodes d'analyse temps-fréquence

II.1. Les débuts de l'analyse du signal

Le traitement de signal consiste à dégager des « informations » contenues dans un signal qui se déroule au cours du temps. Ce signal x est décrit par une fonction $x(t)$ du temps t et peut avoir des origines très diverses (sons musicaux, voix humaines, ondes sismiques, cardiogrammes, etc.).

Lorsqu'on observe l'évolution du signal au cours du temps, on repère bien son commencement, sa fin et la durée de ses éléments caractéristiques, ainsi que des discontinuités, des changements de rythme, etc. En revanche, cette représentation temporelle du signal renseigne peu sur ses périodicités, donc sur ses fréquences. Depuis le XVIII^e siècle, de nombreux mathématiciens étudient la représentation en fréquence des signaux. La technique des séries de Fourier constitue sans doute le point de départ de cette approche qui a abouti à l'analyse par ondelettes.

Les séries de Fourier sont utilisées pour l'analyse des signaux périodiques, c'est-à-dire ceux qui, après un laps de temps, se répètent identiques à eux-mêmes et ceci indéfiniment. Un tel signal est la superposition d'une onde sinusoïdale fondamentale, dont la fréquence est appelée fréquence fondamentale, et de divers harmoniques dont les fréquences sont des multiples entiers de la fréquence fondamentale. On calcule les amplitudes de ces différentes fréquences par les formules connues depuis le début du XIX^e siècle. Ces amplitudes s'appellent les coefficients de Fourier [Yves, Stéphane, 1987].

Les séries de Fourier ne permettent d'analyser que des phénomènes périodiques; pour les phénomènes non périodiques on a recours à une intégrale de Fourier (ou somme continue) : cette méthode consiste à représenter le signal étudié par une superposition d'ondes sinusoïdales de toutes les fréquences possible; les amplitudes associées à chaque fréquence représentent les importances respectives des diverses ondes sinusoïdales dans le signal global. Ces amplitudes forment alors une fonction de la fréquence f que les physiciens appellent « spectre continu des fréquences du signal » : c'est la transformée de Fourier du signal $x(t)$, noté $X(f)$.

II.2. La transformée de Fourier

Que ce soit en mathématiques ou en physique, la transformée de Fourier a été pendant longtemps un des outils les plus utilisés pour le traitement du signal. Cette représentation, basée sur la notion physique de fréquence, est bien adaptée pour traiter des signaux stationnaires c'est à dire des signaux qui possèdent certaines propriétés invariantes dans le temps. Par contre, la transformée de Fourier n'est pas optimale pour la description de phénomènes transitoires et se révèle donc imparfaite pour l'analyse de la plupart signaux rencontrés en pratique.

CHAPITRE II Etude de quelques méthodes d'analyse temps-fréquence

La principale limitation de la transformée de Fourier est qu'elle ne permet pas une description locale (sur une partie finie) d'un signal. Pour remédier à ces limitations, des représentations dites temps-fréquence ont été proposées afin d'analyser un signal à l'aide d'une transformation paramétrée par deux variables : le temps (ou la position) et la fréquence (ou l'échelle).

La transformée de Fourier (TF) est définie par :

$$X(f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) e^{-2i\pi f t} dt \quad (\text{II.1})$$

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

La transformée de Fourier inverse est donnée par :

$$x(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} X(f) e^{2i\pi f t} df \quad (\text{II.2})$$

Le module au carré de la TF « $|X(f)|^2$ » est connu sous le nom de la densité spectrale de puissance qui offre pour les signaux stationnaires une caractérisation simple et facile à interpréter. Malgré que la transformée de Fourier est la plus utilisée dans le traitement de différents types de signaux stationnaires, elle ne permet pas l'analyse du comportement local des signaux ni la détection de l'apparition ou l'extinction d'une fréquence.

II.2.1. La transformation de Fourier à fenêtre glissante

Il s'agit de décrire de façon la plus précise possible une partie du signal, en termes de temps et de fréquence. L'idée consiste à procéder à un fenêtrage glissant en tronquant le signal de façon à ne le considérer que sur un intervalle fini. Cette opération de troncature se traduit mathématiquement par la convolution avec le sinus cardinal, transformée de Fourier de la fonction « porte ».

La transformation dite « de Gabor » consiste à décomposer et analyser un signal en fréquence morceau par morceau. Pour cela, on utilise une fenêtre glissante centrée autour d'un temps b qui détermine une zone contenant des oscillations. C'est ainsi qu'on parle d'Analyse de Fourier à fenêtre glissante ou de $STFT$ (Short Time Fourier Transform).

Le signal $x_{II,b}(t) = x(t) \cdot w(t - b)$ résultant du fenêtrage temporel de fonction $w(t)$ possède un spectre :

$$X_{\Pi,b}(f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x_{\Pi,b}(\theta) \cdot e^{-j2\pi f\theta} d\theta \quad (\text{II.3})$$

Ceci définit la transformée de Fourier à fenêtre glissante, permettant un accès direct à la relation entre le temps et la fréquence.

Cependant, comme largeur de fenêtre et bande fréquentielle correspondante sont inversement proportionnelles, de hautes résolutions à la fois dans le domaine du temps et de la fréquence sont impossibles. C'est la principale faiblesse de ce type de transformation.

L'intérêt de cette représentation de l'énergie du signal simultanément en temps et en fréquence a été largement développé par [Cohen, 1989].

Usuellement, le terme « spectrogramme » est réservé pour la présentation selon une distribution de la puissance de la *STFT*. Dans le cas général, cette dernière transformée s'écrit pour un signal temporel $x(t)$:

$$STFT_x(\tau, \nu) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \cdot h^*(t-\tau) \cdot e^{-i2\pi\nu t} dt \quad (\text{II.4})$$

avec le conjugué de la fenêtre spectrale $h^*(t-\tau)$. Le produit $|STFT_x(\tau, \nu)| \times |STFT_x(\tau, \nu)|^*$ donne alors le spectrogramme.

L'auteur a montré que la fenêtre gaussienne convient très bien pour ce calcul, car la représentation qui en résulte est plus facile à interpréter.

Par l'étude de la phase de ce spectrogramme, [Léonard, 2007] a démontré l'utilité et l'acuité de ce nouvel outil dans le cadre d'un diagnostic vibratoire.

De manière générale, la méthode faisant appel à une distribution en temps-fréquence convient pour des signaux transitoires ou non-stationnaires. [Gu, 2002] a utilisé par la suite la méthode de décomposition en valeur singulière pour extraire les caractéristiques recherchées.

II.3. Les représentations temps-fréquence

La représentation temps-fréquence met en jeu deux opérations réciproques : l'analyse et la synthèse. Pour effectuer l'analyse du signal, on le décompose en somme de constituants simples et universels, appelés fonctions élémentaires. Les fonctions élémentaires de l'analyse de Fourier sont les fonctions sinusoïdales elles dépendent d'un seul paramètre (la fréquence) ; la représentation temps-fréquence fait intervenir deux paramètres, a et b , où a est lié à la fréquence et b au temps.

CHAPITRE II Etude de quelques méthodes d'analyse temps-fréquence

Les coefficients $C_{a,b}$ que l'on affecte à chaque fonction élémentaire $\psi_{a,b}$ pour décomposer un signal quelconque, donnent une information directe sur les propriétés temporelles et fréquentielles du signal. On calcule ces coefficients en faisant la somme en continu (l'intégrale) du produit du signal $x(t)$ par la fonction élémentaire $\psi_{a,b}(t)$:

$$C_{a,b} = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \psi_{a,b}(t) dt \quad (\text{II.5})$$

Les fonctions $\psi_{a,b}$ que nous n'avons pas encore explicitées doivent être bien localisées dans le temps, de sorte que les coefficients $C_{a,b}$ dépendent seulement des valeurs que prend le signal dans l'intervalle de temps sur lequel la fonction $\psi_{a,b}$ n'est pas négligeable. Enfin, la synthèse donne les règles permettant de reconstruire un signal à partir des éléments $C_{a,b}$ fournis par l'analyse.

Cette reconstruction est « robuste » si elle ne demande pas une précision extrême sur les valeurs des coefficients $C_{a,b}$. Nous verrons que la synthèse par ondelettes est particulièrement robuste et que l'algorithme permet de faire des « retouches » très simplement.

II.4. La transformation en ondelette

Une Ondelette est une oscillation en forme d'onde, d'une durée limitée et dont la représentation graphique est telle que les aires positive et négative sont égales (moyenne nulle). La transformée en ondelettes (*TO*) est apparue dans les années 1980 à partir du travail de Jean Morlet effectué en vue d'applications sismiques [Mey1987]. Ensuite, la *TO* a connu de nombreux développements mathématiques [Mey1990], [Daub1992], [Mey1993],[Mal2003].

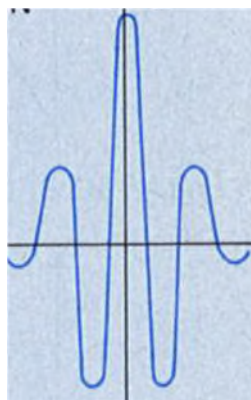


Figure 8 Exemple d'ondelettes.

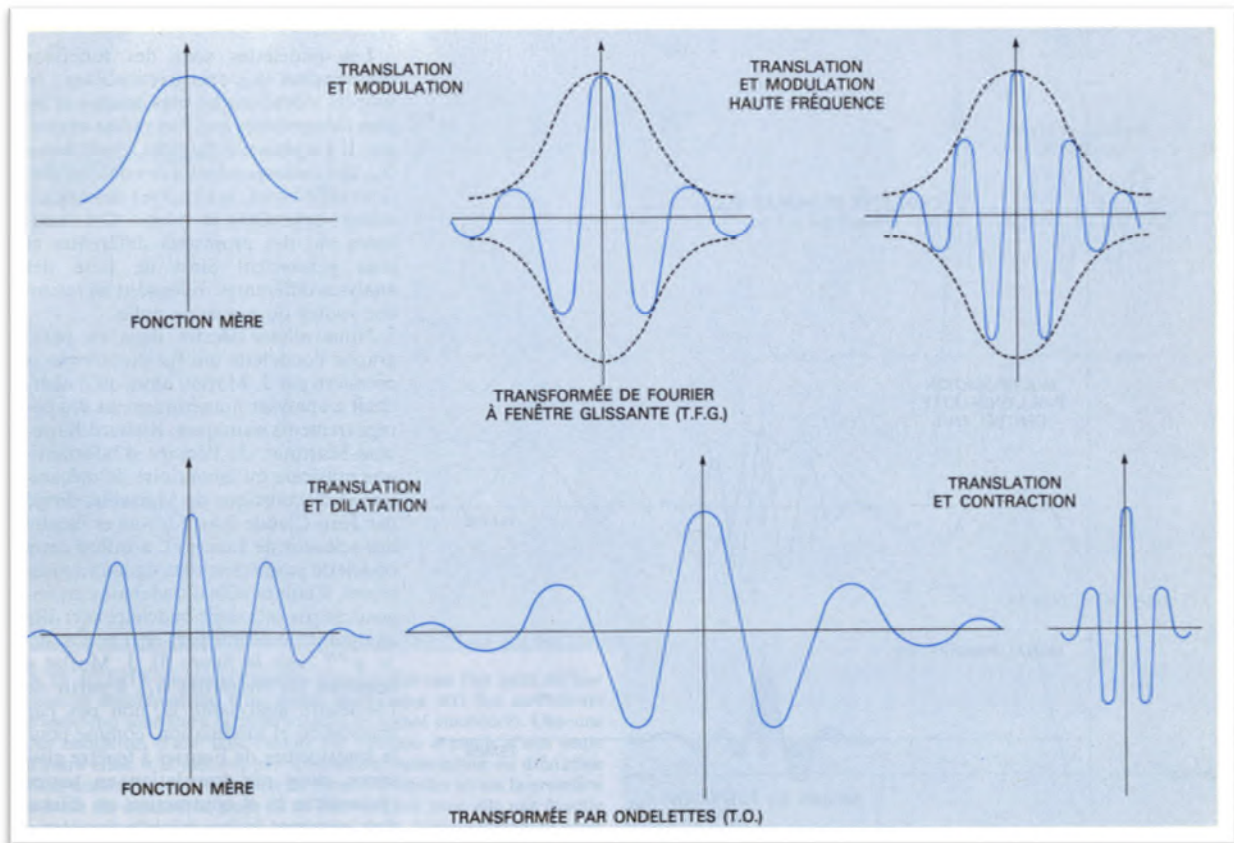


Figure 9 :La transformée de Fourier à fenêtre glissante(*TFG*) et la transformée en ondelettes (*TO*)

La transformée de Fourier à fenêtre glissante(*TFG*) et la transformée en ondelettes (*TO*) sont deux méthodes de représentation temps-fréquence d'un signal qui consiste à le décomposer en somme de fonctions élémentaires $\psi_{a,b}(t)$, qui dérivent toutes d'une même fonction « mère » $\psi(t)$ par translation dans les deux cas, par modulation en temps

($\psi_{a,b}(t)=\psi(t - b) \times \cos(2\pi at)$) pour la *TFG*, et par contraction et dilatation pour la *TO*. On a représenté ici une fonction « mère » (à gauche) et les diverses opérations qu'on peut effectuer sur elle par *TFG* (en haut) et par *TO* (en bas)[Yves, Stéphane, 1987]. La méthode *TFG* présente l'inconvénient que la longueur de la plage temporelle sur laquelle on analyse le signal est fixée une fois pour toutes, alors que la *TO* s'adapte à toutes les échelles temporelles d'analyse.

II.4.1. Principe de la décomposition par ondelettes

L'idée de base de la transformation en ondelettes consiste à utiliser des fenêtres de pondération de fonction réelle à deux paramètres a et b de la forme $\psi_{a,b}(t)$. Une telle fonction se caractérise par :

CHAPITRE II Etude de quelques méthodes d'analyse temps-fréquence

Le facteur d'échelle a : il mesure l'étirement ou la contraction de l'ondelette. Une faible valeur de a signifie une ondelette contractée temporellement, le facteur de translation (ou la position) b est tel qu'en déplaçant son support d'analyse, on déplace l'ondelette dans le temps.

Cette méthode permet en particulier d'effectuer des études localisées sur une partie du signal. Des aspects particuliers caractérisant les phénomènes non stationnaires, tels que discontinuités ou petites singularités dues généralement à des fluctuations d'alimentation..., peuvent être révélés par l'analyse par ondelettes. Les applications de cette méthode sont multiples. Même dans le domaine de l'écoulement turbulent d'un fluide, [Buresti, 2004] a étudié son application dans le but d'analyser la fluctuation de vitesse dans le sillage en aval d'un corps solide.

Pour cela, une combinaison avec la technique de démodulation par transformée de Hilbert fut utilisée.

II.4.2. Transformation en ondelettes continues

De l'analyse de Fourier ressortent des coefficients qui, multipliés par des sinusoides de fréquences appropriées, permettent de reconstituer le signal initial.

Pour l'analyse par ondelettes, les coefficients d'ondelettes (liés au type d'Ondelette utilisé) pour une transformation sont déterminés par :

$$C(a, b) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \cdot \psi_{a,b}(t) dt \quad (\text{II.6})$$

$x(t)$ étant le signal temporel, $\psi_{a,b}(t)$ la fonction de base de l'Ondelette. Tout se déroule comme si on projetait le signal sur une base des fonctions analysantes.

Ces dernières sont de la forme :

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

et sont construites à partir de la fonction génératrice (en général complexe) appelée ondelette-mère. La figure suivante montre l'exemple de l'Ondelette de MORLET, constituée de sinus modulé par une gaussienne :

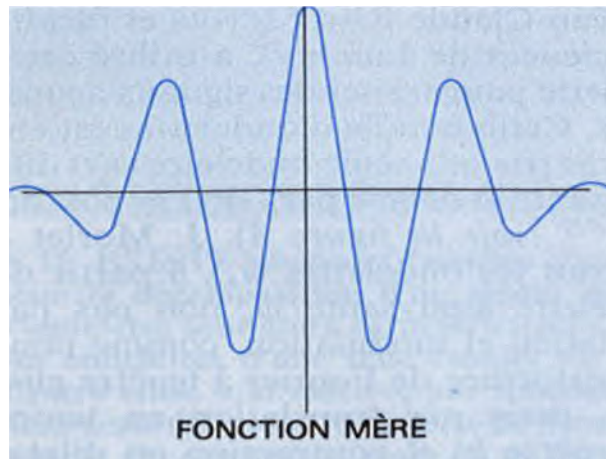


Figure 10 : Ondelette Mère complexe de MORLET

Dès lors, une transformée en ondelettes continues s'écrit :

$$TO_x(a, b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \psi^* \left(\frac{t-b}{a} \right) dt \quad (\text{II.8})$$

La transformation inverse permet de reconstruire le signal original :

$$x(t) = k \cdot \frac{1}{\sqrt{a}} \iint_{-\infty}^{+\infty} \psi \left(\frac{t-b}{a} \right) \cdot TO_x(a, b) \cdot da db \quad (\text{II.9})$$

Le scalogramme, défini par le carré du module de la transformée en ondelettes continues, est très utilisé dans le diagnostic de défauts :

$$SG_x(a, b) = |TO_x(a, b)|^2 \quad (\text{II.10})$$

qui n'est rien d'autre que la corrélation locale entre la fonction analysante et le signal.

La différence par rapport à la transformée de Fourier est l'utilisation de déformation (dilatation ou contraction) du motif de l'Ondelette originale. La notion de fréquence laisse la place à la notion d'échelle de dilatation (d'où le nom d'analyses multi échelles ou de représentation temps-échelle).

II.4.3. Transformation en ondelettes discrètes

Facteur d'échelle et pas de translation étant des réels, la transformation en ondelettes continue est redondante. Etant parcouru continûment, l'espace temps-fréquence est sur-analysé. En outre, la transformation occasionne un volume important de calculs, vue la quantité des coefficients. C'est

CHAPITRE II Etude de quelques méthodes d'analyse temps-fréquence

pourquoi on a créé la transformation en ondelettes discrète dans laquelle on ne translate et dilate l'ondelette que selon des valeurs discrètes.

En général, le facteur de dilatation a est une puissance de 2. C'est comme si on procède par échantillonnage avec des échelles égales à des puissances de 2. Le nombre de coefficients est ainsi considérablement réduit.

La transformée en ondelettes discrètes a été aussi utilisée par [Lu, 2002] dans l'analyse vibratoire de structures, à l'exemple d'une corde non homogène. Il fut démontré que même un faible défaut peut être localisé grâce aux changements dans les coefficients d'ondelettes du signal vibratoire.

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. Les ondelettes les plus usuelles sont :

- Ondelette de Haar
- Ondelette de Daubechies
- Symlets
- Coiflets
- Ondelettes biorthogonales
- Ondelette de Meyer
- Approximation discrète de l'ondelettes de Meyer
- Ondelettes de Battle et Lemarié
- Ondelettes gaussiennes
- Chapeau mexicain
- Ondelette de Morlet
- Ondelettes gaussiennes complexes
- Ondelettes de Shannon complexes
- Ondelettes B-spline fréquentielles complexes
- Ondelettes de Morlet complexes

II.4.3.1. Ondelette chapeau mexicain

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

$$\psi(x) = \left(\frac{2}{\sqrt{3}}\pi\right)^{-1/4} (1-x^2) e^{-x^2/2} \quad (\text{II.11})$$

Elle oscille très peu comme la figure (10) montre.

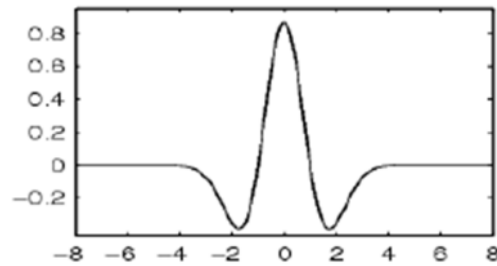


Figure11 : Ondelette chapeau mexicain

A titre d'exemple, les ondelettes de MORLET et le « chapeau mexicain », de type à faible oscillation, ont été étudiées par [Addison, 2002]. En raison de sa parité, cette catégorie donne une décomposition temporelle. Elles peuvent alors convenir pour la détection de caractéristiques de courte durée, de faible amplitude, et masquées dans du bruit.

Pour certaines familles, la décomposition est unique (il n'y a pas de redondance) car les coefficients d'ondelettes sont indépendants : on parle d'orthogonalité de ces ondelettes, lesquelles forment une base de fonctions orthogonales.

II.4.3.2. 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.

$$h(t) = \begin{cases} 1 \text{ pour } 0 \leq t \leq \frac{1}{2} \\ -1 \text{ pour } \frac{1}{2} \leq t \leq 1 \\ 0 \text{ ailleurs} \end{cases} \quad (\text{II.12})$$

[Yin-ge, 1991] a utilisé la transformée de HAAR pour le diagnostic des défauts sur les machines tournantes. Pour cela, il s'est basé sur le pic d'impulsion comme indicateur. En raison de sa simplicité, la transformation de HAAR a en outre été utilisée dans d'autres domaines. [Tonshoff, 2003] a étudié les machines outils avec cette méthode. L'auteur a utilisé la transformée en ondelette discrète pour prévenir la cassure de l'outil fraise par mesure du courant électrique du moteur d'entraînement.

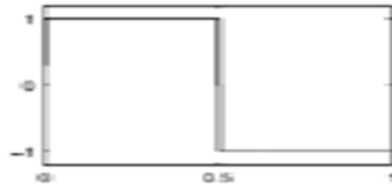


Figure 12 :Forme de l'ondelette Haar

II.4.3.3. Les paquets d'ondelettes

Ce concept a été introduit par MEYER et COIFMAN (1989). Il s'agit du produit d'une Ondelette par une fonction oscillante. L'Ondelette détecte les changements brusques, tandis que l'oscillation révèle les variations régulières.

Des applications sont connues dans la compression d'images, le domaine médical (D. HEALY et John WEAVER) ou l'étude de la turbulence (Marie FARGE). Le problème se situe encore au niveau de l'interprétation des coefficients.

[Yen, 2000] a mis en œuvre une stratégie de surveillance vibratoire complète en utilisant les paquets d'ondelettes. Après extraction d'information en temps-fréquence, ils ont éliminé les composants faibles et sans intérêt, par des critères statistiques. Enfin, un lot de caractéristiques (réduit en nombre) a servi pour alimenter un système de classification de réseau de neurones.

Des quantificateurs normalisés pour les paquets d'ondelettes ont aussi été proposés par [Feng., 2008] comme outil de suivi vibratoire. L'idée consiste à faire intervenir l'énergie relative, l'entropie totale et l'entropie nodale de ces paquets d'ondelettes. Le principe de distribution de probabilité est ainsi utilisé. Le bon choix du quantificateur approprié a alors permis de localiser avec précision les défauts et leur sévérité.

L'extraction d'excitations impulsionnelles sur un moteur diesel a été possible en utilisant des techniques de filtrage multi bande basées sur les paquets d'ondelettes. Ces travaux ont été entrepris par [Geng, 2003].

Les paquets d'ondelettes ont été utilisés en tandem avec les autres méthodes de traitements (telles que le spectre autorégressif ou le suivi des énergies) dans le domaine de la maintenance ferroviaire par [Toliyat, 2003]. A partir d'un signal mesuré puis décomposé par ondelettes, un lot de composantes à différentes bandes de fréquences est ressorti. Les résultats traités ont permis d'aider dans la détection des défauts de rail dont l'état est lié aux coefficients d'ondelettes.

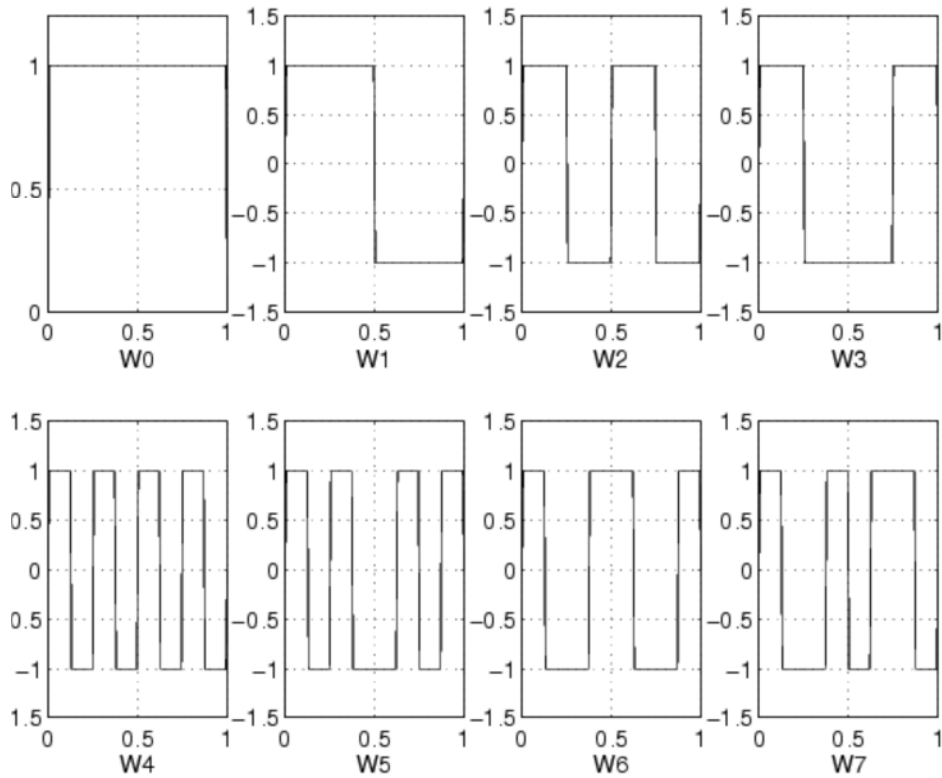


Figure 13 : Paquet d'ondelettes (l'ondelette de Haar).

II.4.3.4. Les ondelettes orthogonales

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

$$\int \psi(2^{-j}t - k)\psi^*(2^{-i}t - l) dt = \begin{cases} 1 & \text{lorsque } i = j \text{ et } k = l, \\ 0 & \text{sinon.} \end{cases} \quad (\text{II.13})$$

L'orthogonalité permet de ne garder que l'information nécessaire et suffisante afin d'assurer la réversibilité. Une ondelette mère orthogonale et sa fonction d'échelle (Fig.14) permettent d'effectuer une analyse multi-résolution orthogonale : les espaces de détail et d'approximation sont alors orthogonaux, c'est-à-dire que la projection des vecteurs de la base de l'un des espaces sur l'autre donne zéro. Chaque ondelette et sa fonction d'échelle associée sont également orthogonales. Une famille d'expansion très populaire a été créée par Ingrid Daubechies [Daub1992].

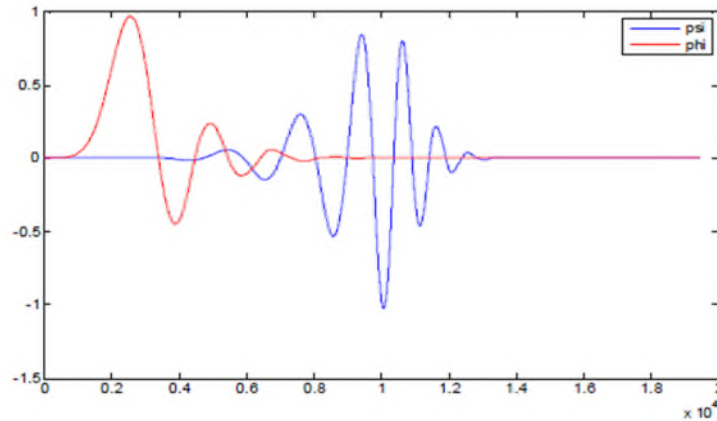


Figure 14 : L'ondelette psi (db10) et sa fonction d'échelle (phi).

II.4.3.5. Ondelette de Morlet

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

$$\psi(x) = C e^{-\frac{x^2}{2}} \cos(5x) \quad (\text{II.14})$$

Ou « C » est une constante de normalisation de reconstruction. La figure (II.9) montre la forme de cette ondelette.

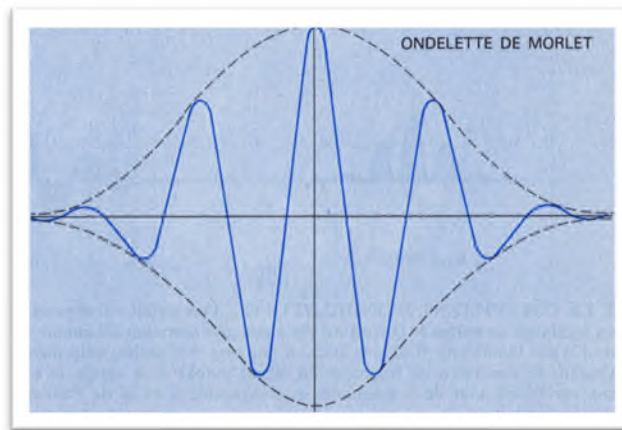


Figure15 : Ondelette de Morlet

Rq :

Les ondelettes de Morlet ne permettent pas de construire une base orthogonale.

II.4.3.6. 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.7) montre les formes des ondelettes Daubechies pour différents ordres.

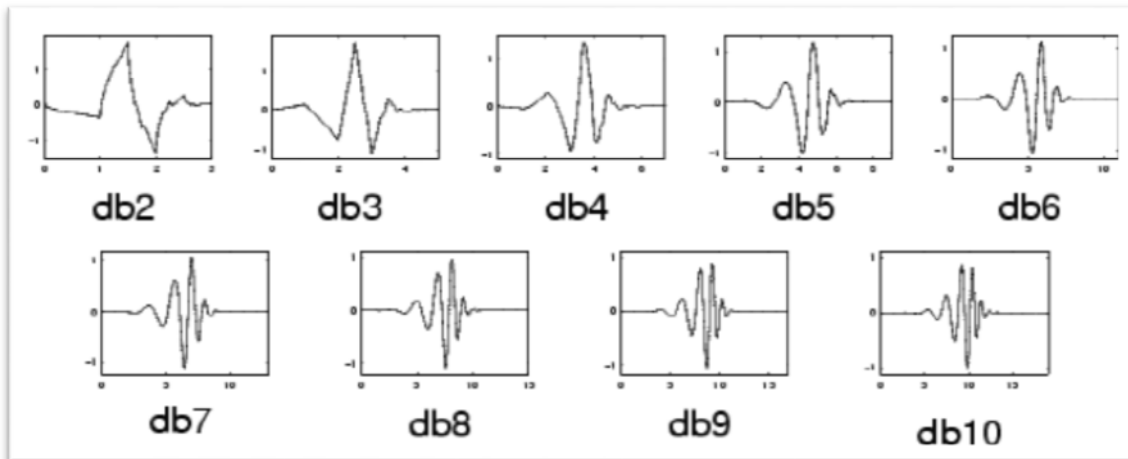


Figure 16 :Forme des ondelettes Daubechies

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.

Rq :

- Les ondelettes de Daubechies sont les plus couramment utilisées.
- Les ondelettes de Daubechies forment une famille infinie et sont notées $db1, db2, db3, \dots$ dans la boîte à outils de Matlab. Une ondelette de Daubechies dbk utilise $2k$ coefficients et est donc calculée à partir de $2k$ points

II.4.3.7. 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 multirésolution orthogonale qui soient symétriques, exceptées l'ondelette de Haar qui est antisymétrique. Les

CHAPITRE II Etude de quelques méthodes d'analyse temps-fréquence

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.

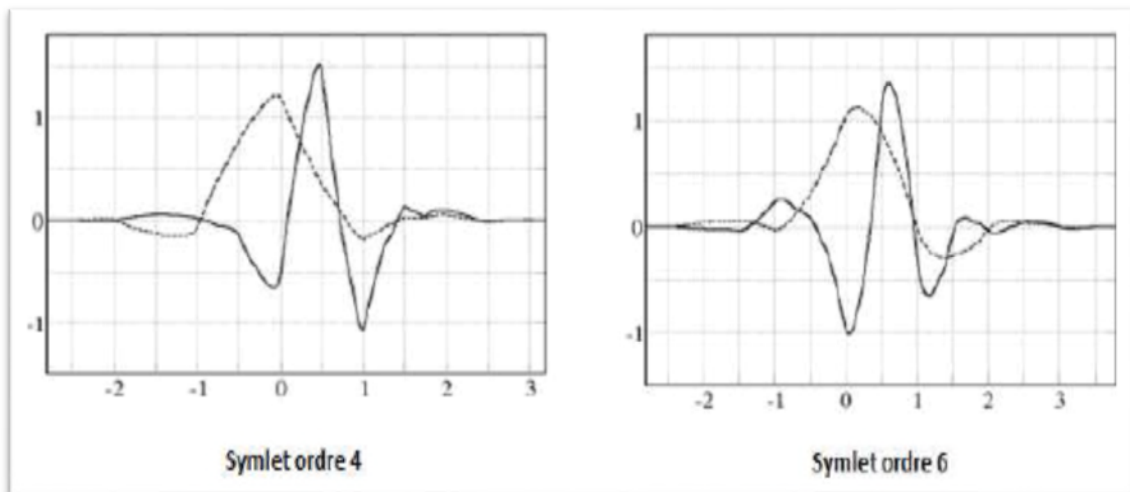


Figure 17 : Forme des ondelettes Symlet

II.4.3.8. 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 donnée par la figure(18) :

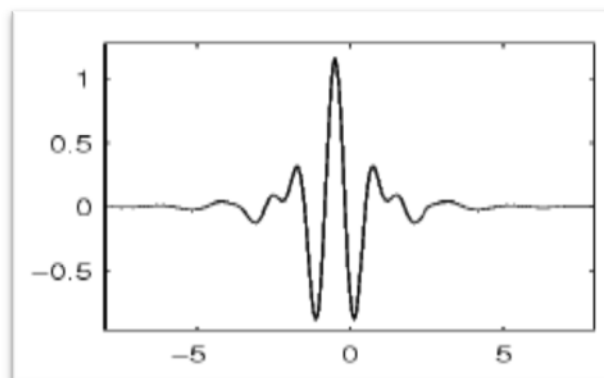


Figure 18 :Ondelettes de Meyer

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

$$\psi(\omega) = \begin{cases} (2\pi)^{1/2} e^{i\omega/2} \sin\left(\frac{\pi}{2} v\left(\frac{3}{2\pi}|\omega| - 1\right)\right) & \text{si } \frac{2\pi}{3}|\omega| \leq \frac{4\pi}{3} \\ (2\pi)^{1/2} e^{i\omega/2} \cos\left(\frac{\pi}{2} v\left(\frac{3}{2\pi}|\omega| - 1\right)\right) & \text{si } \frac{4\pi}{3}|\omega| \leq \frac{8\pi}{3} \\ 0 & \text{si } |\omega| \notin \left[\frac{2\pi}{3}, \frac{8\pi}{3}\right] \end{cases} \quad (\text{II.15})$$

II.5. La décomposition en mode empirique

II.5.1. L'EMD : une définition algorithmique

Si les transformées de Fourier à fenêtre ou en ondelettes ont permis des avancées dans l'analyse temps-fréquence des signaux, aucune de ces méthodes n'est adaptée pour traiter correctement des signaux non-stationnaires et non-linéaires dont on ne connaît pas a priori les caractéristiques [Thomas Oberlin, P8].

De plus, ces méthodes n'exploitent pas ou peu les caractéristiques intrinsèques du signal (même si, pour les ondelettes par exemple, il existe de nombreuses bases plus ou moins adaptées à tel ou tel signal, ou des méthodes de poursuite pour la construction des bases).

Au contraire, on va voir ici que l'EMD est intrinsèquement adaptative : elle décompose le signal en "modes" construits au fur et à mesure à partir du signal lui-même.

II.5.1.1. Définitions

L'EMD postule que tout signal réel s se décompose en une "moyenne locale" m et une composante fortement oscillante h_1 . On a ainsi :

$$s = h_1 + m \quad (\text{II.16})$$

On peut ensuite extraire le mode oscillant de m : h_2 , et itérer le procédé jusqu'à n'obtenir qu'un résidu non oscillant, r . La décomposition totale s'écrit alors :

$$s = \sum_i h_i + r \quad (\text{II.17})$$

Cette décomposition est par nature exacte. Mais les notions de "moyenne locale" et de "mode oscillant", bien qu'assez intuitives, sont très floues.

CHAPITRE II Etude de quelques méthodes d'analyse temps-fréquence

Définition 5.1.1.1. La **moyenne locale** d'un signal f est la demi-somme de ses enveloppes supérieures et inférieures, qui sont obtenues par interpolation des maxima et des minima respectivement.

Il existe différentes méthodes d'interpolation pour les enveloppes. La plus utilisée est l'interpolation spline cubique, et nous considérerons dans la suite la définition des enveloppes avec cette méthode.

Définition 5.1.1.2 Une **IMF (pour Intrinsic Mode Function)** est une fonction oscillante de moyenne nulle, c'est-à-dire une fonction :

- dont tous les maxima sont positifs, et tous les minima négatifs.
- dont la moyenne locale, au sens de la définition précédente, est nulle en tout point.

Définition 5.1.1.3 On appelle **SiftingProcess (SP)** l'opérateur qui consiste à soustraire à un signal sa moyenne locale, plusieurs fois de suite jusqu'à obtenir une moyenne (quasi) nulle.

II.5.2. Algorithme

Algorithm 1 : Empirical Mode Decomposition Algorithm

- 1: Initialisation : $r = f, k = 1$
- 2: Calcul de l'enveloppe moyenne e de r (i.e. la moyenne de l'enveloppe des minima et de l'enveloppe des maxima de r).
- 3: Extraction de fonctions intermédiaires $p_i = r - e$ et posons $r = e$.
- 4: Tant que p_i n'est pas un *IMF* répéter
 - Calcul de l'enveloppe moyenne e de p_i
 - $p_{i+1} = p_i - e_i ; i = i + 1$
- 5: $d_k = p_i, r = r - d_k$
- 6: Si r n'est pas monotone, retour à l'étape 2 et posons $k = k + 1$ sinon la décomposition est terminée

Le sifting process, que l'on pourrait traduire par processus de tamisage, correspond à l'extraction d'un *IMF*, à partir d'un signal donné [Abdoulaye Thioune, 2016]. La fonction de mode intrinsèque, ou *IMF*, ainsi obtenue peut être vue comme les détails du signal, de variation rapide. Pour cela, on extrait de façon itérative ces détails, jusqu'à conserver un *IMF*. Lorsqu'un *IMF* est extraite du signal, le signal résiduel est privé des variations les plus rapides, qui ont été capturées par la fonction mode intrinsèque. On constate ainsi expérimentalement une diminution du nombre d'extrema et donc l'arrêt de l'algorithme. En particulier, le dernier résidu est une fonction monotone, qui traduit la tendance générale du signal. On aura finalement, une décomposition de la forme :

$$x(t)=m_N+\sum_{i=1}^N d_i \tag{II.18}$$

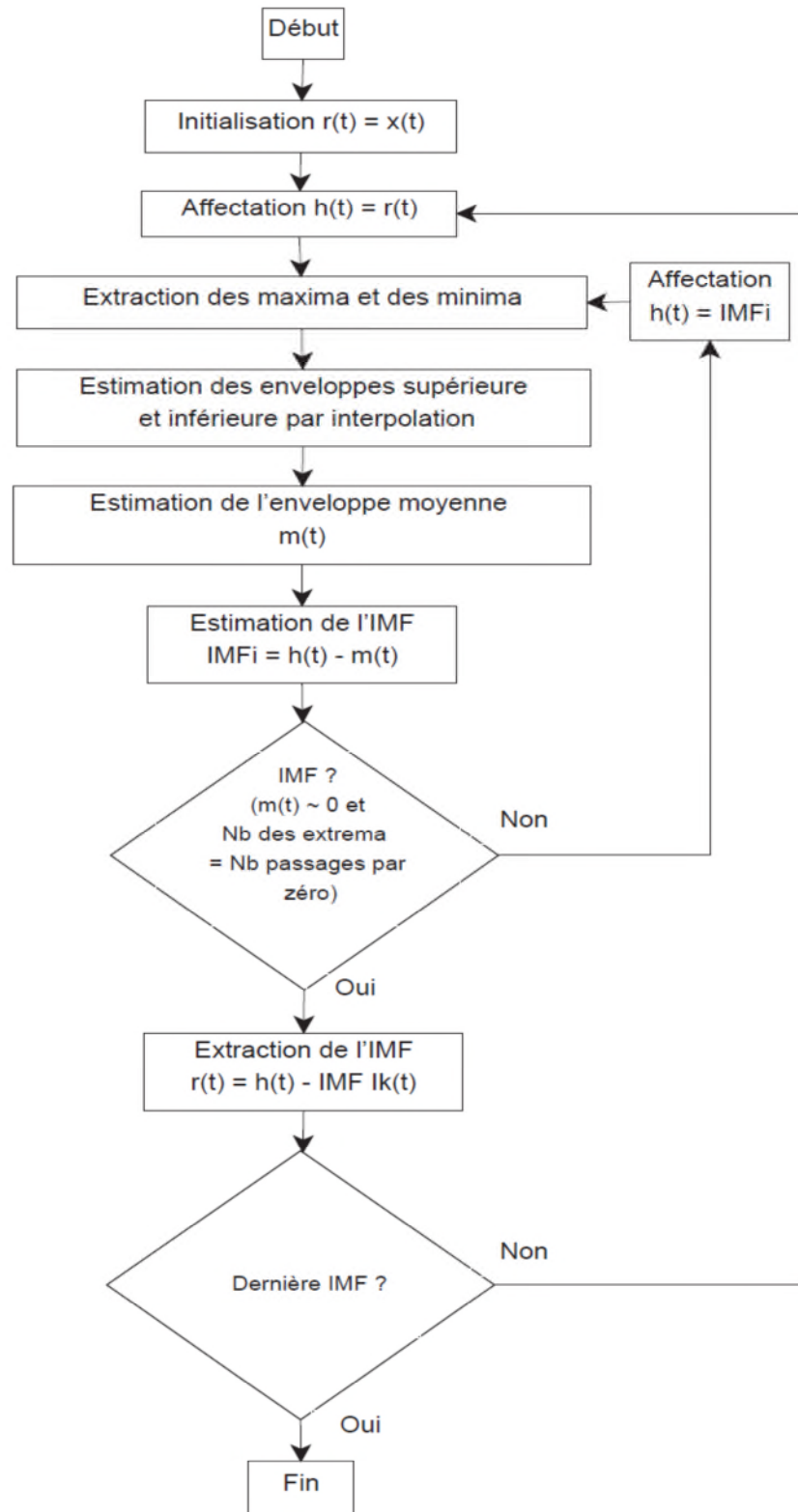


Figure 19 : Algorithme de la décomposition par EMD

II.5.3. Exemples

Voyons ici le comportement de l'EMD sur des exemples bien contrôlés. On considère des signaux dont on connaît à priori les différentes *IMFs*, par construction. Dans la (figure 19) on voit bien comment l'EMD retrouve remarquablement bien les différentes composantes.

- Signal-test1 : mélange de sinusoïdes (figure 19)

$$s_1(t) = \sum_{i=1}^3 \sin(2v_i \pi t) \quad (\text{II.19})$$

Avec $v_1 = 28$, $v_2 = 13$ et $v_3 = 4$.

- Signal-test2 : mélange de sinusoïdes modulées AM/FM (figure 20)

$$s_1(t) = \sum_{i=1}^3 a_i(t) \sin(\phi_i(t)t) \quad (\text{II.20})$$

On ne donnera pas l'écriture analytique des amplitudes et fréquences instantanées de chaque composante, mais on pourra se reporter à la figure.

- Signal-test3 : Signal oscillant discontinu (figure 21).

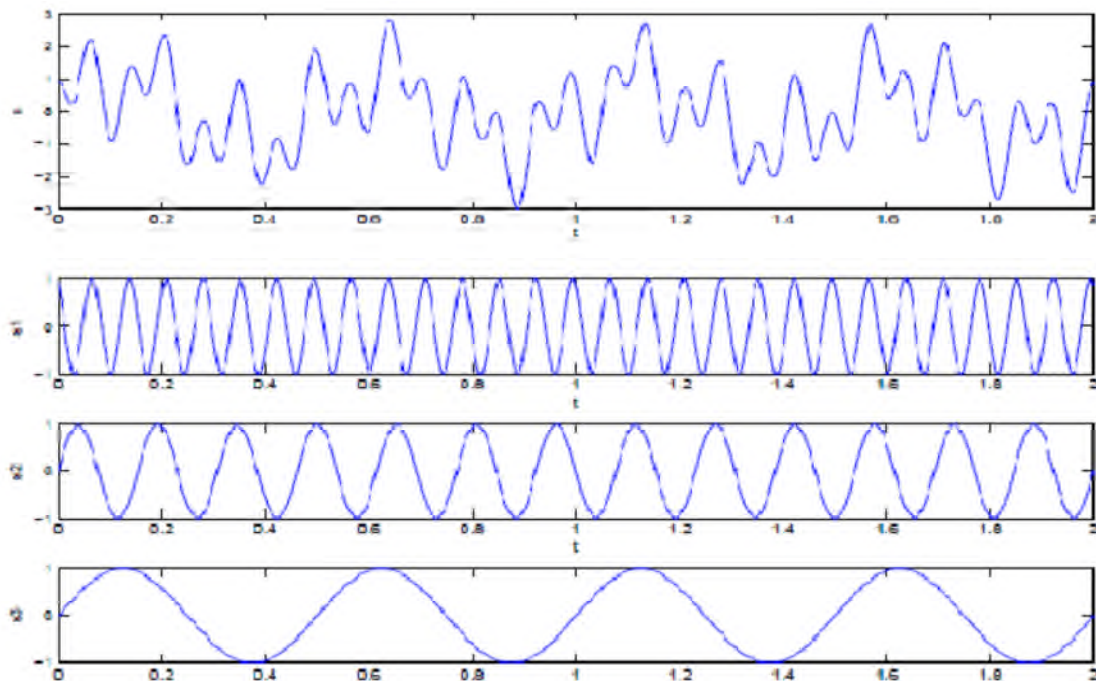


Figure 20 : Signal-test1 : mélange de sinusoïdes. En haut : le signal original. En bas : ses trois composantes.

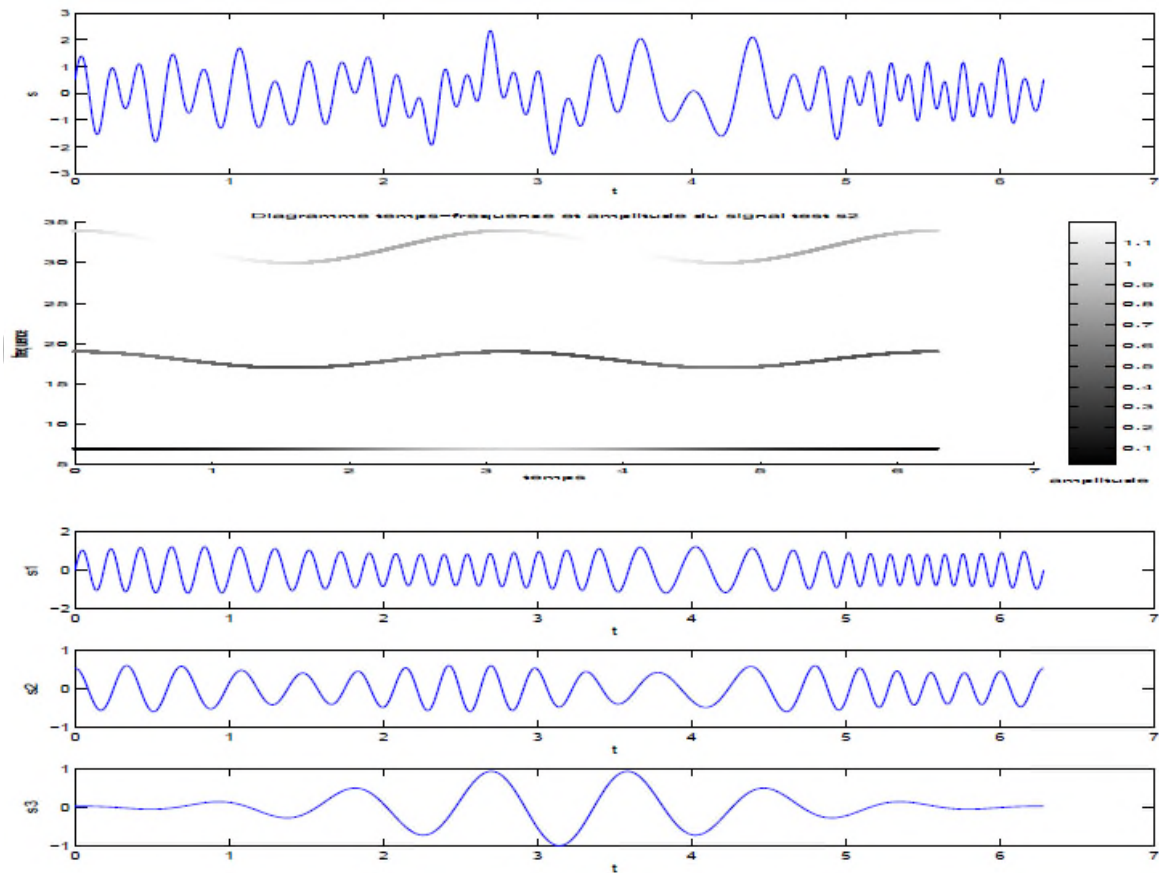


Figure 21 :Signal-test2 : mélange de sinusôides modulées AM/FM. En haut : le signal, représentation temporelle et dans le plan temps/fréquence. En bas : ses trois composantes.

Pour chacun de ces signaux, on connaît la composante de plus haute fréquence : nous allons l'appeler dans la suite la composante réelle de la décomposition : c'est l'*IMF* que nous souhaitons obtenir par la décomposition EMD. On réalise ici une analyse qualitative: pour chaque signal test, nous donnons sa décomposition EMD et nous comparons chaque *IMF* à la composante réelle connue a priori. Nous donnerons également le nombre d'itérations du *SP* réalisées pour chaque mode[Abdoulaye Thioune, 2016]. Nous vérifions facilement que les résultats correspondent aux composantes réelles, avec toutefois un décalage non négligeable, sur certains exemples.

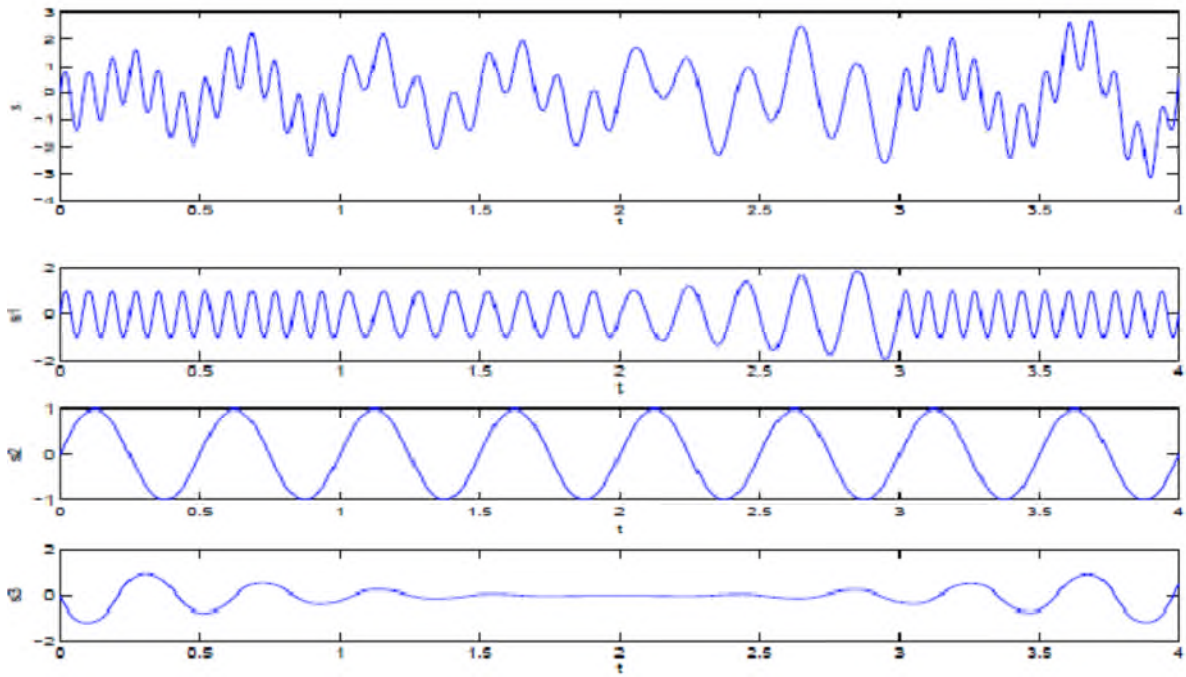


Figure 22 : Signal-test3 : mélange de sinusoïdes modulées avec des sauts d'amplitude et de fréquence.

En haut : le signal. En bas : ses trois composantes.

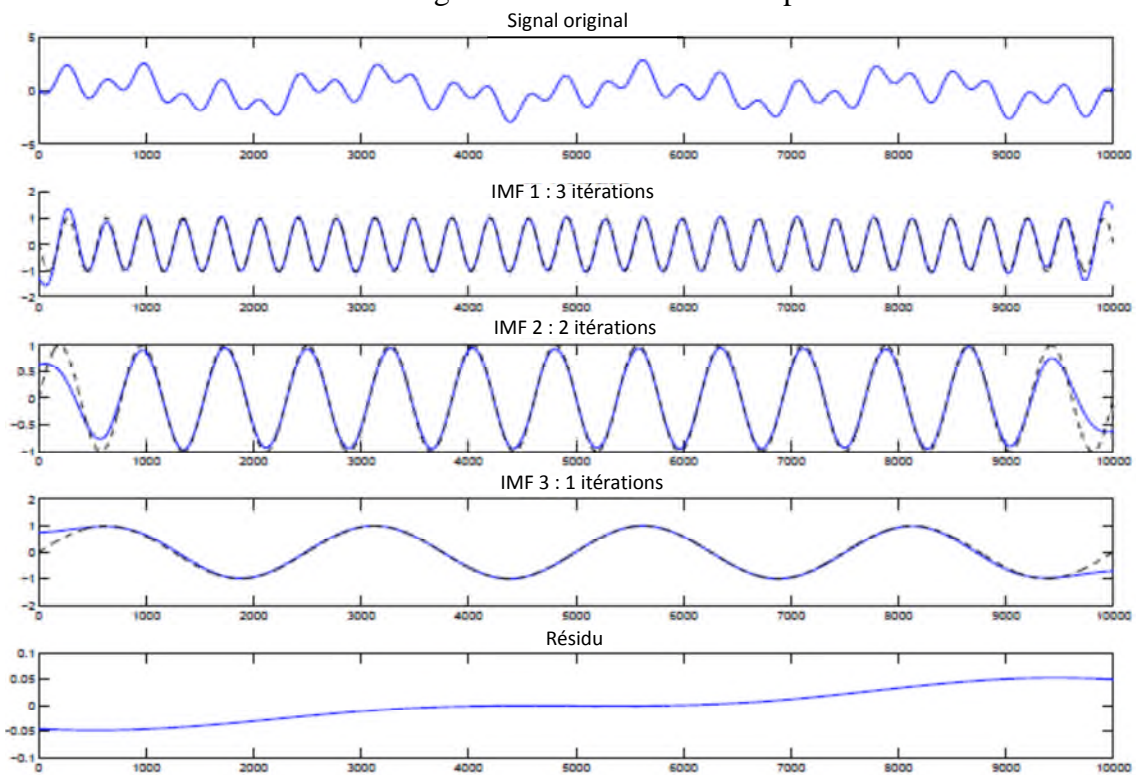


Figure 23 : Résultat de l'EMD sur le signal-test1. Pour chaque *IMF*, on donne le résultat obtenu (trait plein, en bleu) et le résultat attendu (trait pointillé, noir).

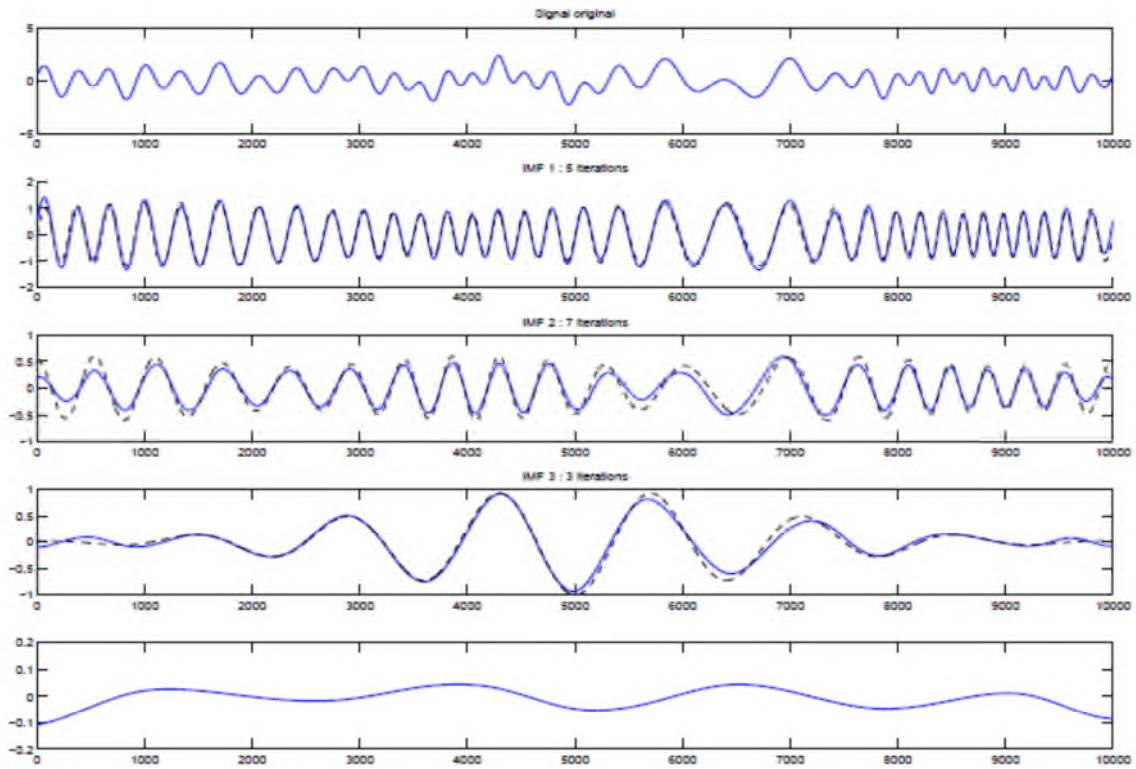


Figure 24 :Résultat de l'EMD sur le signal-test2. Pour chaque *IMF*, on donne le résultat obtenu (trait plein, en bleu) et le résultat attendu (trait pointillé, noir).

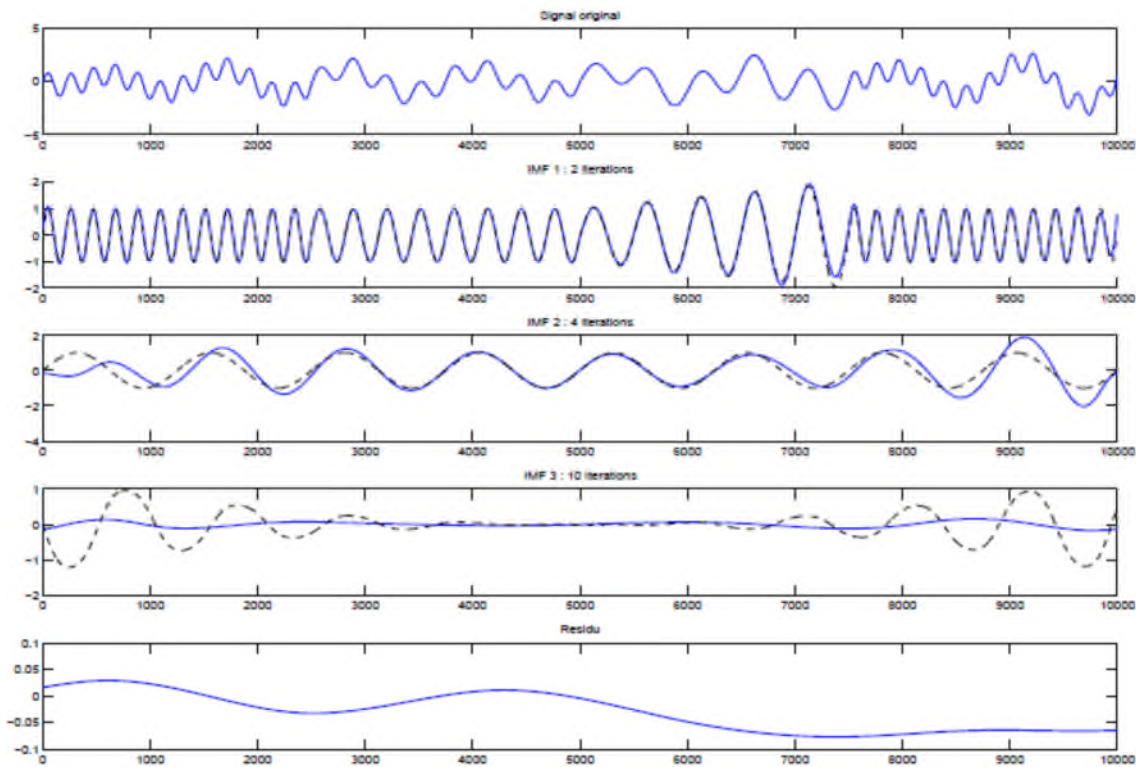


Figure 25 :Résultat de l'EMD sur le signal-test3. Pour chaque *IMF*, on donne le résultat obtenu (trait plein, en bleu) et le résultat attendu (trait pointillé, noir).

II.5.4. Prise en charge des effets de bord

Comme dans beaucoup de techniques d'analyse ou d'approximation des signaux, il se pose le problème de la gestion des effets de bords. Pour l'EMD, ce problème concerne l'interpolation des extrema : ainsi, la spline interpolant les minima n'est définie qu'à partir du premier minimum du signal, et jusqu'au dernier. Or on a besoin de la calculer sur tout le signal. De plus, il faut éviter la création d'artefacts, car l'itération du Sifting Process pourra les aggraver et les propager : le problème localisé aux bords deviendra global.

Plusieurs techniques de prolongement ont été envisagées, dont Rilling a fait une étude assez exhaustive dans sa thèse [Ril07]. Parmi les nombreuses approches, il distingue les techniques utilisant une fonction fenêtre, celles consistant à prolonger le signal, et celles prolongeant uniquement les extrema. La technique préconisée est un prolongement par symétrie miroir des extrema : au lieu de travailler sur le signal - on n'en a pas besoin -, il suffit de prolonger quelques extrema en effectuant une symétrie miroir par rapport au dernier : c'est plus simple, et cela permet de gérer les cas particuliers. Cependant, même avec un bon prolongement, on peut créer des effets de bord. Ce phénomène est par exemple visible sur la figure 22. Dans cet exemple, le nombre d'itérations du *SP* est faible, les effets de bord ne se propagent donc pas à tout le signal.

Une autre technique consiste à considérer les bords comme des min et des max simultanément. Cela permet d'imposer à l'enveloppe moyenne de passer forcément par ces points aux bords, ce qui fait que ces effets de bords seront plus ou moins négligeables d'où la propagation sera moindre.

II.5.5. Critères d'arrêt

Nous avons vu qu'un *IMF* est une fonction oscillante de moyenne locale nulle presque partout. En fait, pour l'EMD et l'application de la transformée de Hilbert, si la condition des maxima sont positifs et les minima négatifs est fondamentale, la condition de symétrie des enveloppes - c'est-à-dire de moyenne locale nulle - n'a pas besoin d'être respectée strictement. D'ailleurs, Sharpley et Vatchev remarquent dans [SV06] que les modes que l'on souhaite obtenir, c'est-à-dire des composantes AM-FM, ne vérifient pas strictement la condition de symétrie des enveloppes. Algorithmiquement, cela revient à fixer un critère d'arrêt pour le procédé de tamisage (*SP*). Dans la suite, on notera $h_1, \dots, h_k, \dots, h_K$ les *IMFs* de s . Pour tout k , on note h_i^k le résultat de la i^{me} itération du *SP* lors du calcul de h_k . Le critère proposé à l'origine [HSLa98] consiste à mesurer l'écart entre h_k^{i-1} et h_k^i , au moyen de la valeur :

$$SD = \frac{\int_0^T (h_k^i(t) - h_k^{i-1}(t))^2 dt}{\int_0^T (h_k^{i-1}(t))^2 dt} \quad (\text{II. 21})$$

Lorsque h_k^i oscille bien autour de 0 et a un SD très faible, on est proche de la convergence donc on peut s'arrêter. Même si ce critère fonctionne bien en pratique, ce n'est pas le plus pertinent :

- On teste avec un critère de type Cauchy si l'on est proche de la convergence, mais on ne vérifie pas directement que h_k^i satisfait les conditions d'un *IMF*.
- Ce critère est une mesure globale, qui évalue l'évolution en norme L^2 . Cependant, on peut avoir des différences significatives sur un intervalle petit, qui rendent SD grand alors que l'on aimerait s'arrêter.

Il paraît alors judicieux de choisir un critère local, contrôlant directement les propriétés de l'*IMF*, muni d'une tolérance sur des intervalles de mesure petite. Le critère suivant, proposé dans [RFG03], propose d'arrêter le processus de sifting dès que :

- Les minima sont strictement négatifs et les maxima strictement positifs.
- Les enveloppes courantes $E_{sup}(t)$ et $E_{inf}(t)$ vérifient, sur un ensemble de mesures supérieure à $(1-\alpha)T$:

$$|E_{sup}(t) + E_{inf}(t)| \leq \epsilon |E_{sup}(t) - E_{inf}(t)| \quad (\text{II. 22})$$

– Ces mêmes enveloppes vérifient, sur toute la durée du signal $[0, T]$:

$$|E_{sup}(t) + E_{inf}(t)| \leq \epsilon_2 |E_{sup}(t) - E_{inf}(t)| \quad (\text{II. 23})$$

II.5.6. Propriétés fondamentales de l'EMD

Le sifting process, apparemment simple et intuitif, se révèle difficile à étudier mathématiquement. Ainsi, aucune propriété importante de l'EMD n'a été démontrée. Pourtant, certaines propriétés empiriques importantes font consensus. Nous allons ici en présenter quelques unes.

II.5.6.1. Non-linéarité

L'algorithme de l'EMD est globalement non linéaire. En effet, l'EMD d'une somme de deux signaux est en général différente de la somme des EMD des signaux séparés : le nombre d'*IMF* de la somme n'est pas contrôlé par les nombres d'*IMFs* des signaux séparés, un *IMF* de la somme n'est

pas généralement descriptible en termes de somme d'un ensemble quelconque d'*IMFs* des signaux séparés ni même une combinaison linéaire.

II.5.6.2. Pseudo-orthogonalité

Selon [HSLa98], un certain type d'orthogonalité est approximativement atteint expérimentalement. La comparaison effectuée est globale à l'ensemble des modes et [HSLa98] introduit un indice d'orthogonalité *IO*, de l'ordre de 10^{-3} pour les signaux étudiés, où *IO* est défini par :

$$IO = \int \frac{1}{X^2(t)} [\sum_{i < j} d_i(t) d_j(t) + \sum_i d_i(t) m_k(t)] \quad (\text{II.24})$$

Cependant, on recherche ici une monotonie dans le comportement de l'énergie, et on veut donc une orthogonalité des modes et de la tendance dans leur ensemble. De plus, plutôt que de regarder exactement le produit scalaire $\langle d_i | d_j \rangle$, ou $\langle d_i | m_k \rangle$, dont l'ordre de grandeur dépend de l'échelle choisie pour l'échantillon, on peut s'intéresser à l'angle géométrique θ entre d_i et d_j , défini par :

$$\text{Cos}(\theta) = \frac{\langle d_i | d_j \rangle}{\|d_i\| \times \|d_j\|} \quad (\text{II.25})$$

II.5.6.3. Localité

Dans le cadre de l'EMD, l'échelle locale est définie par les extrema. Pour s'en convaincre, il suffit de rappeler que la moyenne locale est définie à partir des enveloppes du signal qui interpolent les maxima et les minima. La notion d'enveloppe étant intrinsèquement locale, on en déduit que la valeur, par exemple de l'enveloppe supérieure, en un point donné dépend essentiellement des deux maxima qui entourent ce point et dans une moindre mesure des autres maxima plus éloignés. Par conséquent, on peut considérer que les enveloppes, et donc la moyenne locale, sont définies localement à l'échelle correspondant à l'espacement entre les maxima/minima.

II.5.6.4. Aspect multirésolution

L'EMD réalise une décomposition multi-échelles, ou multirésolution, dans la mesure où elle explore successivement les échelles du signal de la plus fine, représentée par le premier *IMF*, à la plus grossière, représentée par le dernier *IMF* ou le résidu.

CHAPITRE II Etude de quelques méthodes d'analyse temps-fréquence

Par rapport à d'autres méthodes d'analyse multirésolution, telle que la transformée en ondelettes, l'EMD présente un certain nombre de particularités. Tout d'abord, à l'instar de la transformée en ondelettes discrète, elle propose une décomposition en échelles discrètes dans la mesure où la décomposition est constituée d'un nombre fini de composantes.

II.5.6.5 Auto-adaptativité

L'EMD fournit une décomposition auto-adaptative contrairement à la transformée en ondelettes pour laquelle on est obligé de choisir une ondelette mère adéquate selon la nature ou la classe du signal à décomposer. L'avantage de l'EMD réside dans le fait que la décomposition ne dépend que des points caractéristiques qui sont des données intrinsèques au signal à décomposer en l'occurrence les maxima, minima ou points d'inflexion.

II.6. Conclusion

Dans ce travail, nous avons fait une étude détaillée des méthodes d'analyse temps fréquence, de l'analyse de Fourier à la transformée en ondelettes (TO) prêté à la décomposition modale empirique (EMD).

La transformée de Fourier est très bien adaptée à l'étude des signaux stationnaires. Par contre, elle a montré ses limites dans l'étude des signaux non-stationnaires.

L'analyse temps-fréquence d'un signal a permis de combler les lacunes de la transformée de Fourier. Parmi les méthodes temps-fréquences les plus utilisées dans l'analyse des signaux vibratoires on trouve la Transformée de Fourier à fenêtre glissante, la Transformée en ondelettes et la décomposition en modes empiriques. Chacune de ces méthodes a été illustrée par un exemple qui montre ses avantages et ses limitations.

Dans le prochain chapitre, nous utiliserons ces méthodes pour étudier les signaux de roulement qui sont générés à partir d'un modèle mathématique de simulation.

CHAPITRE III Analyse des signaux vibratoires en vu de prédiction de défaut

III.1.Introduction

Dans ce chapitre, nous exploitons les méthodes d'analyse temps-fréquence étudiées dans le chapitre précédant pour la prédiction de défaut mécanique dans un roulement à billes.

III.2.Analyse temps-fréquence

Dans cet travail, nous allons utiliser la *TO* et l'EMD comme outil d'analyse des signaux vibratoires issus des roulements à billes dans le but d'une prévention de défaut.

La comparaison des mesures vibratoires effectuées à intervalles de temps déterminés dans des conditions de fonctionnement identiques permet de suivre l'évolution d'un défaut en exploitant le signal vibratoire. A partir de ces mesures, il est possible d'obtenir un historique de l'évolution du défaut par rapport à un niveau de référence caractérisé par la signature vibratoire de la machine en bon état.

III.3. L'analyse par ondelettes

III.3.1. Prévention de défaut des roulements à billes :

Le modèle que nous utilisons pour le signal vibratoire issu des roulements à billes est montré par la figure26 :

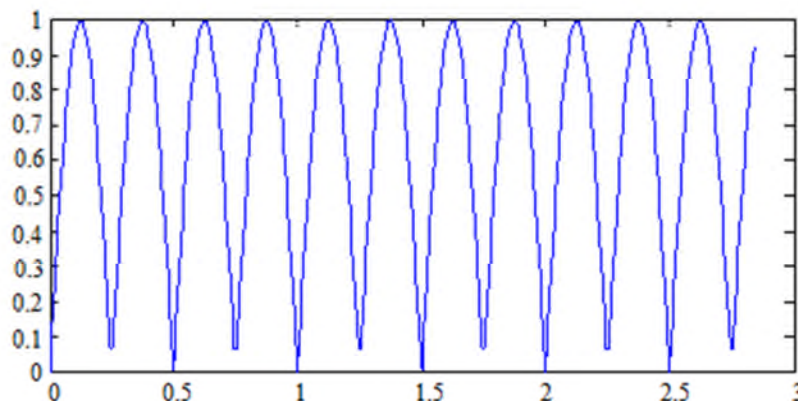


Figure26 :Signal de roulements à billes sans défaut.

- a) **Défaut local (sur une bille de roulement):** Le signal temporel dans ce cas est simulé dans la figure27 :

CHAPITRE III Analyse des signaux vibratoires en vu de prédiction de défaut

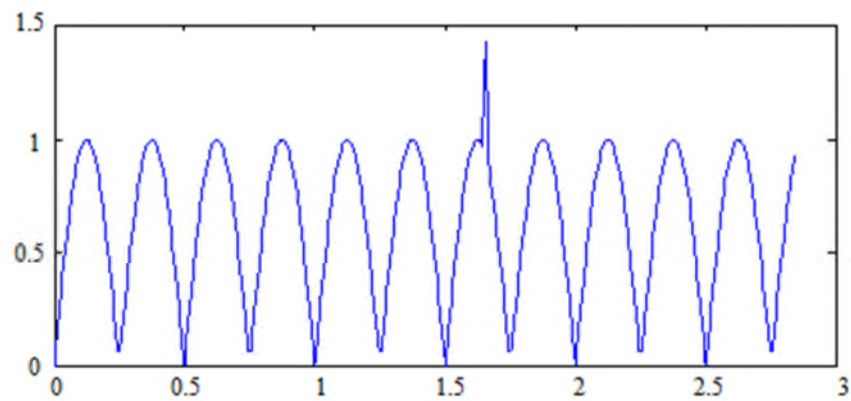


Figure 27 :Signal de roulements à billes avec défaut local (sur une bille).

La figure 28 montre l'analyse par la *TO* des deux signaux des figures 26 et 27 (sans et avec défaut local) :

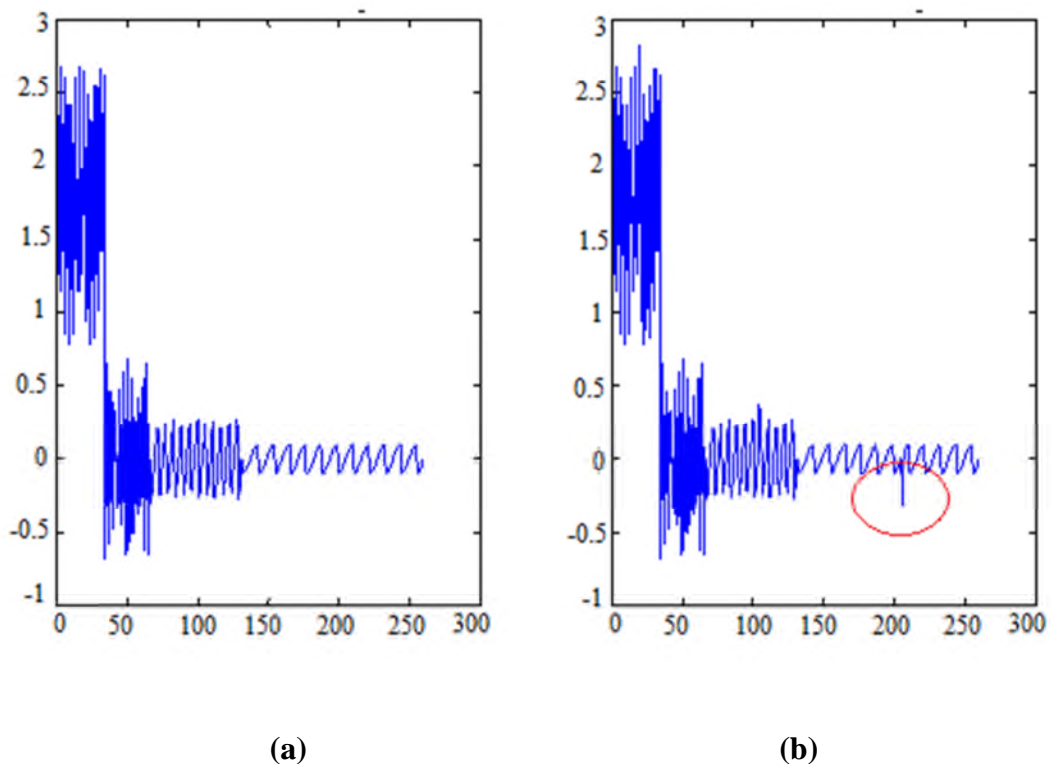


Figure 28 :Analyse par *TO* d'un Signal de roulement à billes présentant un défaut local (sur une bille) : (a) sans défaut, (b) avec défaut local sur une bille.

L'analyse des roulements à billes en utilisant la décomposition par la *TO* permet la détection de défaut local (cercle sur la figure28-b).

CHAPITRE III Analyse des signaux vibratoires en vu de prédiction de défaut

a) Défaut moyennement réparti (sur quelques billes):

Le signal temporel dans ce cas de défaut est simulé dans la figure29 :

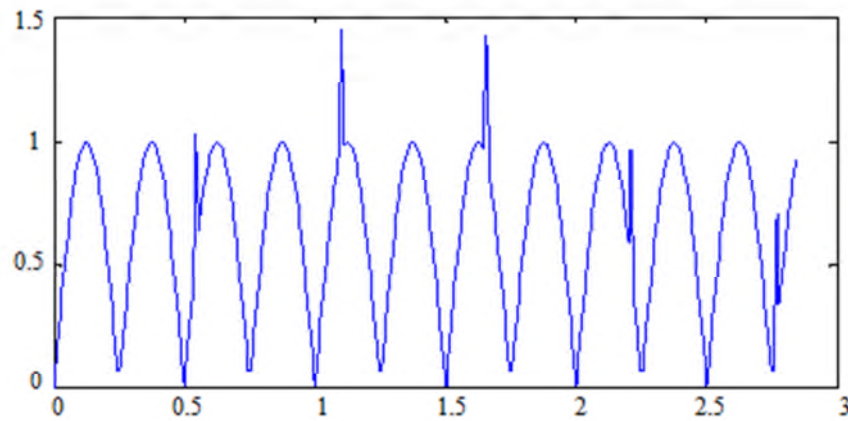


Figure 29 :Signal de roulements à billes avec défaut

moyennement réparti (sur quelques billes).

La figure 30 montre l'analyse par la *TO* des deux signaux des figures 26 et 29 (sans et avec défaut moyennement réparti) :

CHAPITRE III Analyse des signaux vibratoires en vu de prédiction de défaut

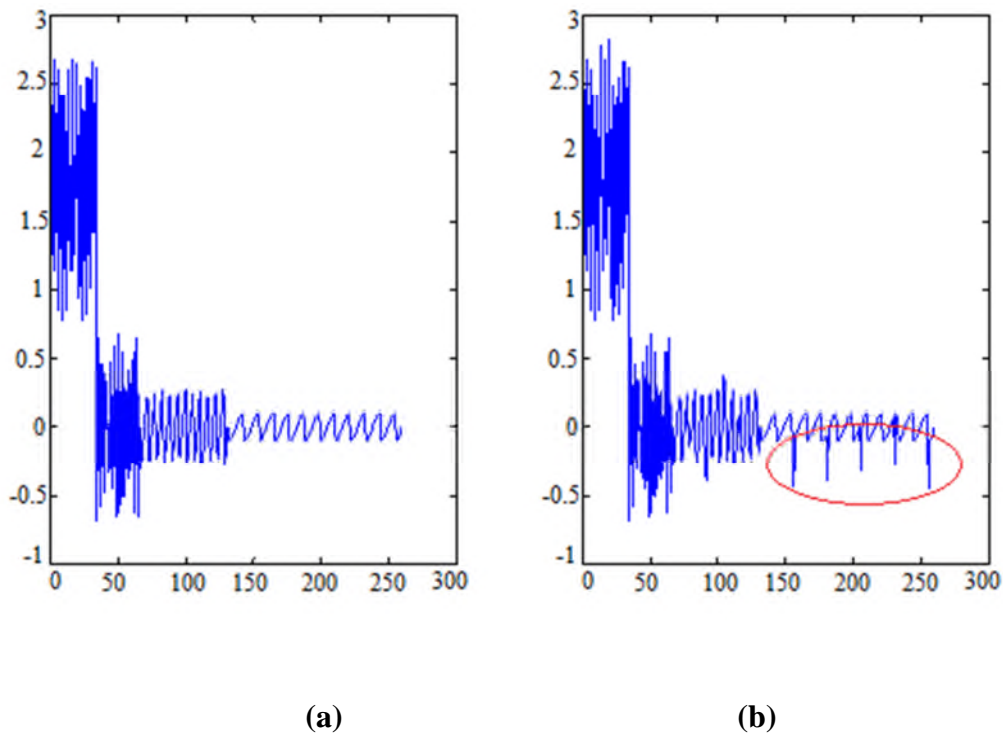


Figure 30 : Analyse par *TO* d'un Signal de roulement à billes présentant un défaut moyennement réparti (sur quelques billes) : (a) sans défaut, (b) avec défaut moyennement réparti sur quelques billes.

L'analyse des roulements à billes en utilisant la décomposition par la *TO* permet la détection de défaut moyennement réparti (cercle sur la figure 30-b).

a) Défaut entièrement réparti (sur toutes les billes):

Le signal temporel dans ce cas de défaut est simulé dans la figure 31 :

CHAPITRE III Analyse des signaux vibratoires en vu de prédiction de défaut

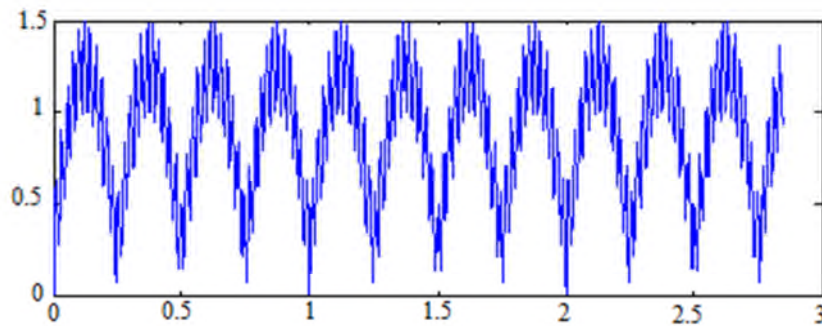


Figure 31 :Signal de roulements à billes avec défaut

entièrement réparti (sur toutes les billes).

La figure 32 montre l'analyse par la *TO* des deux signaux des figures 26 et 31 (sans et avec défaut entièrement réparti) :

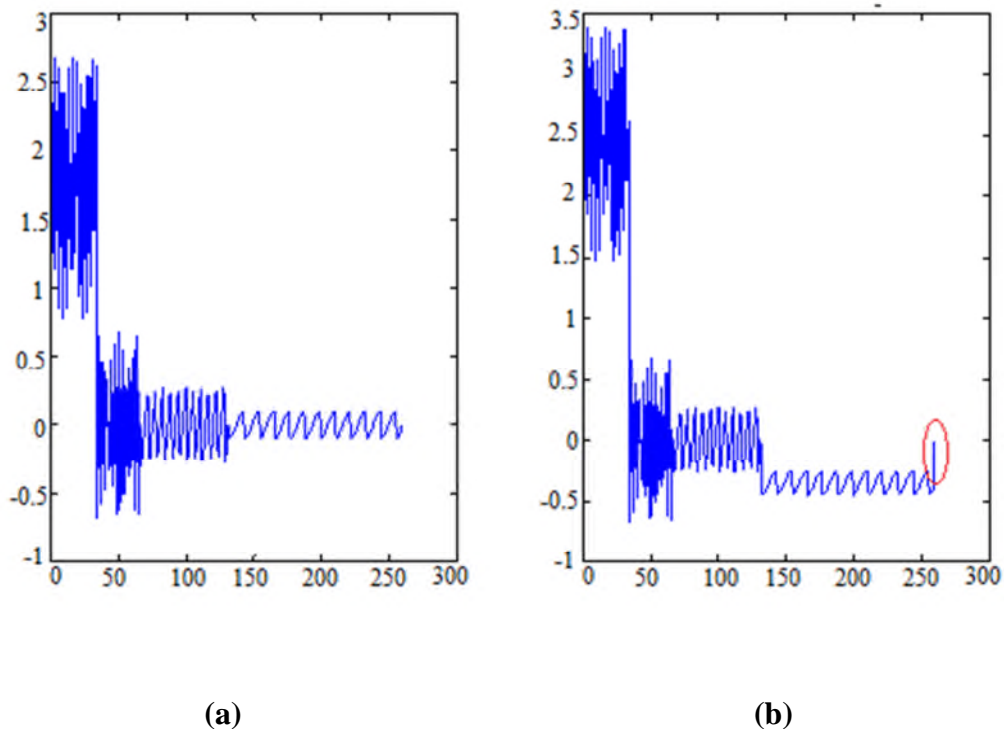


Figure 32 :Analyse par TO d'un Signal de roulement à billes présentant un défaut entièrement réparti (sur toutes les billes) : (a) sans défaut, (b) avec défaut entièrement réparti sur toutes les billes.

CHAPITRE III Analyse des signaux vibratoires en vu de prédiction de défaut

Le cercle sur la figure 32-b montre une naissance d'une fréquence vers les plus hautes fréquences. Ceci est traduit par la période de défaut qui est devenue plus courte vu que le défaut est réparti sur toutes les billes.

III.4. L'analyse de l'EMD

III.4.1. Prévention de défaut des roulements à billes :

Le modèle que nous utilisons pour le signal vibratoire issu des roulements à billes est montré par la figure 33 :

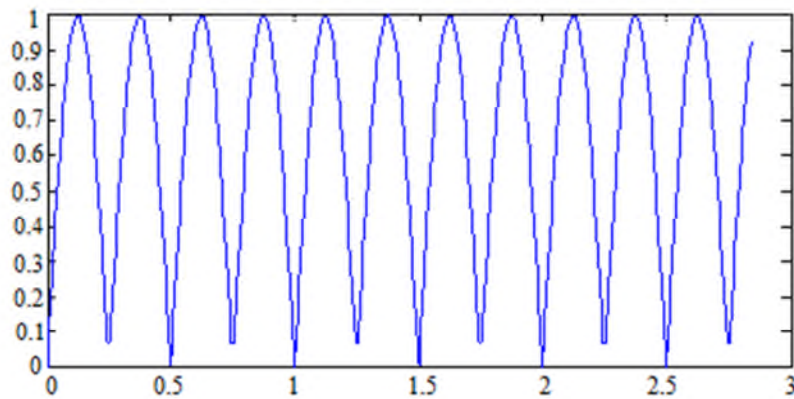


Figure 33 :Signal de roulements à billes sans défaut.

Pour l'analyse de défaut de roulement à billes, nous considérons le cas d'un défaut réparti sur quelques billes. Le signal temporel dans ce cas est simulé dans la figure 34 :

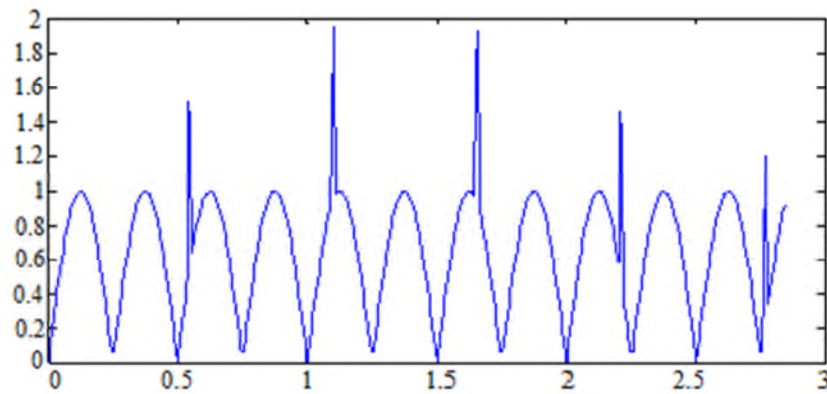


Figure 34 :Signal de roulements à billes avec défaut réparti (sur quelques billes).

La figure 35 montre l'analyse par l'EMD des deux signaux des figures 33 et 34 (sans et avec défaut réparti) :

CHAPITRE III Analyse des signaux vibratoires en vu de prédiction de défaut

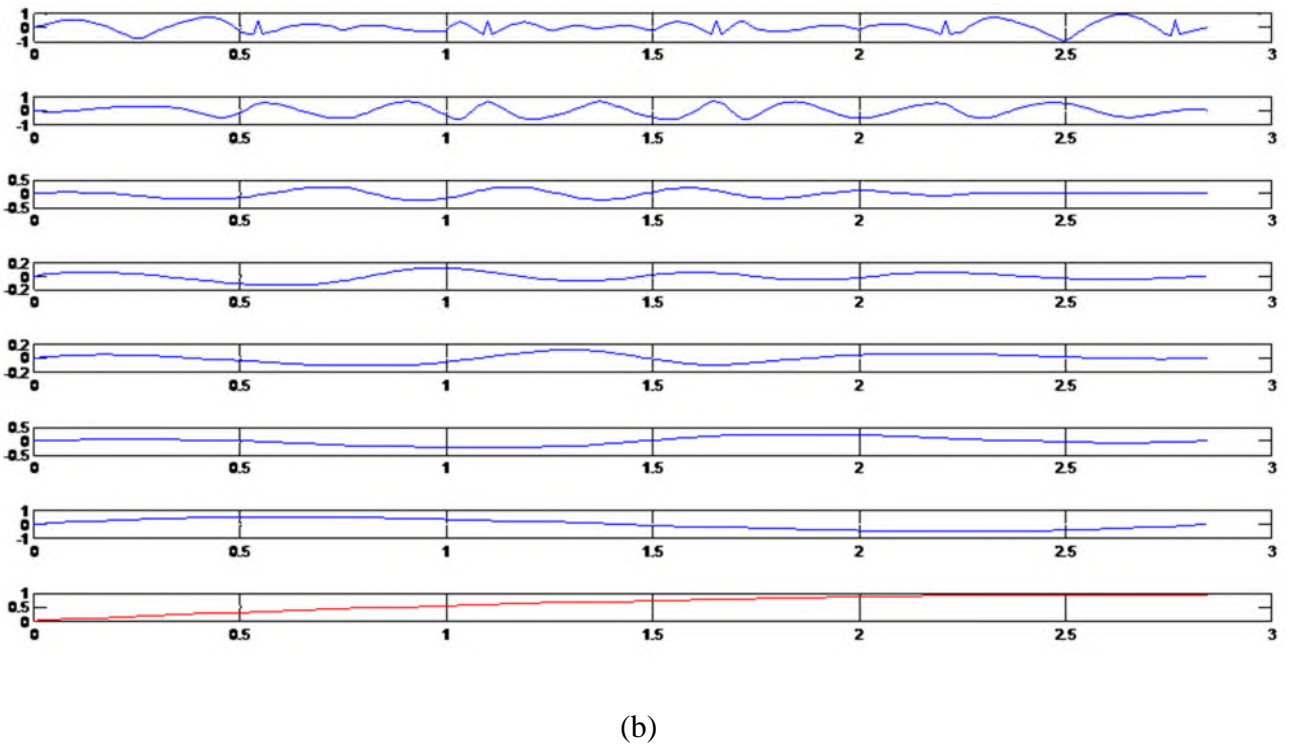
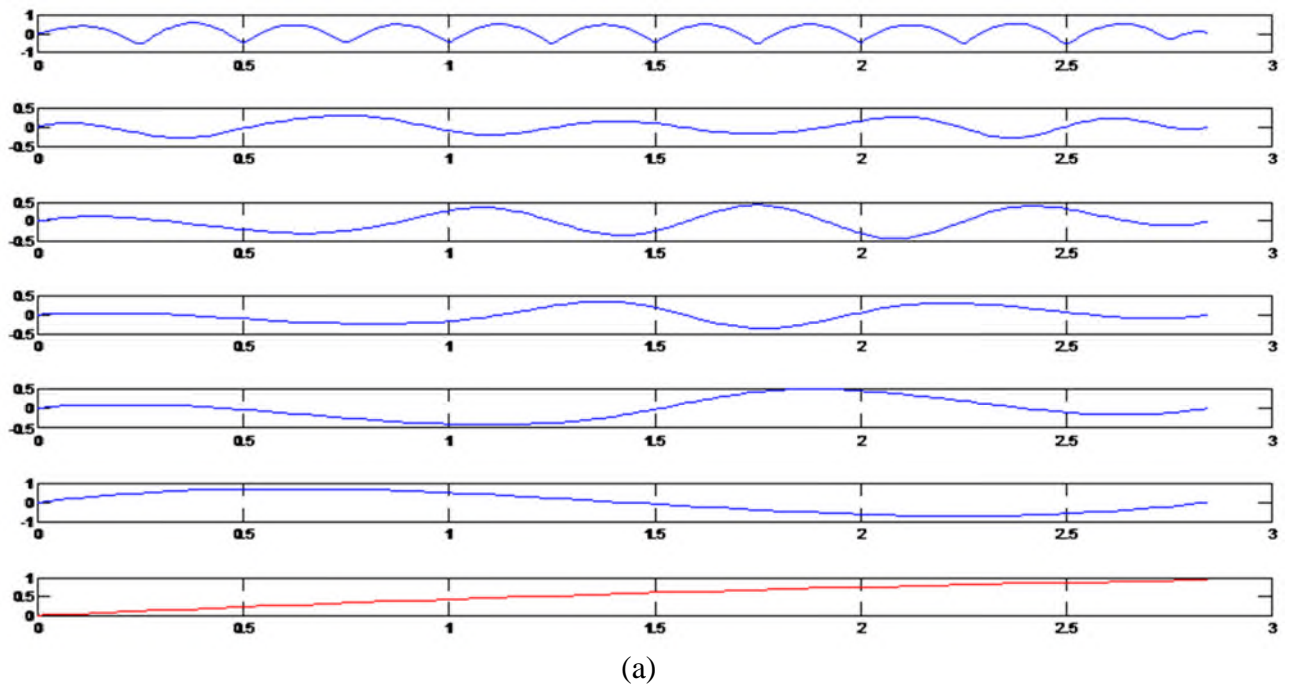


Figure 35 :Analyse par EMD d'un Signal de roulement à billes présentant un défaut réparti (sur quelques billes) : (a) sans défaut, (b) avec défaut réparti.

l'analyse des roulements à billes en utilisant l'EMD a donné plus d'*IMFs* (figure 35-b) que pour le cas sans défaut (figure 35-a) ce qui permet la détection de défaut.

CHAPITRE III Analyse des signaux vibratoires en vu de prédiction de défaut

III.5. COCLUSION

Dans ce travail, nous avons proposé un algorithme de prévention de défauts mécaniques (de roulement à billes) basé sur des méthodes d'analyse temps-fréquence concrétisées par la transformée en Ondelettes *TO* et la Décomposition Modale Empirique EMD.

Nous avons appliqué ces méthodes sur des signaux simulés de roulements à billes.

Pour cela nous avons considéré différents types de défauts ; localement et moyennement réparti sur les billes du roulement.

Nous avons montré que ces méthodes sont efficaces pour détecter les défauts de roulement à billes à leurs naissance ce qui permettrait de prévenir le défaut à temps.

Conclusion Générale et Perspectives

Dans ce travail, nous avons étudié 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.

Nous avons fait une étude détaillée des méthodes d'analyse temps-fréquence, de l'analyse de Fourier à la transformée en ondelettes *TO* prêté à la décomposition modale empirique (EMD).

Durant toutes ces années, l'analyse de Fourier a fait l'objet de très nombreuses études, grâce auxquelles un grand nombre d'outils sont à présent disponibles. De nombreuses analyses ont montré ses limites dès lors qu'elle ne donne pas une localisation temporelle de ses composantes fréquentielles souvent représentées par des pics dans le spectre du signal. Dans ce cas, la solution la plus simple serait de calculer les spectres instantanés pour chaque pas temporel du signal. Plusieurs méthodes existent et aucune ne prédomine sur l'autre. Leur utilisation va dépendre de l'application visée et des avantages et des inconvénients de chacune pour faire apparaître les informations recherchées. La transformée de Fourier à fenêtre constitue une alternative pour donner une localisation temporelle plus ou moins approchée des différents éléments de fréquence exprimés dans le signal.

En particulier, la FFT est une analyse par bloc temporel qui suppose le signal échantillonné stationnaire sur toute la durée du bloc. Malheureusement, ces techniques ont de nombreuses limitations quand les signaux à analyser sont très non-stationnaires.

Au début des années 80, la transformée en ondelettes, très similaire à la transformée de Fourier - et encore plus à la transformée de Fourier locale - vient en appoint pour tenter de combler certaines lacunes en offrant une meilleure précision du point de vue de la localisation temporelle des éléments fréquents contenus dans un signal. Il s'agit d'un algorithme permettant de calculer une représentation d'un signal en bandes de fréquences indépendantes. La différence principale est la suivante : la transformée de Fourier décompose le signal en sinus et en cosinus, c'est-à-dire en fonctions localisées dans l'espace de Fourier ; contrairement à la transformée en ondelettes qui utilise des fonctions localisées à la fois dans l'espace réel et dans l'espace de Fourier.

La transformée en ondelettes est devenue en quelques années un sujet de recherche très débattu. On ne compte plus aujourd'hui les applications qui utilisent cette technique.

Cette représentation est particulièrement utile pour le traitement d'images. Le choix de l'ondelette utilisée pour la décomposition temps-fréquence est le point le plus important.

Conclusion Générale et Perspectives

Celui-ci a une influence sur la résolution en temps et en fréquence du résultat. Nous ne pouvons modifier de cette manière les caractéristiques de la transformée en ondelettes -*les basses fréquences ont une bonne résolution fréquentielle mais une mauvaise résolution temporelle ; les hautes fréquences ont une bonne résolution temporelle et une mauvaise résolution fréquentielle* -, mais nous pouvons toutefois augmenter la résolution fréquentielle totale ou la résolution temporelle totale. Ceci est directement proportionnel à la largeur de l'ondelette utilisée dans l'espace réel et dans l'espace de Fourier.

En dépit du grand nombre de succès qu'elle a pu rencontrer et de la diversité des applications qu'elle a trouvées, l'analyse par ondelettes est loin de nous donner une réponse universelle et finale au problème de représentation des signaux. Cependant, elle fournit souvent une réponse qui n'est pas très éloignée de la réponse optimale, ce qui, combiné à la grande simplicité de l'outil et sa grande efficacité algorithmique, explique son succès grandissant. En revanche, dans certains cas bien précis, il est nécessaire de rechercher des techniques permettant de s'approcher plus encore de l'optimalité, tout en essayant de conserver les atouts des ondelettes.

C'est dans cette optique que Huang et al. ont introduit dès 1998 la technique de Décomposition Modale Empirique - ou EMD pour *Empirical Mode Decomposition* - avec pour objectif de décomposer tout signal en une somme 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. L'EMD partage avec la transformée en ondelettes l'idée d'effectuer une analyse récursive dans laquelle un signal $x(t)$ est décomposé en une partie oscillant rapidement, apparentée à un détail, et une partie oscillant plus lentement jouant le rôle d'une approximation, celle-ci étant ensuite décomposable à son tour selon le même principe. Au cours de cette décennie, différentes versions de l'EMD ont vu le jour avec des applications très intéressantes en traitement des signaux. Dans ce paysage temps-fréquence mathématiquement bien formalisé, la décomposition modale empirique est apparue comme une curiosité pouvant renouveler un certain nombre de points de vue sur l'analyse harmonique. Le premier réflexe a donc été de l'appliquer, parfois sans discernement ni précautions, à toutes sortes de situations où les ondelettes avaient pu se révéler décevantes. A côté de cet engouement, des études plus circonspectes ont démonté le mécanisme de l'EMD, ce qui a permis de mieux comprendre son fonctionnement, de cerner plus rigoureusement ce qu'est un mode intrinsèque, d'en évaluer les performances et aussi d'en éprouver certaines limites. Mais, en dépit de ces efforts, l'EMD continue de ne reposer que sur un principe et de n'exister qu'à travers un algorithme, demeurant rétive à tout formalisme mathématique satisfaisant.

Conclusion Générale et Perspectives

Dans ce mémoire, une application sur des signaux non stationnaires (signaux vibratoires) utilisant la Transformée en ondelettes ainsi que de l'EMD a été effectuée dans le but de prévenir des défauts mécaniques de roulement à billes.

Nous avons montré que ces méthodes sont efficaces, notamment l'EMD, pour détecter les défauts de roulement à billes à leurs naissances ce qui permettrait de prévenir le défaut à temps.

REFERENCES

- [Abdoulaye Thioune, 2016] Décomposition modale empirique et décomposition spectrale intrinsèque : applications en traitement du signal et de l'image.
- [Addison, 2002] Addison, P.S., Watson, J.N. and Feng, T. *Low oscillation complex wavelets*. Journal of Sound and Vibration 2002, 254, pp.733-762
- [Antoine, 2004] ANTOINE TAHAN et MARC THOMAS : « Cours de Techniques de Maintenance : Les politiques de Maintenance + ESS (environmental Stress Screening)», MEC 763, Cours 7 2004.
- [Boulenger, 1998] Boulenger Alain et Pachaud Christian. *Diagnostic vibratoire en maintenance préventive*. Dunod, 1998
- [Buresti, 2004] Buresti, Guido, Lombardi, Giovanni et Bellazzini, Jacopo. *On the analysis of fluctuating velocity signals through methods based on the wavelet and Hilbert transforms*. Chaos, Solitons and Fractals. 2004, 20, pp. 149-158
- [Cohen, 1989] Cohen, L. *Time-frequency distribution - a review*. Proceedings of the IEEE 77, 1989, pp. 941-981
- [Cours MATLAB, 2009] cours matlab Fevrier2009.
- [CVI 2016] Congrès vibration industrielle 2016.Mahdia-Tunisie
- [Daub1992] I. Daubechies, Ten lectures on wavelets, Philadelphia, society for industrial and applied Mathematics, SIAM, 1992.
- [Feng., 2008] Feng, Yanhui et Schlindwein, Fernando S. 2008. *Normalized wavelet packets quantifiers for condition monitoring*. Mechanical Systems and Signal Processing. 2008.
- [Francis, 1987] FRANCIS BOUCLY et ARNOLD OGUS : « Le management de la maintenance », Collection AFNOR GESTION, 1987.

- [Gu, 2002] Gu, S., Ni, J. and Yuan, J. *Non-stationary signal analysis and transient machining process condition monitoring*. International Journal of Machine Tools and Manufacture. 2002, 42, pp. 41-51.
- [Geng, 2003] Geng, Zunmin, Chen, Jin et Hull, Barry J. *Analysis of engine vibration and design of an applicable diagnosing approach*. International Journal of Mechanical Sciences. 2003, 45, pp. 1391-1410.
- [Huang, 1998] N.E. Huang, Z. Shen, S.R. Long, M.C. Wu, H.H. Shih, Q. Zheng, N.C. Yen, C.C. Tung, and H.H. Liu. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis. *Proceedings : Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, 454(1971) :903–995, 1998.
- [HSLa98] N. E. Huang, Z. Shen, S. R. Long, and al. The empirical mode decomposition and the hubert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis. *Proceedings of the Royal Society of London A*, 454(1971) :903995, 1998.
- [Jeam, 2005] Jeam christophe cexus.univ Rennes 1 2005
- [LagougeTartibu, 2005] Lagouge TARTIBU KWANDA « Méthode appliquée à la détection des défauts sur les systèmes mécaniques dans un objectif de maintenance prédictive des système industriels par l’analyse des vibrations ».
- [Léonard, 2007] Léonard, François. *Phase spectrogram and frequency spectrogram as a new diagnostic tools*. Mechanical Systems and Signal Processing. 2007, 21, pp. 125-137.
- [Lu, 2002] Lu, Chung-Jen et Hsu, Yu-Tsun. Vibration analysis of an inhomogeneous string damage detection by wavelet transform. International Journal of Mechanical Sciences. 2002, 44, pp. 745-754.
- [Mal2003] S. Mallat, A wavelet tour of signal processing, China Machine Press, 2^{ème} édition, 2003.
- [Mey1987] Y. Meyer, L’analyse par ondelette, pour la science, sept1987, mensuel N°119, pp. 28-37.

- [Mey1990] Y. Meyer, Ondelettes et Opérateurs, tome I, Paris : Hermann, 1990.
- [Mey1993] Y. Meyer, Les ondelettes. Algorithmes et applications, Colin Ed., Paris, 2nd edition. (English translation: Wavelets: Algorithms and Applications
- [Mich 03] Michel Misiti, Yves Misiti,: « Les ondelettes et leurs applications ». Edition Hermes, Paris 2003.
- [Nia07] Oumar Niang. Empirical mode decomposition : contribution à la modélisation mathématique et application en traitement du signal et l'image. PhD thesis, University of Paris, Créteil, France, 2007.
- [NTD+13] Oumar Niang, Abdoulaye Thioune, Eric Deléchelle, Mary Teuw Niane, Jacques Lemoine, et al. About a partial differential equation-based interpolator for signal envelope computing : Existence results and applications. ISRN Signal Processing, 2013, 2013
- [RFG03] G Rilling, P Flandrin, and P Gonçalvès. On empirical mode decomposition and its algorithms. IEEE-EURASIP workshop on nonlinear signal and image processing, NSIP-03 :Grado (I), 2003.
- [Ri07] Gabriel Rilling. Décompositions Modales Empiriques. Contributions à la théorie, l'algorithme et l'analyse de performances. PhD thesis, ENS Lyon, 2007.
- [SV06] R C Sharpley and V Vatchev. Analysis of the intrinsic mode functions. Constructive Approximation, 24(1) :17–47, 2006.
- [Technique de l'ingénieur, 09] Techniques de l'ingénieur : « Traité Mesures et Contrôle » ; R 6100, R 6100D.
- [Thomas Oberlin, p8] Approches mathématiques pour la décomposition modale empirique
- [Toliyat, 2003] Toliyat, H.A., et al. *Rail defect diagnosis using wavelet packet decomposition*. IEEE Transactions on Industry Applications. 2003, 39, pp. 1454-1461..

- [Tonshoff, 2003]** Tonshoff, H.K., Li, X. et Lapp, C. *Application of fast Haar transform and concurrent learning to tool-breakage detection in milling*. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics. 2003, 8, pp. 414-417.
- [Yen, 2000]** Yen, G.G. et Lin, K.-C. *Wavelet packet feature extraction*. IEEE Transactions on Industrial Electronics. 2000, 47, pp. 650-667.
- [Yin-ge, 1991]** Yin-ge, Xu et Yu-ling, Yan. *Research on Haar spectrum in fault diagnosis of rotating machinery*. Applied Mathematics and Mechanics. 1991, 12, pp. 61-66.
- [Yves, Stéphane, 1987]** « L'analyse par ondelette » par Yves Meyer, Stéphane Jaffard et Olivier Rioul

Résumé :

Le cadre économique actuel pousse à réaliser un maximum d'économies. Les méthodes de détection de défauts de roulement, basées sur l'analyse vibratoire, vont dans le sens de ces économies : elles permettent d'éviter des arrêts de production non programmés par une gestion en temps réel de l'état de la machine.

les principales méthodes de détection des défauts dans les machines tournantes sont : la transformée de Fourier, la transformée de Fourier à fenêtre glissante, la transformée en ondelettes et la transformée de Hilbert Huang l'EMD

Ces dernières années, la surveillance et le diagnostic des machines tournantes sont devenus un outil efficace pour détecter de façon précoce les défauts et en suivre l'évolution dans le temps. La maintenance des machines nécessite une bonne compréhension des phénomènes liés à l'apparition et au développement des défauts. Détecter l'apparition d'un défaut à un stade précoce et suivre son évolution présente un grand intérêt industriel. En effet, il existe un vaste choix de techniques de traitement de signal appliquées au diagnostic des machines.

Les techniques de traitement du signal dans le domaine du temps et de la fréquence peuvent être utilisées pour identifier et isoler les défauts dans une machine tournante. L'analyse vibratoire d'un signal peut nous aider à détecter l'apparition d'un défaut tandis que la décomposition de ce signal dans le temps ne peut souvent nous fournir la nature et la position de ce défaut.

ملخص:

إن الإطار الاقتصادي الحالي يدفع إلى تحقيق أقصى قدر من المدخرات و لهذا فإن طرق الكشف عن الاعطال المتداولة، علي أساس تحليل الاهتزاز تصب في هذا الاتجاه، إنها تمنع توقف الإنتاج الغير مبرمج عن طريق مراقبة حاله الجهاز في الوقت الحقيقي.

الأسلوب الرئيسي للكشف عن العيوب في تدوير الآلات : اسلوب فوريه تحويل فوريه لنافذة منزقة التحويل لتحويل المويجات و تحويل هلبار هيونغ

لقد أصبح في السنوات الأخيرة رصد وتشخيص الآلات المتناوبة أداة فعالة للكشف المبكر عن الأعطال وتعقب التغيرات علي مر الزمن. ويتطلب الحفاظ علي الآلات فهما جيدا للظواهر المتصلة بظهور العيوب وتطورها.

إن الكشف عن ظهور عيب في مرحلة مبكرة ومتابعة تطوره يمثل مصلحة صناعية كبيرة، في الواقع، هناك مجموعة واسعة من تقنيات معالجه الإشارات المطبقة علي تشخيص الآلات.

يمكن استخدام تقنيات معالجة الإشارات في مجال الوقت والتردد لتحديد وعزل الاعطاب في جهاز دوار. إن التحليل الاهتزازي للإشارة يمكن أن يساعدنا في الكشف عن ظهور عيب في حين أن تحلل هذه الإشارة في الوقت لا يمكن غالباً أن يوفر لنا طبيعة ومكان هذا العيب.