

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
République Algérienne Démocratique et Populaire
وزارة التعليم العالي و البحث العلمي
Ministère de l'enseignement Supérieur et de la Recherche scientifique



Université Mohamed Khider Biskra
Faculté des Sciences et de la Technologie
Département de Génie Electrique
Filière : Electrotechnique.
Option : machines électriques.

Réf:.....

Mémoire de Fin d'Etudes
En vue de l'obtention du diplôme:

MASTER

Thème

*Transformée Hilbert Huang Application A la
Détection des défauts du Moteur Asynchrone*

Présenté par :
BENHAOUA Mohammed Sadok
Soutenu le : 25 Juin 2018

Devant le jury compose de :

Mr. GHOGGAL Adel
Mr. DERGHAL Hamid
Mr. GUEDIDI Salim

MCA
MAA
MCB

Président
Encadreur
Examineur

Année universitaire : 2017 / 2018

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
République Algérienne Démocratique et Populaire
وزارة التعليم العالي و البحث العلمي
Ministère de l'enseignement Supérieur et de la recherche scientifique



Université Mohamed Khider Biskra
Faculté des Sciences et de la Technologie
Département de Génie Electrique
Filière : Electrotechnique
Option : Machines électriques

Mémoire de Fin d'Etudes
En vue de l'obtention du diplôme:

MASTER

Thème

*Transformée Hilbert Huang Application A la
Détection des défauts du Moteur Asynchrone*

Présenté par :

BENHAOUA Mohammed Sadok

Avis favorable de l'encadreur :

Mr. DERGHAL Hamid

signature

Avis favorable du Président du Jury

Mr. GHOGGAL Adel

Signature

Cachet et signature

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
République Algérienne Démocratique et Populaire
وزارة التعليم العالي و البحث العلمي
Ministère de l'enseignement Supérieur et de la Recherche scientifique



Université Mohamed Khider Biskra
Faculté des Sciences et de la Technologie
Département de Génie Electrique
Filière : Electrotechnique
Option : Machines électriques

Thème :

Transformée Hilbert Huang Application A la Détection des défauts du Moteur Asynchrone

Réalisé par : BENHAOUA Mohammed Sadok

Proposé et dirigé : Mr. DERGHAL Hamid

RESUMES (Français et Arabe)

L'utilisation de la machine asynchrone(MAS) est la plus croissante dans les Domaines industriels. différents Pour cela, la nécessité impose plusieurs projets de recherche pour l'étude de la commande, la maintenance et la détection des défauts de cette machine.

Dans ce travail nous avons utilisé deux techniques, la transformée de Fourier Rapide (*FFT*) et la transformée en Hilbert Huang (*HHT*) dans le but du diagnostic des défauts de roulement dans les machine asynchrones. La première est une technique largement utilisée pour le diagnostic des défauts. Elle donne de bons résultats mais des difficultés apparaissent pour les signaux non stationnaires. Donc, la nécessité de trouver d'autres techniques de traitement de signal pour les signaux non stationnaires devient donc nécessaire. Sur cette problématique, l'utilisation de la transformée de Hilbert Huang (*HHT*) des grandeurs électriques de la machine asynchrone en vue du diagnostic des défauts de roulement. Dans ce cas, l'analyse par la *HHT* peut accomplir la tâche du diagnostic de défaut est donné des bons résultats.

Mots-clés : défaut Roulement Moteur asynchrone(MAS), Transformée de Fourier Rapide (*FFT*), transformée de Hilbert Huang (*HHT*),

ملخص:

تعد الآلة الغير متزامنة (MAS) الأكثر استعمالا في العديد من المجالات الصناعية لذلك وضعت أبحاث مختلفة لدراستها من اجل التحكم بها و حمايتها و صيانتها و اكتشاف اعطابها. في هذا العمل قمنا باستعمال تقنيتين تحويل فورية سريع (FFT) والتحويل المويجي (HHT) لهدف تشخيص اعطاب لفة في الآلات الغير متزامنة. الأولى هي طريقة واسعة الانتشار في تشخيص الاعطاب ، هذه الطريقة تعطي نتائج جيدة لكن الصعوبات تظهر في الإشارات الغير مستقرة . هذا يتطلب إيجاد طرق أخرى لمعالجة الإشارات الغير مستقرة. حول هذه المسألة ، الطريقة الثانية استعمال التحويل المويجي للمقادير الكهربائية للآلات الغير متزامنة من اجل تشخيص اعطاب لفة في هذه الحالة التحويل المويجي يمكن أن يكمل عملية تشخيص الاعطاب و يعطي نتائج جيدة .

كلمات مفتاحية : اعطاب الآلة الغير متزامنة ، تحويل فورية ، التحويل المويجي.

Dédicace

À ma chère mère, pour ses sacrifices depuis qu'elle mit au monde,

À mon père, qui m'a toujours soutenu et aidé à affronter les difficultés,

Pour tous ce qui ont fait pour que je puisse les honorer,

À mes frères et mes sœurs, à toute ma famille.

À tous mes amis.

Je dédie ce modeste travail.

Pour chacun des oublié mon stylo n'a pas

Oublié mon cœur.

MOHAMMED-SADOK

Remerciements

Je remercie, avant tout, Allah, le Tout-Puissant, de m'avoir accordé parmi Ses innombrables Grâces, santé et courage pour accomplir ce travail.

*Mes plus vifs remerciements vont à mon encadreur « **DERGHAL Hamid** » pour sa disponibilité et la qualité de son encadrement.*

*Mes remerciements vont à mes collègues **MESSAI AHMED ABDALLAH** et **HAMZA HASSANI**, **SADAM KAID** et **LARBI LORBI** sur l'esprit de coopération au cours de la réalisation de notre mémoire.*

Mes vifs remerciements vont également aux membres de jury de soutenance de ce mémoire :

Mr. GHOGGAL Adel d'avoir accepté la présidence de jury de soutenance.

Mr. GUEDIDI Salim pour avoir accepté d'examiner mon travail et faire partie du jury.

*Je n'oublierai pas d'exprimer un profond respect à **Mr. ZOUZOU Salah Eddine** et tous mes professeurs qui m'ont inculqué les fondements scientifiques tout au long des cursus de mon étude.*

Mes derniers mots s'adressent tous particulièrement à ma famille : mon père, ma mère, mes frères et mes soeurs mes amis.

Liste des Symboles

MAS : Machine asynchrone.

FFT : Transformée de Fourier Rapide.

TF : Transformée de Fourier.

RTF : Représentation Temps Fréquence .

RTE : Représentation Temps Echelle.

DME : Décomposition Modale Empirique.

IMF : Intrinsic Mode functions.

TH : Transformée d' Hilbert.

THH : Transformation de Huang-Hilbert.

\mathbf{m}_x : Moyenne statistique de $x(t)$.

$E[\mathbf{x}(t)]$: Moment d'ordre 1 de $x(t)$.

X : Variable aléatoire .

$\mathbf{p}_x(\mathbf{x})$: Densité de probabilité de la variable X.

$R_x(\mathbf{x})$: Corrélacion de $x(t)$.

N_0 : Nombre de passage à zéro.

N_1 : Nombre d'extrema.

AM : Modulation d'amplitude.

FM : Modulation de fréquence.

b(t) : Bruit.

$\mathbf{f}_{ik}(t)$: fréquence Instantanée FI.

$\mathbf{a}_k(t)$: Amplitude Instantanée AI.

w(t) : pulsation.

f(t) : fréquence .

θ(t) : phase.

X(F) : Transformée de Fourier de $x(t)$.

$\mathbf{G}_x(\mathbf{F},t)$, $\mathbf{G}_x(\mathbf{k},\mathbf{f})$: Transformée de Fourier court terme (TFCT) continu et discrète.

$\mathbf{S}_x(\mathbf{F},t)$, $\mathbf{S}_x(\mathbf{k},\mathbf{f})$: Spectrogramme de la (TFCT) continue et discrète.

$\Psi(t)$: Ondelette mère de $x(t)$.

$\Psi_b^a(t)$: Transformée en ondelettes.

b : Facteur de translation.

a : Facteur d'échelle.

- C_{Ψ} : Constant d'admissibilité.
- $CWT_x(\mathbf{a},\mathbf{b})$: Transformée en Ondelette Continue (TOC).
- $SC_x(\mathbf{a},\mathbf{b})$: Le scalogramme de la TOC.
- E_x : Energie d'un signal $x(t)$.
- $\rho_x(\mathbf{t},\mathbf{f})$: Distribution d'énergie dans le plan temps-fréquence.
- $t_x(\mathbf{f})$: Retard de groupe.
- $W_x(\mathbf{t},\mathbf{f})$: Transformée de Wigner Ville.
- $PW_x(\mathbf{t},\mathbf{f})$: pseudo Transformée de Wigner Ville.
- $PWL_x(\mathbf{t},\mathbf{f})$: pseudo Transformée de Wigner Ville Lissée.
- $Y(\mathbf{t})$: Transformée de Hilbert de $x(t)$.
- $z_x(\mathbf{t})$: Signal analytique de $x(t)$.
- VP : Valeur principale de Cauchy.
- $\mathbf{m}(\mathbf{t})$: Moyenne temporelle de $x(t)$.
- $L(\mathbf{t})$: Enveloppe inférieure de $x(t)$.
- $U(\mathbf{t})$: Enveloppe supérieure de $x(t)$.
- $h_1(\mathbf{t})$: Composante fortement oscillante de $x(t)$.
- SP : Sifting process.
- \mathbf{IO}_{EMD} : Matrice d'orthogonalité.
- i_0 : Indice d'orthogonalité.
- $\mathbf{h}(\mathbf{w})$: Spectre marginal.
- $\rho_x(\mathbf{t}), \mathbf{IMF}(\mathbf{t})$: Coefficient de corrélation entre l'IMF et $x(t)$.
- \mathbf{X} : Echantillon.
- N : Taille de l'échantillon.
- \mathbf{X}_{ap} : Base d'apprentissage.
- \mathbf{X}_t : Base de test.
- T_B (%) : Taux d'observations bien classées.
- T_M (%) : Taux d'observations mal classées.
- \mathbf{T}_{ij} : Matrice de confusion.
- α_i : Coefficients de Lagrange.
- $\mathbf{K}(\mathbf{x},\mathbf{y})$: Fonction noyau.
- \mathbf{d} : Dimension de l'espace de représentation.
- F_S : fréquence d'alimentation de la machine.
- F_r : fréquence de rotation du rotor.

C_{em} : Couple électromagnétique .

F_{sb} : fréquence d'encoche au rotor .

g : Glissement.

n : le nombre d'éléments roulants

β : Angle de contact.

BD : Diameter de Bille.

PD : Diameter primitive.

F_{bi} : fréquence caractéristique de défaut de la bague interne

F_{be} : fréquence caractéristique de défaut de la bague externe

F_b : fréquence caractéristique de défaut de la bille

HP :Horse power

Liste des tableaux

Tableau III.1 Table des transformations usuelles de Hilbert dans le domaine continu	43
Tableau III.2 : Décomposition modale empirique.....	48
Tableau III.3 : Algorithme de DME adopté.....	58
Tableau III.4 : Exemple de matrice d'orthogonalité	61
Tableau III.5 : Comparaison des différentes méthodes de représentation temps fréquences.	65
Tableau IV.1 : Caractéristiques du roulement et des fréquences des défauts.....	74
Tableau IV.2 : fréquences Caractéristiques du roulement 6205-2RS JEM SKF.....	74
Tableau IV.3 : Valeurs théoriques et pratiques des harmoniques à vide, Diamètre de défaut (0.007 inches)	78
Tableau IV.4 : Valeurs théoriques et pratiques des harmoniques en charge(2HP) Diamètre de défaut(0.014 inches).....	81
Tableau IV.5 : Les fréquences des défauts de roulement.....	84

Liste des figures

Liste des figures

Chapitre I :

Figure I.1: Elément de constitution d'une machine asynchrone à cage d'écureuil.....	5
Figure I.2: Stator de la machine asynchrone.....	6
Figure I.3 : Rotor à cage d'écureuil d'une machine asynchrone.....	7
Figure I.4 : Proportion des défauts.....	8
Figure I.5 : Répartition des pannes sur les machines de faibles et moyennes puissances.....	8
Figure I.6 : Répartition des pannes sur les machines de fortes puissances.....	9
Figure I.7 : Causes internes de défauts de la machine asynchrone triphasée à cage.....	9
Figure I.8 : Causes externes de défauts de la machine asynchrone triphasée à cage.....	10
Figure I.9 : Représentation des différents défauts statoriques.....	11
Figure I.10 : Représentation d'une barre casée.....	12
Figure I.11 : Représentation de l'excentricité dans la machine asynchrone.....	13
Figure I.12 : Représentation de rupture des anneaux.....	14
Figure I.13 : Représentation d'un roulement à billes.....	14
Figure I.14 : les mesures utilisées pour le diagnostic des machines asynchrones.....	15

Chapitre II :

Figure II.1 : Exemple de signaux mono et multi-composantes : évolution théorique des FI au cours du temps.....	23
Figure II.2 : Principe de la transformée de Fourier sur une fenêtre glissante	27
Figure II.3 : Représentation du pavage de la TFCT.....	28
Figure II.4 : Propriétés d'une ondelette mère, contractée et dilatée.....	29
Figure II.5 : Plan temps fréquence de la transformée en ondelettes	30
Figure II.6 : Principe de la Transformée en Ondelette Continue	31
Figure II.7 : Décomposition d'un signal en approximation et détails.....	33
Figure II.8 : Exemple de la décomposition en ondelette, d'un signal	33
Figure II.9 : Description temps-fréquence d'un signal par la TWV	37

Chapitre III

Figure III.1 : Principe d'estimation de la FI et de AI via le signal analytique $z_x(t)$ de $x(t)$	44
Figure III.2 Diagrammes de blocs de l'implémentation de la transformée de Hilbert.....	46
Figure III.3: Calcul du signal analytique d'un signal sinusoïdal.....	46

Liste des figures

Figure III.4 Représentation du signal $x(t)$	49
Figure III.5 Représentation des signaux $x_1(t)$ $x_2(t)$ $x_3(t)$ respectivement	49
Figure III.6 Représentation de l'enveloppe supérieure et inférieure ainsi que la moyenne d'un signal.....	50
Figure III.7 Représentation de l'opération de soustraction du signal $h(t)$	51
Figure III.8 Représentation des trois itérations nécessaires pour extraire l' <i>IMF1</i> (opération de tamisage).....	52
Figure III.9 Représentation de l' <i>IMF1</i>	53
Figure III.10 Représentation du résidu après extraction de l' <i>IMF1</i>	53
Figure III.11 Présentation des IMF's des signal $x(t)$	53
Figure III.12 : Amplitudes instantanées des IMFs.....	63
Figure III.13 : Fréquences instantanées des IMFs.....	64

Chapitre IV

Figure IV.1 Principaux éléments constitutifs.....	68
Figure IV.2 Banc d'essai de roulements.....	69
Figure IV.3 la position des capteurs.....	70
Figure IV.4 Signaux vibratoires de roulements sain et défectueux.....	71
Figure IV.5 Caractéristiques géométriques d'un roulement.....	73
Figure IV.6 spectre de roulement à l'état sain Avide avec les fréquences caractéristiques des défauts de roulement.....	76
Figure IV.7 spectre de défaut de roulement affectant la bague externe Avide pour un diamètre de défaut égale à (0.007 inches).....	77
Figure IV.8 spectre de défaut de roulement affectant la bague interne Avide pour un diamètre de défaut égal à (0.007 inches).....	77
Figure IV.9 spectre de défaut de roulement affectant la bille Avide pour un diamètre de défaut égal à (0.007 inches).....	78
Figure IV.10 spectre de roulement à l'état sain en charge (2HP)avec les fréquences caractéristiques des défauts de roulement.....	79
Figure IV.11 spectre de défaut de roulement affectant la bague externe en charge(2HP) pour un diamètre de défaut égale à (0.014 inches).....	80
Figure IV.12 spectre de défaut de roulement affectant la bague interne en charge(2HP) pour un diamètre de défaut égal à (0.014 inches).....	80

Liste des figures

Figure IV.13 spectre de défaut de roulement affectant la bille en charge(2HP) pour un diamètre de défaut égal à (0.014 inches).....	81
Figure IV.14 les IMFs des signaux de état sain.....	82
Figure IV.15 les IMFs des signaux de la bague intérieure.....	82
Figure IV.16 les IMFs des signaux de la billes.....	83
Figure IV.17 les IMFs des signaux de la bague extérieure.....	83
Figure IV.18 Spectre de l'amplitude d'IMF1 du signal cas sans défaut.....	85
Figure IV.19 Spectre de l'amplitude de l'IMF2 cas sans défaut.....	85
Figure IV.20 Spectre de l'amplitude d'IMF1 du signal pour un défaut = 0.007" de la bague intérieure Avide.....	86
Figure IV.21 Spectre de l'amplitude d'IMF2 du signal pour un défaut = 0.007" de la bague Intérieur Avide.....	86
Figure IV.22 Spectre de l'amplitude d'IMF1 du signal pour un défaut = 0.007" de la bague extérieure Avide.....	87
Figure IV.23 Spectre de l'amplitude d'IMF2 du signal pour un défaut = 0.007" de la bague extérieure Avide	87
Figure IV.24 Spectre de l'amplitude d'IMF1 du signal pour un défaut = 0.007" de la bague intérieure pour charge (3HP)	88
Figure IV.25 Spectre de l'amplitude d'IMF2 du signal pour un défaut = 0.007" de la bague intérieure pour charge (3HP)	88
Figure IV.26 Spectre de l'amplitude d'IMF1 du signal pour un défaut = 0.007" de la bague extérieure pour charge (3HP).....	89

Sommaire

SOMMAIRE

Liste des symboles utilisés.....	I
Liste des tableaux.....	II
Liste des figures.....	III
INTRODUCTION GENERALE.....	1
Chapitre I : Présentation des différents défauts du MAS à cage d'écureuil	
I.1 Introduction.....	5
I.2 Eléments de constitution de la machine asynchrone.....	5
I.2.1 Stator	6
I.2.2 Rotor.....	6
I.2.3 Paliers.....	7
I.3 Etude statistique des défaillances de la machine asynchrone.....	7
I.4 Principaux défauts de la machine asynchrone et leurs causes.....	9
I.4.1 Les défauts statoriques	10
I.4.1.1 Court-circuit entre spire.....	10
I.4.1.2 Court-circuit entre phases.....	10
I.4.1.3 Défaut de circuit magnétique	11
I.4.2 Les défauts rotoriques	11
I.4.2.1 Défauts de cassure de barre	12
I.4.2.2 Défauts d'excentricité	12
I.4.2.3 Défauts de rupture des anneaux.....	13
I.4.3 Les défauts aux paliers.....	14
I.4.3.1 Défaillances des roulements	14
I.4.3.2 Défaillances des flasques	15
I.4.3.3 Défaillances de l'arbre.....	15
I.5 Méthodes de diagnostic des défauts de la machines asynchrones.....	15
I.5.1 Diagnostic par l'analyse des vibrations mécaniques	16
I.5.2 Diagnostic par l'analyse du flux magnétique axial de fuite.....	16
I.5.3 Diagnostic par l'analyse du couple électromagnétique	16
I.5.4 Diagnostic par l'analyse du courant statorique	16
I.5.5 Diagnostic par la température.....	16
I.5.6 Diagnostic par les analyses chimiques.....	17

Sommaire

I.5.7 Diagnostic par L'analyse de la puissance instantanée	17
I.6 Techniques de traitement de signal dédiées au diagnostic	17
I.7 Signatures spectrales des défauts dans le spectre du courant statorique (MCSA)...	17
I.7.1 Défauts statoriques	17
I.7.2 Défauts rotoriques	18
I.8 Conclusion	18
Chapitre II : les représentation temps-fréquence du signal	
II.1 Introduction	20
II.2 Définitions	20
II.2.1 Système linéaire et non-linéaire	20
II.2.2 Signaux aléatoires	21
II.2.3 Le principe d'incertitude d'Heisenberg	22
II.2.4 Signal multi-composantes et mono-composante	22
II.2.4.1 Signal mono composante et largeur de bande	23
II.2.4.2 Fréquence et Amplitude Instantanées (FI, AI)	24
II.3 Transformé de Fourier (TF)	25
II.4 Méthodes d'analyse Temps – Fréquence et temps échelle	26
II.4.1 Transformée de Fourier sur fenêtre glissante (TFCT)	26
II.4.2 Transformée en ondelettes (T.O)	28
II.4.2.1 Définition	28
II.4.2.2 Ondelette Mère	28
II.4.2.3 La Transformée en Ondelette Continue (TOC)	30
II.4.2.4 Transformée en ondelette discrète	31
II.4.2.5 Analyse Multi-Résolution	32
II.4.3 Transformée de WIGNER VILLE (TWV)	34
II.4.3.1 Distribution d'énergie	34
II.4.3.2 Manière d'obtenir la Transformée de Wigner-Ville (TWV)	34
II.4.3.3 Propriétés de la TWV	35
II.4.3.4 Transformée Pseudo Wigner-Ville (TPWV)	36
II.4.3.5 Pseudo-distribution de Wigner-Ville lissée (PDWVL)	36
II.4.4 Transformé de Huang Hilbert (THH)	37
II.5 Conclusion	38

Sommaire

Chapitre III : la transformée de Huang Hilbert (THH)

III.1 Introduction	40
III.2 Transformée de Hilbert	40
III.2.1 Introduction	40
III.2.2 Signal analytique.....	42
III.2.3 Transformé de Hilbert discrète.....	44
III.2.4 Implémentation du calcul de l'amplitude et de la fréquence instantanées.....	45
III.3 La décomposition modale empirique d'un signal	46
III.3.1 Introduction	46
III.3.2 Description de la décomposition modale empirique	47
III.3.3 Principe de la décomposition modale empirique.....	48
III.3.4 Calcul des extremums et de la moyenne.....	50
III.3.5 Processus de tamisage.....	51
III.3.6 Extraction de l' <i>IMF</i>	53
III.3.7 Définition d'une IMF (Intrinsic Mode Function).....	54
III.3.7.1 Propriétés des <i>IMFs</i>	55
III.3.7.2 Critère d'arrêt pour le processus de Tamisage	55
III.3.7.2.1 Critère d'arrêt original proposé par Huang et al en 1998.....	56
III.3.7.2.2 Critère d'arrêt robuste proposé par Huang et al en 2003.....	56
III.3.7.2.3 Approche locale.....	57
III.3.8 Algorithme de Décomposition Modale Empirique adopté	58
III.3.9 Propriétés élémentaires de la DME.....	58
III.3.9.1 Multi résolution.....	58
III.3.9.2 Non-linéarité.....	59
III.3.9.3 Orthogonalité	59
III.3.9.4 Localité	61
III.3.9.5 Banc de filtres dyadiques.....	61
III.3.10 Différences entre DME et les Ondelettes.....	62
III.3.11 Transformée de Hilbert-Huang (THH)	62
III.4 Conclusion	66

Chapitre IV : Application de la transformée (HHT) au diagnostic des défauts de roulement

Sommaire

IV.1 Introduction	68
IV.2 Constitution générale d'un roulement	68
IV.2.1 Défauts sur les roulements.....	69
IV.3 Etude du système de roulement	69
IV.3.1 Formation de la base de données.....	71
IV.4 Méthodes d'analyse	72
IV.4.1 Descripteurs fréquentiels.....	72
IV.5 Caractérisation des signatures spectrales des défauts des roulements	76
IV.5.1 Caractérisation des signatures spectrales de roulement à l'état sain Avide.....	76
IV.5.2 Signatures spectrales de défaut de la bague externe.....	77
IV.5.3 Signatures spectrales de défaut de la bague interne.....	77
IV.5.4 Signatures spectrales de défaut de la bille.....	78
IV.5.5 Caractérisation des signatures spectrales de roulement à l'état sain en charge (2HP)..	79
IV.5.6 Signatures spectrales de défaut de la bague externe en charge (2HP).....	80
IV.5.7 Signatures spectrales de défaut de la bague interne en charge (2HP).....	80
IV.5.8 Signatures spectrales de défaut de la bille en charge (2HP).....	81
IV.6 Analyse de signaux des défauts par la méthode Hilbert Huang	82
IV.6.1 Evaluation des signature des défauts par le spectre de Hilbert.....	84
IV.7 Conclusion	90
CONCLUSION GENERALE	91
Bibliographie	93

Introduction générale

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

Les signaux à traiter peuvent provenir de sources très diverses, mais la plupart sont des signaux électriques ou devenues électriques à l'aide de capteurs et transducteurs (microphones, rétines, capteur : thermiques, optiques, de pression, de vitesse, accélération, position, et en général de toutes les grandeurs physiques et chimiques).

Habituellement, les signaux issus des phénomènes physiques sont de nature non stationnaire, voire également sous 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. 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.

Partant des propriétés de ces signaux et des limitations de la représentation temporelle et de la transformée de Fourier (TF), il est naturel de s'orienter vers un schéma d'analyse temps-fréquence. 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. Vu que la TF est limitée aux signaux stationnaires et aux systèmes linéaires, alors toutes les méthodes, telles que le spectrogramme ou la distribution de Wigner-Ville, basées sur la TF auront intrinsèquement, plus ou moins, les mêmes limites. Par ailleurs, les ondelettes nécessitent la spécification d'un noyau ou d'une fonction de base. Or, il n'existe pas de noyau de base universel. Ainsi l'idéal est de trouver une décomposition adaptée au signal, ne nécessitant pas d'informations *a priori* sur ce dernier, et qui permet d'obtenir une description temps-fréquence.

Partant des limitations énumérées ci-dessus, Huang ont récemment proposé une méthode abordant sous un autre angle la problématique d'analyse des signaux non stationnaires : la

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

Au cours de nombreux travaux de diagnostic machine asynchrone, ces dernières années, le contrôle de l'état et des dommages des moteurs à induction a reçu une attention considérable. L'un des défauts moteur les plus couramment observés est le Roulement, ce défaut peut causer des dommages graves au moteur si il n'est pas détecté à temps. Différentes techniques ont été développées pour le diagnostic des défauts de Roulement, à savoir : les signaux de vibrations, la vitesse du rotor, le flux axial du moteur et l'analyse des flux radial, surveillance des courants du Vecteur Parc, et l'analyse du courant statorique. Parmi ces méthodes, l'analyse des signatures du courant moteur (MCSA) est la méthode la plus largement utilisée, en raison de son faible coût.

L'analyse spectrale du courant moteur a été tout d'abord utilisée pour détecter le défauts de le Roulement par les harmoniques de la bande latérale près de la fréquence d'alimentation fondamentale. Cette méthode a montré des restrictions quant à la résolution spectrale et la contrainte inhérente de ne pas être applicable à analyser des signaux non stationnaires. Les harmoniques de la bande latérale dans le spectre de courant sont affectés par la charge mécanique du moteur, ce qui provoque le glissement du moteur. A côté de la condition de charge, les variations de la fréquence d'alimentation, régulée par un variateur de vitesse, influent également sur l'efficacité de l'analyse spectrale du signal courant qui est non stationnaire. Les techniques d'analyse temps-fréquence comme la transformée en ondelettes précédemment ces techniques s'avèrent inefficace pour ce type de diagnostic.

Pour pallier aux nombreuses limitations, une nouvelle approche pour l'analyse de la signature cassure de barres rotoriques est introduite dans le présent travail c'est une méthode de représentation temps-fréquence nommée « TRANSFOMEE DE HILBERT HUANG ».

Le but de ce mémoire est d'étudier cette transformée et de l'appliquer à la détection des défauts dans machines asynchrones triphasée à cage.

Le mémoire comporte principalement quatre chapitres. Le premier est éléments de construction de la machine à cage d'écureuil, les différents défauts qui se manifestent souvent dans cette machine ainsi que leurs causes, et les différentes méthodes de diagnostic. La seconde partie de ce chapitre nous présentons les signatures spectrales des défauts dans le spectre du courant statorique (MCSA)

Le deuxième chapitre, est consacré à la présentation des différentes méthodes de représentation temps fréquences

Le troisièmes chapitre introduit la méthode de Hilbert pour le calcul de l'amplitude et la fréquence instantanée, ainsi que la méthode de décomposition empirique pour le calcul des IMFs.

Le quatrièmes chapitre est consacré à l'application de la transformée de Hilbert-Huang (HHT) au diagnostic des défauts de roulement : défaut de la bague externe, Défaut de la bague interne, Défaut de billes .

CHAPITRE I

PRESENTATION DES

DIFFERENTS

DEFAUTS DE LA MAS

A CAGE D'ÉCURÉUIL

I.1 Introduction

La croissance utilisation de la machine asynchrone à cage d'écureuil, essentiellement due à sa simplicité de construction, son faible coût d'achat et de fabrication, sa robustesse mécanique ou encore sa quasi-absence d'entretien et avec un bon rendement, est telle que nous la trouvons maintenant dans tous les applications industrielles.

Dans ce premier chapitre, on va présenter :

- Les éléments de constitution d'une machine asynchrone
- Un aperçu sur les différents défauts pouvant survenir dans la machine asynchrone à cage d'écureuil et leurs causes.
- Les différentes méthodes de diagnostic d'une machine asynchrone

I.2 Eléments de constitution de la machine asynchrone

La connaissance des éléments de constitution des machines asynchrones permet de comprendre de quelle façon le système est réalisé physiquement. Les machines asynchrones triphasées peuvent se décomposer, du point de vue mécanique, en trois parties distinctes :

- **le stator**, partie fixe de la machine où est connectée l'alimentation électrique
- **le rotor**, partie tournante qui permet de mettre en rotation la charge mécanique
- **les paliers**, partie mécanique qui permet la mise en rotation de l'arbre moteur

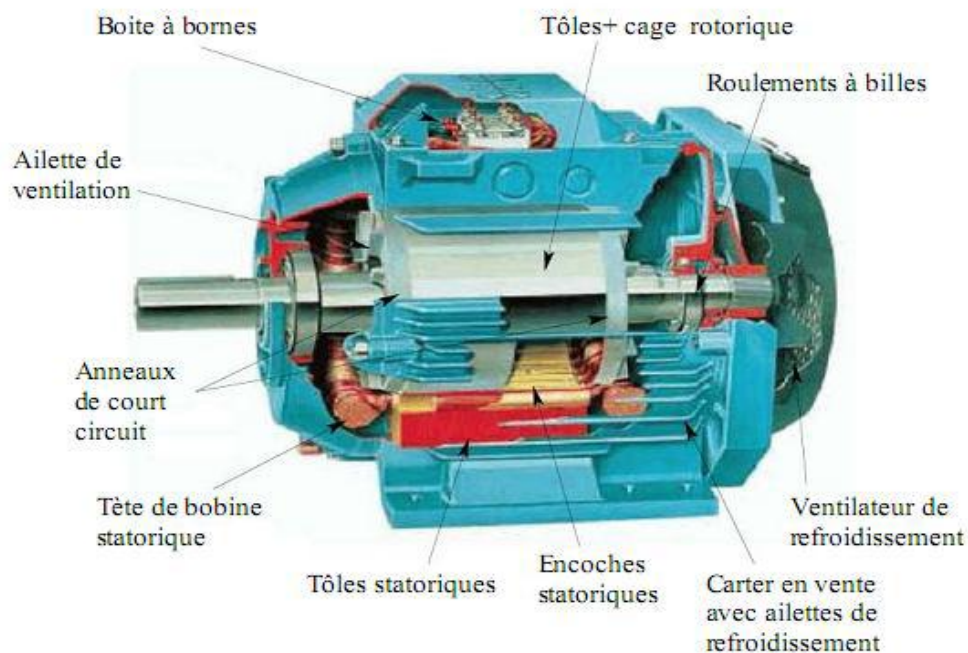


Figure I.1: Elément de constitution d'une machine asynchrone à cage d'écureuil.

I.2.1 Stator

Le circuit magnétique du stator est réalisé par un assemblage de tôles ferromagnétiques fines et découpées, faisant apparaître les différentes encoches statoriques. L'utilisation des tôles minces permet de minimiser les pertes dans le circuit magnétique. De plus, afin de limiter l'effet des courants de Foucault, on isole habituellement les tôles d'une mince couche de vernis ou de silicate de soude. Le bobinage statorique peut se décomposer en deux parties : les conducteurs d'encoches et les têtes de bobines.

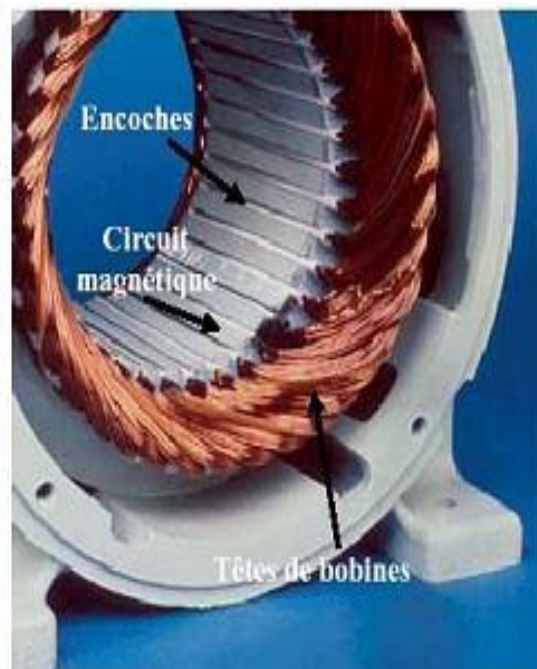


Figure I.2 : Stator de la machine asynchrone

I.2.2 Rotor

Le rotor est constitué comme le stator de tôles empilées et habituellement du même matériau. Dans les petits moteurs, les tôles sont découpées dans une seule pièce et assemblées sur un arbre. Dans les plus gros moteurs, chaque lamination est constituée de plusieurs sections montées sur un moyeu. Dans le rotor à cage d'écureuil, les conducteurs sont des barres obtenues par injection d'un alliage d'aluminium ou préformées en cuivre et introduites dans les tôles du rotor, il n'y a généralement pas ou très peu d'isolation entre les barres rotoriques et les tôles magnétiques, mais leur résistance est suffisamment forte pour que les courants ne circulent pratiquement pas dans les tôles, sauf lorsqu'il y a une rupture de barre.

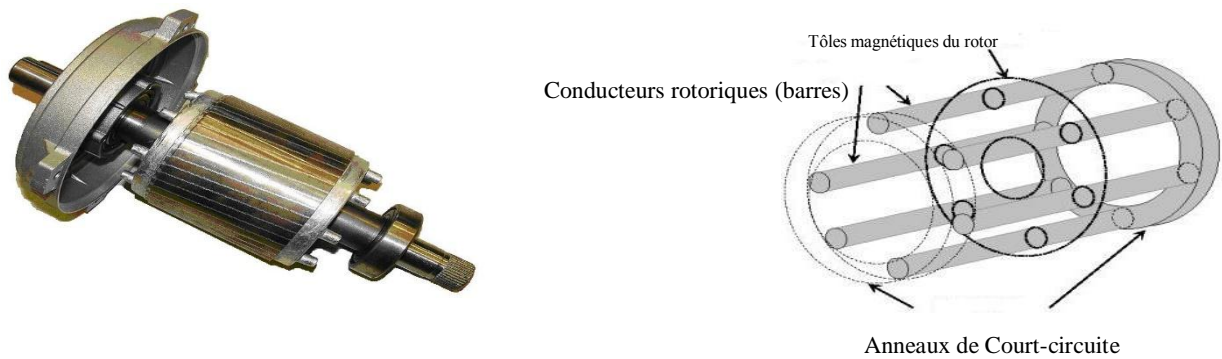


Figure I.3 : Rotor à cage d'écureuil d'une machine asynchrone

I.2.3 Paliers

La carcasse sert de support, elle joue le rôle d'enveloppe et assure la protection contre l'environnement extérieur. L'arbre est un organe de transmission. Il comprend une partie centrale qui sert de support au corps du rotor et un bout d'arbre sur lequel est fixé un demi-accouplement. Il est généralement constitué en acier moulé ou forgé. Son dimensionnement est fonction des efforts de flexion (force centrifuge qui s'exerce sur lui, attraction magnétique radiale, etc...), des efforts radiaux et tangentiels dus aux forces centrifuges, des efforts de torsion (couple électromagnétique transmis en régime permanent, transitoire). Il est supporté par un ou plusieurs paliers. Ces paliers soutiennent le rotor et assurent la libre rotation. Le second palier est libre pour assurer les dilatations thermiques de l'arbre. Une isolation électrique de l'un des paliers assure l'élimination des courants dans l'arbre dû aux dissymétries des réluctances du circuit magnétique. Ils sont généralement à roulements pour les machines de petite et moyenne puissance.

I.3 Etude statistique des défaillances de la machine asynchrone

Bien que la machine asynchrone à cage d'écureuil soit réputée robuste, elle peut parfois présenter différents types de défauts. Ces défauts peuvent être soit d'origine électrique, soit d'origine mécanique. Un problème minime à l'étape de fabrication peut être à l'origine d'un défaut tout comme une utilisation non conforme de la machine. Certaines fois, nous pouvons aussi incriminer le milieu dans lequel la machine est utilisée (milieux corrosifs et/ou chimiques hostiles).

Une étude statistique, effectuée en 1988 par une compagnie d'assurance allemande de

systèmes industriels sur les pannes des machines asynchrones de moyenne puissance (de 50 kW à 200kW) a donné les résultats suivants (Figure I.4):

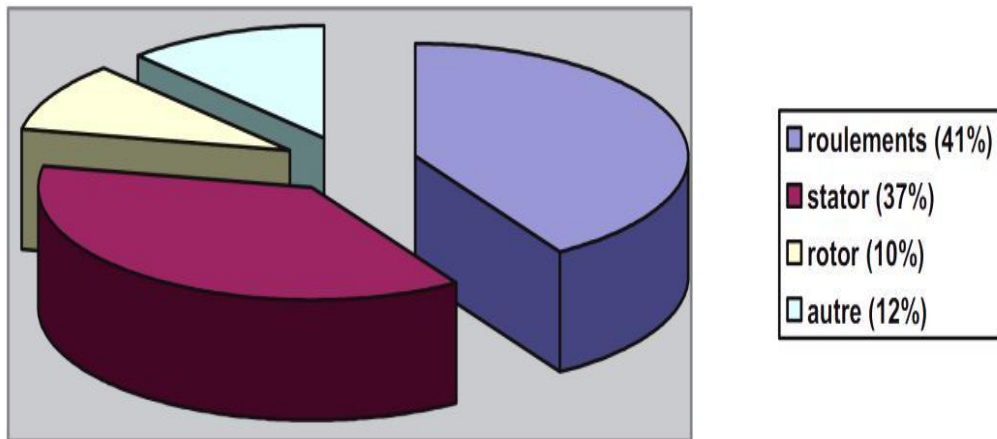


Figure I.4 : Proportion des défauts

D'autre part, les mêmes études montrent qu'entre 1973 et 1988, les pannes au stator sont passées de 78% à 60% et au rotor de 12% à 22%. Ces variations sont dues à l'amélioration des isolants sur cette période. La répartition des pannes dans les différentes parties du moteur est la suivante :

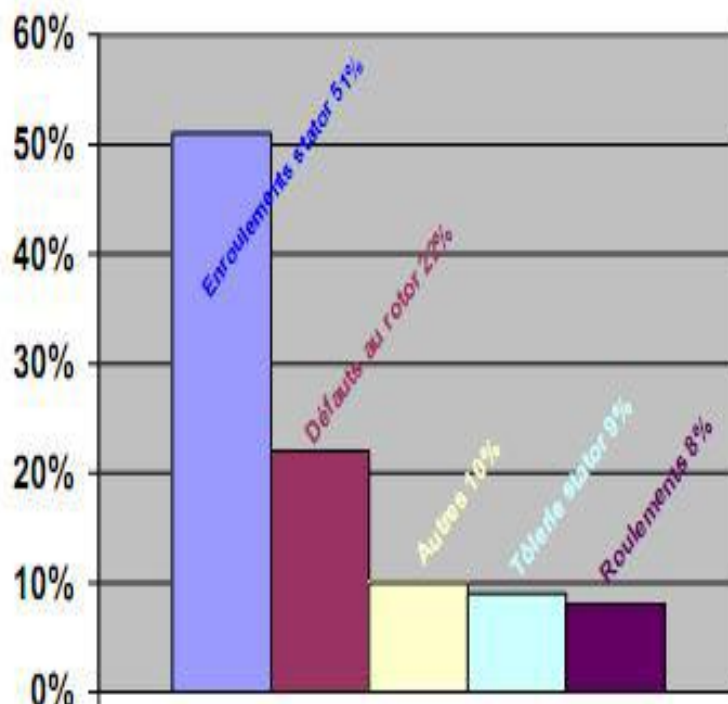


Figure I.5 : Répartition des pannes sur les machines de faibles et moyennes puissances

Une autre étude statistique faite sur des machines de grande puissance (de 100 kW à 1 MW) donne les résultats suivants :

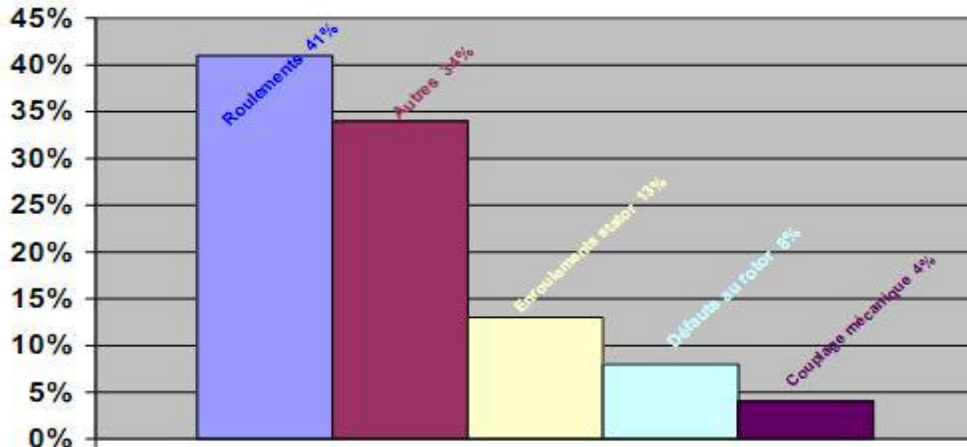


Figure I.6 : Répartition des pannes sur les machines de fortes puissances.

I.4 Principaux défauts de la machine asynchrone et leurs causes

De multiples défaillances peuvent apparaître dans la machine asynchrone. Elles peuvent être Prévisibles ou intempestives, mécaniques ou électriques. Leurs causes sont très variées. Dans le but d'une présentation synthétique, ces défauts peuvent se classer en deux familles principales, les figures I.7 et I.8 regroupent ces causes.

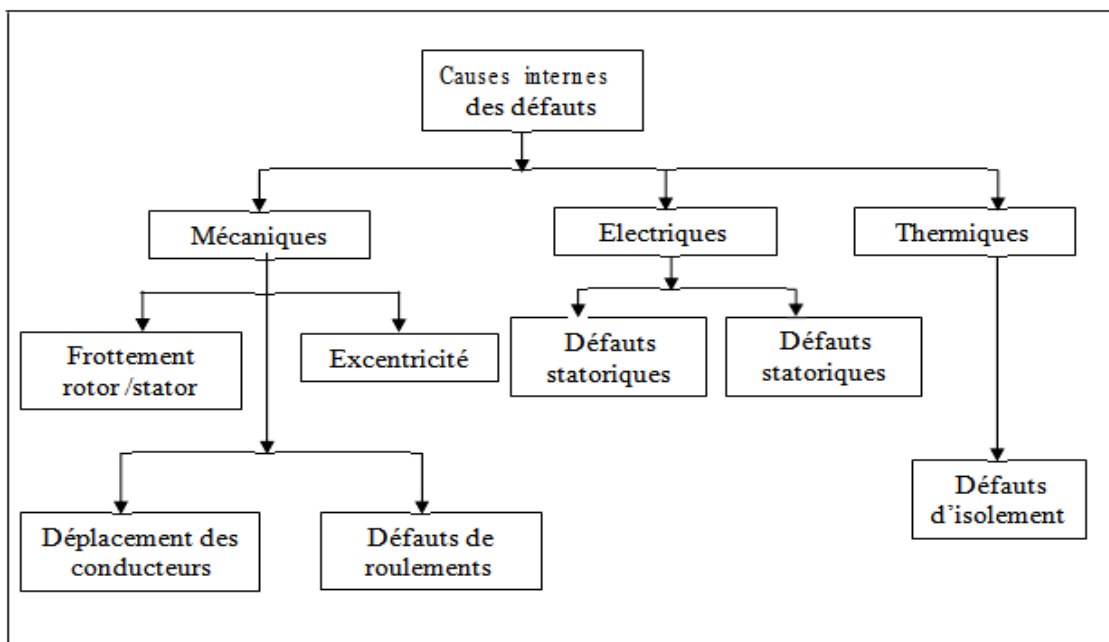


Figure I.7 : Causes internes de défauts de la machine asynchrone triphasée à cage

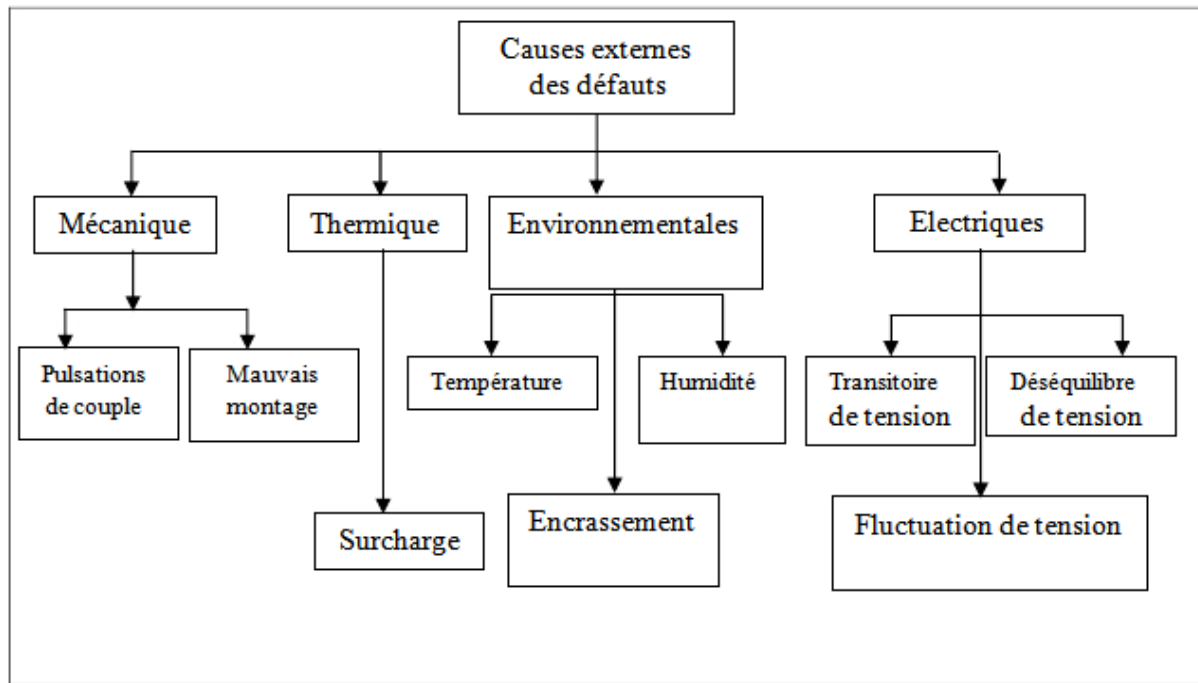


Figure I.8 : Causes externes de défauts de la machine asynchrone triphasée à cage

I.4.1 Les défauts statoriques

Les défauts qui sont les plus récurrents, localisés au niveau du rotor, peuvent être définis comme suite :

- Court-circuit entre spire
- Court-circuit entre phases
- Défaut de circuit magnétique

I.4.1.1 Court-circuit entre spire

Le court-circuit entre spire même phase entraîne une augmentation des courants statoriques dans la phase affectée, une légère variation de l'amplitude sur les autres phases, Modifie le facteur de puissance et amplifie les courants dans le circuit rotorique. Ceci a pour conséquence une augmentation de la température au niveau du bobinage et, de ce fait une dégradation accélérée des isolants, pouvant provoquer un douzième court-circuit. Le couple électromagnétique moyen délivré par la machine reste sensiblement identique hormis une augmentation des oscillations proportionnelle au défaut.

I.4.1.2 Court-circuit entre phases

Ce type de défaillance peut arriver en tout point du bobinage, cependant les répercussions ne seront pas les mêmes selon la localisation. Cette caractéristique rend difficile une analyse de l'incidence de ce défaut sur le système.

L'apparition d'un court-circuit proche de l'alimentation entre phases, induirait des courants très élevés qui conduiraient à la fusion des conducteurs d'alimentation et/ou à la disjonction par les protections. D'autre part, un court-circuit proche du neutre entre deux phases engendre un déséquilibre sans provoquer la fusion des conducteurs.

Les courants statoriques sont totalement déséquilibrés et ce déséquilibre est proportionnel au défaut qui apparaît. Les courants dans les barres ainsi que dans les anneaux sont augmentés lors de l'apparition de ce défaut. La détection de ce type de défaut peut reposer sur le déséquilibre des courants de phases.

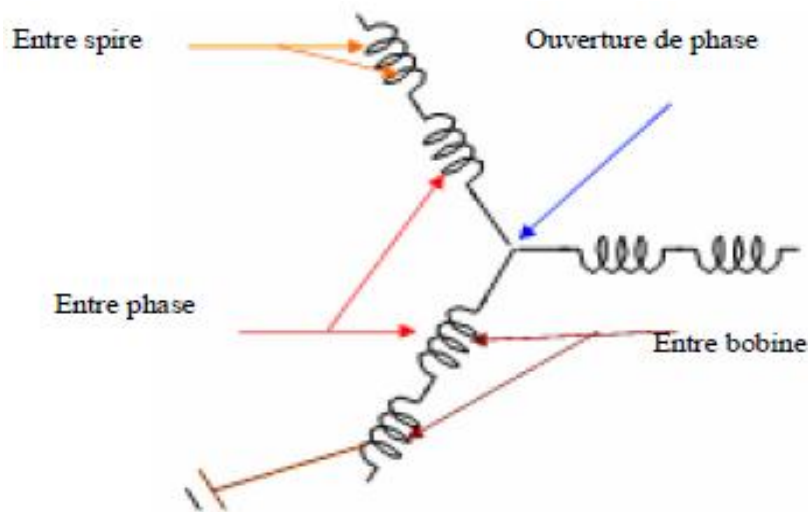


Figure I.9 : Représentation des différents défauts statoriques

I.4.1.3 Défaut de circuit magnétique

Ces défauts aboutissent dans la plupart des cas à une dissymétrie au niveau du fonctionnement de la machine, qui à son tour peut accentuer le problème par des phénomènes de surchauffe, de surtension, d'élévation importante du courant, etc.

I.4.2 Défauts rotoriques

Les défauts qui sont les plus récurrents, localisés au niveau du rotor, peuvent être définis comme suite :

- Défauts de cassure de barre
- Défauts d'excentricité
- Défauts de rupture des anneaux

I.4.2.1 Défauts de cassure de barre

La cassure de barre d'une machine asynchrone est le défaut le plus couramment étudié aux laboratoires. Ce défaut induit des modifications dans les courants du stator et entraîne donc l'apparition d'harmoniques caractéristiques dans le spectre de ce signal. En effet, lors de l'apparition d'une cassure de barre, des harmoniques de flux sont produits et induisent des harmoniques dans les courants des enroulements statoriques aux fréquences

$$f_{cb} = (1 \pm 2kg)fs \quad (I.1)$$

f_{cb} : La fréquence supplémentaire dans le courant d'une phase statorique à cause de la cassure de barre.

fs : Fondamental ; g : le glissement ; $k= 1, 2, \dots$. De plus, les amplitudes des raies dans ces bandes latérales du fondamental augmentent avec le nombre de barres défectueuses.

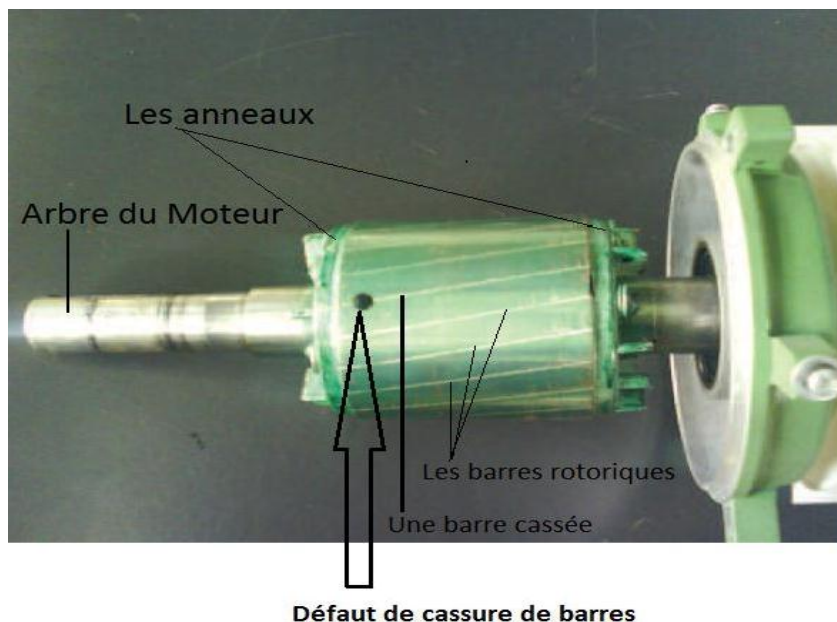


Figure I.10 : Représentation d'une barre cassée

I.4.2.2 Défauts d'excentricité [02]

La variation d'épaisseur de l'entrefer entraîne des variations dans la densité du flux d'entrefer. Les enroulements statoriques sont électriquement modifiés, ce qui entraîne des effets dans le spectre des courants. Il existe trois types d'excentricité

- **Excentricité statique** : déformation du corps du stator, positionnement incorrecte du rotor.

- **Excentricité dynamique** : le centre du rotor n'est plus confondu avec le centre de rotation.
- **Excentricité mixte** : L'apparition des deux types d'excentricité au même temps

L'excentricité dans la machine à induction augmente l'apparition des composantes additionnelles dans le spectre du courant, leurs fréquences sont données par des composantes fréquentielles suivantes :

$$f_{exc} = fs. \left[1 \pm k. \frac{(1-g)}{p} \right] \quad \text{Avec } k=1, 2, 3, \dots \quad (I.2)$$

p : nombre de paire de pôles

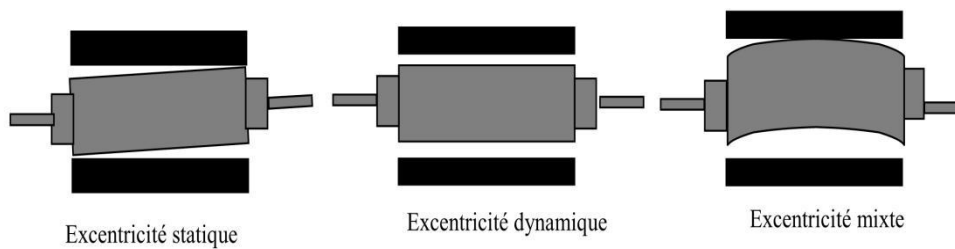


Figure I.11 : Représentation de l'excentricité dans la machine asynchrone

I.4.2.3 Défauts de rupture des anneaux

La rupture de portion d'anneau est un défaut qui apparaît aussi fréquemment que la cassure de barres. Ces ruptures sont dues soit à des bulles de coulées ou aux dilatations différentielles entre les barres et les anneaux.

Ces portions d'anneaux de court-circuit véhiculent des courants plus importants que ceux des barres rotoriques. De ce fait, un mauvais dimensionnement des anneaux, une détérioration des conditions de fonctionnement (température, humidité,...) ou une surcharge de couple et donc de courants, peuvent entraîner leur cassure. La rupture d'une portion d'anneau déséquilibre la répartition des courants dans les barres rotoriques et de ce fait, engendre un effet de modulation d'amplitude sur les courants statoriques similaire à celui provoqué par la cassure de barres.

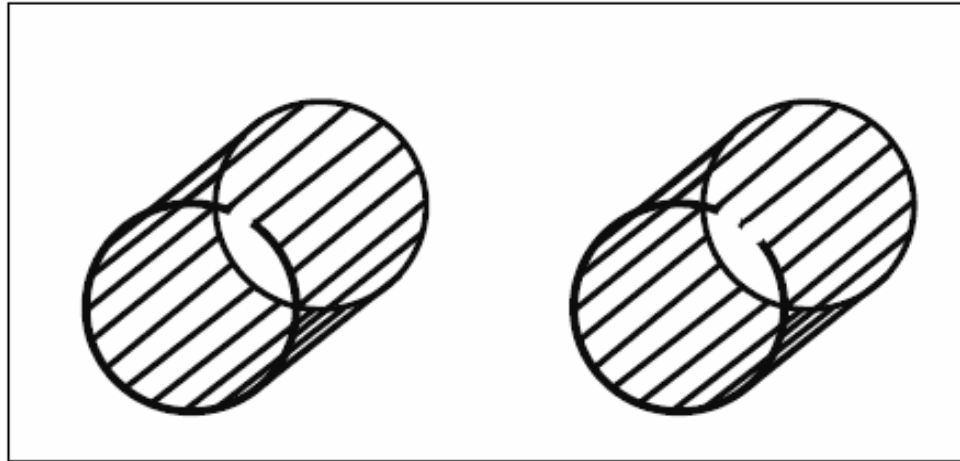


Figure I.12 : Représentation de rupture des anneaux

I.4.3 Les défauts aux paliers

I.4.3.1 Défaillances des roulements

Les roulements se composent généralement de deux bagues, une intérieure et une extérieure entre lesquelles existe un ensemble de billes ou de rouleaux tournants (Figure I.13).

En fonctionnement normal la défaillance est due à la fatigue commence par des petites fissures situées au-dessous des surfaces du chemin de roulement et de l'élément roulant, qui se propage graduellement sur la surface. Tout changement de l'uniformité du roulement produit des vibrations qui génèrent dans le courant statorique des raies spectrales de fréquences. [02]

$$f_{roul} = |f_s - kfv| \quad (I.3)$$

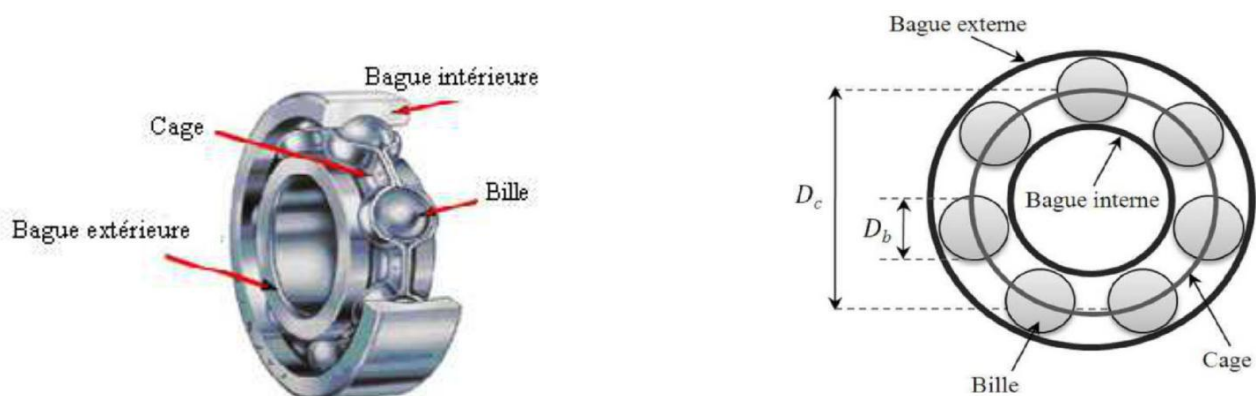


Figure I.13 : Représentation d'un roulement à billes

I.4.3.2 Défaillances des flasques

Les défauts créés par les flasques, de la machine asynchrone sont le plus généralement causés à l'étape de fabrication. En effet, un mauvais positionnement des flasques provoque un désalignement des roulements à billes, ce qui induit une excentricité au niveau de l'arbre de la machine. Il est possible de détecter ce type de défaillance par une analyse vibratoire ou une analyse harmonique des courants absorbés par d'un mauvais matériau lors de sa construction, l'arbre peut comprendre des micros – fissures la machines. [08]

I.4.3.3 Défaillances de l'arbre

A cause de l'utilisation; et avec le temps, ces fissures peuvent mener à une fracture de l'arbre provoquant ainsi un arrêt immédiat de la machine. La robustesse mécanique de l'arbre peut être affectée par des phénomènes d'oxydation liés à l'environnement. Une excentricité statique et/ou dynamique ou un surdimensionnement de la charge mécanique peut induire des efforts considérables sur l'arbre moteur, amenant ainsi une fatigue supplémentaire

I.5 Méthodes de diagnostic des défauts de la machines asynchrones

Pour effectuer le diagnostic d'une installation industrielle, les opérateurs de la maintenance analysent un certain nombre de signaux issus de la machine. En effet, l'évolution temporelle et le contenu spectral de ces signaux, peuvent être exploités pour détecter et localiser les anomalies qui affectent le bon fonctionnement de cette installation. La surveillance via cette approche nécessite une bonne connaissance des défauts et leurs signatures. D'après la littérature, les principales méthodes du diagnostic utilisées sont les suivantes : [10]

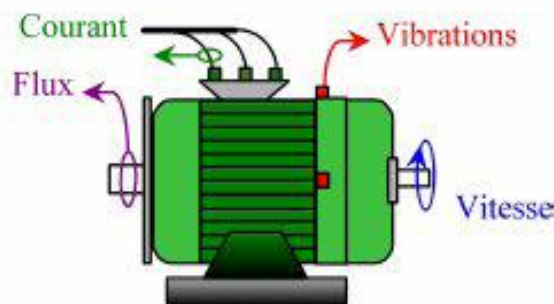


Figure I.14 : les mesures utilisées pour le diagnostic des machines asynchrones.

I.5.1 Diagnostic par l'analyse des vibrations mécaniques

Les vibrations de la machine fournissent des informations sur pratiquement tous les défauts fréquemment rencontrés, notamment ceux mécaniques, malgré analyses vibratoires comportent certains inconvénients comme, le problème d'accessibilité, difficultés rencontrées dans les connexions mécaniques des accéléromètres pour effectuer les mesures nécessaires au voisinage direct du défaut. De plus, le coût de ces capteurs reste élevé, il reste la méthode la plus utilisée dans la pratique.

I.5.2 Diagnostic par l'analyse du flux magnétique axial de fuite

Les circuits électriques et magnétiques de la machine ne sont jamais parfaits à causes des tolérances et des défauts de fabrication parmi d'autres, et présentent souvent quelques degrés d'asymétrie permettant la génération des flux de fuite dont le contenu spectral est lié directement aux harmoniques contenus dans les courants statoriques et rotoriques. [04]

I.5.3 Diagnostic par l'analyse du couple électromagnétique

Le couple électromagnétique développé dans les machines électriques, provient de l'interaction entre le champ statorique et celui rotorique. Par conséquent, tout défaut, soit au niveau du stator ou au rotor, affecte directement le couple électromagnétique. L'analyse spectrale de ce signal, donne des informations pertinentes sur l'état du moteur. Cependant, la nécessité d'un équipement assez coûteux pour l'acquisition de cette grandeur représente l'inconvénient major de cette méthode. [07]

I.5.4 Diagnostic par l'analyse du courant statorique

Parce qu'il est facilement accessible, et vue sa capacité de détecter aussi bien les défauts électromagnétiques que mécaniques, l'analyse du courant statorique occupe une place privilégiée dans le diagnostic par analyse des signaux. Cette technique est connue sous l'abréviation MCSA (Motor Current Signature Analysis). La MCSA était l'objet de plusieurs travaux de recherche, elle consiste à affecter à chaque défaut une signature spectrale le caractérisant. Dans le même contexte, il a été démontré que la sévérité du défaut est fonction de l'amplitude des composantes fréquentielles qu'il génère, et notamment, des raies déjà présentes dans le moteur sain (harmoniques d'espace). [01]

I.5.5 Diagnostic par la température

Grâce à des dispositifs à infrarouge, on perçoit les zones chaudes dont les températures dépassent les températures limites prédéterminées. Pour ce faire, un balayage systématique de l'ensemble de l'installation électrique, et notamment du moteur asynchrone, est effectué. Les

systèmes examinés étant en fonctionnement, les éléments qui composent l'installation électrique sont en charge normale. En fait, ils vont nous apparaître, sur l'image infrarouge plus ou moins rayonnant suivant leur rôle, leur conception, leur charge et leur matériau. L'opérateur fait la part des choses entre les températures normales de fonctionnement et les anomalies.

I.5.6 Diagnostic par les analyses chimiques

La plupart des moteurs sont refroidis par l'air, ou le plus souvent à l'aide d'un circuit fermé avec un échangeur de chaleur refroidi à l'eau. La dégradation de l'isolation électrique dans le moteur produit le gaz d'oxyde de carbone qui apparaît dans le circuit de l'air de refroidissement et qui peut être détecté par une technique d'absorption infrarouge. Dans certain cas, l'huile de roulement est analysée régulièrement, et l'intervention est requise si les produits indiquant la dégradation.

I.5.7 Diagnostic par L'analyse de la puissance instantanée

L'utilisation de la puissance instantanée pour la détection des défauts dans les moteurs asynchrones, a fait l'objet des nombreux travaux. Car la puissance instantanée est la somme des produits des courants et des tensions dans les trois phases statoriques. Donc, le niveau d'informations apportées par cette grandeur, est plus grand que celui apportées par le courant d'une seule phase (oscillations plus importantes et plus visibles). Ceci présente l'avantage de cette méthode par rapport aux autres.

I.6 Techniques de traitement de signal dédiées au diagnostic

Puisque les allures temporelles ne donnent pas beaucoup d'informations, on est obligé d'aller vers les techniques de traitement de signal. Plusieurs techniques de traitement de signal ont été utilisées depuis longtemps pour analyser le contenu spectral des différents signaux issus des machines électriques tels que : les courants, les puissances, le couple, la vitesse, le flux, les vibrations,...etc. Dans notre travail on s'intéresse à deux méthodes :

- Transformée de Fourier (TF).
- Transformée de Hilbert Huang

I.7 Signatures spectrales des défauts dans le spectre du courant statorique (MCSA)

I.7.1 Défauts statoriques

Pour déceler les défauts de court-circuit, plusieurs approches ont été mises en œuvre, à savoir l'utilisation d'une bobine concentrique placée autour de l'arbre de la machine afin de

capter puis analyser le flux axial de la machine. Ce type de défauts entraîne l'apparition d'une série d'harmoniques dans le spectre du flux axial donnée par :

$$fst = fs \cdot \left[k \pm \frac{n(1-g)}{p} \right] \quad (I.4)$$

Avec $k=1,3$ et $n=1, 2,3,\dots (2p-1)$.

Le diagnostic des courts-circuits statoriques peut être effectué via la MCSA, et est basé sur la détection des composantes fréquentielles données par l'expression (I.4), du fait que cette onde de flux tournant sera l'origine des composantes de courant équivalentes dans l'enroulement statorique.

I.7.2 Défauts rotoriques

Le courant statorique en régime permanent donne des indications sur les défaillances rotoriques telles que les ruptures de barres, d'anneaux de court-circuit ou l'excentricité d'entrefer, rupture d'une phase, court-circuit entre spires du stator.

I.8 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté les éléments constitution de la machine asynchrone à cage d'écureuil et on a présenté les différents défauts qui peuvent affecter les différentes parties de la machine ainsi que les causes de la défaillance et les méthodes utilisées pour le diagnostic des défauts dans la machine asynchrone.

Le chapitre suivant sera consacré à l'étude théorique des méthodes de traitement de signal dédiées au diagnostic des machines asynchrones.

CHAPITRE II

Les représentation temps-fréquence du signal

II.1 Introduction

L'analyse d'un phénomène physique passe, souvent, par l'acquisition d'un signal temporel $x(t)$ monodimensionnel fonction du temps. Même si la représentation temporelle d'un signal est la plus naturelle, elle ne permet pas toujours une analyse complète.

L'analyse spectrale, basée sur la Transformée de Fourier, est un outil puissant du traitement du signal reposant sur le concept (représentation) physique de fréquence. Elle permet de fournir des informations auxquelles nous n'avons pas accès temporellement. Cependant, ces deux analyses, prises séparément, sont insuffisantes (inadaptées) pour une large classe de signaux. Si on souhaite étudier un signal non stationnaire et détecter les variations de fréquence en les associant à un instant donné, la transformation de Fourier est sans intérêt. Pour remédier à ce problème, plusieurs méthodes d'analyses sont apparues, parmi elles nous pouvons citer, la transformation de Fourier à court terme, la transformé par ondelettes, la transformée de Wigner Ville et la transformée de Hilbert-Huang. Ces méthodes font référence à une représentation plus performante que celle de Fourier, c'est la représentation temps fréquence du signal, qui est une méthode plus adéquate pour la représentation plus au moins complète des informations que contient un signal non stationnaire.

Avant de présenter les différentes méthodes de la représentation temps fréquence, nous commençons par rappeler quelques définitions utiles.

II.2 Définitions

II.2.1 Système linéaire et non-linéaire

Un système physique est dit linéaire quand la somme de causes produit une somme correspondante d'effets et il suffit d'étudier séparément les comportements individuels des composantes puis de les additionner pour déduire le comportement de tout le système.

✓ Principe de superposition

Lorsque l'on sollicite le système par une excitation $e_1(t)$, sa réponse est $x_1(t)$ et lorsque on le sollicite par une excitation $e_2(t)$, sa réponse est $x_2(t)$. Alors le système est dit linéaire si pour $(\lambda_1, \lambda_2) \in \mathbb{R}^2$:

$$\lambda_1 e_1(t) + \lambda_2 e_2(t) \rightarrow \lambda_1 x_1(t) + \lambda_2 x_2(t) \quad (2.1)$$

Si la réponse diffère de celle énoncée ci-dessus alors le système est dit non linéaire.

Contrairement aux courbes régulières obtenues lorsqu'on représente des équations linéaires, la représentation d'équations non-linéaires comprendra des cassures, des ruptures et des singularités.

II.2.2 Signaux aléatoires

Les signaux aléatoires sont ceux qui admettent une représentation probabiliste. On admet que le signal observé est membre d'une « famille » de signaux, définie par ses propriétés statistiques (densité de probabilité, fonction de répartition, moments, etc ...). Si les caractéristiques probabilistes ne dépendent pas d'une origine des temps, on les dira stationnaires, en précisant de quelle caractéristique il s'agit. Si les densités de probabilités ont cette propriété, on parlera de stationnarité « au sens strict », si seuls les moments ont cette propriété on parlera de stationnarité « au sens large », en précisant l'ordre.

✓ Signal stationnaire et non-stationnaire

La notion de stationnarité est une propriété relative aux processus aléatoires. Un signal est dit stationnaire si ses propriétés statistiques (moyenne, variance, écart type) sont invariantes par translation de l'origine des temps. Les signaux non-stationnaires sont donc caractérisés par une dépendance vis-à-vis du temps. Or, en pratique, la grande majorité des signaux rencontrés sont non-stationnaires.

Un processus aléatoire est dit stationnaire au sens strict lorsque toutes ces caractéristiques statistiques c'est à dire tous ses moments sont indépendants de l'origine du temps. La stationnarité au sens strict implique la stationnarité au sens large, mais la réciproque n'est pas vraie. Un processus aléatoire $\{x(t), t \in R\}$; est dit faiblement stationnaire ou au sens large ou bien encore « stationnaire à l'ordre 1 » si $\forall t \in R$ il y'a invariance temporelle des moyennes [03] :

$$m_x = E[x(t)] = E[x] \quad (2.2)$$

Sachant que $E[x] = \int_{-\infty}^{+\infty} xp(x)dx$ qui est le moment d'ordre 1. Ce moment correspond à la moyenne sur l'ensemble des événements possibles.

Si cette moyenne ne dépend pas du temps, on dit que le signal aléatoire est stationnaire à l'ordre 1. Si la moyenne est nulle, le signal aléatoire est dit centré.

Un processus aléatoire $\{x(t), t \in R\}$; est dit faiblement stationnaire « stationnaire à l'ordre 2 » ssi $\forall(t, t_1, t_2) \in R$ si il y'a, invariance temporelle des moyennes de l'équation (2.2), invariance temporelle des corrélations

La corrélation $x(t_1, t_2)$ correspond à la moyenne statistique du produit d'un échantillon du signal pris à des instants différents t_1, t_2 . Ces quantités doivent dépendre que de la différence $(t_1 - t_2)$. On note alors :

$$R_x(t_1, t_2) = R_x(t_1 - t_2) = E[x(t_1).x(t_2)] \quad (2.3)$$

II.2.3 Le principe d'incertitude d'Heisenberg

Le principe d'incertitude de Heisenberg vient de la mécanique quantique et décrit l'impossibilité, par exemple, de connaître simultanément la position et la vitesse d'une particule. Une représentation temps-fréquence donne une mesure pour une fréquence à un instant donné. Lorsque ces variables sont liées par la TF , on alloue une incertitude pour le temps et pour la fréquence : c'est le principe d'incertitude d'Heisenberg présent dans certaines les représentations conjointes en temps et en fréquence qui stipule que le produit bande passante support temporel du signal est minoré par l'énergie du signal au facteur $\frac{1}{4\pi}$ près et qui se traduit par la relation (aussi nommée inégalité temps-fréquence) : [05]

$$\Delta t \Delta f \geq \frac{E_x}{4\pi} \quad (2.4)$$

Où Δt et Δf représentent respectivement les supports temporel et fréquentiel.

Cette relation traduit le fait que pour améliorer la localisation en temps, il est nécessaire de diminuer la largeur de la fenêtre d'analyse fréquentielle, ce qui a pour conséquence de dégrader la localisation fréquentielle, cela est aussi vrai en fréquence, Cela signifie qui, dans le cas pratique, qu'il est impossible d'obtenir un signal dont les supports temporel et fréquentiel soient simultanément arbitrairement petits. Cette relation montre aussi qu'aucun signal ne peut être caractérisé à la fois par une durée $\Delta t = 0$ et une largeur de bande $\Delta f = 0$.

II.2.4 Signal multi-composantes et mono-composante

Les notions de mono/multi composantes d'un signal passent par la définition des signaux dits à Modulation d'Amplitude et/ou Modulation de Fréquence ($AM - FM$). Un signal $AM - FM$ multi-composantes $x(t)$ peut être représenté par le modèle suivant [05]:

$$x(t) = \sum_{k=1}^N x_k(t) + b(t) \quad (2.5)$$

Avec $b(t)$ un bruit additif (représentant toutes les composantes indésirables) et N le nombre de composantes. Dans cette représentation, $x_k(t)$ est un signal mono composante décrit par une Amplitude Instantanée (AI) $a_k(t)$ et une Fréquence Instantanée (FI) $f_{ik}(t)$ telle que la forme complexe $z_k(t)$ associée à $x_k(t)$ peut s'écrire :

$$z_k(t) = a_k(t) \cdot e^{jw_k(t)} \quad (2.6)$$

avec :

$$w_k(t) = 2 \cdot \pi \cdot f_{ik}(t) \quad (2.7)$$

Dans ce modèle, si $N = 1$, le signal est dit mono composante et si $N \geq 2$, le signal est dit Multi composantes. Sur la figure (II.1) nous pouvons remarquer qu'un signal mono composant possède à un instant donné une et une seule valeur de la fréquence, contrairement au signal multi composantes où il y'a ou moins deux valeurs de fréquences correspondantes à un seul instant.

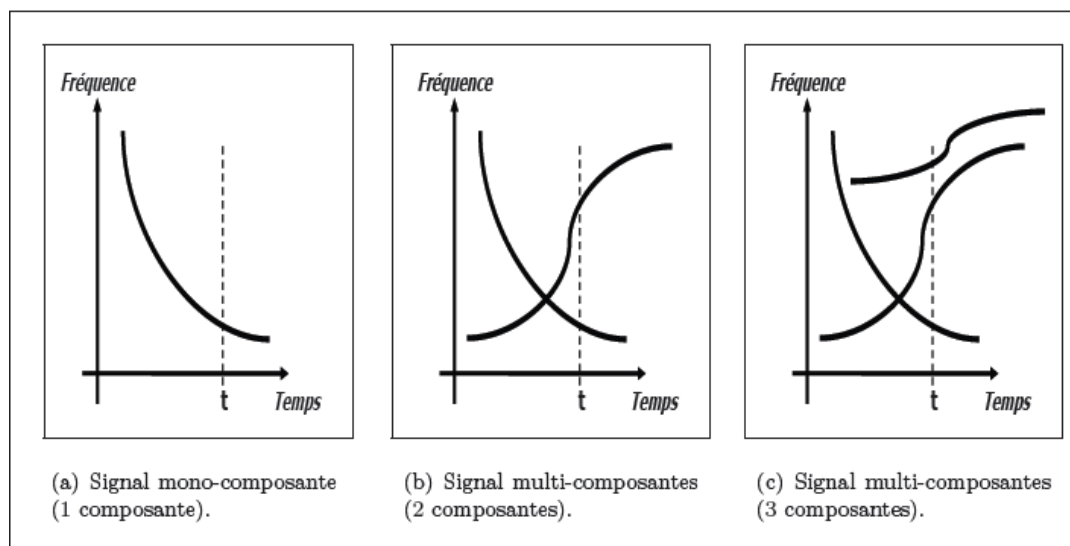


Figure II.1 : Exemple de signaux mono et multi-composantes : évolution théorique des FI au cours du temps.

II.2.4. 1 Signal mono composante et largeur de bande

La définition de la FI donnée ci-dessus suppose qu'à chaque instant, il y a une seule et unique fréquence lorsque le signal est mono-composante. A défaut d'une telle définition, on impose au signal d'être à bande étroite afin que la FI estimée à partir de $x(t) = a(t) \cdot \cos(\alpha(t))$ ait un sens physique.

$\alpha(t)$: est la phase instantanée du signal $x(t)$. En effet pour que *FI* se prête à une interprétation physique, le signal doit être à bande étroite qui est en relation directe avec le fait que le signal soit mono composante.

✓ **Notion de bande étroite**

La largeur de bande d'un signal peut être définie par les moments pairs du spectre du signal.

Le nombre de passages par zéro par unité de temps d'un signal est donné par :

$$N_0 = \frac{1}{\pi} \sqrt{\left(\frac{m_2}{m_0}\right)} \quad (2.8)$$

et celui du nombre d'extrema est donné par :

$$N_1 = \frac{1}{\pi} \sqrt{\left(\frac{m_4}{m_2}\right)} \quad (2.9)$$

m_i correspond au moment d'ordre i , tel que :

$$m_i = E[X^n] = \int_{-\infty}^{+\infty} x^n p_X(x) dx \quad \forall n \in N \quad (2.10)$$

$p_X(x)$ étant la densité de probabilité de la variable aléatoire X

Une mesure standard de la largeur de bande est définie par :

$$N_1^2 - N_0^2 = \frac{1}{\pi^2} \frac{m_4 m_0 - m_2^2}{m_2 m_0} = \frac{1}{\pi^2} L_b^2 \quad (2.11)$$

Pour un signal à bande étroite, le paramètre L_b tend vers zéro et par conséquent le nombre d'extrema doit être égal au nombre de passages par zéro.

II.2.4.2 Fréquence et Amplitude Instantanées (*FI*, *AI*)

Afin de définir la notion de *FI* et de *AI*, il est commode de s'appuyer sur un signal $x(t)$ associé à une idée de régime permanent et de stabilité au cours du temps. Soit un signal strictement sinusoïdal (ou monochromatique) décrit par:

$$x(t) = a \cos(\omega t + \theta) \quad (2.12)$$

Ce signal est caractérisé par trois paramètres : l'amplitude a , la fréquence f ou la pulsation ω définie par $\omega = 2\pi f$, et la phase à l'origine θ .

On pourrait imaginer étendre ce point de vue à des situations évolutives en rendant la constante a dépendante du temps et en introduisant dans la fonction cosinus un argument dont la dérivée serait aussi fonction du temps c'est-à-dire que le signal soit modulé en amplitude et en fréquence:

$$x(t) = a(t) \cos(\theta(t)) \quad (2.13)$$

$\theta(t)$ est la phase instantanée du signal $x(t)$.

Il est clair que la connaissance de $a(t)$ et de $\theta(t)$ définit sans ambiguïté le signal $x(t)$. Malheureusement, cette expression n'est pas unique et à l'inverse du cas mono chromatique (sinusoïdal), il apparaît une infinité de couples $(a(t), \theta(t))$ capables de décrire le signal $x(t)$. De plus, toutes ces paramétrisations ne sont pas équivalentes du point de vue de l'interprétation et seules certaines peuvent effectivement être interprétées comme une amplitude et une phase instantanée. Par exemple, on peut tout à fait choisir comme paramétrisation $a(t) = x(t)$ et $\theta(t) = 0$.

Si l'on veut donc déterminer une paramétrisation pertinente du point de vue de l'interprétation, il faut introduire un certain nombre de conditions, permettant d'obtenir un seul et unique couple à partir de $x(t)$. Bien évidemment, l' AI doit être une grandeur positive et $\theta(t)$ définie *modulo* 2π . La méthode la plus utilisée en supposant que le signal soit mono composante, repose sur la Transformée de Hilbert (TH) que nous verrons plus en détail dans les paragraphes suivants.

II.3 Transformé de Fourier (TF)

Soit $x(t)$ et $X(f)$ deux signaux représentant la même grandeur physique, mais dans deux domaines différents. $x(t)$ est le signal représentatif dans le domaine (amplitude- temps). $X(f)$ est le signal représentatif dans le domaine (amplitudes- fréquences). Lorsqu'on cherche la valeur de $X(f)$ pour une valeur f_0 de f , cela signifie que l'on cherche dans toute l'histoire de $x(t)$ ce qui correspond à la fréquence f_0 . L'analyse en fréquence de $x(t)$ nécessite donc sa connaissance totale.

$$X(f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t)e^{-2\pi jft} dt \quad (2.14)$$

De même, si l'on veut retrouver $x(t)$ à partir de $X(f)$, il faut connaître le spectre pour toutes les fréquences jusqu'à l'infini :

$$x(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} X(f)e^{2\pi jft} df \quad (2.15)$$

Nous remarquons que c'est la même opération de filtrage infiniment sélectif qui intervient, les variables temps et fréquences étant permutées.

Le résultat obtenu par cette transformation est soit une fonction du temps soit une fonction de la fréquence ce qui interdit tout accès à une notion telle que la fréquence instantanée. L'exemple le plus souvent cité est celui du morceau de musique où chaque note est caractérisée par sa hauteur et son instant d'émission. Ces signaux, dits non stationnaires, ne peuvent être correctement traités par les méthodes usuelles d'analyse spectrale

(transformation de Fourier). En effet, la transformation de Fourier effectue une transposition de l'espace temps vers son espace dual des fréquences et perd de ce fait toutes les informations sur le séquençage temporel du signal. Ainsi, grâce à une analyse spectrale classique sur le signal de musique, on pourra déterminer si telle ou telle note a été jouée mais on ne saura, en aucun cas, préciser à quel moment celle-ci l'a été. Pour remédier à ces problèmes, plusieurs méthodes d'analyses Temps – Fréquence et temps-échelle sont apparues.

II.4 Méthodes d'analyse Temps – Fréquence et temps-échelle

L'analyse spectrale basée sur la Transformée de Fourier (TF), fournit une bonne description des signaux stationnaires et pseudo-stationnaires, mais présente de nombreuses limitations quand les signaux à analyser ne sont pas stationnaires. Dans ce cas, la solution serait d'utiliser ce qu'on appelle les outils d'analyse temps-fréquence. Parmi ces méthodes, on peut citer :

- la transformée de Fourier sur une fenêtre glissante,
- la transformée en ondelettes,
- la transformée de Wigner Ville et
- la transformée de Hilbert-Huang,

II.4.1 Transformée de Fourier sur fenêtre glissante (TFCT)

La limitation due au fait d'utiliser la transformée de Fourier pour les signaux non stationnaires étant un handicap, la solution la plus simple a été alors d'effectuer une analyse de Fourier non pas sur la totalité du signal mais sur une portion du signal. Cette solution est connue sous le nom de transformation de Fourier à court terme (TFCT). L'idée de base est de décomposer le signal en petits segments supposés stationnaires et d'appliquer, sur chacune des sections, la transformée de Fourier permettant ainsi une détermination pas à pas des propriétés fréquentielles du signal en obtenant ainsi le spectre "local". La totalité des spectres "locaux" indique alors comment le spectre varie au cours de temps [09]. Ce concept est présenté sur la figure (II.2).

La formule utilisée pour calculer la TFCT continue est:

$$G_x(f, t) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(\tau) \cdot g(\tau - t) \cdot e^{-j2\pi f\tau} d\tau \quad (2.16)$$

Où $x(\tau)$ est le signal, t représente le paramètre de localisation de la fenêtre $g(\tau)$. $G_x(f, t)$ correspond au spectre du signal $x(\tau)$ autour de t . Pour obtenir la représentation spectrale autour de t , il suffit de déplacer par translation la fenêtre g et d'effectuer une transformation de Fourier sur le signal ainsi fenêtré. En pratique, on utilise le spectrogramme

(Eq.2.17) qui est le module au carré de $G_x(f, t)$. Lorsque les valeurs de la TFCT sont, en général, complexes, le module au carré nous assure que la valeur du spectrogramme sera toujours une valeur réelle. Le spectrogramme est alors défini comme une densité d'énergie soit :

$$S_x(f, t) = \left| \int_{-\infty}^{+\infty} x(\tau) \cdot g(\tau - t) \cdot e^{-j2\pi f\tau} d\tau \right|^2 \quad (2.17)$$

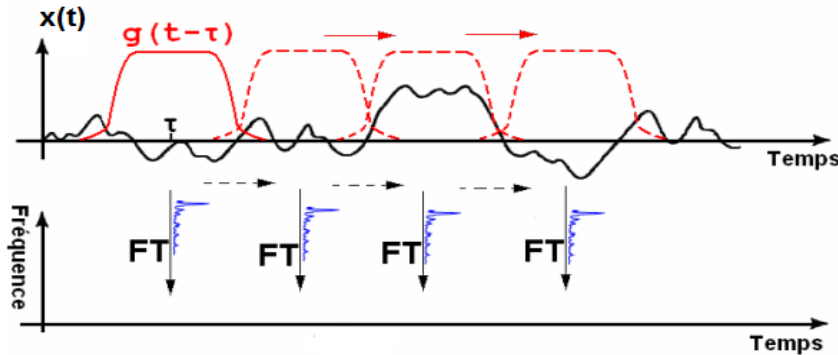


Figure II.2 : Principe de la transformée de Fourier sur une fenêtre glissante

La discrétisation des expressions de la TFCT et du spectrogramme permet son implémentation sur des processeurs numériques. Ainsi, les expressions de la TFCT et du spectrogramme discrets sont respectivement :

$$G_x(k, f) = \sum_{n=0}^{N-1} x(n) \cdot g(n - k) \cdot e^{-j2\pi f n} \quad (2.18)$$

$$S_x(k, f) = \left| \sum_{n=0}^{N-1} x(n) \cdot g(n - k) \cdot e^{-j2\pi f n} \right|^2 \quad (2.19)$$

La TFCT ou le spectrogramme considère implicitement un signal non stationnaire comme une succession de situations quasi-stationnaires, à l'échelle de la fenêtre à court terme g . La résolution temporelle d'une telle analyse est fixée par la largeur de la fenêtre et la résolution fréquentielle étant fixée par la largeur de sa transformée de Fourier. Ces deux largeurs étant opposantes, on se trouve alors en présence d'un compromis entre les résolutions temporelle et fréquentielle c'est la relation d'incertitude d'Heisenberg qui stipule qu'il est impossible d'obtenir simultanément les deux résolutions, sachant que la forme et la longueur de la fenêtre, ainsi que le pas de déplacement, sont des paramètres qui doivent être fixés et restés constants tout le long de l'analyse.

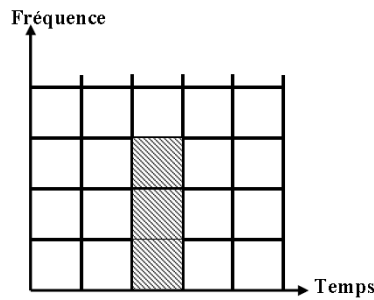


Figure II.3 Représentation du pavage de la TFCT

D'après la figure (II.3) on constate que la transformation de Fourier à court terme offre des résolutions temporelles et fréquentielles identiques en tout point du plan temps-fréquence.

II.4.2 Transformée en ondelettes (T.O)

Le besoin d'améliorer l'analyse classique des méthodes du type transformation de Fourier à court terme se fit alors assez vite sentir. L'idée principale fut de définir une analyse du même type mais en faisant dépendre la largeur de la fenêtre d'analyse de sa position. On pouvait ainsi régler la finesse de l'analyse en temps ou en fréquence indépendamment l'une de l'autre. Il faut cependant garder à l'esprit que les relations d'incertitude sont toujours présentes.

II.4.2.1 Définition

La transformée en ondelette (T.O) est un outil mathématique qui décompose un signal en fréquences en conservant une localisation temporelle. Le signal de départ est projeté sur un ensemble de fonctions de base qui varient en fréquence et en temps. Ces fonctions de base s'adaptent aux fréquences du signal à analyser. La fenêtre est de surface constante mais sa taille varie en fonction de la fréquence à analyser.

II.4.2.2 Ondelette Mère

L'analyse en ondelette est réalisée au moyen d'une fonction $\Psi(t)$ appelée ondelette de base (ou ondelette mère) qui permet de spécifier les caractéristiques du signal que l'on souhaite détecter. La TO permet de représenter n'importe quel signal de L_2 par une base d'ondelettes qui ne sont que des versions dilatées et translatées de l'ondelette mère tel que [11].

$$\psi_b^a(t) = |a|^{-\frac{1}{2}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (2.20)$$

$\psi\left(\frac{t-b}{a}\right)$ Représente l'ondelette fille

b : Facteur de translation ;

a : Facteur d'échelle;

$\psi(t)$: Ondelette mère;

$|a|^{-\frac{1}{2}}$: Facteur de normalisation de l'énergie afin que le signal transformé ait la même énergie à toutes les échelles ($a \neq 0$).

Notons que $\psi(t)$ est dite ondelette si :

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \psi(t) dt = 0 \text{ A (moyenne nulle)} \quad (2.21)$$

$$\int_{-\infty}^{+\infty} |\psi(t)|^2 dt < \infty \text{ A (énergie finie)} \quad (2.22)$$

$$0 < c_\psi = \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{|\psi(w)|^2}{|w|} dw < \infty \quad (2.23)$$

c_ψ est la constante d'admissibilité (condition) et $\psi(w)$ la transformée de fourrier de $\psi(t)$.

Une caractéristique de l'ondelette dilatée est d'être plus diffuse dans le temps et donc d'avoir un spectre plus concentré autour de sa fréquence centrale. L'inverse est constaté pour l'ondelette contractée. Pour illustrer cette propriété, on considère une ondelette B-Spline cubique qui est une fonction polynomiale. Cette ondelette converge vers une fonction gaussienne modulée. La figure (II.4) présente les propriétés temporelles (image de gauche) et fréquentielles (image de droite) de 3 échelles différentes d'une ondelette (a étant le facteur d'échelle de l'ondelette mère) :

- $a=0.5$ correspond à une ondelette contractée,
- $a=1$ correspond à l'ondelette de base ou l'ondelette mère,
- $a=2$ correspond à une ondelette dilatée.

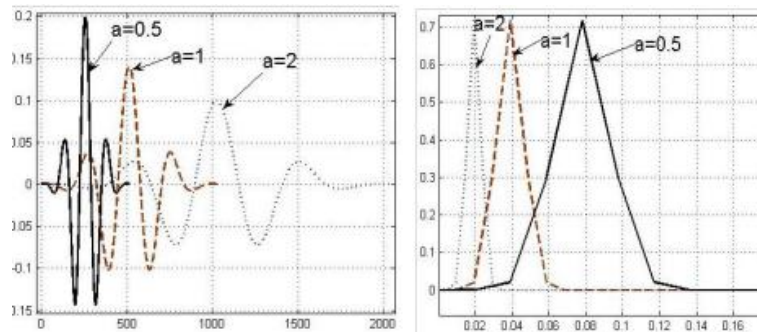


Figure II.4: Propriétés d'une ondelette mère, contractée et dilatée [Sharabty, 07].

Il est donc facile de conclure que la transformation en ondelettes favorise la résolution temporelle lors de l'analyse des composantes hautes fréquences et privilégie la résolution fréquentielle lors de l'analyse des composantes basses fréquences (Fig. II.5). On a ainsi toujours le respect de l'inégalité de Heisenberg.

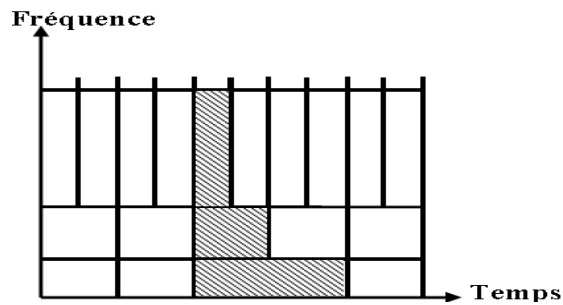


Figure II.5 Plan temps fréquence de la transformée en ondelettes

✓ Liens entre l'échelle (a) et la fréquence (f)

L'ondelette est localisée autour de sa fréquence centrale f_0 , le fait de parcourir l'axe des échelles a revient à explorer l'axe des fréquences f . On fait alors correspondre au paramètre d'échelle a une fréquence $f = f_0/a$. La transformation temps-échelle devient une transformation temps- fréquence au même titre que la transformation de Fourier à court terme [03].

II.4.2.3 La Transformée en Ondelette Continue (TOC)

La transformée en ondelette continue (TOC) utilise des translations et des dilatations de la fonction ondelette mère durant tout l'intervalle temporel de manière continue. Les coefficients d'ondelettes continus sont définie par :

$$CWT_x(a, b) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \cdot \psi_b^a(t) dt \quad (2.24)$$

Le scalogramme, défini par le carré du module de la transformée en ondelettes continues, est :

$$SC_x(a, b) = |CWT_x(a, b)|^2 \quad (2.25)$$

La TO a la capacité de changer la taille de la fenêtre à différentes résolutions de temps fréquence. Grâce au changement d'échelle (en utilisant le facteur d'échelle a les fonctions de base d'ondelette peuvent être étirées ou comprimées dans la fenêtre d'analyse (Fig.1.4). Ceci aide à isoler des discontinuités du signal parce que de courtes fonctions de base sont employées pour obtenir l'information détaillée de fréquence tandis que de longues fonctions de base sont employées pour rechercher l'information approximative de fréquence du signal. La translation (en utilisant le facteur de translation b) est l'opération de glissement de l'ondelette tout au long du signal. C'est la technique similaire à celle de la TFCT.

La transformée en ondelettes inversée est:

$$x(t) = \frac{1}{c_\psi} \int_{a=0}^{+\infty} \int_{b=-\infty}^{+\infty} \frac{CWT_x(a,b)}{a^2} \psi_b^a(t) da db \quad (2.26)$$

$\psi\left(\frac{t-b}{a}\right)$ représente l'ondelette fille et c_ψ : Constant d'admissibilité (condition)

La Transformée en Ondelette Continue se déroule selon les étapes suivantes (Fig.1.6)

1. Prendre une ondelette et la comparer à une section au début du signal original.
2. Calculer le coefficient $CWT_x(a, b)$.
3. Translater l'ondelette à droite et répéter l'étape 1 et 2 sur tout le signal.
4. Dilater ou compresser l'ondelette et répéter les étapes 1 à 3.
5. Répéter les étapes 1 à 4 pour toutes les échelles choisies.

Quand l'ondelette est dilatée, l'analyse explore les composantes du signal qui oscillent plus lentement. Quand elle est contractée, l'analyse explore les oscillations rapides comme celles contenues dans une discontinuité du signal. Par ce changement d'échelle (contraction - dilatation), la transformée en ondelettes amène à une décomposition temporelle du signal.

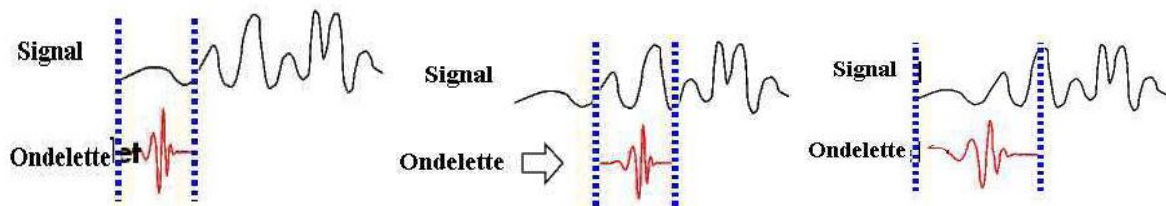


Fig. II.6: Principe de la Transformée en Ondelette Continue

II.4.2.4 Transformée en ondelette discrète

La transformée en ondelettes discrète (TOD) est produite pour surmonter le problème de la TOC. En effet il est évident que la TOC ne peut être manuellement calculée en utilisant les équations analytiques, le calcul intégral, etc, c'est donc aux ordinateurs de calculer cette transformées. Il devient donc nécessaire de discrétiser les transformées. La TOD, contrairement à la TOC, fournit suffisamment d'information, tant pour l'analyse que pour la reconstruction du signal original, en un temps de calcul notablement réduit. La TOD translate et dilate l'ondelette selon des valeurs discrètes des facteurs d'échelle et de translation telles que:

$$a = a_0^j \quad (2.27)$$

$$d = kd_0a_0^j \quad (2.28)$$

Où

$$a_0 > 1; \quad d_0 > 0; \quad k, j \in \mathbb{Z}$$

Les coefficients de la TOD sont définie par :

$$TOD_x(a_0, b_0) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \cdot \psi_{b_0}^{a_0}(t) dt \quad (2.29)$$

$$\text{avec: } \psi_{a_0}^{a_0}(t) = |a_0^j|^{-\frac{1}{2}} \psi\left(\frac{t - kd_0 a_0^j}{a_0^j}\right) \quad (2.30)$$

Dans la majorité des cas, on utilise $a_0 = 2$ et l'on obtient la transformée en ondelette discrète dyadique. Le signal original $x(t)$ peut être reconstruit à partir des coefficients obtenus par la transformée en ondelette discrète et il est donné par l'équation suivante:

$$x(t) = \sum_{j=-\infty}^{+\infty} \sum_{k=-\infty}^{+\infty} TOD_x(a_0, b_0) \cdot |2^j|^{-\frac{1}{2}} \psi\left(\frac{t - kd_0 2^j}{2^j}\right) \quad (2.31)$$

Dans la transformation en ondelette discrète, on parle souvent d'approximation et de détail.

L'approximation correspond à la haute échelle, c'est à dire aux composantes de basse fréquence du signal. Les détails sont à basses échelles c'est les composantes de hautes fréquences. Notons qu'approximation et détail émergent comme deux signaux lorsque le signal original traverse deux filtres complémentaires.

II.4.2.5 Analyse Multi-Résolution

Plusieurs approches d'analyse en ondelettes discrète ont été élaborées, parmi elles on retrouve l'analyse multi-résolution. La théorie de l'analyse multi-résolution, développée par Y. Meyer et S. Mallat, permet d'exprimer une fonction $x(t)$ de L_2 comme une suite d'approximations successives. Ces approximations n'ont pas la même résolution.

L'analyse s'effectue en calculant les détails qui permettent d'accéder à une représentation d'une qualité meilleure. Cette décomposition conduit à un algorithme général permettant une reconstruction qui conserve le nombre des échantillons du signal. En effet cette méthode peut être implémentée grâce à un banc de filtres comprenant un filtre passe bas (PB) et un filtre passe-haut (PH). La figure (II.7) illustre ces bancs de filtre, le signal d'entrée subit un filtre passe-haut et un filtre passe-bas. Après une opération de sous-échantillonnage, le filtrage reprend sur chaque sous-bande [12].

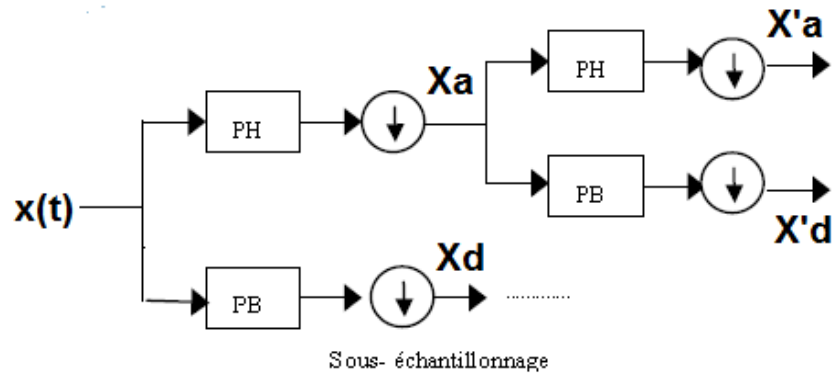


Figure II.7: Décomposition d'un signal en approximation et détails

La figure (II.8), montre le résultat de la décomposition d'un signal $x(t)$ en une série de détails $d(t)$ et une approximation $a(t)$, on remarque que les détails allons de $d1(t)$ à $d6(t)$ sont classés du signal oscillant le plus rapidement $d1(t)$ à celui oscillant le moins rapidement $d6(t)$, le signal approximation $a6(t)$ oscille plus lentement que le $d6(t)$. La somme des détails et l'approximation nous permet de reconstruire le signal $x(t)$.

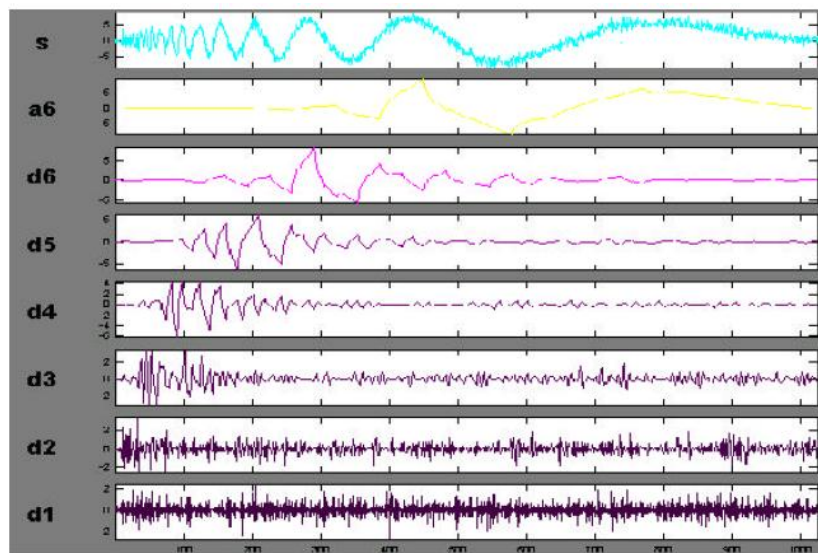


Figure II.8 Exemple de la décomposition en ondelette, d'un signal

L'inconvénient majeur de la transformée en ondelettes est que son application nécessite la spécification de la fonction de base ou ondelette mère qui est difficile à choisir. De plus, l'ondelette mère doit être la même pour toute la durée du signal, ce qui n'est pas tout à fait juste vu le caractère non stationnaire du signal. La forme de l'ondelette mère est importante, mais il est important aussi de bien choisir sa durée et sa largeur de bande. Ces paramètres déterminent les résolutions de la transformée dans le temps et les fréquences. De plus cette méthode est conçue pour les signaux linéaires non stationnaires

II.4.3 Transformée de WIGNER VILLE (TWV)

II.4.3.1 Distribution d'énergie

En contraste avec les représentations linéaires temps-fréquence, l'objet de la distribution d'énergie est de distribuer l'énergie du signal sur les deux variables : Le temps et la fréquence. L'énergie d'un signal $x(t)$ peut être déduite à partir du carré du module du signal ou de sa transformée de Fourier.

$$E_x = \int_{-\infty}^{+\infty} |x(t)|^2 dt = \int_{-\infty}^{+\infty} |X(f)|^2 df \quad (2.32)$$

$|x(t)|^2$ et $|X(f)|^2$: densité d'énergie, respectivement, en temps et en fréquence.

Soit $\rho_x(t, f)$ une distribution d'énergie dans le plan temps-fréquence telle que :

$$E_x = \int_{-\infty}^{+\infty} |x(t)|^2 dt = \int_{-\infty}^{+\infty} |X(f)|^2 df = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} \rho_x(t, f) dt df \quad (2.33)$$

Cette distribution d'énergie dans le plan temps-fréquence est telle que:

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \rho_x(t, f) dt = |X(f)|^2 \quad (2.34)$$

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \rho_x(t, f) df = |x(t)|^2 \quad (2.35)$$

Avec ces équations (2.34) et (2.35), la distribution $\rho_x(t, f)$ respecte le principe de conservation d'énergie. L'intégration de la représentation temps-fréquence sur l'axe du temps donne la densité spectrale d'énergie. L'intégration de la représentation temps-fréquence sur l'axe fréquentiel donne la puissance instantanée. Cela signifie que si l'on intègre la densité d'énergie temps-fréquence le long d'une variable, on obtient la densité d'énergie correspondant à l'autre variable.

II.4.3.2 Manière d'obtenir la Transformée de Wigner-Ville (TWV)

Une distribution d'énergie temps-fréquence, particulièrement intéressant, est la transformée de Wigner-Ville qui fournit une décomposition temps fréquence sans aucune restriction sur les résolutions temporelles et fréquentielles. Elle est tout à fait adaptée à l'analyse des signaux non stationnaires puisque qu'elle ne nécessite pas d'hypothèses sur le signal lui-même. La TWV est défini dans le domaine temporel par :

$$W_x(t, f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x\left(t + \frac{\tau}{2}\right) \cdot x\left(t - \frac{\tau}{2}\right) \cdot e^{-j2\pi f\tau} d\tau \quad (2.36)$$

Cette formule représente l'énergie d'un signal $x(t)$ au temps t et à la fréquence f .

II.4.3.3 Propriétés de la TWV

La TWV fournit certaines propriétés [03] telles que :

- Réelle et satisfaisant le principe de la conservation de l'énergie.
- L'invariance par translation temporelle

$$W_x(t - t_0, f) = W_x(t, f) \quad (2.37)$$

- L'invariance par translation temporelle

$$W_x(t, f - f_0) = W_x(t, f) \quad (2.38)$$

- Accès à la fréquence instantanée $f_x(t)$ du signal $x(t)$ par :

$$f_x(t) = \frac{1}{2\pi} \frac{d}{dt} \arg x(t) = \frac{\int_{+\infty}^{-\infty} f W_{x_a}(t, f) df}{\int_{+\infty}^{-\infty} W_{x_a}(t, f) df} \quad (2.39)$$

- Accès au retard de groupe : le retard de groupe peut être déterminé par:

$$t_x(f) = \frac{\int_{+\infty}^{-\infty} t W_{x_a}(t, f) dt}{\int_{+\infty}^{-\infty} W_{x_a}(t, f) dt} \quad (2.40)$$

tel que $x_a(t)$ est le signal analytique de $x(t)$.

Les deux dernières propriétés sont importantes dans des applications où on cherche à estimer la fréquence instantanée d'un signal mono-composante.

Cependant la TWV répond à un principe de superposition quadratique et non linéaire. Ainsi, la transformée de Wigner-Ville de deux signaux ne se réduit pas à la somme des distributions individuelles de ces signaux, cette structure bilinéaire de la transformation introduit des termes d'interférences qui possèdent une structure fortement oscillatoire à l'inverse des composantes propres du signal qui possèdent une structure beaucoup plus régulière et laisse apparaître des énergies négative dans la distribution temps fréquence de l'énergie du signal (Eq.2.36). Ces phénomènes font apparaître des composantes fréquentielles qui n'existent pas dans la réalité et qui affectent considérablement l'interprétation des résultats de la représentation temps fréquence. En effet, on peut montrer l'existence d'un terme d'interférence comme suit:

$$w_{x+y}(t, w) = w_x(t, w) + w_y(t, w) + 2R\{w_{x,y}(t, w)\} \quad (2.41)$$

Où

$$w_{x,y}(t, w) = \frac{1}{2\pi} \int x\left(t + \frac{\tau}{2}\right) \cdot y\left(t - \frac{\tau}{2}\right) e^{-jw\tau} d\tau \quad (2.42)$$

Afin d'extraire des résultats fiables, il est nécessaire d'éviter les termes d'interférences entre toutes les composantes du plan temps-fréquence par un postraitement. Pour réduire l'influence de ces termes parasites d'interaction, une procédure appropriée de lissage en temps et en fréquence peut être utilisée. On est alors amené à utiliser des versions modifiées de la transformation, c'est la représentation Pseudo- Wigner-Ville et Pseudo- Wigner-Ville Lissée du signal $x(t)$.

II.4.3.4 Transformée Pseudo Wigner-Ville (TPWV)

L'idée consiste à n'effectuer l'étude que sur un signal vu à travers une fenêtre de durée fixée et finie. La pseudo-distribution de Wigner-Ville est définie par:

$$PW_x(t, f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x\left(t + \frac{\tau}{2}\right) \cdot x\left(t - \frac{\tau}{2}\right) h(\tau) e^{-2\pi j f \tau} d\tau \quad (2.43)$$

$h(\tau)$: est la fenêtre réduisant les termes d'interférences dans le domaine temporel.

La distribution ainsi obtenue, tout en gardant l'esprit de la distribution de Wigner-Ville est une analyse par l'intermédiaire d'une fenêtre glissante à court terme, ce qui en fait une proche voisine du spectrogramme.

II.4.3.5 Pseudo-distribution de Wigner-Ville lissée (PDWVL)

La pseudo-distribution de Wigner-Ville lissée est l'équivalent d'une TWV lissée en temps et en fréquence. Cette distribution atténue fortement les termes d'interférence présents dans la distribution originale et présente une meilleure résolution que la TFCT. Les lissages temporel et fréquentiel sont indépendants et peuvent être ajustés séparément. La PDWVL peut s'écrire comme suit :

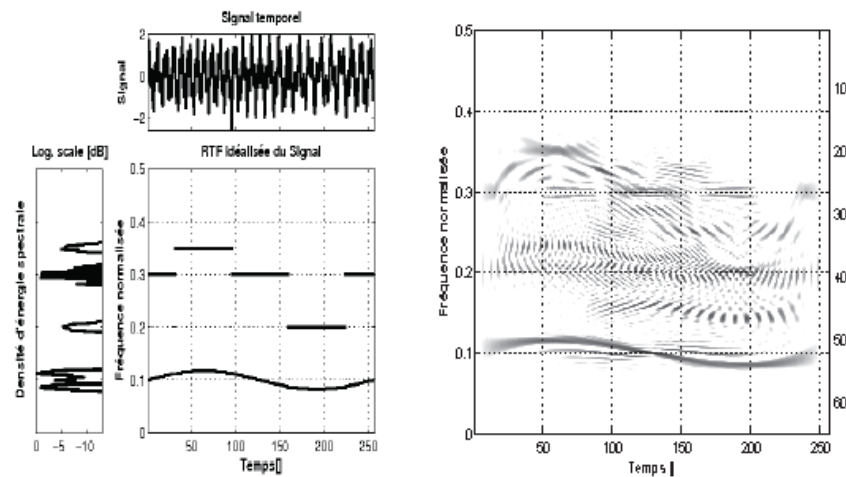
$$PWL_x(t, f) = \int_{-\infty}^{+\infty} h(\tau) \left[\int_{-\infty}^{+\infty} g(t - t') \cdot x\left(t' + \frac{\tau}{2}\right) \cdot x\left(t' - \frac{\tau}{2}\right) \cdot dt' \right] e^{-2\pi j f \tau} d\tau \quad (2.44)$$

$g(t)$ est la fenêtre réduisant les termes d'interférences dans le domaine fréquentiel et $h(t)$ la fenêtre réduisant les termes d'interférences dans le domaine temporel.

La fenêtre d'analyse doit être adaptée au type de signal analysé mais, il est évident que ces méthodes ont le défaut d'élargir les traces utiles temps-fréquence du signal (obtenues par exemple par Wigner-Ville) du fait du lissage temporel et fréquentiel. Ainsi, il n'est pas rare de devoir modifier à plusieurs reprises les paramètres de contrôle des fenêtres avant d'obtenir un résultat correct.

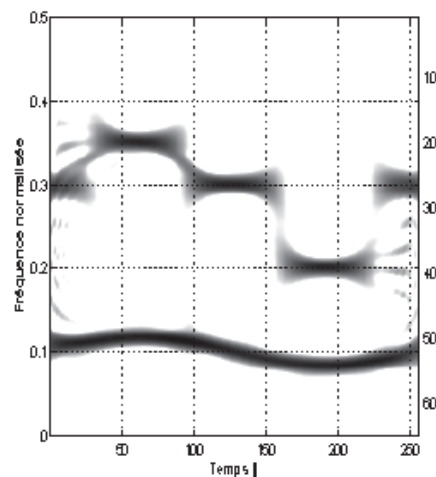
Nous constatons que la représentation de la PDWVL situe les différentes lois d'évolution (Fig. II.9 (c)) et le fait de filtrer en temps et en fréquence supprime en grande partie l'ensemble des interférences mais si on persiste à faire diminuer les interférences on peut

pénaliser la résolution temps-fréquence. Nous remarquons aussi que les transitions sont assez difficiles à déterminer.



(a) RTF idéalisée.

(b) RTF par Wigner-Ville.



(c) RTF par Pseudo Wigner-Ville lissée.

Figure II.9 : Description temps-fréquence d'un signal par la TWV

II.4.4 Transformé de Huang Hilbert (THH)

La transformée de Hilbert Huang est une autre méthode d'analyse temps-fréquence introduite récemment et pour la première fois en 1998, par Norden E. Huang et al, pour calculer la distribution d'énergie d'un signal quelconque [13] :

Cette méthode est la somme de deux procédures, la première consiste à décomposer, de façon adaptative, le signal en une somme de composantes oscillantes, c'est la Décomposition Modale Empirique ou (DME), la second consiste à calculer la fréquence et l'amplitude instantanées de chacune de ces composantes en utilisant la transformée de Hilbert. Contrairement à la transformé de Fourier ou la transformé en ondelettes, la base de décomposition de la DME est propre au signal. Une des motivations du développement de la

DME est la recherche d'une estimation de la fréquence instantanée du signal. En effet, l'approche classique de l'estimation de la fréquence instantanée basée sur la transformée de Hilbert est strictement limitée aux signaux mono composantes

II.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté quelques notions sur les signaux aléatoires et les signaux mono et multi composantes, ainsi quelques transformées temps-fréquences bien connues comme la transformée de Fourier à court terme (TFCT), la transformée en ondelette (T.O), la transformée de Wigner-Ville (TWV) et la transformée de Hilbert Huang (THH). Ces transformées permettent de mieux analyser les signaux non stationnaires. La TFCT possède un inconvénient de taille qui est la fenêtre glissante utilisée est fixe pour toute la durée du signal temporel. La T.O permet une représentation temps échelle, mais possède un défaut qui est la difficulté de choisir l'ondelette mère et que cette dernière doit rester la même pour toute la durée du signal. La TWV présente des termes d'interaction qui faussent les résultats de la représentation et dans la TWVL et la PTWVL on revient au cas de la TFCT. Quand à la THH, elle permet de surmonter les inconvénients des différentes transformées citées précédemment. La THH, qui a été brièvement présentée et à laquelle se porte notre intérêt, va faire l'objet du troisième chapitre.

CHAPITRE III

La transformée

de Huang Hilbert

(THH)

III.1 Introduction

Si la transformée de Fourier à fenêtre, la transformée de Wigner Ville 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.

Nous allons expliquer en détails, dans ce chapitre, les deux étapes de la transformée de Hilbert Huang : La transformée de Hilbert et la décomposition modale empirique de Huang.

III.2 Transformée de Hilbert

III.2.1 Introduction

Tout signal sinusoïdal réel $A\cos(\omega t + \varphi)$ peut être transformé en un signal complexe $Ae^{j(\omega t + \varphi)}$ en générant une composante en quadrature de phase : $A\sin(\omega t + \varphi)$, servant de partie imaginaire :

$$Ae^{j(\omega t + \varphi)} = A\cos(\omega t + \varphi) + jA\sin(\omega t + \varphi) \quad (3.1)$$

Pour les signaux plus compliqués, qui sont exprimables par une somme de plusieurs sinusoïdes, nous pouvons utiliser un filtre qui déphase chaque composante d'un quart de période, cette méthode est appelée la transformée de Hilbert [14] :

Soit $H\{x(t)\}$ la sortie à l'instant t du filtre quadrature de Hilbert appliqué au signal $x(t)$. Idéalement ce filtre a une magnitude de 1 pour toutes les fréquences et introduit un décalage de $-\frac{\pi}{2}$ pour chaque fréquence positive et $+\frac{\pi}{2}$ pour chaque fréquence négative. La transformée de Hilbert est définie par :

$$H\{x(t)\} = y(t) = \frac{1}{\pi} VP \int_{-\infty}^{\infty} \frac{x(t')}{t-t'} dt' \quad (3.2)$$

VP est la valeur principale de Cauchy définie par :

$$VP \int_{-\infty}^{\infty} \frac{x(t')}{t-t'} dt' = \lim_{\epsilon \rightarrow 0} \left[\int_{-\infty}^{t-\epsilon} \frac{x(t')}{t-t'} dt' + \int_{t+\epsilon}^{\infty} \frac{x(t')}{t-t'} dt' \right] \quad (3.3)$$

$y(t)$: est le conjugué de $x(t)$

$x(t)$ peut être représentée comme étant l'inverse de la transformé de Hilbert de $y(t)$

tel que :

$$x(t) = H^{-1}\{y(t)\} = -\frac{1}{\pi} VP \int_{-\infty}^{\infty} \frac{y(t')}{t-t'} dt' \quad (3.4)$$

D'après la relation (3.2) nous pouvons observer que la fonction $y(t)$ est déterminée par la convolution de $x(t)$ avec la réponse impulsionnelle du filtre de Hilbert égal à $\frac{1}{\pi t}$:

$$y(t) = x(t) * \frac{1}{\pi t} \quad (3.5)$$

Cette relation permet de calculer la densité spectrale de $y(t)$ qui est :

$$Y(jw) = TF\{y(t)\} = TF\{x(t)\} \cdot TF\left\{\frac{1}{\pi t}\right\} \quad (3.6)$$

Nous avons :

$$Y(jw) = X(jw) \cdot TF\left\{\frac{1}{\pi t}\right\} \quad (3.7)$$

Le gain complexe du filtre de Hilbert est :

$$TF\left\{\frac{1}{\pi t}\right\} = -j \operatorname{sgn}(w) \quad (3.8)$$

Ainsi :

$$Y(jw) = X(jw) \cdot [-j \operatorname{sgn}(w)] \quad (3.9)$$

$$Y(jw) = \begin{cases} -jX(jw), & w > 0 \\ jX(jw), & w < 0 \end{cases} \quad (3.10)$$

Comme résultat, nous pouvons dire que la fonction de la densité spectrale du signal conjugué de $x(t)$ est obtenu par le changement de phase de la densité spectrale de $X(jw)$ par $\mp \frac{\pi}{2}$.

Le résultat est :

$$H\{x(t)\} = y(t) = TF^{-1}\{Y(jw)\} \quad (3.11)$$

La transformée inverse de Hilbert est défini dans la relation (3.4), nous donne :

$$x(t) = H^{-1}\{y(t)\} = -H\{y(t)\} \quad (3.12)$$

En prenant en compte la relation 3.10, il en résulte que :

$$x(t) = \begin{cases} TF^{-1}\{jY(jw)\}, & w > 0 \\ TF^{-1}\{-jY(jw)\}, & w < 0 \end{cases} \quad (3.13)$$

Afin d'introduire la méthode de Hilbert permettant l'estimation de la *FI* et de la *AI*, il est nécessaire d'associer à un signal réel $x(t)$ un signal analytique.

III.2.2 Signal analytique

Soit un signal $x(t)$ tel que :

$$x(t) = a(t)\cos\theta(t) \quad (3.14)$$

Le signal analytique associé à $x(t)$ est :

$$z_x(t) = S[x(t)] \quad (3.15)$$

$S(\cdot)$: Opération pour avoir le signal analytique

Il est alors nécessaire d'imposer au signal $z_x(t)$ les deux conditions ci-dessous.

- Premièrement, comme il s'agit d'une extension au cas général d'une approche qui doit s'appliquer au cas sinusoïdal, on impose la condition :

$$S[\cos(\omega t)] = \exp(j\omega t), \forall \omega > 0 \quad (3.16)$$

- Deuxièmement, l'opération doit être linéaire : si l'*AI* de $x(t)$ est $a(t)$ alors celle de $\alpha \cdot x(t)$ doit être $\alpha \cdot a(t)$. Par extension, il suffit d'imposer que l'application $S[\cdot]$ soit un filtrage linéaire.

Un signal analytique $z_x(t)$ est défini par ,

$$z_x(t) = x(t) + iy(t) = x(t) + jH\{x(t)\} = a(t)e^{j\varphi(t)} \quad (3.17)$$

et:

$$Z_x(jw) = F\{z_x(t)\} = X(jw) + jY(jw) \quad (3.18)$$

On note que la partie réelle de $z_x(t)$ est $x(t)$ lui-même et que la partie imaginaire est obtenue à partir d'un filtre linéaire *de Hilbert* noté H en quadrature avec $x(t)$. La fonction $z_x(t)$ ainsi déterminée a la propriété de filtrer toutes les fréquences négatives de $x(t)$. Les paramètres $a(t)$ et $\theta(t)$ du signal $x(t)$ peuvent alors être déterminés de manière claire comme le module et l'argument de $z_x(t)$ pour qui la transformée de Fourier est nulle pour les fréquences négatives [15] Il est à mettre en opposition avec un signal sinusoïdal réel (ex : $\cos(\omega t)$) dont le spectre est constitué de ω et $-\omega$.

En se référant à la relation (3.7), on a :

$$Z_x(jw) = X(jw) + j[-j\text{sgn}w]X(jw) = X(jw)[1 + \text{sgn}w] = 2X(jw)U(w) \quad (3.19)$$

Où $U(w)$ désigne l'échelon unité de Heaviside qui est nul pour toutes les fréquences négatives et égal à un pour toutes les fréquences positives. $z_x(t)$ est complexe avec un encombrement spectral deux fois plus petit que celui du signal réel $x(t)$. La relation (3.19) revient à supprimer les fréquences négatives du spectre original ce qui ne diminue en rien l'information, puisque pour un signal $x(t) \in \mathbb{R}$, nous avons la relation suivante:

$$X(-f) = X^*(f) \tag{3.20}$$

$$\begin{cases} X(jw) = \frac{1}{2} [Z(jw) + Z^*(-jw)] \\ Y(jw) = \frac{1}{2j} [Z(jw) - Z^*(-jw)] \end{cases} \tag{3.21}$$

Signal	Transformé de Hilbert
$u(t)$	$H(u)(t)$
$\sin(t)$	$-\cos(t)$
$\cos(t)$	$\sin(t)$
$\frac{1}{t^2 + 1}$	$\frac{t}{t^2 + 1}$
$\frac{\sin(t)}{t}$	$\frac{1 - \cos(t)}{t}$
$Rec(t)$	$\frac{1}{\pi} \ln \left \frac{t + \frac{1}{2}}{t - \frac{1}{2}} \right $
$\delta(t)$	$\frac{1}{\pi t}$

Tableau III.1 Table des transformations usuelles de Hilbert dans le domaine continu

Ainsi par construction, les notions d'amplitude et de phase d'un signal réel $x(t)$ non-stationnaire sont associées à un unique signal complexe $z_x(t)$ dont le module et l'argument définissent respectivement les grandeurs l'amplitude instantanée AI

$$AI = |z_x(t)| = \sqrt{x^2(t) + y^2(t)} \tag{3.22}$$

Et la phase instantanée

$$\theta(t) = \arg z_x(t) = \arctan\left(\frac{y(t)}{x(t)}\right) \quad (3.23)$$

La fréquence instantanée FI de $z(t)$, et donc de $x(t)$, n'est autre que la dérivée de la phase instantanée:

$$f(t) = \frac{1}{2\pi} \frac{d\theta(t)}{dt} \quad (3.24)$$

La figure (III.1) résume le principe d'estimation de la FI et de l' AI par l'intermédiaire d'un signal analytique.

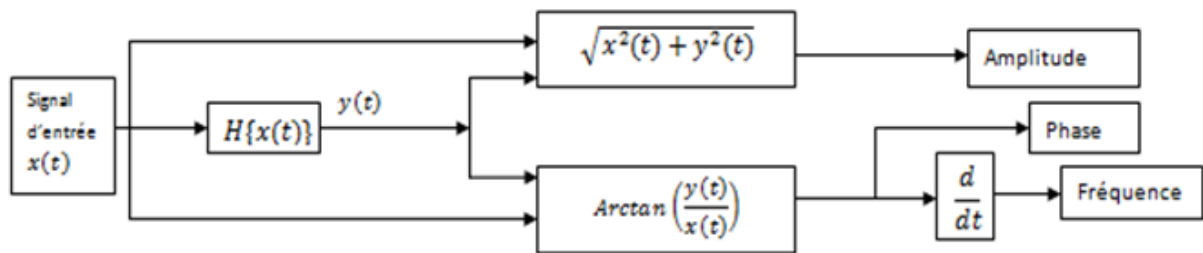


Figure III.1 : Principe d'estimation de la FI et de AI via le signal analytique $z_x(t)$ de $x(t)$

III.2.3 Transformé de Hilbert discrète

Dans le cas de la transformée de Hilbert discrète, le signal $x(t)$ doit être causal [$x(t) = 0$ pour $t < 0$] et le signal échantillonné $x[n]$ est donc une série non périodique réelle et causale. Dans ce cas, le signal analytique complexe associé à la série $x[n]$ a un spectre différent de zéro seulement pour l'intervalle de fréquences positives. Lorsque $x(t)$ est un signal périodique alors $x[n]$ est une série périodique et nous ne pouvons plus parler de causalité (le terme périodique signifie que la série est étendue de $-\infty$ à $+\infty$). Un algorithme de calcul pour la transformée de Hilbert discrète impose que la transformée de Fourier de la série complexe analytique est égale à zéro pour l'intervalle des fréquences négatives et pour les fréquences positives le spectre de la série analytique est égale à deux fois le spectre du signal $x[n]$. Dans ce cas, la transformée de Hilbert peut être utilisée avec tous ses avantages concernant les signaux causaux.

La transformée de Hilbert discrète peut donc se résumer au calcul de la série discrète de Fourier du signal, puis à l'annulation des coefficients des fréquences négative, à la multiplication par deux des coefficients des fréquences positives, puis au calcul de la transformée inverse de Fourier du signal ainsi défini. A la fin de ce processus nous obtiendrons un signal complexe, le signal initial représentant la partie réelle et la

transformée de Hilbert la partie imaginaire. L'algorithme de la figure (III.2) illustre le principe de calcul de la TH et la figure (III.3) montre le résultat de cet algorithme sur un signal sinusoïdal. [14]

III.2.4 Implémentation du calcul de l'amplitude et de la fréquence instantanées

Une fois le signal analytique généré, on peut calculer son amplitude et sa fréquence. Pour calculer l'amplitude nous implémentons directement l'expression théorique :

$$a[n] = \sqrt{x^2[n] + y^2[n]} \quad (3.25)$$

Pour calculer la fréquence, on peut utiliser l'expression:

$$w[n] = \arg(z[n]z^*[n-1]) \quad (3.26)$$

$$f[n] = \frac{w[n]}{2*\pi} = \frac{\arg(z[n]z^*[n-1])}{2*\pi} \quad (3.27)$$

avec :

$$\arg(z[n]z^*[n-1]) = \theta[n] - \theta[n-1] \quad (3.28)$$

$$\begin{aligned} z[n]z^*[n-1] &= a[n]e^{j\theta(n)}a[n-1]e^{-j\theta(n-1)} \\ &= a[n]a[n-1]e^{j\theta(n)-j\theta(n-1)} \end{aligned} \quad (3.29)$$

La transformée de Hilbert présente une limitation forte dans la mesure où elle n'est applicable qu'aux signaux qui peuvent se représenter par une fréquence unique à chaque instant. En effet, si le signal contient deux composantes de cette forme, la définition du couple amplitude/fréquence instantanée à partir du signal analytique ne fournit qu'un seul couple amplitude/fréquence instantanées pour les deux composantes et l'interprétation de ce couple est alors loin des fréquences et amplitudes instantanées des deux composantes. Pour éviter ce problème, une nouvelle méthode appelée DME pour « Empirical Mode Décomposition » a été développée afin de séparer les composantes d'un signal.

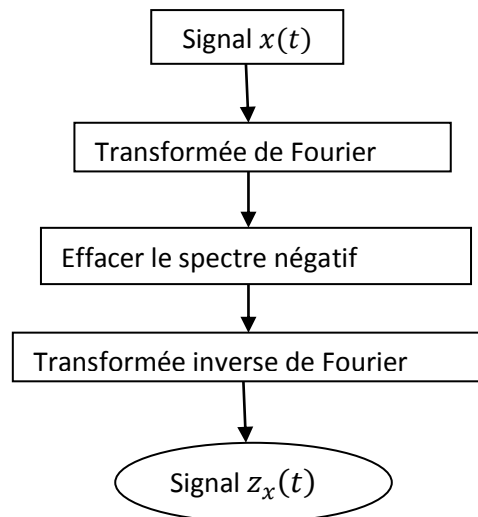


Figure III.2 Diagrammes de blocs de l'implémentation de la transformée de Hilbert

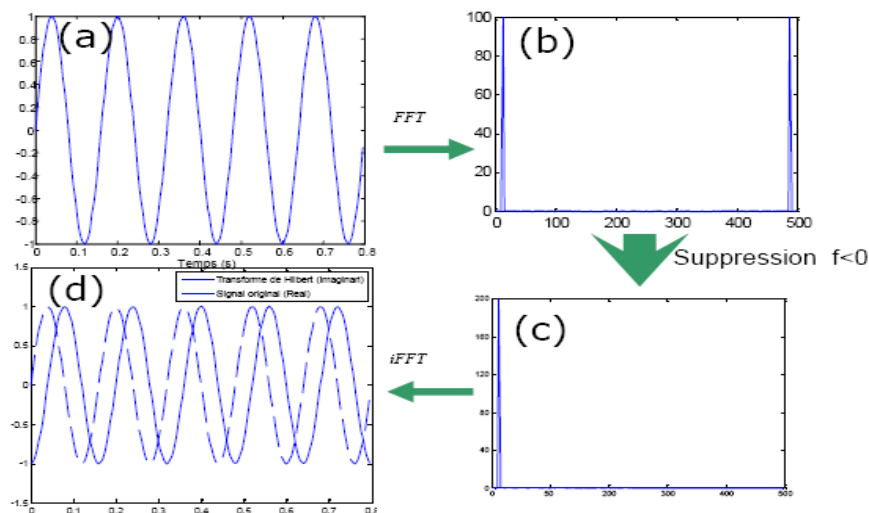


Figure III.3: Calcul du signal analytique d'un signal sinusoïdal.

III.3 La décomposition modale empirique d'un signal

III.3.1 Introduction

La transformée de Hilbert à elle seule ne peut définir les fréquences et les amplitudes instantanées d'un signal multi composantes. En effet la détermination des fréquences et des amplitudes instantanées n'est possible qu'après l'intervention d'une méthode de décomposition de signal appelée « La décomposition modale empirique » qui a la possibilité de décomposer le signal en un nombre fini de signaux mono-composantes auxquels nous pouvons appliquer la transformée de Hilbert afin de déterminer leurs fréquences et amplitude instantanées

L'ensemble de ces deux étapes est une méthode appelée la Transformée de Hilbert Huang. Une des motivations du développement de la méthode de la *DME* est l'estimation de la *FI*

du signal. Ainsi, des contraintes sont imposées à ces composantes oscillantes pour estimer correctement la *FI* (avec un sens physique) propre à chaque composante présente dans le signal.

Le contexte dans lequel s'inscrit la méthode de décomposition modale empirique est généralement celui de l'analyse de données. Plus précisément, cette méthode a été introduite pour faire face à une contradiction courante dans ce domaine, à savoir que la grande majorité des outils utilisés sont basés sur des hypothèses de stationnarité et de linéarité qui ne sont en réalité jamais strictement vérifiées.

III.3.2 Description de la décomposition modale empirique

La décomposition modale empirique est une méthode algorithmique de décomposition spectrale adaptative (elle est entièrement pilotée par les données), qui est définie par un processus appelé tamisage (*sifting*) permettant de décomposer un signal en fonctions de base : au lieu d'analyser le signal dans une base fixe comme avec Fourier. Ces fonctions de base, appelées *IMF* pour Intrinsic Mode Function, sont des signaux de type *AM – FM* de moyenne nulle

La méthode d'extraction des *IMF* est non-linéaire, mais leur recombinaison pour la reconstruction exacte du signal est linéaire. La décomposition en *IMFs* est locale, c'est-à-dire qu'on considère les signaux à l'échelle de leurs oscillations locales (la méthode opère à l'échelle d'une oscillation). En se basant essentiellement sur les variations (ou oscillations naturelles) du signal, la *DME* permet une interprétation des phénomènes physiques présents. Elle est aussi itérative, séquentielle et entièrement pilotée par les données. En plus de sa capacité à décrire ponctuellement et de manière instantanée les fréquences d'un signal, problème non résolu par l'analyse de Fourier, la *DME* est bien adaptée à l'étude des signaux non-stationnaires et/ou générés par des systèmes non-linéaires.

Cependant, comme nous l'avons mentionné, la *DME* est simplement définie par un algorithme et elle ne possède pas de cadre théorique pour le moment. Dans la plupart des cas, les études (performance, analyse . . .) menées sur la *DME* se font avec des simulations numériques extensives et dans des conditions contrôlées. Malgré le manque actuel de formalisme mathématique pour décrire la *DME*, il a été démontré que ce manque ne remet pas en cause les réelles capacités d'analyse des signaux par la *DME* ou par ses dérivées telle que la THH. En effet, cette technique a été appliquée avec succès à des données réelles et dans des domaines variés tels que l'étude l'environnement, des phénomènes climatiques en traitement d'image

III.3.3 Principe de la décomposition modale empirique

L'EMD postule que tout signal réel $x(t)$ se décompose en une "moyenne locale" $m(t)$ et une composante fortement oscillante $h_1(t)$. Plus précisément, si on considère par exemple l'évolution du signal entre deux minima locaux successifs t_0 et t_1 , l'idée est en gros de considérer que le signal est sur cet intervalle la somme d'une composante oscillante $h_1(t)$ et d'une tendance lente $m(t)$ sur l'intervalle $[t_0, t_1]$ et apparentée à la valeur moyenne de $x(t)$ sur cet intervalle. On a ainsi :

$$x(t) = h_1(t) + m(t) \quad (3.30)$$

On peut ensuite extraire le mode oscillant $h_2(t)$ de $m(t)$ et itérer le procédé jusqu'à n'obtenir qu'un résidu non oscillant $r(t)$.

En général la décomposition modale empirique peut être vue comme l'application récursive d'une opération de décomposition élémentaire permettant d'extraire de tout signal oscillant $x(t)$ sa composante qui oscille localement le plus rapidement $h_i(t)$. La différence

$$m(t) = x(t) - h_i(t). \quad (3.31)$$

est alors la partie de $x(t)$ qui oscille plus lentement, dont on peut à nouveau extraire la partie oscillant localement le plus rapidement. La décomposition totale s'écrit alors :

$$x(t) = \sum_i h_i(t) + r(t) \quad (3.32)$$

Cette décomposition est par nature exacte. Mais les notions de moyenne locale et de mode oscillant, bien qu'assez intuitives, sont très floues. Avant d'expliquer en détails ces deux notions, nous allons d'abord donner un algorithme global qui nous permet de calculer les IMFs à partir de la DME.

- 1-Initialisation $c(t) = x(t)$ 2-Processus de tamisage $h(t) = c(t)$
 - a-Calculer les extremums de $h(t)$
 - b-Calculer la moyenne $m(t)$ du signal $h(t)$
 - c -Soustraire la moyenne $m(t)$ du signal $h(t)$: $h(t) = h(t) - m(t)$
 - d-Répéter les opérations a, b, c jusqu'à ce que $h(t)$ satisfait certaines conditions
- 3-Extraction de l' $IMF(t)$: $IMF(t) = h(t)$
- 4-Soustraire l' $IMF(t)$ du signal $c(t)$: $c(t) = c(t) - IMF(t)$
- 5-Répéter l'opération 2 jusqu'à ce que $c(t)$ contient que deux extremum au maximum

Tableau III.2 : Décomposition modale empirique

Nous allons détailler dans ce qui suit chaque étape de cet algorithme. Pour illustrer ces étapes, nous utilisons un exemple d'un signal $x(t)$ (Fig.III.4), composé de 3 sinusoïdes représentées sur la figure (III.5).

$$x(t) = x_1(t) + x_2(t) + x_3(t) \quad (4.33)$$

Avec

$$x_1(t) = \sin(2 * \pi * f_1 * t)$$

$$x_2(t) = \sin(2 * \pi * f_2 * t)$$

$$x_3(t) = \sin(2 * \pi * f_3 * t)$$

Telles que: $f_1 = 60 \text{ Hz}$; $f_2 = 25 \text{ Hz}$; $f_3 = 10 \text{ Hz}$;

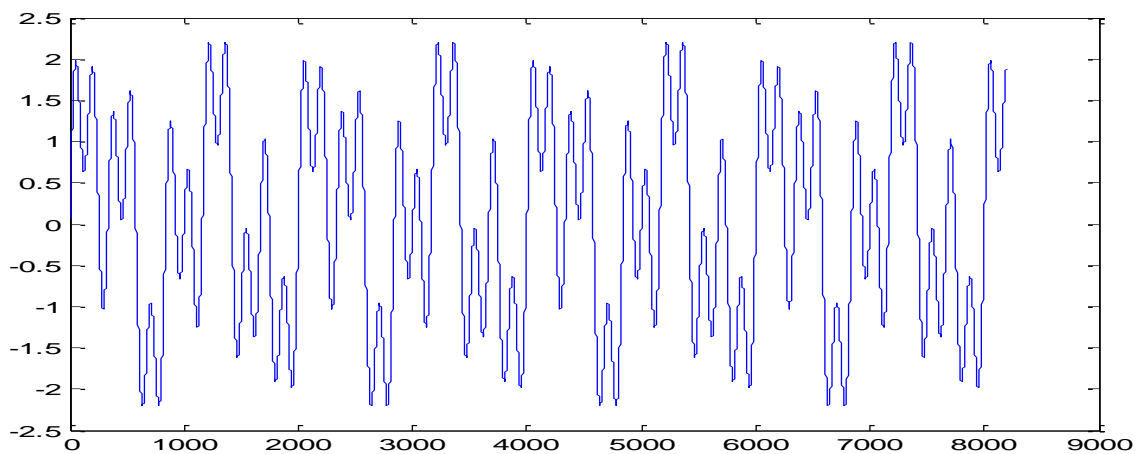


Figure III.4 Représentation du signal $x(t)$

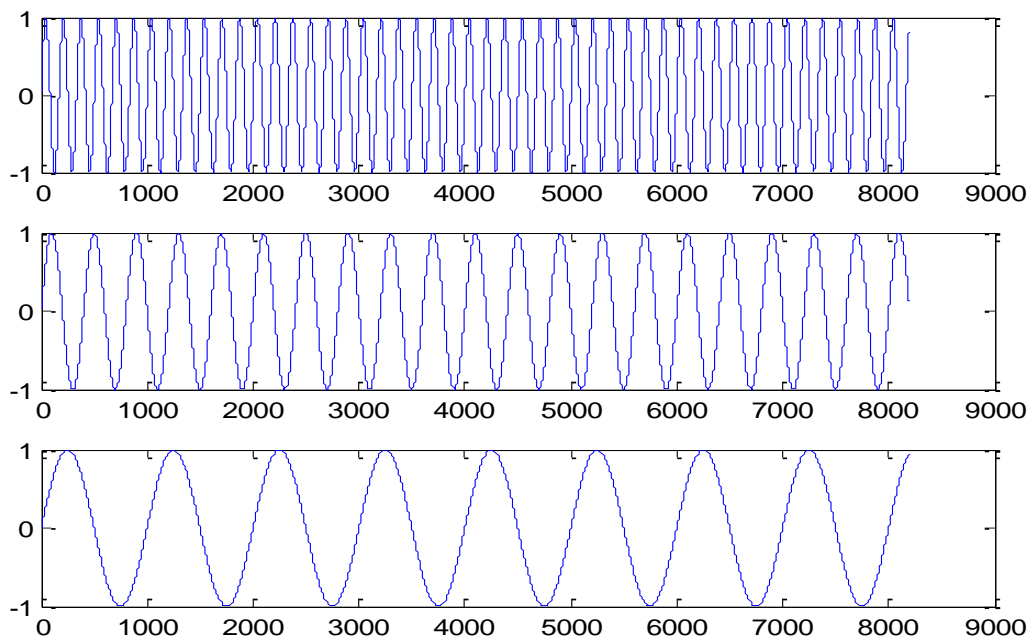


Figure III.5 Représentation des signaux $x_1(t)$ $x_2(t)$ $x_3(t)$ respectivement

III.3.4 Calcul des extremums et de la moyenne :

La première étape de l'algorithme consiste à déterminer la moyenne du signal. Celle-ci peut être déterminée localement géométriquement à l'aide de la notion intuitive d'enveloppes d'un signal oscillant. Plus précisément, ces enveloppes s'appuient sur les extrema locaux du signal, l'enveloppe supérieure notée $U(t)$ étant une courbe lisse interpolant les maxima et l'enveloppe inférieure notée $L(t)$, est une courbe lisse interpolant les minima. En pratique, les minimas et les maximas locaux sont déterminés selon les testes suivantes:

$$\text{minima: } x(t - t_1) > x(t) < x(t - t_2) \quad (3.34)$$

$$\text{maxima: } x(t - t_1) < x(t) > x(t - t_2) \quad (3.35)$$

Par contre les enveloppes supérieures et inférieures sont le plus souvent calculées à l'aide d'une interpolation spline cubique dont les détails sont portés. La moyenne locale est simplement définie comme la demi-somme des deux enveloppes supérieures et inférieures.

$$m(t) = Env (moy) = \frac{U(t)+L(t)}{2} \quad (3.36)$$

La figure (III.6) montre un exemple d'enveloppes supérieure et inférieure d'un signal obtenues par la méthode des splines cubiques ainsi que la moyenne du signal déterminée par l'équation (3.36).

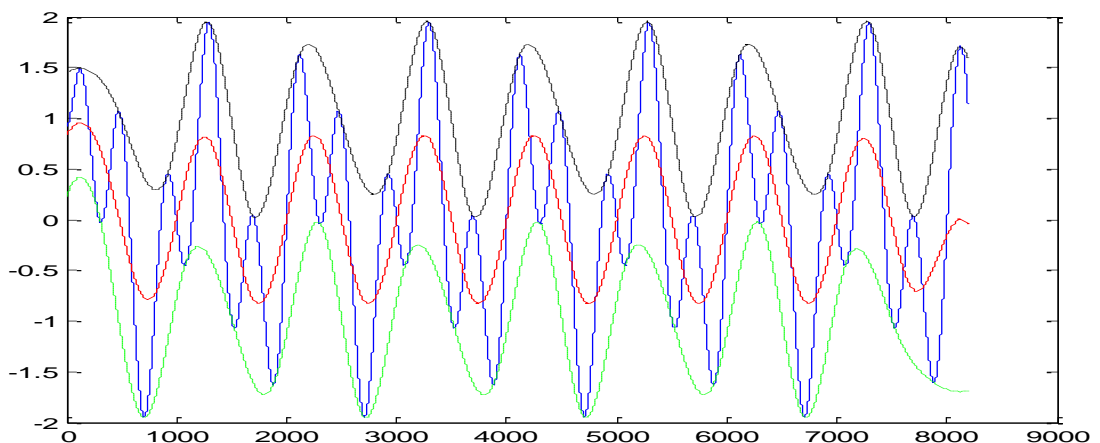


Figure III.6 Représentation de l'enveloppe supérieure et inférieure ainsi que la moyenne d'un signal

III.3.5 Processus de tamisage

on appelle le Sifting Process (SP) ou processus de tamisage l'opération qui consiste à soustraire à un signal $x(t)$ sa moyenne locale $m(t)$, plusieurs fois de suite jusqu'à obtenir une moyenne (quasi) nulle ou précisément jusqu'à ce qu'un critère d'arrêt en rapport avec la définition d'une *IMF* soit satisfait.

Une *IMF* (Intrinsic Mode Function) qu'on peut traduire par "Fonction Modale Emprique" correspond à un signal oscillant rapidement. En effet, la composante oscillant le plus rapidement peut être obtenue à partir du signal en lui soustrayant la moyenne de ses enveloppes. Cependant, rien ne garantit que la composante ainsi définie vérifie la définition d'une *IMF*. En effet, lorsqu'on soustrait la moyenne des enveloppes au signal, il est tout à fait possible de faire apparaître de nouveaux extrema qui ne sont pas nécessairement bien placés par rapport à la ligne zéro. Pour remédier à ce problème, il est proposé d'itérer l'opération de soustraction de la moyenne des enveloppes $m(t)$ jusqu'à ce que tous les maxima locaux soient strictement positifs et tous les minima locaux soient strictement négatifs. De plus, après un certain nombre d'itérations, on peut s'attendre à ce que la moyenne des enveloppes du signal soit proche de zéro $m_k \approx 0$, c'est-à-dire que les enveloppes sont presque symétriques par rapport à la ligne zéro.

La figure (III.7) illustre 3 itérations successives du processus de tamisages lors de l'extraction de la première composante *IMF1* du signal $x(t)$ de la figure (III.4).

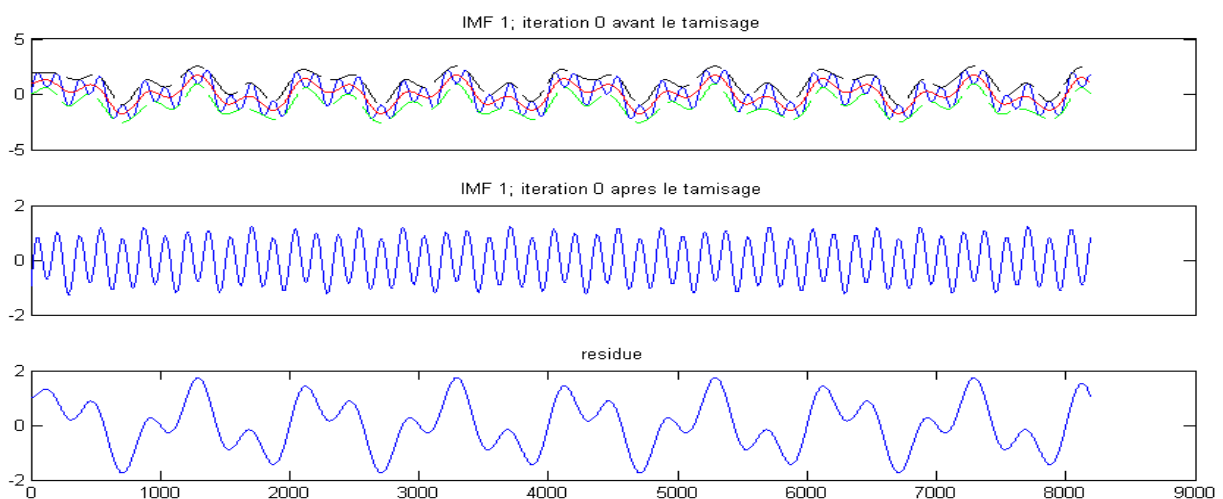


Figure III.7 Représentation de l'opération de soustraction du signal $h(t)$

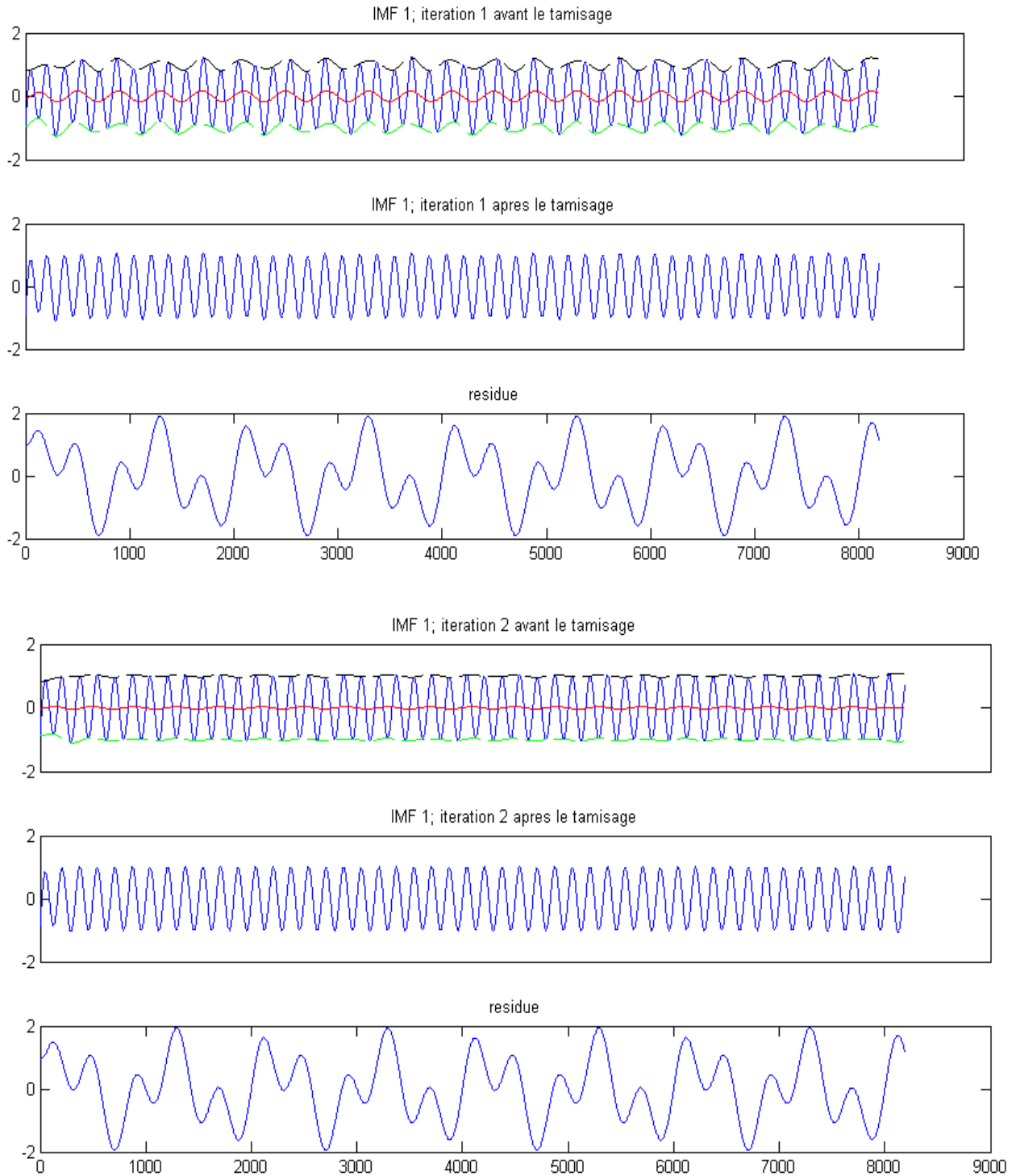


Figure III.8 Représentation des trois itérations nécessaires pour extraire l'IMF1 (opération de tamisage)

III.3.6 Extraction de l'IMF

A la fin du processus du tamisage, on récupère la première *IMF* (*IMF1*). On soustrait ensuite cette première composante du signal original, le signal résultant de cette opération est appelé résidu. Les figures (III.9) et (III.10) montrent les allures de la première composante *IMF1* et du résidu. Le signal résidu est ensuite utilisé dans le processus de tamisage à la place du signal original pour extraire la deuxième composante *IMF* (*IMF2*).

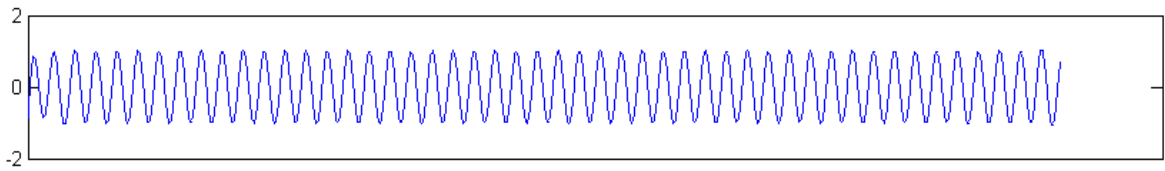


Figure III.9 Représentation de l'IMF1

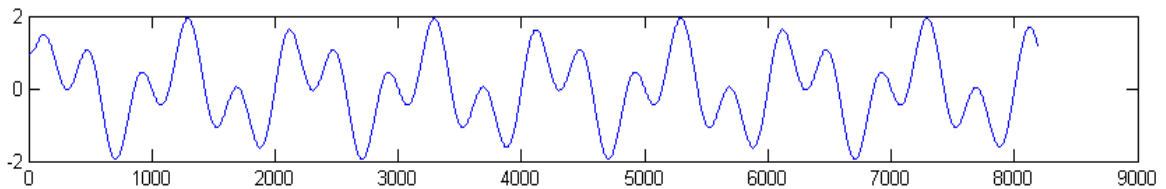


Figure III.10 Représentation du résidu après extraction de l'IMF1

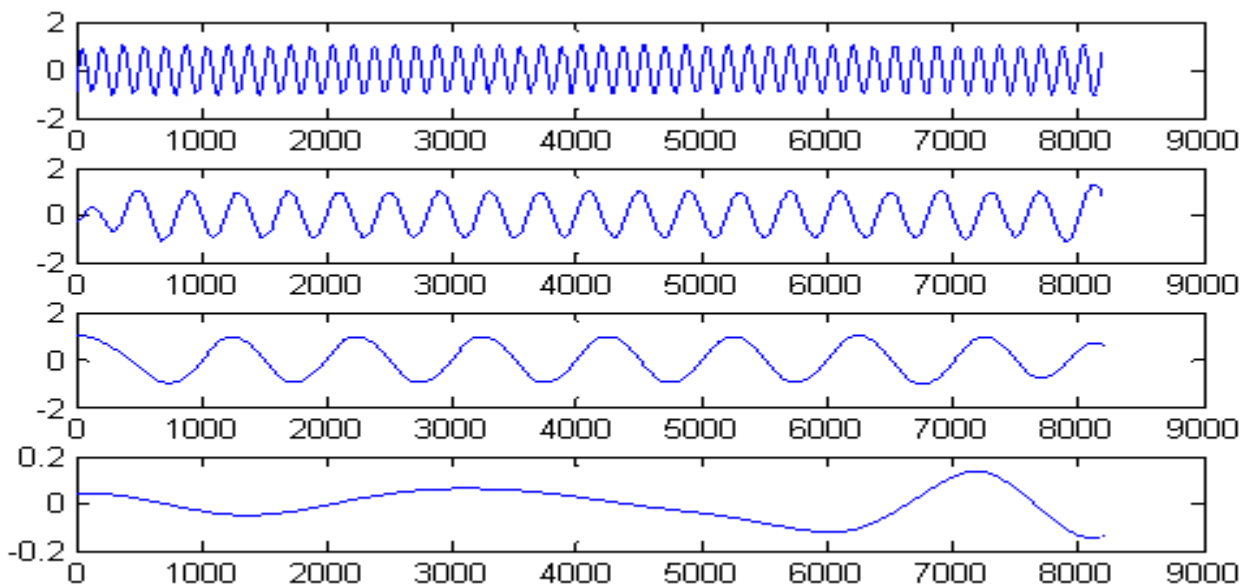


Figure III.11 Présentation des IMF's des signal $x(t)$

La figure (III.11) montre l'allure de l' IMF_2 . On répète ensuite l'opération de soustraction et de tamisage du résidu jusqu'à satisfaire un critère d'arrêt. La dernière IMF est appelée résidu final. La figure (III.11) montre l'ensemble des $IMFs$ et le résidu final obtenu sur le signal de la figure (III.4). Les 3 premières $IMFs$ sont semblables aux trois signaux constituant le signal original $x(t)$.

Dans la figure III.11, on remarque que les 03 premières IMF's sont égales aux trois signaux constituant le signal $x(t)$, le dernier IMF représente le résidu.

III.3.7 Définition d'une IMF (Intrinsic Mode Function)

La DME s'articule principalement sur la notion d' $IMFs$. Un Mode Intrinsèque ou (IMF) est une composante modulée en amplitude et en fréquence pouvant être considérée à bande étroite. En effet, intuitivement le processus de tamisage élimine itérativement les tendances locales intrinsèques du signal, pour ne retenir que les composantes modulées en amplitude et en fréquence. Ces composantes doivent être oscillatoires (conditions sur les zéros et les extrema) et centrées (condition de nullité de la moyenne), donc représentables sous forme de produit d'une modulation d'amplitude et d'une modulation en fréquence de la forme :

$$IMF_k(t) = a_k(t)\exp(j\theta(t)) \quad (3.37)$$

Rappelons qu'une fonction f dans R est une « fonction modale intrinsèque » si seulement si elle satisfait les deux conditions suivantes [16]

-Tous les maxima locaux de f sont strictement positifs, tous les minima locaux sont strictement négatifs, c.à.d entre deux extrema consécutifs, il y'a obligatoirement un passage à zéro, ou bien le nombre d'extrema et de passages à zéro doivent différer d'au plus un. Cette première condition est idéale pour que la largeur de bande soit étroite, elle garantie alors le critère de bande étroite défini dans l'équation (3.11).

-La moyenne locale f est nulle, c.à.d. que la moyenne de la somme de l'enveloppe supérieure interpolant les maxima de f et de l'enveloppe inférieure interpolant les minima est nulle. Cette deuxième condition assure que la fréquence instantanée (FI) n'inclus pas les fluctuations indésirables du signal, induites par les formes d'ondes asymétriques. Pour un signal mono-composante g , sa transformée de Hilbert et celle du signal $g+c$, avec c une constante réelle, sont les mêmes. Et que la transformée de Hilbert (qui a la même forme de son inverse) d'un signal constant est nul, par conséquent la moyenne de g est nulle. Ainsi, la

définition de la fréquence instantanée s'en trouve simplifiée par le fait qu'il suffit de pouvoir l'estimer pour un signal à une constante près.

Les deux conditions réunies suffisent pour que la notion de *FI* ait un sens physique. Notons que la notion de *weak – IMF*, définit une fonction satisfaisant uniquement la première condition .

En pratique, la moyenne locale d'une *IMF* représentée par la somme de l'enveloppe supérieure et inférieure est nulle $|U(t) + L(t)| = 0$, est peu utilisable car cette clause est trop sévère. Pour pallier à ce problème, une solution qui consiste à remplacer le zéro par une quantité proportionnelle à une amplitude locale du signal a été proposée telle que :

$$\forall t \in [a; b]; |U(t) + L(t)| \leq \varepsilon |U(t) - L(t)| \quad (3.38)$$

Si on remplace la deuxième clause de la définition d'une *IMF* par la nouvelle formulation (3.38), on obtient une définition relativement satisfaisante dans la mesure où elle est a priori utilisable en pratique sans trop contraindre les enveloppes et qu'elle respecte les exigences de localité nécessaires à un traitement adéquat des signaux non stationnaires.

III.3.7.1 Propriétés des *IMFs*

Adaptabilité, les échelles des *IMFs* sont déterminées par les échelles présentes dans le signal et non par une grille prédéterminée comme dans le cas des transformées en ondelettes discrètes.

Localité, l'échelle d'une *IMF* n'est pas définie de manière globale mais de manière locale.

III.3.7.2 Critère d'arrêt pour le processus de Tamisage

Différentes approches ont été proposées pour déterminer quand arrêter le processus de tamisage. De manière générale, elles remplissent toutes deux objectifs

1. Lors de l'arrêt du processus de tamisage, le signal en cours de traitement doit vérifier la définition d'une *IMF*.
2. Le tamisage ne doit pas être itéré un trop grand nombre de fois au risque de dénaturer l'information contenue dans les *IMFs*.

III.3.7.2.1 Critère d'arrêt original proposé par Huang et al en 1998

Essentiellement focalisée sur le premier objectif l'approche proposée dans la contribution d'origine consiste à arrêter le processus de tamisage dès que

1. Tous les maxima locaux sont strictement positifs et tous les minima locaux strictement négatifs
2. La différence entre deux opérations successives de tamisage mesurée par

$$SD(i) = \sum_{t=0}^T \frac{|h_{j,i-1}(t) - h_{j,i}(t)|^2}{(h_{j,i-1}(t))^2} < \epsilon \quad (3.39)$$

T : longueur du signal et ϵ une petite valeur fixée préalablement.

Ce critère d'arrêt $SD(i)$ exprime la différence au carré normalisée entre deux opérations successives de tamisage. La valeur type de SD doit appartenir à un intervalle [0.2 0.3].

-Ce critère ne dépend pas de la définition des *IMFs*. En effet, même si la différence au carré entre deux opérations de tamisage est petite, rien ne garantit que le nombre de passage à zéro de la fonction soit égal au nombre d'extremum de cette même fonction, par exemple. Devant cet inconvénient, Huang et al ont proposé un second critère robuste (2003) qui est basé sur l'accord du nombre de passage à zéro et le nombre d'extremum.

III.3.7.2.2 Critère d'arrêt robuste proposé par Huang et al en 2003

Plus axée sur l'objectif de ne pas itérer le processus de tamisage plus que nécessaire, cette méthode détermine le nombre d'itérations qui ne vérifie explicitement que la première clause de la définition d'une *IMF*. Cette méthode consiste à arrêter le processus de tamisage quand pour un nombre donné S d'itérations successives.

- Tous les maxima sont positifs et tous les minima négatifs
- Le nombre d'extrema ne change pas

Etant donnée la difficulté qu'il peut y avoir à évaluer le degré de nullité de la moyenne d'une *IMF*, cette méthode propose tout simplement de ne pas le mesurer mais de supposer que S itérations de tamisage sont suffisantes pour que la moyenne soit suffisamment nulle.

En pratique, on observe que de faibles valeurs de S , entre 4 et 8 comme le suggèrent les auteurs permettent très souvent d'arriver à des nombres d'itérations raisonnables. L'inconvénient de ce critère est que l'utilisateur n'a pas de contrôle sur les caractéristiques des *IMFs* obtenus.

III.3.7.2.3 Approche locale

Une autre approche a été proposée dans [06] et est utilisée dans l'élaboration du processus de tamisage dans notre programme. [06]

Ce critère s'appuie sur la définition d'une *IMF* car il contrôle directement les propriétés de l'IMF, muni d'une tolérance sur des intervalles de mesure. En effet, le processus de tamisage est arrêté dès que :

1. Tous les maxima locaux sont strictement positifs et tous les minima locaux strictement négatifs, autrement dit le nombre d'extremum est inférieur ou égal au nombre de passage à zéro ce qui veut dire que :

$$|\text{Nombre d'extremum} - \text{Nombre de passage à zéro}| \leq 1. \quad (3.40)$$

2. Les enveloppes de l'IMF en cours vérifient :

$$|L(t) + U(t)| < \theta_1 |L(t) - U(t)| \quad (3.41)$$

$$\frac{|L(t)+U(t)|}{|L(t)-U(t)|} < \theta_1$$

sur un ensemble de mesure supérieure à $(1 - \alpha)T$, avec T la durée totale du signal et

$$|L(t) + U(t)| < \theta_2 |L(t) - U(t)| \text{ pour tout } t \quad (3.42)$$

$$\frac{|L(t)+U(t)|}{|L(t)-U(t)|} < \theta_2$$

Autrement dit, on vérifie que la condition de "moyenne locale nulle" est vérifiée partout à θ_1 près, sauf éventuellement sur un ensemble de mesure petite, où l'on tolère un seuil $\theta_2 > \theta_1$. Les valeurs typiques de ces paramètres sont $\alpha = 0.05$ et $(\theta_1, \theta_2) = (0.05, 0.5)$.

Cela signifie que l'on impose la symétrie des enveloppes, sur 95% de la durée du signal. Cette définition du critère est conçue pour contrôler le plus localement possible la qualité de l'IMF en construction. Idéalement, on voudrait pouvoir imposer partout la même contrainte

(Eq.3.41) mais on s'est aperçu, en pratique, que la quantité $\frac{|L(t)+U(t)|}{|L(t)-U(t)|}$ avait bien souvent

tendance à présenter des pics très localisés alors que sa valeur ailleurs est relativement proche de 0. Comme l'imposition de la condition (Eq.3.41) partout avec un paramètre faible de l'ordre de $\theta_1 = 0.05$ avait tendance à aboutir à des nombres d'itérations importants, on a relâché un peu la contrainte en l'imposant, par exemple, sur seulement 95% de la durée du signal alors qu'ailleurs on impose une contrainte beaucoup moins forte avec par exemple $\theta_2 = 0.5$. Le simple fait d'accorder cette tolérance a permis de réduire fortement les nombres d'itérations.

III.3.8 Algorithme de Décomposition Modale Empirique adopté

Finalement, l'algorithme de la DME que nous avons implémenté dans notre travail suit les étapes suivantes :

1- Initialisation le signal original : $c(t) = x(t)$

2- Calcul de la j^e IMF : processus de tamisage

a- Poser : $h \leftarrow c$,

b- Trouver les extrema locaux (min et max) du signal $h : \{t_{max}, h_{max}\}, \{t_{min}, h_{min}\}$
(Eq.2.34), (Eq.2.35)

c- Estimer les enveloppes supérieure et inférieure par interpolation respective des maxima et minima locaux c'est-à-dire interpoler les ensembles de maxima locaux $\{t_{max}, h_{max}\}$ et les ensembles de minima locaux $\{t_{min}, h_{min}\}$ pour obtenir les enveloppes supérieure et inférieure : $U(t), L(t)$ respectivement, la méthode spline cubique est utilisée dans notre travail pour l'interpolation des deux enveloppes sus citées.

d- Estimer l'enveloppe moyenne locale à partir des enveloppes supérieure et inférieure

$$m(t) = (U(t) + L(t))/2$$

e- Mettre à jour le signal $h_p(t) = h(t)$

f- Soustraire l'enveloppe moyenne du signal d'entrée h_p :

$$h(t) = h_p(t) \boxminus m(t)$$

g- Utiliser un critère d'arrêt pour l'extraction de la j^e IMF : le critère d'arrêt utilisé dans notre cas est celui énoncé dans la section .

h- Dès que le critère d'arrêt est vérifié (le signal obtenu remplit les critères d'une IMF) on pose $IMF = h(t) = h_p(t) \boxminus m(t)$

Sinon on revient à l'étape (2.a)

3- Mettre à jour le signal $c : c(t) = c(t) \boxminus IMF$

4- Répéter l'étape 2) jusqu'à ce que le nombre d'extrema dans $c(t)$ soit inférieur à 2, on met alors dans ce cas $IMF = c$ cette dernière IMF est appelée résidu

Tableau III.3 : Algorithme de DME adopté

III.3.9 Propriétés élémentaires de la DME

III.3.9.1 Multi résolution

La DME réalise une décomposition multi-échelles, ou multi résolution, dans la mesure où elle explore successivement les échelles du signal de la plus fine, représentée par le

première *IMF*, à la plus grossière, représentée par la dernière *IMF* ou le résidu. Comme la transformée en ondelettes discrète, la *DME* propose une décomposition en échelles discrètes dans la mesure où la décomposition est constituée d'un nombre fini de composantes.

III.3.9.2 Non-linéarité

La *DME* est globalement non linéaire. En effet, la *DME* d'une somme de deux signaux est en général différente de la somme des *DME* des signaux séparés. En effet, le nombre d'*IMFs* de la somme n'est pas contrôlé par le nombre d'*IMFs* des signaux séparés, c'est-à-dire qu'une *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 [16]

On peut noter au plus trois sources de non-linéarité :

- La première et la plus importante est dans le fait de s'appuyer sur les extrema. En effet, le nombre et la position des extrema dans une somme de signaux sont en général différents de ceux des signaux pris individuellement. Cette source de non-linéarité est fondamentale dans la *DME* dans la mesure où on choisit explicitement de définir les enveloppes, à chaque échelle, d'un signal à l'aide de ses extrema.
- Les deux autres sources de non-linéarité éventuelles sont l'interpolation et le critère d'arrêt du processus de tamisage qui selon l'implantation peuvent être non linéaires.

III.3.9.3 Orthogonalité

L'orthogonalité des *IMFs* assure l'unicité de la décomposition. Ainsi, l'analyse est réversible dans le sens où le signal initial peut être reconstruit simplement à partir de l'ensemble des *IMFs*. L'orthogonalité permet de réduire la représentation et décrit le signal dans un espace optimal au sens du minimum de redondance d'information. L'orthogonalité de la décomposition est étroitement liée à son aspect multi résolution dans la mesure où le produit scalaire de deux ondes de fréquences différentes est habituellement faible et que les *IMFs* sont construites de telle manière qu'à tout instant ils oscillent avec des périodes différentes. Dans cet esprit, il est suggéré par les auteurs que la décomposition en oscillations rapides et oscillations lentes serait (quasi-)orthogonale.

➤ Estimation de l'orthogonalité :

Il serait intéressant que la décomposition par *DME* soit orthogonale

$$\langle IMF_m | IMF_n \rangle = 0, \forall (m \neq n) \quad (3.43)$$

avec $\langle . | . \rangle$ produit scalaire dans L^2 .

L'orthogonalité des composantes peut être estimée numériquement en définissant un indice d'orthogonalité, $IO_{IMF_i IMF_j}$ [17] :

Nous avons :

$$x(t) = \sum_{j=1}^{n+1} IMF_j(t) \quad (3.44)$$

En formant le carré du signal :

$$x^2(t) = \sum_{j=1}^{n+1} IMF_j^2(t) + 2 \sum_{j=1}^{n+1} \sum_{k=1}^{n+1} IMF_j(t) \cdot IMF_k(t) \quad (3.45)$$

Si la décomposition est orthogonale alors les termes croisés donnés dans l'équation (3.45) sur le côté droit devraient être nuls. Avec cette expression, un indice de l'orthogonalité IO est définie par :

$$IO = \sum_{t=0}^T \left[\sum_{i=1}^{n+1} \sum_{j=1}^{n+1} (IMF_i(t) \cdot IMF_j(t)) / x^2(t) \right] \quad (3.46)$$

avec IMF_i et IMF_j deux composantes estimées à partir du signal. Nous pouvons noter que si $i = j$ alors

$$IO_{IMF_i IMF_j} = 1 \quad (3.47)$$

Si nous considérons les N $IMFs$ de l'expression (3.45), nous pouvons alors définir une matrice d'orthogonalité IO_{EMD} à partir de l'équation (3.46) définie par :

$$IO_{EMD} = \left[IO_{IMF_i IMF_j} \right], \forall (i, j) \quad (3.48)$$

On remarque que cette matrice IO_{EMD} est symétrique et que la diagonale principale est unitaire. Si la décomposition est strictement orthogonale, alors IO_{EMD} est égale à la matrice identité. Nous pouvons également définir un indice global d'orthogonalité à partir de la matrice IO_{EMD} (3.48) :

$$i_0 = \sum_{1 \leq i \leq j} (IO_{IMF_i IMF_j})^2 \quad (3.49)$$

Lors de l'estimation de l'orthogonalité, le résidu n'est pas pris en compte. Ainsi, grâce aux deux relations (3.48) et (3.49), le degré d'orthogonalité de la décomposition par la DME peut être totalement quantifié Si nous considérons, par exemple, le signal suivant :

$$x(t) = \cos(2\pi t) + 2 \cos(6\pi t) + 0.2t \quad (3.50)$$

Alors le degré d'orthogonalité est donné par le tableau suivant :

	IMF_1	IMF_2
IMF_1	1, 0000	0, 0049
IMF_2	0, 0049	1, 0000
i_0		2, 380010 ⁻⁵

Tableau III.4: Exemple de matrice d'orthogonalité

III.3.9.4 Localité

La localité permet d'observer des états qui sont brefs, voire transitoires. Les caractéristiques locales du signal sont ainsi mises en exergue plus facilement. La méthode fonctionne à l'échelle d'une oscillation.

➤ Par rapport à la moyenne du signal

Une étape de la *DME*, consiste à soustraire au signal une moyenne locale ou plus précisément une moyenne à l'échelle locale car ce terme permet de mettre en évidence le fait que la moyenne locale est intimement liée à une échelle. Dans le cadre de la *DME*, l'échelle locale est définie par les extrema. En effet 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.

➤ Par rapport aux *IMFs*

La première IMF contient localement la gamme des oscillations qui sont les plus rapides par rapport aux autres IMF pour un même instant t considéré. Cette propriété d'oscillations locales reste d'ailleurs toujours vérifiée entre IMFs successives. Ce phénomène est illustré dans la figure (III.13).

III.3.9.5 Banc de filtres dyadiques

On a vu dans la section 2.3.8.1 que la *DME* est une décomposition multi-échelles : elle extrait les modes du plus oscillant au moins oscillant, donc l'échelle caractéristique des

modes augmente au cours du temps : on part des échelles fines pour arriver aux échelles grossières, puis au résidu. Dans les auteurs ont caractérisé la décroissance de cette échelle caractéristique, et ont montré que la DME imite le comportement de bancs de filtres dyadiques.

III.3.10 Différences entre DME et les Ondelettes

Le cadre général de la DME qui vient d'être présenté n'est pas le cadre de la transformée en ondelettes discrète. Cette dernière est en fait également réalisée en pratique de manière récursive : le signal est d'abord décomposé en détail et approximation, correspondant respectivement à une partie haute fréquence et une partie basse fréquence, puis la même décomposition est appliquée à la partie approximation. La différence entre transformée en ondelettes discrète et la DME se trouve en fait dans la manière dont est calculée la décomposition élémentaire en détail plus approximation ou oscillations rapides plus oscillations lentes. Pour la transformée en ondelettes discrète, les deux composantes sont calculées par une opération prédéfinie de filtrage linéaire invariante dans le temps dont la réponse en fréquence est simplement contractée d'un facteur 2 lorsque la décomposition est ensuite appliquée à la partie approximation. Les caractéristiques de la décomposition pour la DME sont à l'inverse déterminées par le signal et de manière locale. De plus, la transformée en ondelettes discrète est fondée sur une base mathématique bien établie alors que la DME n'est définie que par la sortie d'un algorithme. La notion d'échelle dans la DME est associée à l'espacement entre les extrema. Cette notion diffère fortement de la notion d'échelle dans le cadre de la transformée en ondelettes où l'échelle est définie de manière relative par comparaison avec une forme d'onde donnée, à savoir l'ondelette.

III.3.11 Transformée de Hilbert-Huang (THH)

Pour résumer la THH permet de traiter les signaux non stationnaires et non linéaire, elle se déroule en deux étapes. La première étape est la décomposition empirique (DME) du signal multi composantes qui permet d'obtenir des signaux mono composantes. Dans la deuxième étape, ces signaux subissent une transformation de Hilbert afin de déterminer le FI et la AI de chaque IMF.

1. Appliquer la DME au signal

$$:x(t) \rightarrow \{IMF_k(t); 1 \leq k \leq K\} \cup \{r(t)\} \quad (3.51)$$

2. Pour chaque $IMF_k(t)$, calculer la fréquence instantanée $f_k(t)$ et l'amplitude instantanée $a_k(t)$ par application de la transformée de Hilbert.

Chaque IMF peut alors être exprimé comme suit

$$IMF_k(t) = a_k(t) \exp(j \int w_k(t) dt) \quad (3.52)$$

Avec $w_k(t) = 2 * \pi * f_k(t)$ et $\int w_k(t) dt = \theta(t)$

Nous pouvons ainsi exprimer le signal $x(t)$ comme suit :

$$x(t) = R[\sum_{k=1}^n a_k(t) \exp(j\theta(t))] \quad (3.53)$$

Où $R[.]$ est la partie réelle d'un nombre complexe.

Les figures (III.12) et (III.13) montrent, respectivement, les résultats du calcul de l'amplitude et la fréquence instantanées des IMFs de la figure (III.11) en utilisant la transformée de Hilbert. Sur la figure (III.13) on remarque que les fréquences instantanées des *IMFs* sont constantes et égales aux fréquences de chaque composante du signal $x(t)$ à savoir : $f_1 = 60\text{Hz}$; $f_2 = 25\text{Hz}$; $f_3 = 10\text{Hz}$.

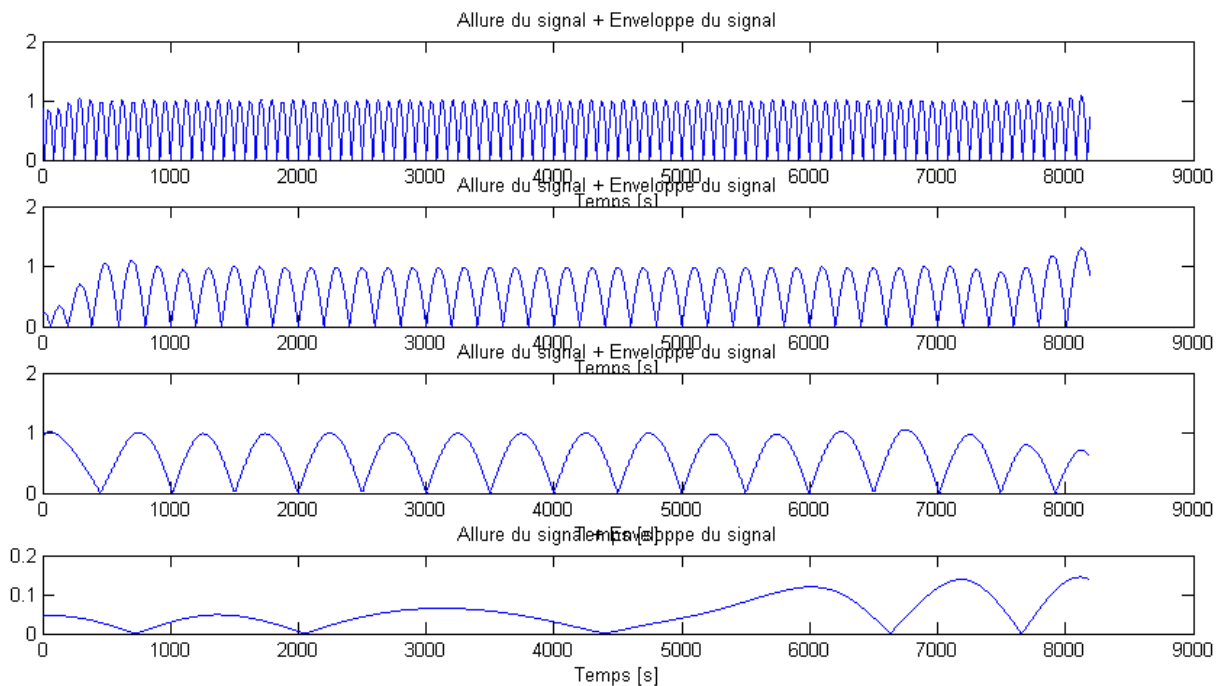


Figure III.12 : Amplitudes instantanées des IMFs

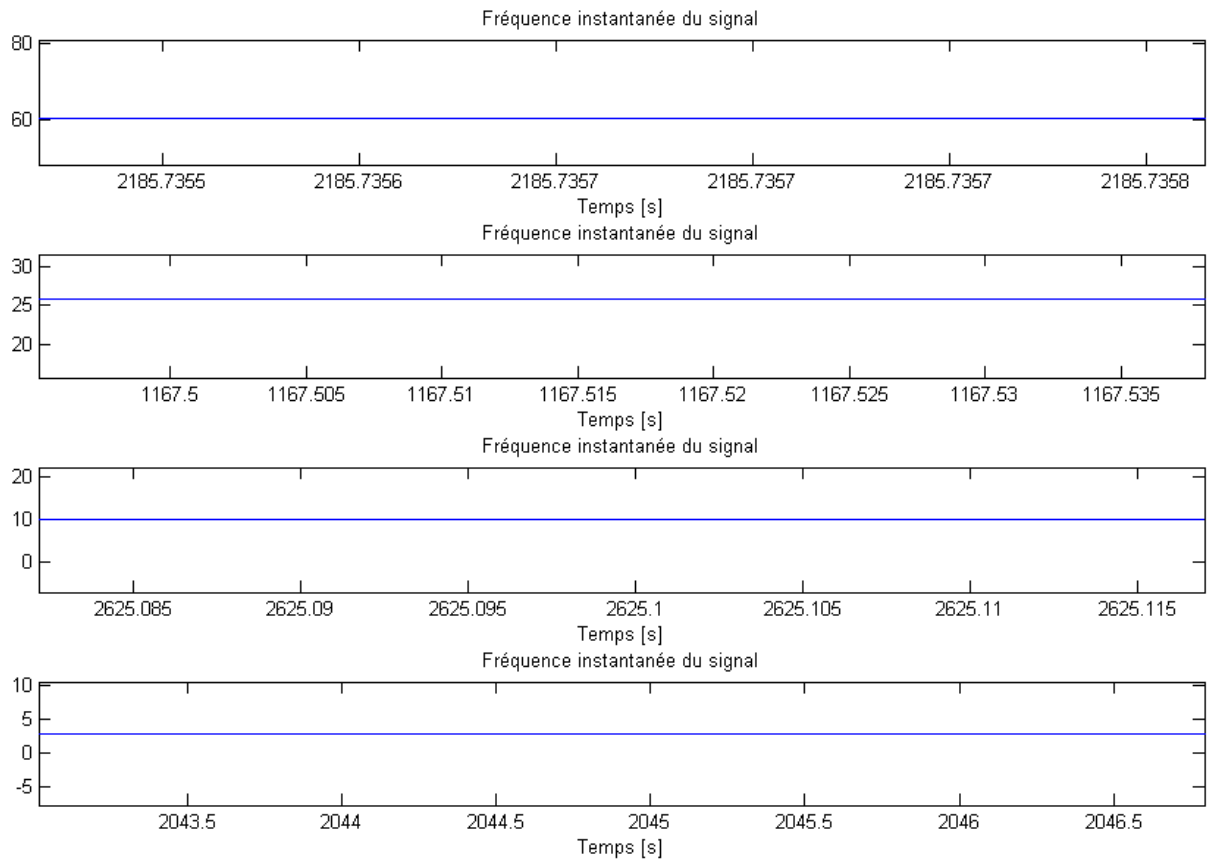


Figure III.13 : Fréquences instantanées des IMFs

Le résidu r n'est pas représenté dans l'expression (3.53), car c'est une fonction monotone ou une constante. Cette équation donne l'amplitude et la fréquence en fonction du temps de chaque composante *IMF*, les mêmes données développées dans le domaine de Fourier donne :

$$x(t) = \sum_{i=1}^{\infty} a_i \exp(jw_i t) \quad (3.54)$$

Avec a_i et w_i des constantes. La différence entre les équations (3.53) et (3.54) est claire : les *IMFs* représentent le développement de Fourier généralisé. L'amplitude variable et la fréquence instantanée n'ont pas seulement amélioré l'efficacité du développement mais elles ont permis à ce dernier d'accommoder les informations non linéaires et non stationnaires. Dans cette méthode de développement avec les *IMFs*, la modulation en amplitude et en fréquence sont aussi clairement séparées, ainsi la restriction de l'amplitude constante et de la fréquence fixe du développement de Fourier a été rompu avec une représentation de l'amplitude et fréquence variables.

La distribution temps fréquence de l'amplitude est désignée comme le spectre d'amplitude de Hilbert $H(w, t)$. Si l'amplitude au carré est le meilleur moyen de représenter la densité d'énergie, alors les valeurs au carré de l'amplitude peuvent être substituées pour obtenir le

spectre d'énergie de Hilbert. Avec le spectre de Hilbert, nous pouvons aussi définir le spectre marginal $h(w)$ comme suit :

$$h(w) = \int_0^T H(w, t) dt \quad (3.55)$$

Le spectre marginal offre une mesure de la contribution de l'amplitude totale (ou énergie) de chaque valeur de la fréquence. Ce spectre représente l'amplitude accumulée sur la durée de l'ensemble des données dans un sens probabiliste. Empiriquement, tous les tests indiquent que la THH est un excellent outil pour l'analyse temps-fréquence des données non linéaires et non stationnaires. Elle est basée sur une base adaptative, et la fréquence est définie par la transformé de Hilbert. Par conséquent il n'y a pas de limitation sur le principe d'incertitude résolution dans le temps ou la fréquence.

Le Tableau (III.3) montre l'avantage de la THH par rapport à la TF et à la TO .En effet, ce tableau montre que la HHT est une puissante méthode pour analyser les signaux non linéaires et non stationnaires, malgré qu'elle ne possède pas de base théorique.

	Fourier (TF)	Ondelettes (TO)	THH
Base	Apriori	Apriori	Adaptative
Fréquence	Convolution Global	Convolution Régional	Différentiation Locale
Présentation	Energie-Fréquence	Energie-Temps-Fréquence	Energie-Temps-Fréquence
No linéarité	Non	Non	Oui
Non stationnarité	Non	Oui	Oui
Extraction des caractéristiques	Non	Non (discret)- Oui (continu)	Oui
Base théorique	Complete	Complete	Empirique

Tableau III.3 : Comparaison des différentes méthodes de représentation temps fréquences

III.4 Conclusion

Dans ce deuxième chapitre, nous avons présenté en détail la transformée de Hilbert Huang dans le but d'analyser un signal non stationnaire et non linéaire. Cette transformée est composée, comme son nom l'indique de deux transformées, la transformée de Huang suivi de la transformée de Hilbert. La transformée de Hilbert permet de calculer l'amplitude et la fréquence instantanées d'un signal temporel mono-composante. En effet cette méthode ne peut s'appliquer qu'aux signaux mono-composantes et pour pouvoir l'appliquer aux signaux multi-composantes, nous devons utiliser la méthode de Huang qui permet de décomposer un signal multi-composantes en un nombre fini d'IMFs. Chaque IMF est un signal oscillant mono-composante caractérisée par une moyenne nulle et doit avoir un nombre d'extrema et de passage à zéro au plus supérieur à un. Les IMFs sont triées dans l'ordre décroissant allant de la plus haute fréquence à la plus basse fréquence. La dernière IMF, appelée résidu correspond à la composante de la fréquence la plus basse.

CHAPITRE IV

*Application de la
transformée (HHT)
du diagnostic des
défauts de roulement*

IV.1 Introduction

Le roulement est un organe de base qui assure une liaison mobile entre deux éléments d'un mécanisme en rotation l'un par rapport à l'autre. Sa fonction est de permettre la rotation relative de ces éléments, sous charge, avec précision et avec un frottement minimal". On peut trouver les roulements sur un nombre important d'applications (L'industrie, automobile, aéronautique, robotique).

Les roulements se distinguent par la forme et la disposition des éléments roulants. À chaque modèle correspondent des performances particulières et donc un usage spécifique. Par exemple, les roulements à rouleaux supportent des charges supérieures par rapport aux roulements à billes (de taille équivalente), car le contact des éléments roulants avec les bagues est linéaire. Cependant, ils acceptent des fréquences de rotation moins élevées.

IV.2 Constitution générale d'un roulement

Un roulement est composé normalement de quatre éléments essentiels:

- **Une bague extérieure** : elle sera montée dans un logement ménagé dans un bâti fixe ou un moyeu tournant.
- **Une bague intérieure** : rendue solidaire du tourillon de l'arbre tournant ou fixe.
- **Des éléments roulants** : qui permettent la rotation relative d'une bague par rapport à l'autre.
- **Une cage** : qui maintient l'écartement des éléments roulants et les empêchent de frotter l'un contre l'autre [9].

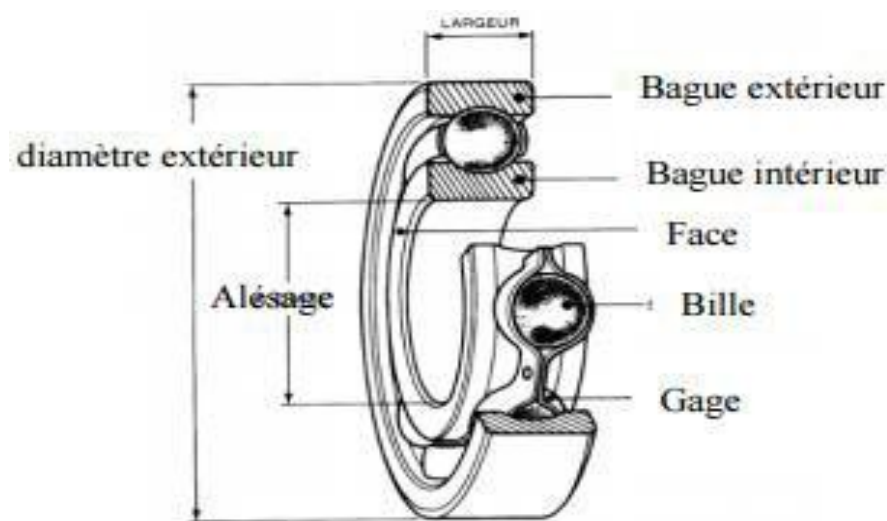


Figure IV.1 Principaux éléments constitutifs d'un roulement.

IV.2.1 Défauts sur les roulements

Un roulement est l'organe le plus sensible dans une machine tournante. Sa durée de vie est une donnée statistique caractérisant le nombre de cycles. Le nombre de cycles est le nombre de tours qu'il peut effectuer en étant soumis à une contrainte spécifique avant de présenter des défauts d'écaillage des surfaces de contact. De manière générale, l'usure d'un roulement peut difficilement être décrite théoriquement du fait de la complexité des mécanismes mis en jeu et de l'interdépendance de ceux-ci. En effet, un mécanisme d'usure n'intervient jamais seul, mais un ensemble de mécanismes conduit à la dégradation d'un roulement et à la diminution de sa durée de vie [18].

IV.3 Etude du système de roulement

Banc d'essai des roulements "Bearing Data Center" :

Des signaux de vibrations (accélérations) sont obtenus en exploitant les données mises à disposition sur le site du Case Western Reserve University (CWRU, Bearing Data Center) [19]. Les signaux sont mesurés, à une fréquence d'échantillonnage $F_e = 12$ kHz durant 10 sec, sur une machine électrique triphasée de 1.5 kW (2 hp : horse power) couplé à une charge qui détermine sa vitesse.

L'enregistreur de données est équipé de filtres passe-bas à l'étage d'entrée pour l'anti-aliasing. Étant donné que la fréquence maximale des signaux de vibration ne dépasse pas 5 kHz, la fréquence d'échantillonnage est suffisante.

Les données ont été acquises à partir des paliers roulants sous différentes charges et différentes conditions des roulements. Comme illustré par la figure IV.2, les roulements à billes sont installés dans un moteur à induction entraîné par un système mécanique.

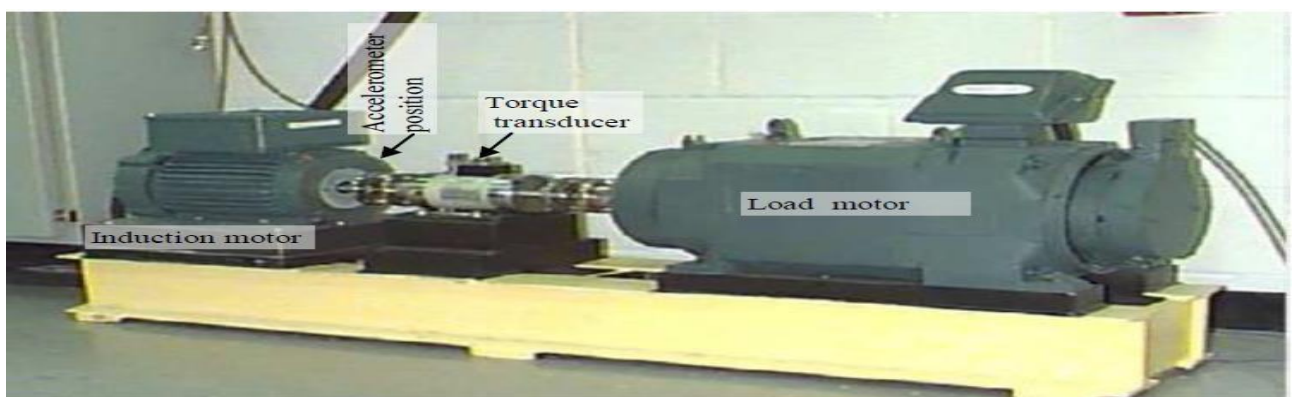


Figure IV.2 Banc d'essai de roulements

Les roulements utilisés dans ce travail sont des roulements à billes de type de SKF 6205.

Des défauts de bague interne, bague externe et défauts de billes sont introduits dans les roulements par électroérosion (Electrical Discharge Machining : EDM). La technique EDM est un procédé de traitement de métaux durs ou des composants mécaniques qui ne pouvaient pas être pénétrée avec des procédés classiques. Le défaut correspond alors à un trou circulaire, sa taille est ainsi définie par son diamètre. Les diamètres des défauts sont de 0.1778 mm (0.007 inches), 0.3556 mm (0.014 in), 0.5334 mm (0.021 in) et 0.7112 mm (0.028 in) correspondant à des défauts naissant, modéré, sévère et très sévère respectivement. Chaque roulement a été testé avec quatre différentes charges (0, 1, 2 et 3charges). Pour les quatre conditions de charge, les signaux ont été mesurés avec des vitesses de rotation de l'ordre de 1797 *tr/mn*, 1772 *tr/mn*

1750 *tr/mn*, et 1730 *tr/mn* respectivement. L'ensemble des données est acquis à l'aide d'accéléromètres fixés sur la cage du moteur par des aimants sous quatre conditions de fonctionnement différentes: condition normale, défaut de la bille (BF), défaut dans la bague interne (IRF), et défaut dans la bague externe (ORF).

Les capteurs sont placés à la position 12 heures (verticale) pour les défauts de billes et les défauts de la cage interne. Puisque les défauts de la bague externe sont des défauts stationnaires, le placement du défaut relativement à la zone de charge du roulement influe directement sur la réponse vibratoire du système moteur/roulement. Ainsi, et en vue de considérer cet effet, des essais sont effectués avec des défauts de la bague externe situés aux positions 3 heures (directement dans la zone de charge), 6 heures (orthogonale à la zone de charge) et 12 heures comme illustré par la figure IV.3.

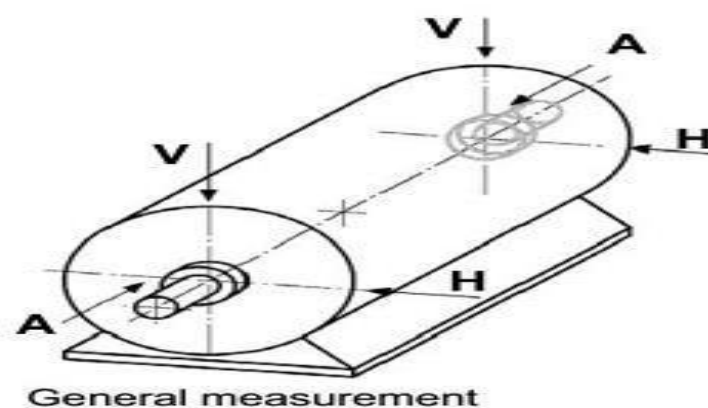


Figure IV.3 la position des capteurs

La Figure IV.4 montre des échantillons des signaux temporels de vibration pour les roulements normaux et défectueux.

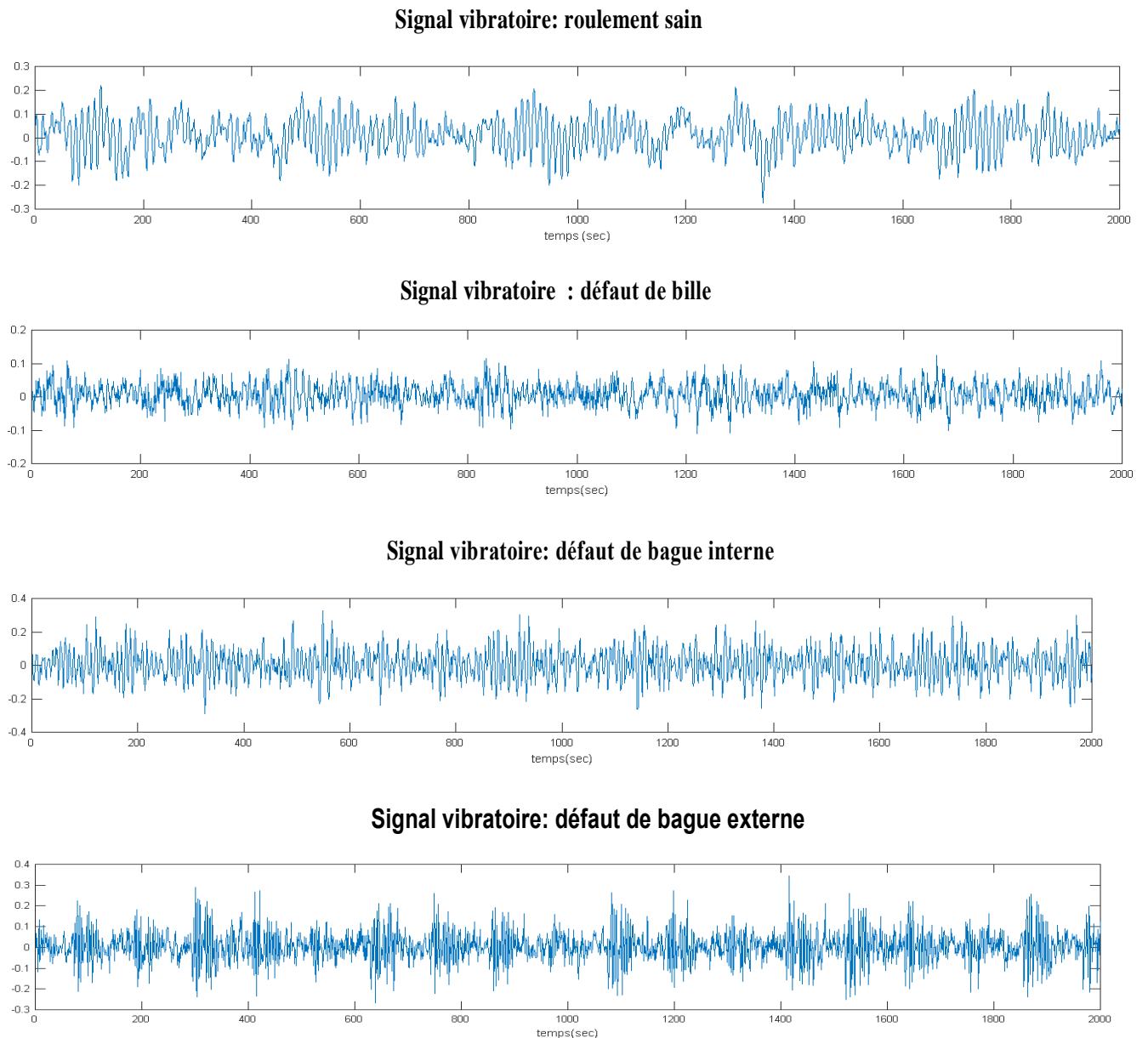


Figure IV.4 Signaux vibratoires de roulements sain et défectueux.

IV.3.1 Formation de la base de données

Le but de ce travail est la détection des défauts de roulements, d'où la nécessité d'une base de données assez riche. Comme déjà mentionné, la base de données de « Case Western Reserve University » est utilisée en considérant :

- La machine est couplée à une seule charge (one load case) : Vitesse de rotation $1772tr/mn$;
- La fréquence d'échantillonnage est de $12 kHz$;
- Les quatre conditions du roulement sont considérées :
 - Normal
 - Défaut de bille
 - Défaut dans la bague interne
 - Défaut dans la bague externe
- Les trois diamètres des défauts sont pris en compte: 0.007 , 0.014 et 0.021 inches.

Avec une durée d'enregistrement d'environ $10 sec$ et une fréquence d'échantillonnage de $12000 points/sec$

IV.4 Méthodes d'analyse

Il existe différents outils d'analyse vibratoire permettant de détecter et de diagnostiquer l'apparition des défauts dans les roulements. De nombreuses publications synthétisent ses différentes méthodes ou outils. Elles sont généralement classées en deux grandes familles

IV.4.1 Descripteurs fréquentiels

Les descripteurs fréquentiels qui sont plus utilisés dans la reconnaissance de l'emplacement du défaut. Les roulements défectueux génèrent des vibrations de fréquences égales aux vitesses de rotation de chaque pièce du roulement.

La figure IV.5 illustre les cotes de fabrication d'un roulement :

- BD: Diameter de Bille.
- PD: Diameter primitive.
- β : Angle de contact.

L'angle de contact β est l'angle que fait la ligne de contact du roulement avec la direction radiale ($\beta = 0$).

➤ n : le nombre d'éléments roulants ($n=9$).

Pour chaque type de roulement et en fonction de ses cotes de fabrication, Nous avons trois paramètres fréquentiels :

fréquence de passage des billes sur la bague extérieure f_{outer} (BPFO : Ball Pass Frequency of the Outer race (Hz)).

Passage des billes sur la bague intérieure f_{inner} (BPFI : Ball Pass Frequency of the Inner race (Hz)).

➤ La fréquence de rotation de la bille f_{ba} (BSF : Ball Spin Frequency (Hz)).

➤ la fréquence de rotation f_r qui, pour une vitesse de rotation de $N = 1772 \text{ rpm}$, est égale à

$$f_r = \frac{N}{60} = 29,53 \text{ Hz}$$

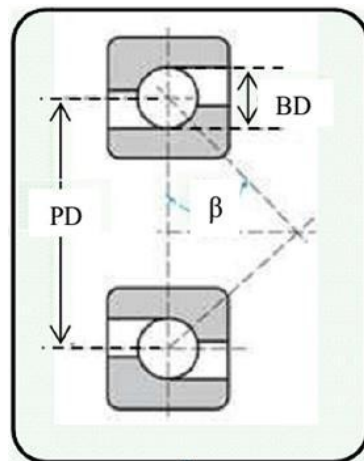


Figure IV.5 Caractéristiques géométriques d'un roulement.

En se basant sur les caractéristiques du roulement 6205-2RS JEM SKF données dans le tableau IV.1,

Diamètre Intérieur (mm)	Diamètre Extérieur	Épaisseur	Diamètre de Bille(BD)	Diamètre primitive(PD)
25	51.99	15	7.94	39.03

Tableau IV.1: Caractéristiques du roulement et des fréquences des défauts.

Les fréquences caractéristiques sont déterminées à partir de la géométrie du roulement et de la cinématique de la machine étudiée. Elles sont données par les équations suivantes

$$BPFO = f_{outer} (Hz) = \frac{n}{2} f r \left(1 - \frac{BD}{PD} \cos\beta\right) \quad (IV.1)$$

$$BPFI = f_{inner} (Hz) = \frac{n}{2} f r \left(1 + \frac{BD}{PD} \cos\beta\right) \quad (IV.2)$$

$$BSF = f_{ball} (Hz) = f r \frac{PD}{BD} \left[1 - \left(\frac{BD}{PD} \cos\beta\right)^2\right] \quad (IV.3)$$

<i>f_{outer}</i>	<i>f_{inner}</i>	<i>f_{ball}</i>
159.90 Hz	105.92 Hz	139.24 Hz

Tableau IV.2: fréquences Caractéristiques du roulement 6205-2RS JEM SKF

Puisque la plupart des vibrations issues des roulements sont périodiques, il est facile d’extraire les descripteurs fréquentiels en employant la transformée de Fourier via le fameux et puissant algorithme de la FFT.

Comme déjà mentionné, la base de données utilisée est formée de signaux ayant chacun 2000 échantillons prélevé avec une fréquence d’échantillonnage de 12 kHz. La procédure de la transformation de Fourier avec une FFT de 2048 points est donnée par :

$$(k) = \sum_{n=0}^{N-1} d(n) e^{-\frac{j2\pi nk}{N}} \quad (IV.4)$$

$$k = 0,1,\dots,N - 1$$

Avec $N = 2040$ et $(n), 0 \leq n \leq N - 1$ est la séquence du signal temporel. La densité spectrale de puissance (DSP), obtenu comme suit :

$$P(0) = |D(0)|^2 \quad (IV.5)$$

$$P(k) = [|D(k)|^2 + |D(N - k)|^2] \quad (IV.6)$$

$$k = 1, 2, \dots, N/2 - 1$$

$$P\left(\frac{N}{2}\right) = \left|D\left(\frac{N}{2}\right)\right|^2 \quad (IV.7)$$

Ensuite des signatures fréquentiels sont obtenues en vue de représenter les différentes vibrations émanant des roulements. Ces descripteurs, représentant les fréquences de base, sont créés à partir de la densité spectrale de puissance et dont les amplitudes sont en fonction du défaut présent. En raison de la fuite spectrale, lors de la détermination des descripteurs, nous considérons une bande de fréquences de 5 Hz pour chaque fréquence de base.

$$\text{bande de fréquences} = [f - 2.5, +2.5] \quad (IV.8)$$

f : est la fréquence de base.

Pour les différentes fréquences caractéristiques, l'amplitude fréquentiel peut être représentée comme :

$$(f) = \sum_{fk=f-2.5}^{f+2.5} p\left(\left[\frac{fk}{\Delta f}\right]\right) \quad \Delta f = \frac{1}{NT_e} \quad (IV.9)$$

T_e est la période d'échantillonnage et N est le nombre total des échantillons utilisés. Ainsi, l'amplitude des spectres pour les fréquences f_{outer} , f_{inner} , f_{ball} sont :

$$xf_{outer} = A(f_{outer})$$

$$xf_{inner} = (f_{inner}) \quad (IV.10)$$

$$xf_{ball} = A(f_{ball})$$

IV.5 Caractérisation des signatures spectrales des défauts des roulements

IV.5.1 Caractérisation des signatures spectrales de roulement à l'état sain Avide

Dans cette première étape, nous allons analyser le spectre de signal de roulement dans son état sain Avide. Ce spectre sera considéré comme la référence de tous les prochains tests.

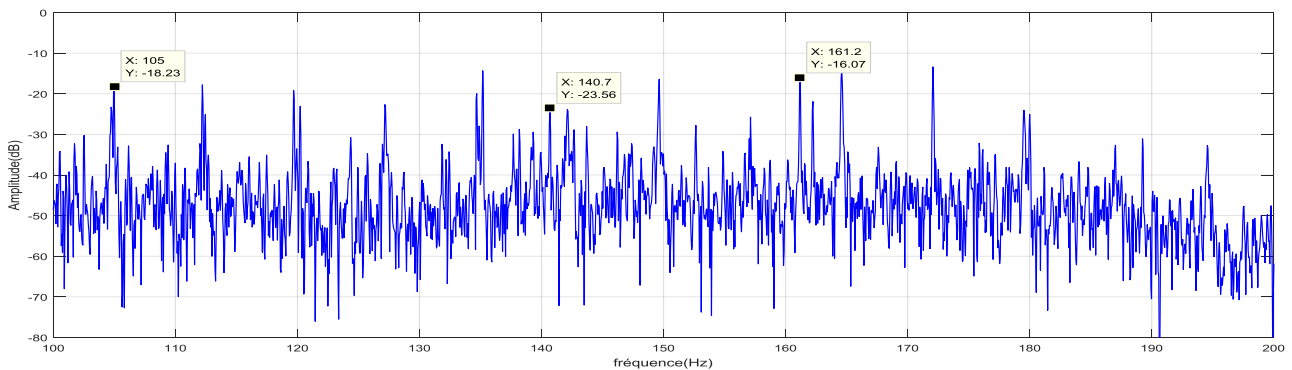


Figure IV.6 spectre de roulement à l'état sain Avide avec les fréquences caractéristiques des défauts de roulement.

La figure présente le spectre de roulement à l'état sain Avide, elle montre des raies des fréquences correspondantes respectivement à la :

Fr=29.53: fréquence de rotation de moteur.

Fbi=105Hz :fréquence caractéristique de défaut de la bague interne, son amplitude est -18.23 dB.

Fbe=161.2 Hz :fréquence caractéristique de défaut de la bague externe, son amplitude est : -16.07 dB.

Fb= 140.7 Hz :fréquence caractéristique de défaut de la bille, son amplitude est :- 23.56 dB.

Ces résultats seront les références pour tous les cas suivants.

Remarque

Pour la détection et l'identification d'un défaut il suffit juste de faire une comparaison entre les spectres obtenus dans chaque cas avec celui de référence. Cette comparaison nous montre s'il y a une variation des amplitudes de certaines raies ou bien l'apparition des nouvelles fréquences.

IV.5.2 Signatures spectrales de défaut de la bague externe

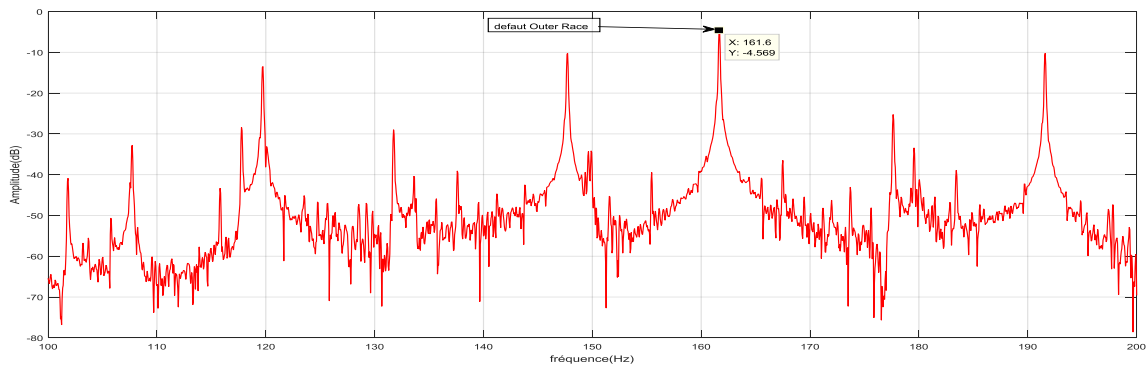


Figure IV.7 spectre de défaut de roulement affectant la bague externe Avide pour un diamètre de défaut égale à (0.007 inches).

Cette figure présente le spectre de défaut de roulement affectant la bague externe Avide pour un diamètre de défaut égale à (0.007 inches). , en comparant ce spectre avec celui de laréférence on voit qu'il y a une variation d'amplitude de raie de fréquence $F_{be}=161.6$ Hz de -16.07dB dans l'état sain à -4.569 dB dans l'état défailant, ce qui nous montre l'existence d'un défaut sur la bague externe de diamètre (0.007 inches).

IV.5.3 Signatures spectrales de défaut de la bague interne

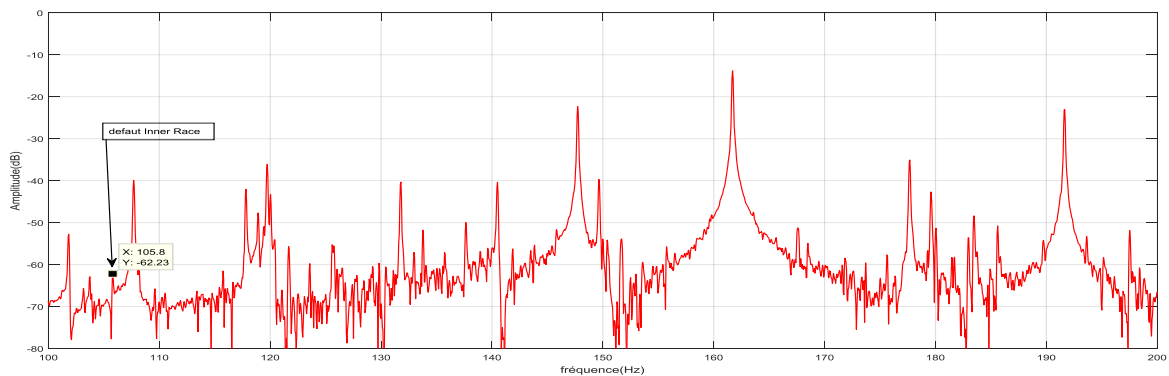


Figure IV.8 spectre de défaut de roulement affectant la bague interne Avide pour un diamètre de défaut égal à (0.007 inches).

Cette figure présente le spectre de défaut de roulement affectant la bague interne Avide pour un diamètre de défaut égale à (0.007 inches). La comparaison entre ce spectre avec celui de la référence montre une variation d'amplitude de raie de fréquence $F_{bi} =105.8$ Hz de dans l'état sain-18.23dB à -62.23 dB dans l'état défailant, ce qui nous montre l'existence d'un défaut de la bague externe de diamètre (0.007 inches).

IV.5.4 Signatures spectrales de défaut de la bille

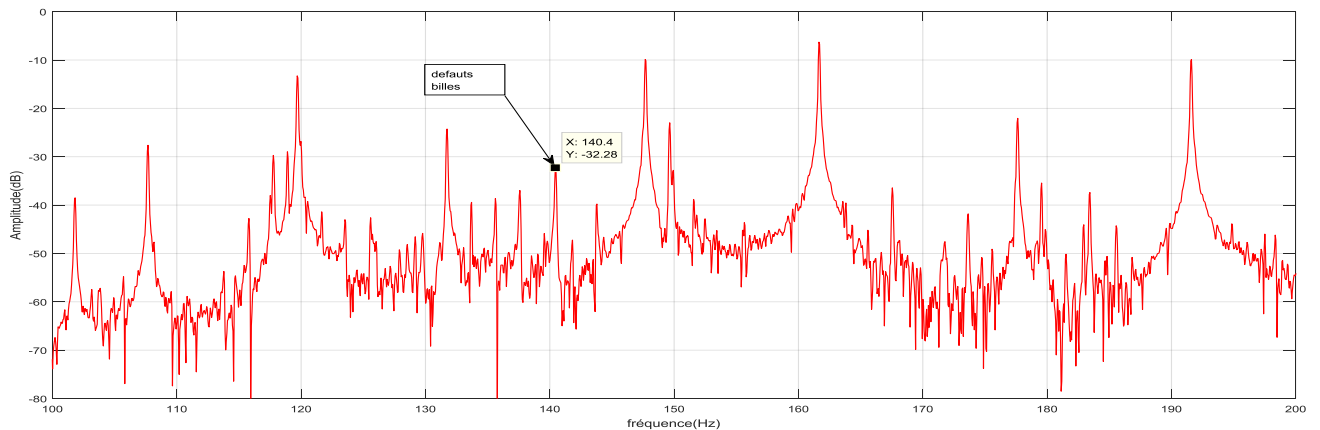


Figure IV.9 spectre de défaut de roulement affectant la bille Avide pour un diamètre de défaut égal à (0.007 inches).

Cette figure présente le spectre de défaut de roulement affectant la bille Avide pour un diamètre de défaut égale à (0.007 inches). , en comparant ce spectre avec celui de la référence on voit qu'il

y a une variation d'amplitude de raie de fréquence $F_b=140.4$ Hz de -32.26 dB dans l'état sain Avide à - 23.56dB dans l'état défaillant ,ce qui nous montre l'existence d'un défaut de la bague externe de diamètre (0.007 inches).

TYPE DE DEFAUT	Théorique(Hz) Diamètre de défaut (0.007 inches)	Expérimentale (Hz)		Amplitude (db)		Différence (db)
		Sain	défaut	sain	défaut	
Inner race	105.92	105	105.8	-18.23	-62.23	44
Outre race	159.90	161.2	161.5	-16.07	-4.569	11.43
Billes	139.24	140.7	140.4	-23.56	-32.28	8.72

Tableau IV.3: Valeurs théoriques et pratiques des harmoniques à vide, Diamètre de défaut (0.007 inches)

Discussion des résultats :

On remarque que les valeurs expérimentales correspondent avec les valeurs théoriques , ces résultats sont des indicateurs des défauts bague externe ,bague interne, bille.

IV.5.5 Caractérisation des signatures spectrales de roulement à l'état sain en charge (2HP)

Dans cette première étape, nous allons analyser le spectre designal de roulement dans son état sain en charge (2HP) . Ce spectre sera considéré comme la référence de tous les prochains tests.

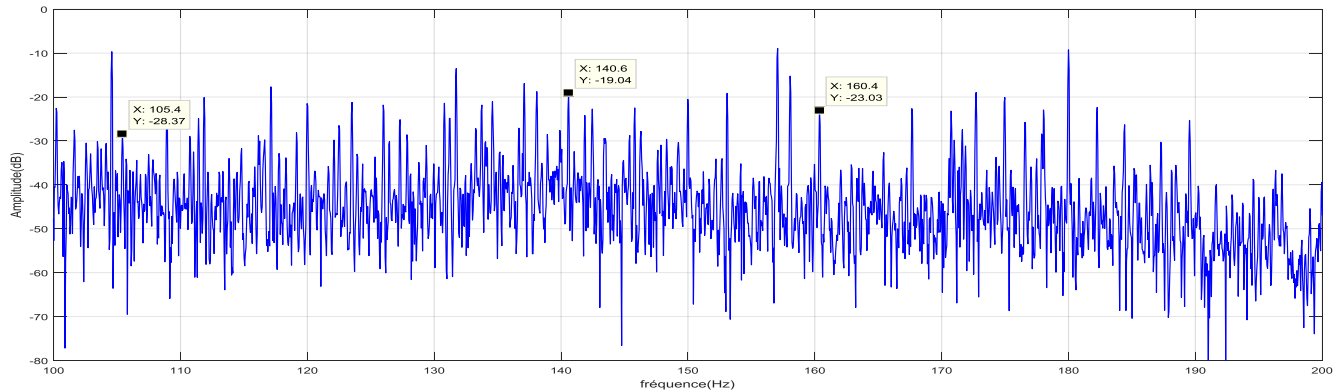


Figure IV.10 spectre de roulement à l'état sain en charge (2HP) avec les fréquences caractéristiques des défauts de roulement.

La figure présente le spectre de roulement à l'état sain, elle montre des raies des fréquences correspondantes respectivement à la :

Fr=29.53: fréquence de rotation de moteur.

Fbi=105.4Hz :fréquence caractéristique de défaut de la bague interne, son amplitude est -28.37 dB.

Fbe=160.4 Hz :fréquence caractéristique de défaut de la bague externe, son amplitude est : -23.03 dB.

Fb= 140.6 Hz :fréquence caractéristique de défaut de la bille, son amplitude est :- 19.04 dB.

Ces résultats seront les références pour tous les cas suivants.

Remarque

Pour la détection et l'identification d'un défaut il suffit juste de faire une comparaison entre les spectres obtenus dans chaque cas avec celui de référence. Cette comparaison nous montre s'il y a une variation des amplitudes de certaines raies ou bien l'apparition des nouvelles fréquences

IV.5.6 Signatures spectrales de défaut de la bague externe en charge (2HP)

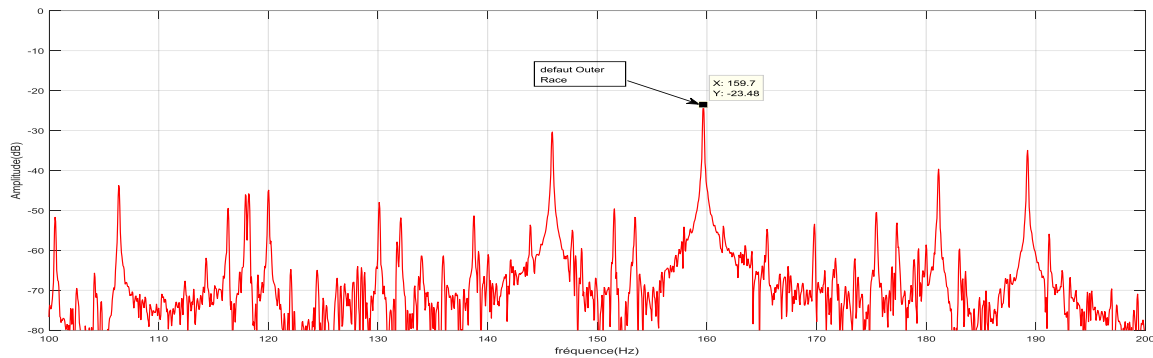


Figure IV.11 spectre de défaut de roulement affectant la bague externe en charge(2HP) pour un diamètre de défaut égale à (0.014 inches).

Cette figure présente le spectre de défaut de roulement affectant la bague externe en charge (2HP) pour un diamètre de défaut égale à (0.014 inches). , en comparant ce spectre avec celui de la référence on voit qu'il y a une variation d'amplitude de raie de fréquence $F_{be}=159.7$ Hz de -23.03dB dans l'état sain à -23.48 dB dans l'état défaillant, ce qui nous montre l'existence d'un défaut sur la bague externe de diamètre (0.014 inches)

IV.5.7 Signatures spectrales de défaut de la bague interne en charge (2HP)

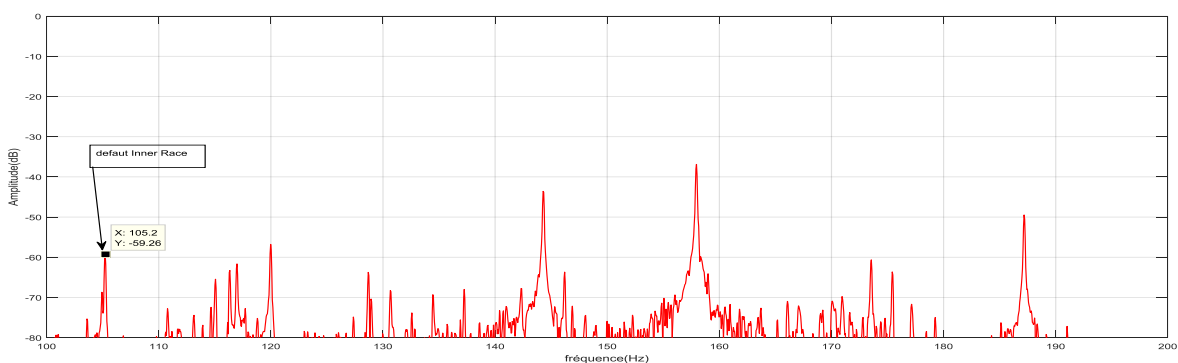


Figure IV.12 spectre de défaut de roulement affectant la bague interne en charge(2HP) pour un diamètre de défaut égal à (0.014 inches).

Cette figure présente le spectre de défaut de roulement affectant la bague interne pour un diamètre de défaut égale à (0.014 inches). La comparaison entre ce spectre avec celui de la référence montre une variation d'amplitude de raie de fréquence $F_{bi} = 105.2$ Hz de -28.37dB dans l'état sain à -59.26 dB dans l'état défaillant, ce qui nous montre l'existence d'un défaut de la bague interne de diamètre (0.014 inches).

IV.5.8 Signatures spectrales de défaut de la bille en charge (2HP)

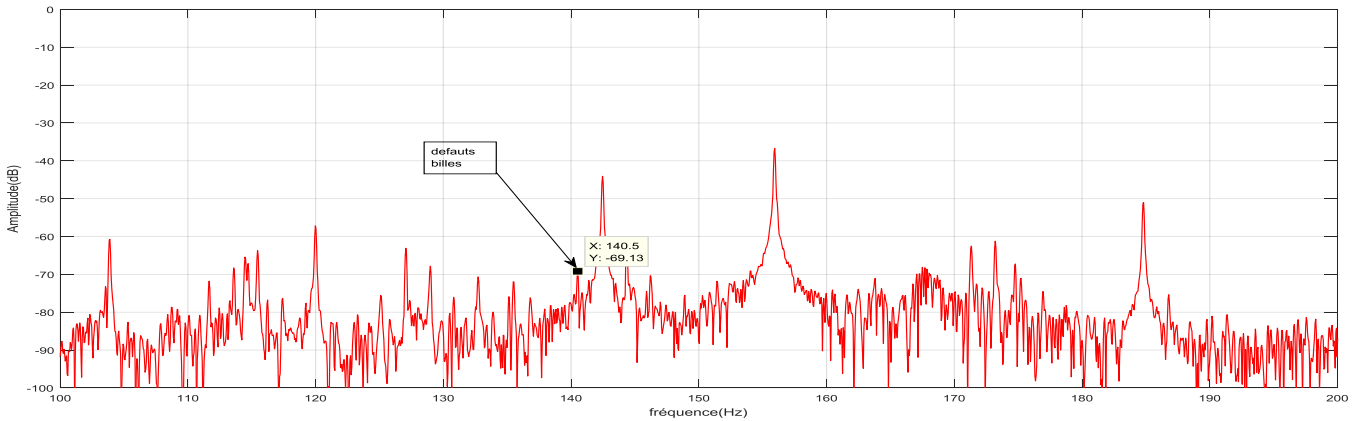


Figure IV.13 spectre de défaut de roulement affectant la bille en charge(2HP) pour un diamètre de défaut égal à (0.014 inches).

Cette figure présente le spectre de défaut de roulement affectant la bille pour un diamètre de défaut égale à (0.014 inches). , en comparant ce spectre avec celui de la référence on voit qu’il y a une variation d’amplitude de raie de fréquence $F_b=140.5$ Hz de -19.04 dB dans l’état sain Avide à -69.13 dB dans l’état défaillant ,ce qui nous montre l’existence d’un défaut de la bague externe de diamètre (0.014 inches).

TYPE DE DEFAUT	Théorique(Hz) Diamètre de défaut (0.014 inches)	Expérimentale (Hz)		Amplitude (db)		Différence (db)
		Sain	défaut	sain	défaut	
Inner race	105.92	105.4	105.2	-28.37	-59.26	30.89
Outre race	159.90	160.4	159.7	-23.03	-23.48	0.45
Billes	139.24	140.6	140.4	-19.04	-69.13	50.09

Tableau IV.4: Valeurs théoriques et pratiques des harmoniques en charge(2HP) Diamètre de défaut(0.014 inches)

Discussion des résultats :

On remarque que les valeurs experimentales correspondent avec les valeurs theoriques , ces resultats sont des indicateurs des défauts, bague externe ,bague interne, bille.

IV.6 Analyse de signaux des défauts par la méthode Hilbert Huang

Les figures (IV.14,IV.15, IV.16 ,IV.17) montre les signatures temporelles qui correspondent respectivement à un roulement sans défaut et à un roulement avec différents diamètre de défauts (0.007", 0.014", et 0.021"). Il est à noter que 1" = 25.4 mm.

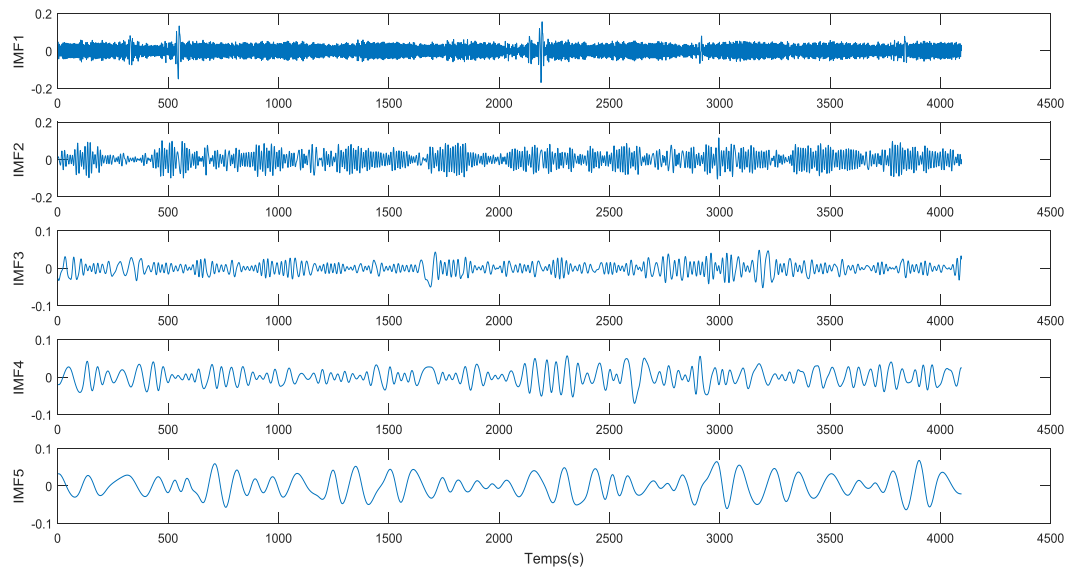


Figure IV.14 les IMFs des signaux d' état sain

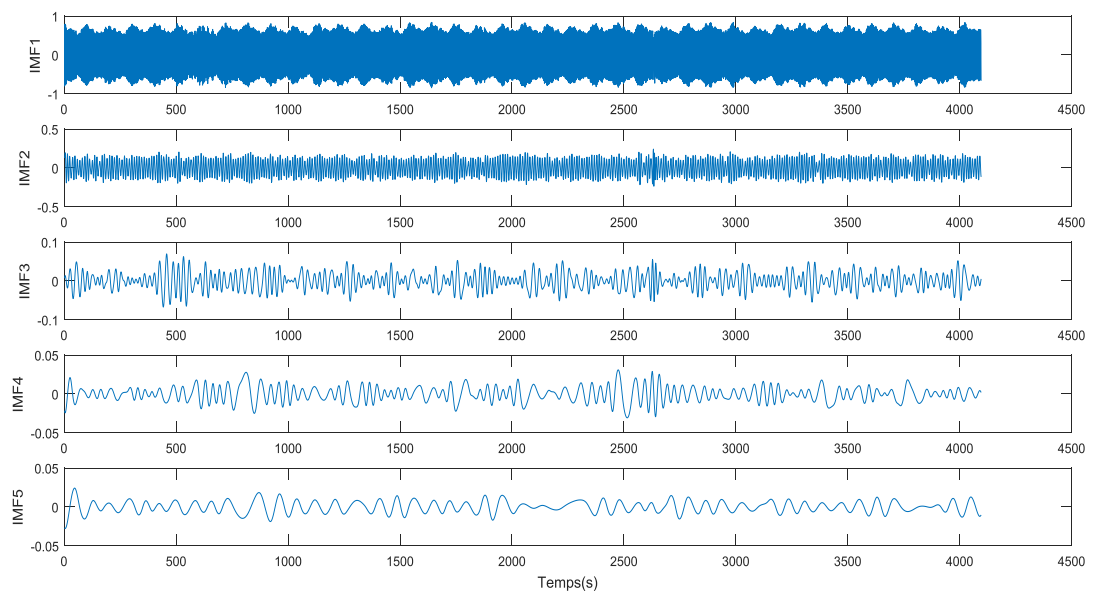


Figure IV.15 les IMFs des signaux de la bague intérieure.

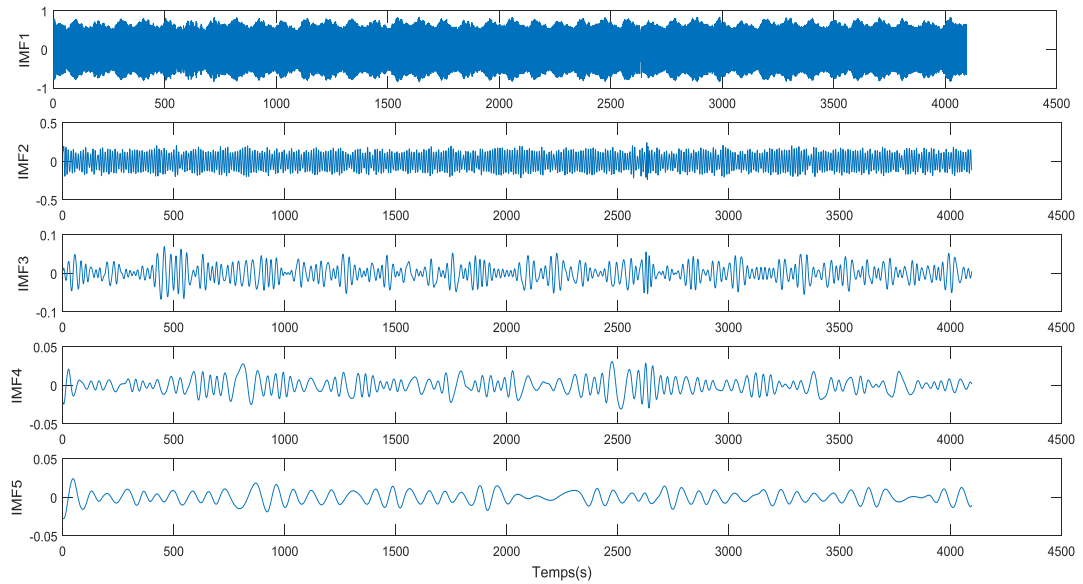


Figure IV.16 les IMFs des signaux de la billes.

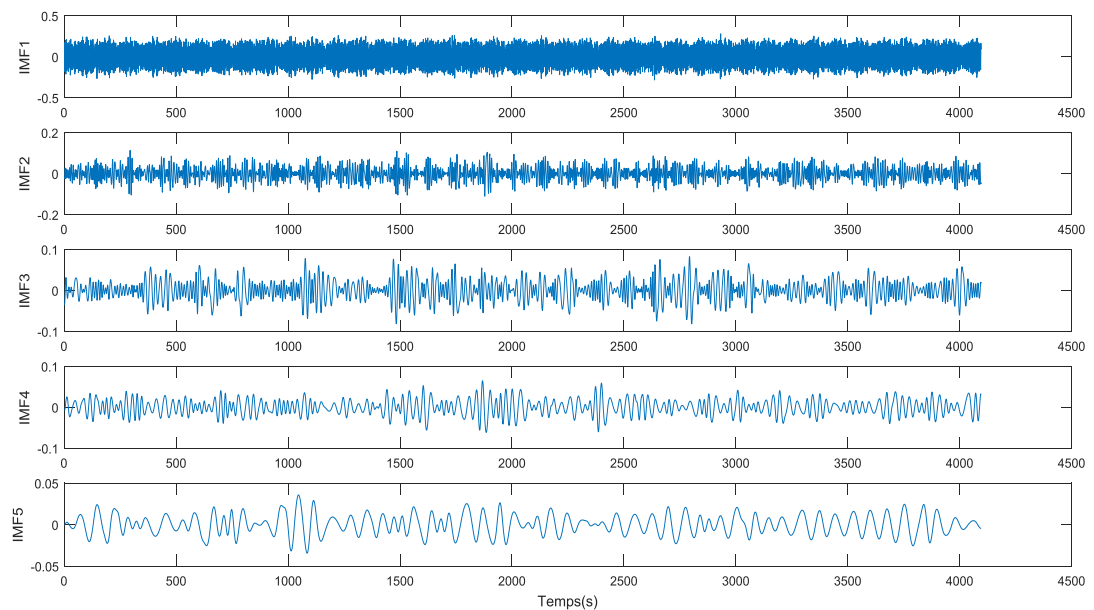


Figure IV.17 les IMFs des signaux de la bague extérieure.

La Décomposition EMD des signaux en plusieurs Modes propres et bandes de fréquences,. Les figures IV.14, IV.15 et IV.16, IV.17 montrent les cinq premières IMFs de la décomposition des quatre signaux qui correspondent respectivement aux quatre états de roulement : sans défaut, défaut de la bague intérieure, défaut de la bague extérieure, défaut de la billes, pour un diamètre de défaut égale à 0.007"

IV.6.1 Evaluation des signature des défauts par le spectre de Hilbert

Cette méthode consiste à faire une décomposition EMD des différents signaux des défauts puis prendre le spectre des IMFs pertinents du défaut, pour notre cas IMF1 et IMF2.

Afin d'évaluer la méthode proposée, les données mesurées sont collectées à des vitesses de 1797rpm (30Hz) pour une charge d'une puissance nulle (0 hp) et 1730 rpm (29Hz) pour une charge d'une puissance de (3 hp) et ce à l'état de fonctionnement normal et dans le cas de défaut de la bague intérieure et de défaut de la bague extérieure.

La fréquence d'échantillonnage d'acquisition est de 12000Hz et le nombre d'échantillons de chaque signal est de 4096 points.

Les fréquences théorique de ces défauts de roulement sont calculées par les formules (IV.1) et (IV.2) et regroupées dans le tableau IV.5.

Diamètre du défaut	0,007 pouce			
	défaut de bague intérieure		défaut de bague extérieure	
Type de défaut				
Charge du moteur (hp oucheval-vapeur)	0	3	0	3
Vitesse du moteur (tr/min)	1797	1730	1797	1730
Fréquence de Vitesse de moteur fr (Hz)	29.94	28.83	29.94	28.83
Les fréquences des défauts de palier en (Hz) calculées par les équations (IV.1) et (IV.2)	162.2	156.13	107.37	103.37

Tableau IV.5: Les fréquences des défauts de roulement

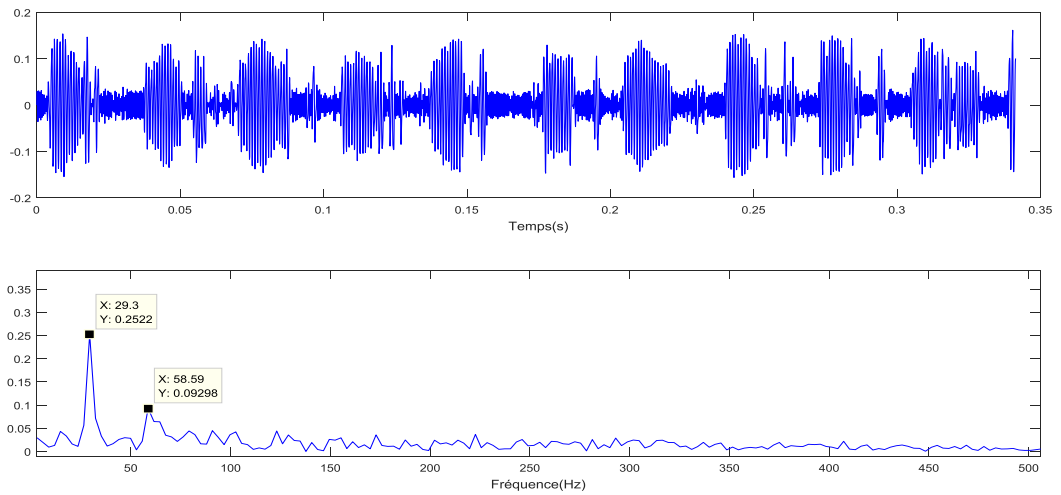


Figure IV.18 Spectre de l'amplitude d'IMF1 du signal cas sans défaut

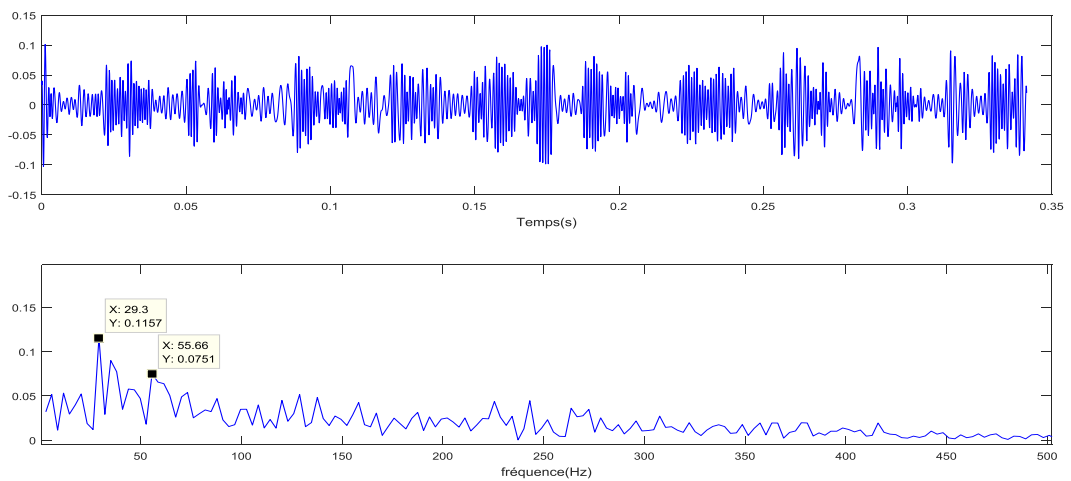


Figure IV.19 Spectre de l'amplitude de l'IMF2 cas sans défaut

Discussion des résultats :

Les figures (IV.18) et (IV.19) montrent les spectre de Hilbert des deux premières IMFs du signal du roulement sans défaut , sur les spectre nous pouvons lire facilement la fréquence de rotation et ses harmoniques . nous remarquons l'absence totale de la fréquence de défaut.

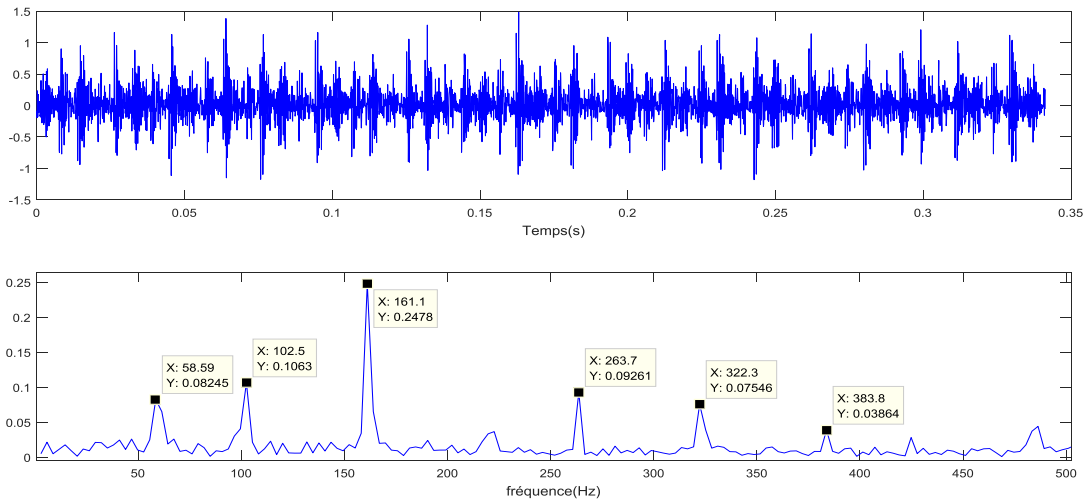


Figure IV.20 Spectre de l'amplitude d'IMF1 du signal pour un défaut = 0.007'' de la bague intérieure Avide

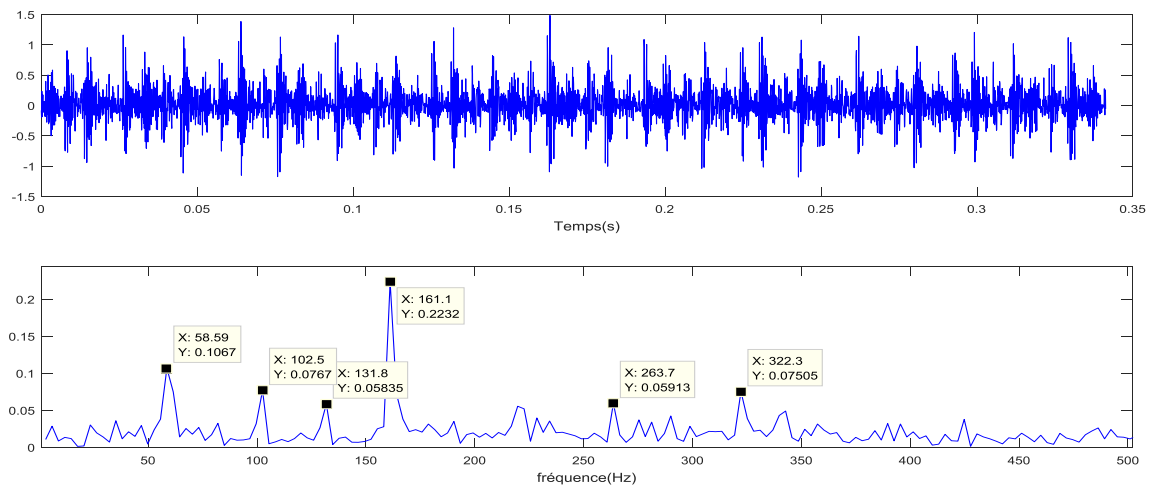


Figure IV.21 Spectre de l'amplitude d'IMF2 du signal pour un défaut = 0.007'' de la bague intérieure Avide .

Discussion des résultats :

les figure (IV.20) et (IV.21) montrent les spectre de Hilbert de deux premières du signal de roulement avec un défaut de 0.007'' de diamètre. Ces figures permettent de Lire distinctement la fréquence première harmonique de rotation 58.6 Hz .la fréquence de défaut de la bague intérieure qui est égale 161.1 Hz et ses harmoniques. La fréquence de défaut est entourée par des bandes latérales dues à la modulation .la fréquence de modulation est égale à la fréquence de rotation de l'arbre.

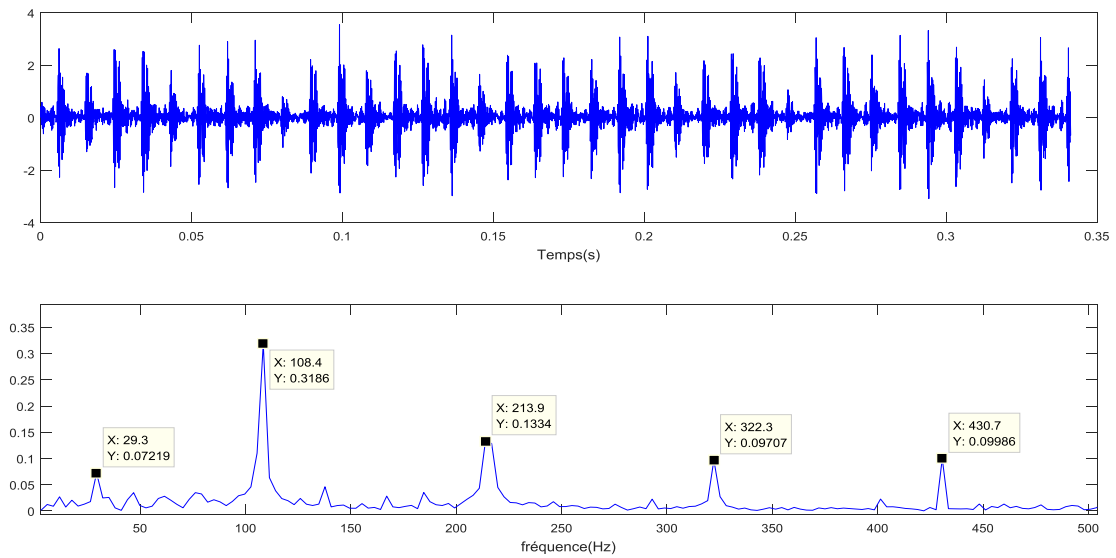


Figure IV.22 Spectre de l'amplitude d'IMF1 du signal pour un défaut = 0.007'' de la bague extérieure Avide .

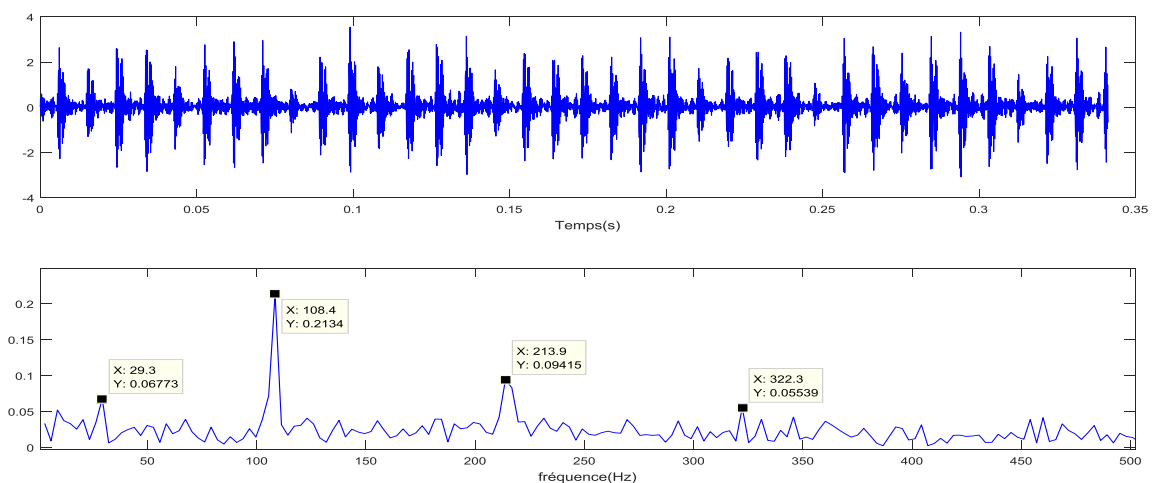


Figure IV.23 Spectre de l'amplitude d'IMF2 du signal pour un défaut = 0.007'' de la bague extérieure Avide .

Discussion des résultats :

Les figure (IV.22) et (IV.23) montrent les spectre des deux premières IMFs du signal de défaut de la bague extérieure. On constate l'existence la fréquence de rotation 29.3 Hz et la fréquence de défaut 108.4 Hz entourée des bandes latérale dues à la modulation.

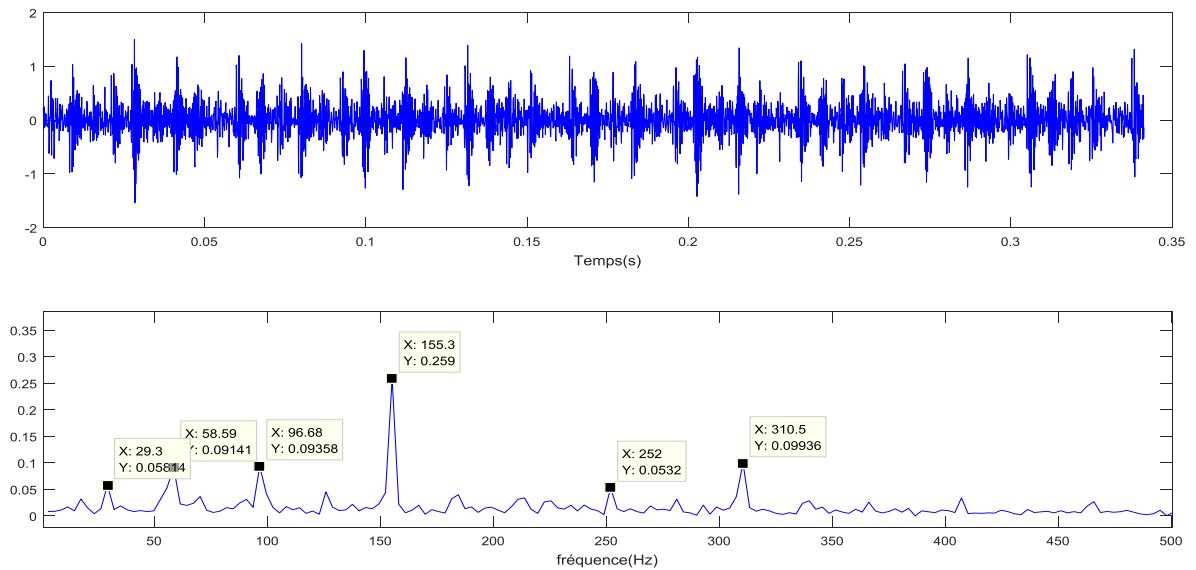


Figure IV.24 Spectre de l'amplitude d'IMF1 du signal pour un défaut = 0.007" de la bague intérieure pour charge (3HP) .

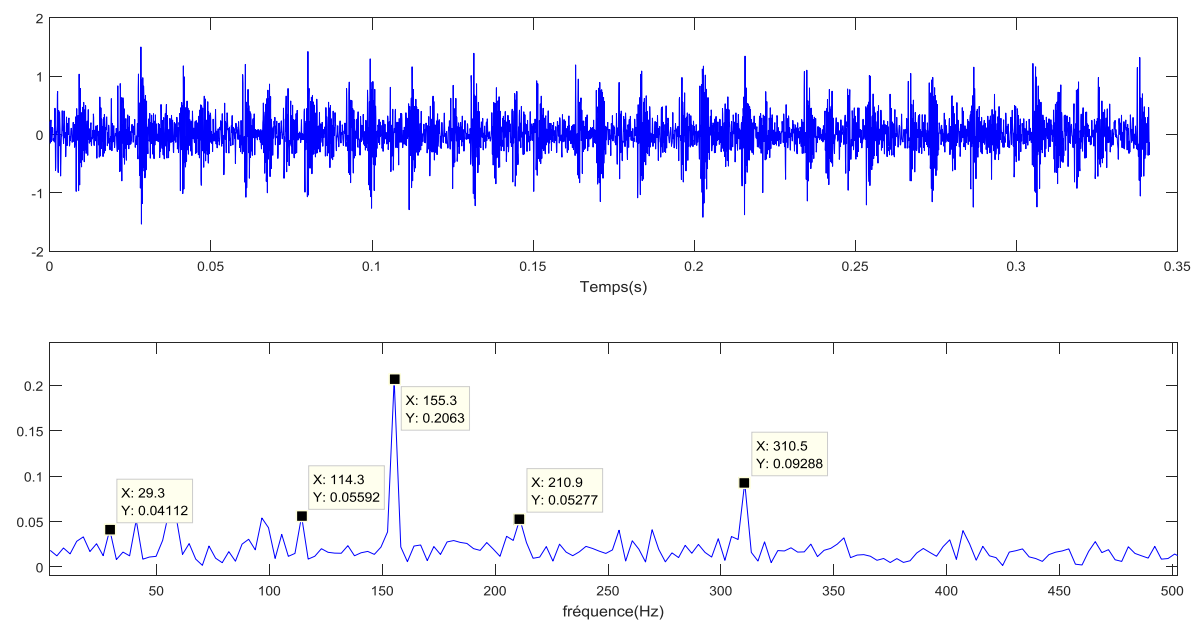


Figure IV.25 Spectre de l'amplitude d'IMF2 du signal pour un défaut = 0.007" de la bague intérieure pour charge (3HP) .

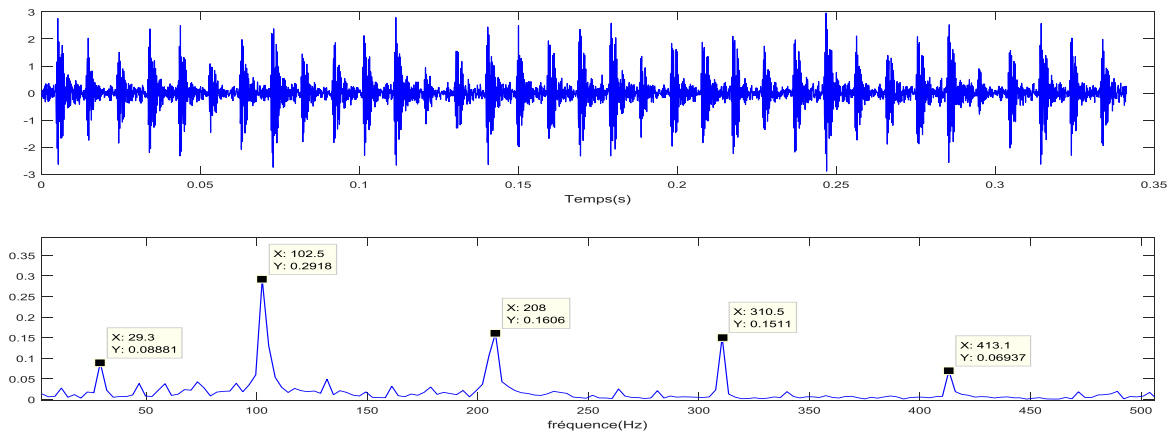


Figure IV.26 Spectre de l'amplitude d'IMF1 du signal pour un défaut = 0.007'' de la bague extérieure pour charge (3HP) .

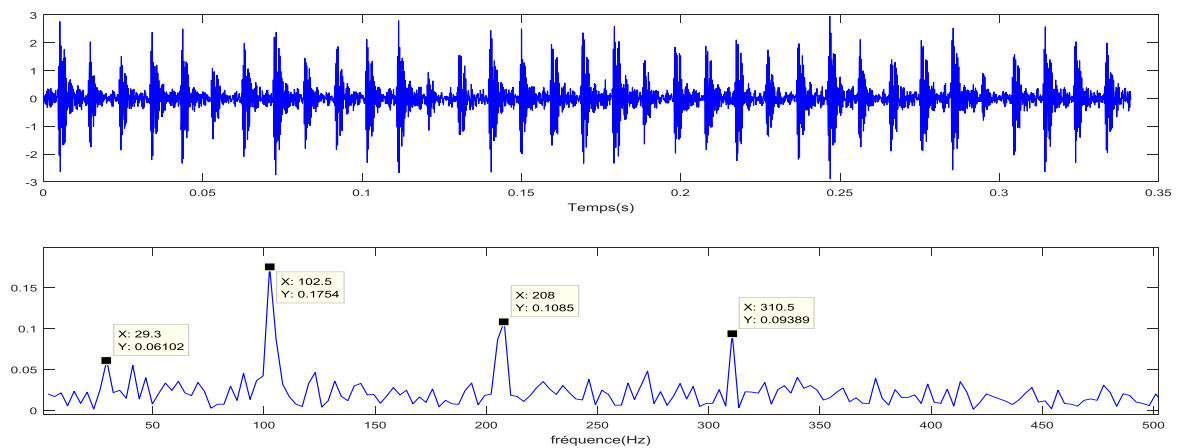


Figure IV.27 Spectre de l'amplitude d'IMF2 du signal pour un défaut = 0.007'' de la bague extérieure pour charge (3HP) .

Discussion des résultats :

les figures (IV.24) ,(IV.25),(IV.26),(IV.27) montrent respectivement les spectres des deux premières IMFs pour les défauts de la bague intérieure et de la bague extérieure pour une charge (3HP).

Dans les deux cas de défauts, on constate l'existence de la fréquence de rotation 29.3Hz et le fréquence de défaut 155.3 Hz pour la bague intérieure et la fréquence 102.5 Hz pour le défaut de la bague extérieure.

IV.7 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons appliqué une analyse spectrale issue de la transformée de Fourier en premier lieu sur des signaux réels obtenus à partir d'un banc d'essais de (Western case réserve University) . Les signaux mesurés reflètent deux défauts séparés sur les bagues intérieure et extérieure d'un roulement de type SKF. La discrimination des fréquences de défauts par le spectre de Fourier est difficile, par la présence du bruit et les modulations de fréquence. En revanche, avec l'analyse par la méthode du spectre de Hilbert les résultats sont nettement meilleurs, car la fréquence de rotation du moteur et les fréquences caractéristiques des défauts ainsi que leurs harmoniques sont claires sur le spectre.

Conclusion Générale

Le travail présenté dans ce mémoire porte sur l'étude de la Transformée de Hilbert Huang (THH) et son apport au diagnostic des défauts de la machine asynchrone.

En premier lieu, nous avons établi un état de l'art de la Transformé de Hilbert Huang qui fait partie des méthodes utilisées pour la représentation temps fréquences des signaux temporels. Nous avons introduit les méthodes classiques de la représentation temps fréquences, tel que la méthode TFCT, Ondelette, Wigner Ville, en suite nous nous sommes intéressés de prêt et en détails à la méthode de Hilbert Haung puis nous avons montré par un exemple de représentation temps fréquence via la THH que la transformée de Hilbert Huang est de loin la plus adaptée à l'analyse des signaux non linéaires et non stationnaires.

Pour aborder notre étude, sur l'utilisation de la THH dans le diagnostic, nous avons introduit la machine asynchrone à cage d'écureuil, ainsi que les différents défauts pouvant avoir lieu à l'intérieur de cette machine, notre intérêt s'est porté sur le défaut de roulement, nous avons ensuite décrit, et de manière brèves, les méthodes classiques qui permettent d'identifier ce type de défauts.

Une base de signaux Case Western Reserve University (CWRU, Bearing Data Center) comportant des vibration des différents modes de fonctionnement du moteur asynchrone (sain, une défaut de la bague interne et bague externe, et défaut des billes) La méthode de la DME a été appliquée directement sur l'ensemble des signaux de la base, nous avons alors obtenu pour chaque signal un ensemble d'IMFs qui le caractérise, pour chacune des ces IMFs nous avons calculé les spectre d'amplitude en utilisant la transformée de Hilbert, et comme pas toutes les IMFs sont significatives nos avons opté alors pour une méthode de sélection des IMFs les plus pertinentes. Pour une analyse primaire de signaux des défauts, nous avons utilisé la transformée de Fourier Rapide pour calculer l'énergie des différentes fréquence signature des défauts et leur comparaison avec l'état sain comme référence. La méthode de Fourier est moins efficace pour discriminer la fréquence de défaut par la présence de bruit et le fréquence de modulation de défaut.

Les résultats obtenus montrent l'apport de la Décomposition Modale Empirique (DME) ainsi que de la Transformée de Hilbert (TH) dans le diagnostic des défauts d'une machine asynchrone.

Conclusion Générale

Comme perspective, nous proposons d'améliorer la base de signaux de défauts en ajoutant d'autres types de défauts tel que : les défauts des roulements les défauts de court circuit. Aussi nous suggérons l'application de la méthode THH à d'autres types de machines comme la machine synchrone, la machine à courant continu, le transformateur. Ce qui sera plus intéressant et de faire une comparaison, dans le cas du diagnostic machine, entre la THH et une des méthodes de représentation temps fréquence, tel que les ondelettes.

Bibliographie

Bibliographie :

- [01] A.Ghouggal, «Diagnostic de la machine asynchrone triphasée : modèle dédié à la détection des défauts» mémoire de magister, Université de Batna 2005.
- [02] H.Cherif, «Détection des défauts statorique et rotorique dans la machine asynchrone En utilisant l'analyse par FFT et ondelette» mémoire de magister, Université de Biskra 2014
- [03] F.Auger,p.Flandrin,p.Gonçalvès et O.Lemoine : Time-frequency toolbox for use with matlab,tutorial. Rapport technique, GdR-PRC ISIS, 1998.
- [04] S. Khelif, «Modélisation de la machine asynchrone en vue diagnostic prise en compte adéquate du circuit magnétique », mémoire de magister, Electrotechnique Université de Mohammed Khaider Biskra, 2012.
- [05] N.SMAIL. Contribution à L'analyse et à la recherche d'information en texte intégral.Application de la Transformée en Ondelettes pour la recherche et l'analyse de textes. Thèse de doctorat,2009.Université paris-Est.
- [06] M. G. Rilling. Décompositions Modales Empiriques Contributions à la théorie,l'algorithmie et l'analyse de performances.Thèse de doctorat,2007. Université de Lyon.
- [07] K.Laadjal, «MODELISATION DE LA MACHINE ASYNCHRONE EN PRESENCE DE DEFAUTS PAR FLUX 2d».Mémoire de Master, Université de Biskra 2015.
- [08] S.Belhamdi, «Diagnostic des défauts de la machine asynchrone contrôlée par différentes techniques de command», Thèse de doctorat, Université de Biskra 2014
- [09] A. Quinquis et L. CORNEL. Représentation temps fréquence et temps échelle, ENSTA, BREST France centre de recherche .Extraction et Extraction et Exploitation de l'information en Environnements Incertains,2002.
- [10] M. Sahraoui, «Etude Comparative des Méthodes de Diagnostic des Machines Asynchrones» Thèse de doctorat, Université de Biskra 2010.
- [11] M. Chendeb. Détection et classification des signaux non stationnaires par utilisation des ondelettes. Application aux signaux électromyographiques utérine. Thèse de doctorat,2006. Université de technologie de troyes.
- [12] O.Soltani. Restauration D'Images Satellites Via la Transformée en Ondelette. Thèse de Magister,2011.Université de Batna.
- [13] N. E. Haung. Z. WU A review on Hilbert Huang Transform : Method and its applications to geophysical Studies.Rev. GEOPHYSICS. Vol 46, RG2006, pp. 1-23.2008.
- [14] H. Sharabty. Diagnostic de la somnolence d'un opérateur : Analyse des signaux physiologiques. Thèse de doctorat, 2007. Université paul Sabatier Toulouse III

Bibliographie

- [15] G. Todoran, R. Holonec and C. IAKAB. Discret Hilbert transform Numeric Algorithms-Mediamira science publisher.Vol.N°4, pp 1-6. 2008.
- [16] J.Cexus. Analyse des signaux non-stationnaires par Transformation de Huang, Opérateur de Teager-kaiser, et Transformation de Huang-Teager (HHT). Thèse de doctorat ,2005. Université de Rennes1.
- [17] R. Ramachandrad et EN.CHING. Hilbert-Huang. Transform and its analyse for hydrological and environmental time series. Vol 60 published by springer,2008.
- [18] N. Tandon, A. Choudhury, A review of vibration and acoustic measurement methods for the detection of defects in rolling element bearings. Tribology
- [19] <http://www.eecs.cwru.edu/laboratory/bearing/>.

Annexe

Les paramètres de la machine asynchrone triphasée utilisée sont :

Puissance nominale	11 kW
Fréquence nominale	60 Hz
Nombre de paire de pôles	2
Diameter de Bille.	7.94(mm)
Diameter primitive.	39.03(mm)
Diamètre Extérieur	51.99(mm)
Diamètre Intérieur	25(mm)
Épaisseur	15(mm)
Nombre des encoches du stator	48
Nombre de tours par bobine	28
Longueur de l'entrefer	0.11 m
Résistance d'une barre rotorique.	31 $\mu \Omega$
Résistance d'un anneau de court-circuit	2.2 $\mu \Omega$
Rayon de l'entrefer	0.082 m
Epaisseur de l'entrefer	0.0008 m
Résistance de phase statorique	1.75 Ω
Moment d'inertie	0.0754 kg. m ²
