



Université Mohamed KHEIDER, Biskra

Faculté des Sciences et de la Technologie
Département de Génie Electrique

MÉMOIRE DE MASTER

Sciences et Technologies
Génie Electrique
Réseau de télécommunication

Réf. :

Présenté et soutenu par :

TouchenAissa

Le : **mercredi 23 septembre 2020**

La détermination de la fréquence Instantanée par EMD.

Jury :

Mr.	AbdelKrim OUAFI	Prof	Université de Biskra	Président
Mme	Aaicha BARKAT	MAA	Université de Biskra	Examineur
Mr	Salim SBAA	Prof	Université de Biskra	Rapporteur

Année universitaire : 2019 -2020

Dédicaces

Je dédie ce modeste travail

A mes parents en témoignage de tout mon amour.

A toute ma famille.

A tous mes collègues et mes amies.

Remerciements

Ce mémoire n'aurait pu se dérouler et s'achever sans le soutien, la présence et l'aide précieuse d'une personne qui est toujours su me conseiller et m'aider :

Monsieur **Salim SBAA**, directeur de mémoire qui a été un formidable support pour m'avoir encadré et encouragé tout au long de ce travail de recherche. J'ai surtout apprécié sa grande compétence scientifique, ses conseils et suggestions ont été pour moi autant d'aides inestimables, que ce mémoire reste pour lui un témoignage constant de toute ma reconnaissance.

Je ne peux que vous dire un énorme merci pour vous : la patience, l'écoute, la présence discrète, des conseils judicieux, l'humanité, les discussions enrichissantes et surtout le support moral.

Mes sincères remerciements s'adressent également à Monsieur **AbdelKrim OUAFI**, Professeur à l'université de Biskra, à Mme **Aicha BARKAT**, docteur à l'université de Biskra, pour m'avoir fait l'honneur d'accepter de participer à ce jury. J'apprécierai sûrement vos remarques et vos questions qui vont me montrer des éclaircissements à ce sujet. Je tiens à noter que vos commentaires vont m'aider à prendre davantage de recul sur le travail accompli. Merci encore une fois pour vos investissements en temps en jugeant le travail et en étant présent à la soutenance.

Touchen Aissa

ملخص

يصف هذا العمل النهج الذي اقترحه Huang et al لربطه بتحويل Huang أو بشكل أكثر تحديداً التحلل إلى أوضاع تجريبية (EMD) لتحلل النمط التجريبي (وهي طريقة لتقدير التردد اللحظي). يتكون EMD من تفكيك إشارة على أساس الوظائف، تسمى الأوضاع التجريبية) أو IMF لوظائف الوضع الداخلي. (تكمُن خصوصية EMD في حقيقة أن أساس التحلل لا يُعطى مسبقاً ولكنه مبني من خصائص الإشارة نفسها EMD. هي طريقة محلية تعتمد على البيانات. تُستخدم هذه الطريقة في معالجة الإشارات لتحليل الإشارات غير الثابتة والإشارات من الأنظمة غير الخطية.

يتم توفير الخصائص المهمة للإشارة غير الثابتة من خلال التردد اللحظي (IF) والسعة اللحظية (AI) في مجالات مثل الزلازل أو الرادار أو السونار ... إلخ. يُعلمنا الذكاء الاصطناعي بقوة IF ولكن، فقط IF يمكن أن يساعد في تفسير إنتاج وتنوع وتطور الظواهر الفيزيائية.

الهدف من هذه الأطروحة هو تقدير وفهم ووصف المواقف التي يتغير فيها محتوى تردد الإشارة بمرور الوقت (التردد اللحظي). باستخدام طرق مختلفة من بينها: تحويل هيلبرت (TH)، المحول من Hilbert وHuang (HHT)، DESA، TKEO، EMD، وهذه الإصدارات المحسنة EEMD وCEEMDAN وتمتحنها.

الكلمات الدلالية: التردد اللحظي (IF)، السعة اللحظية (AI)، تحويل هيلبرت (TH)، المحول من Hilbert وHuang (HHT)، DESA، TKEO، EMD، والإصدارات المحسنة EEMD وCEEMDAN.

Résumé

Ce travail décrit l'approche proposée par Huang *et al* associée à la Transformation de Huang ou plus exactement la décomposition en modes empiriques (EMD pour empirical mode decomposition) qui est une méthode d'estimation de la fréquence instantanée. L'EMD consiste à décomposer un signal sur une base de fonctions, appelées modes empiriques (ou IMF pour Intrinsic Mode Functions). La particularité de l'EMD réside dans le fait que la base de décomposition n'est pas donnée *a priori* mais est construite à partir des propriétés du signal lui-même. L'EMD est une méthode locale et pilotée par les données. Cette méthode de traitement du signal est utilisée pour l'analyse des signaux non stationnaires et les signaux provenant des systèmes non-linéaires.

Les caractéristiques importantes du signal non stationnaire sont fournies par la fréquence instantanée (FI) et l'amplitude instantanée (AI). Dans des domaines tels que la sismique, le radar ou le sonar...etc. l'AI nous informe de la force de l'FI. Mais, seulement la FI peut aider à expliquer la production, la variation et l'évolution des phénomènes physiques.

L'objectif de ce mémoire est d'estimer, de comprendre et de décrire des situations où le contenu fréquentiel d'un signal varie dans le temps (la fréquence instantanée). Utilisant différentes méthodes parmi lesquelles : la transformée de Hilbert (TH), la transformée de Hilbert et Huang (HHT), DESA, TKEO, EMD et ces versions améliorées EEMD, CEEMDAN et CEEMDAN amélioré,

Mots clés :

la fréquence instantanée (FI), EMD, EEMD, CEEMDAN et CEEMDAN amélioré, la transformée de Hilbert (TH), la transformée de Hilbert et Huang (HHT), DESA, TKEO.

Abstract

This work describes the approach proposed by Huang et al to associate with the Huang Transformation or more exactly the decomposition into empirical modes (EMD for empirical mode decomposition) which is a method of estimation of the instantaneous frequency. The EMD consists in decomposing a signal on a basis of functions, called empirical modes (or IMF for Intrinsic Mode Functions). The peculiarity of EMD lies in the fact that the decomposition basis is not given a priori but is built from the properties of the signal itself. EMD is a local, data-driven method. This method of signal processing used for the analysis of non-stationary signals and signals from non-linear systems.

The important characteristics of the non-stationary signal are provided by the instantaneous frequency (IF) and instantaneous amplitude (AI) In fields such as seismic, radar or sonar ... etc. AI informs us of the strength of IF But, only IF can help explain the production, variation and evolution of physical phenomena.

The objective of this thesis is to estimate, understand and describe situations where the frequency content of a signal varies over time (the instantaneous frequency). Using various methods among which: the Hilbert transform (TH), the transformed from Hilbert and Huang (HHT), DESA, TKEO, EMD and these improved version EEMD, CEEMDAN and CEEMDAN improved.

Keywords:

The instantaneous frequency (FI), EMD, EEMD, CEEMDAN and improvedCEEMDAN, the Hilbert transform (TH), the Hilbert and Huang transform (HHT), DESA, TKEO.

LISTES DES FIGURES

Chapitre 1

Figure 1-1 :la classification des signaux.	5
Figure 1-2 :illustration de la classification morphologique des signaux	6
Figure 1-3 :distribution spectrale d'un signal avec la largeur de bande Δf	7
Figure 1-4 : classification spectrale des signaux.....	8
Figure 1-5 :la classification phénoménologique des signaux.....	9
Figure 1-6 :illustration d'un signal déterministe.....	10
Figure 1-7 :illustration d'un signal périodique.....	10
Figure 1-8 :illustration d'un signal sinusoïdale.	11
Figure 1-9 :illustration d'un signal pseudo aléatoires.....	11
Figure 1-10 : illustration d'un signal quasi-périodique.....	12
Figure 1-11 :illustration de quelques signaux transitoires	12
Figure 1-12 :illustration d'un signal ergodique pour une seule réalisation	15

Chapitre 2

Figure 2-1 : illustration de la transformé de fourrier.....	20
Figure 2-2 : la représentation graphique du signal s.....	21
Figure 2-3 : la représentation graphique de la TF du signal s.....	22
Figure 2-4 : la représentation graphique de la TF inverse du signal s.....	22
Figure 2-5 :la représentation graphique du signal y.....	23
Figure 2-6 :la représentation graphique de la TF du signal y.....	23
Figure 2-7 : la représentation graphique de la TF inverse du signal y.....	24
Figure 2-8 :représentation temps-fréquence idéal d'un signal	25

Listes des figures

Figure 2-9 :illustration de STFT	26
Figure 2-10 :illustration de STFT.....	26
Figure 2-11 : la représentation graphique du signal y_1	27
Figure 2-12 : illustration de l'analyse spectrogramme	28
Figure 2-13 : illustration du principe d'incertitude de Heisenberg.....	28
Figure 2-14 : la projection du signal $x(t)$ sur l'ondelette mère de Morlet pour $s=1, t_0=2s, t_0=40s, t_0=90s$ et $t_0=140s$ mère	30
Figure 2-15 : la projection du signal $x(t)$ sur l'ondelette de Morlet pour $s=5, t_0=20s, t_0=60s, t_0=110s$ et $t_0=140s$	30
Figure 2-16 : la projection du signal $x(t)$ sur l'ondelette mère de Morlet pour $s=5, s=20, t_0=55s, t_0=90s, t_0=110s$ et $t_0=140s$	31
Figure 2-17 : la représentation de la transformé en ondelettes en 3D	31

Chapitre 3

Figure 3-1 :un signal mélange de sinusoides.....	37
Figure 3-2 : interpolation des extrema, enveloppes splines.	37
Figure 3-3 :moyenne locale	37
Figure 3-4 : IMF1, itération 1.....	38
Figure 3-5 : IMF1.1, sa moyenne locale.....	38
Figure 3-6 : IMF1.2, sa moyenne locale.....	38
Figure 3-7 :IMF1.3, sa moyenne locale.....	39
Figure 3-8 : L'organigramme de la méthode EMD.....	40
Figure 3-9 : l'organigramme de l'EEMD	43
Figure 3-10 : l'algorithme du CEEMD	44
Figure 3-11 : l'organigramme du CEEMDAN amélioré.....	49
Figure 3-12 : la représentation du signal s, s_1 et s_2	50

Listes des figures

Figure 3-13 :les IMF obtenu à partir de l'EMD appliqué au signal s	51
Figure 3-14 :le signal reconstitue à partir de l'EMD	51
Figure 3-15 : les IMF obtenu à partir de l'EEMD.....	52
Figure 3-16 :le signal reconstitue à partir des IMF obtenue par l'EEMD.....	52
Figure 3-17 : les IMF obtenu à partir de CEEMDAN originale	53
Figure 3-18 : le signal reconstitue à partir des IMF obtenue par CEEMDAN original.....	53
Figure 3-19 :les IMF obtenu à partir de CEEMDAN amélioré	54
Figure 3-20 :le signal reconstitue à partir des IMF obtenue par CEEMDAN amélioré ...	54

Chapitre 4

Figure 4-1 : Exemple de signaux mono et multi-composantes : évolution théorique des FI au cours.....	58
Figure 4-2 : Principe d'estimation de la FI via le signal analytique $z_x(t)$ de $x(t)$	60
Figure 4-3 : l'estimation de la FI et l'AI par la THH.....	61
Figure 4-4 : la représentation graphique du signal s.....	65
Figure 4-5 :la transformé de fourrier de s.....	65
Figure 4-6 :Les IMF obtenu à partir de l'EMD appliqué au signal s	66
Figure 4-7 : les FI obtenu à partir de l'EMD appliqué au signal s.....	66
Figure 4-8 :les AI obtenu à partir de l'EMD appliqué au signal s.	67
Figure 4-9 :la représentation graphique du signal y	67
Figure 4-10 :La représentation graphique de la transformé de fourrier de y.....	68
Figure 4-11 : La représentation graphique de la STFT de y.	68
Figure 4-12 : Les IMF obtenu à partir de l'EMD appliqué au signal y	69
Figure 4-13 :Les FI obtenu à partir de l'EMD appliqué au signal y	69
Figure 4-14 :Les AI obtenu à partir de l'EMD appliqué au signal y.....	70
Figure 4-15 : les phases de l'ECG.	71
Figure 4-16 : les phases de l'ECG.....	71
Figure 4-17 :la représentation graphique d'un signal ECG répété 8 fois.....	72

Listes des figures

Figure 4-18: la représentation graphique transformée de fourrier de l'ECG.	72
Figure 4-19 : Les IMF obtenu à partir de l'EMD appliqué au signal ECG.....	73
Figure 4-20 : Les FI obtenu à partir de l'EMD appliqué au signal ECG.....	73
Figure 4-21 : Les AI obtenu à partir de l'EMD appliqué au signal ECG.....	74
Figure 4-22 : le signal ECG bruité.....	74
Figure 4-23 : les IMF obtenu lorsque on utilise EMD.	75
Figure 4-24 : Les FI obtenu à partir de l'EMD appliqué au signal ECG bruité.....	75
Figure 4-25 :: Les AI obtenu à partir de l'EMD appliqué au signal ECG bruité.....	76
Figure 4-26 : les IMF obtenu lorsque on utilise EEMD.	76
Figure 4-27 : Les FI obtenu à partir de l'EMD appliqué au signal ECG bruité.	77
Figure 4-28 : Les AI obtenu à partir de l'EEMD appliqué au signal ECG bruité.....	77
Figure 4-29 les IMF obtenu lorsque on utilise CEEMDAN.	78
Figure 4-30 : Les FI obtenu à partir du CEEMDAN appliqué au signal ECG bruité.....	78
Figure 4-31 : Les AI obtenu à partir du CEEMDAN appliqué au signal ECG bruité. ...	79
Figure 4-32 : les IMF obtenu lorsque on utilise CEEMDAN amélioré	79
Figure 4-33 : Les FI obtenu à partir du CEEMDAN amélioré appliqué au signal ECG bruité.....	80
Figure 4-34 : Les AI obtenu à partir du CEEMDAN amélioré appliqué au signal ECG bruité.....	80

LISTE DES ABREVIATIONS

f_{max} : La fréquence maximal.

f_{min} : La fréquence minimal.

T_p :la période.

im: désigne la partie imaginaire.

re : désigne la partie réelle.

TF : la transformation de fourrier.

STFT: Short Time Fourier Transform.

FFT: Fast Fourier Transform.

WT: Wavelet Transform.

CWT:Continus Wavelet Transform.

EMD: Empirical Mode Decomposition .

AM-FM:Amplitud Modulation-Frequency Modulation.

MOLC : Moyen Locale.

IMF : pour Intrinsic Mode Function.

SP : SiftingProcess.

SNR : Rapport signal sur bruit.

EEMD : Ensemble Empirical Mode Decomposition.

CEEMD : Complimentary Ensemble Empirical Mode Decomposition.

CEEMDAN : Complimentary Ensemble Empirical Mode Decomposition

Added NOISE.

FI : Fréquence Instantanné.

AI :Amplitude Instantanné.

Liste des abréviations

TH : Transformé d' Hlibert.

THH : transformé de Hilbert et Huang.

SA : Signal Analytique.

DESA: Discret EnerySeparationAlgorithm.

TKEO: Teager-kaiser Energy Operature.

ECG : électrocardiogramme.

Table de matière

Introduction générale.....	1
Chapitre1 : ClassificationsDes Signaux.....	3
Introduction.....	4
1. la classification des signaux.....	5
1.1 Définition du signal.....	5
1.2 La classification morphologique des signaux.....	6
1.3 La classification énergétique des signaux.....	6
1.3.1 Les signaux à énergie finie	7
1.3.2 Signaux à Puissance Moyenne Finie non nulle.....	7
1.4 La classification Spectrale	7
1.5 La classification dimensionnelle	8
1.6 La classification phénoménologique	9
1.6.1 Les signaux déterministes	9
1.5.1.1 les signaux périodiques	10
1.5.1.1.1 Les signaux sinusoïdes.....	11
1.5.1.1.2 Les signaux pseudo aléatoires	11
1.5.1.2 Les signaux non périodiques	12
1.5.2 Les signaux aléatoires	12
1.5.2.1 La moyenne, la variance et l'écart type du signal	13
1.5.2.2 Les distributions de probabilités	14
1.5.2.3 La fonction d'autocorrélation	14
1.5.2.4 La fonction de la densité spectrale	14
1.5.2.5 les signaux stationnaires	14
1.5.2.5.1 Les signaux ergodiques	15
1.5.2.5.2 Les signaux non ergodique	16
1.5.2.6 Les signaux non stationnaires	16
Conclusion.....	16
Chapitre 2 :La représentationFréquentielleDes signaux.....	18

Table de matière

Introduction.....	18
2.1 Analyse de fourrier	19
2.1.1 Principe	19
2.1.2 Exemples de la TF de quelques signaux.....	20
2.1.3 Les limitations de la transformée de Fourier	21
2.2 Analyse temps fréquence	24
2.2.1 Définition de La fréquence instantanée	24
2.2.3 L'analyse temps fréquence	25
2.2.4 Nécessité de l'analyse temps-fréquence.....	25
2.2.4 Quelques méthodes sur l'analyse temps fréquence	25
2.2.4.1 La transformé de fourrier à courte terme (STFT)	26
2.2.4.2 L'analyse spectrogramme	27
2.2.5 Les limitations de l'analyse temps fréquence	28
2.3 L'analyse temps-échelle (transformée en ondelette)	29
2.3.1 Exemple sur la transformé en ondelette (WT).....	29
2.3.2 Les limitations de la transformé en ondelette	32
Conclusion.....	32
Chapitre 3 : Techniques empiriques De la représentation Des signaux.....	33
Introduction	33
3.1 la décomposition modale empirique (EMD).....	34
3.1.1 Quelques définitions	34
3.1.1.1 notions de moyen local	34
3.1.1.2 l'enveloppe moyen d'un signal	34
3.1.1.3 un IMF (pour intrinsic mode function)	34
3.1.1.4 un signal AM-FM mono composante	34
3.1.1.5 Processus de tamisage (siftingprocess SP).....	35
3.1.1.6 Le mixage des modes	35
3.1.1.7 Rapport signal sur bruit (en abrégé SNR ou S/N)	35
3.1.2 Principe de la décomposition EMD	35
3.1.3 Processus de tamisage : principe algorithmique	39
3.1.4 Les inconvénients de l'EMD	41

Table de matière

3.2 La méthode ensemble EMD (EEMD)	42
3.2.1 Les inconvénients de la méthode ensemble EMD.....	43
3.3 La méthode CEEMD.....	44
3.3.1 Les inconvénients de la méthodes CEEMD	45
3.4 La méthode CEEMDAN	45
3.4.1 l'algorithme de la méthode CEEMDAN	45
3.4.2 les propriétés de la méthode CEEMDAN.....	46
3.4.3 les inconvénient de la méthode CEEMDAN	47
3.4.4 Améliorations apportées à CEEMDAN	47
3.4.4.1 la présence de bruit résiduel dans les modes	47
3.4.3.2 l'existence des modes parasites	47
3.4.4.3 Le nouvel algorithme de CEEMDAN amélioré	48
3.5 Expériences et résultats	49
La conclusion	55
Chapitre 4 : Estimation de la fréquence instantané.....	56
Introduction.....	56
4.Estimation de la fréquence instantané (FI) et l'amplitude instantané (AI)	57
4.1 Définitions	57
4.1.1 les signaux AM-FM.....	57
4.1.2 Signal multi-composantes et mono-composante	57
4.2 Estimation de la fréquence instantané par la transformation de Hilbert (TH)	58
4.2.1 Définition	58
4.2.1.1 Le signal analytique (SA).....	58
4.2.2 L'estimation de la fréquence instantané par TH	59
4.3 L'estimation de la fréquence instantané par la transformé de Hilbert et Huang (THH)	60

Table de matière

4.4 L'estimation de la fréquence instantanée par l'opérateur DESA(Discret EnergySeparationAlgorithm).....	61
4.5 L'estimation de la fréquence instantanée par l'opérateur TKEO(teager-kaiser energyoperature)	63
4.6 Application sur les signaux synthétiques et les signaux réel (ECG)	64
4.6.1 Application sur les signaux synthétiques stationnaires.....	64
4.6.2 Application sur les signaux synthétiques non stationnaires	67
4.7 Application sur les signaux réels (ECG)	70
4.7.1 Les électrocardiogrammes ECG	70
4.7.2 Les phases de l'ECG	70
4.7.2.1 la systole.....	70
4.7.2.2 Diastole	71
La conclusion	81
Conclusion générale	82
Références bibliographiques	84

Table de matière

Introduction générale

Le traitement du signal est la discipline qui développe et étudie les techniques de traitement (filtrage, amplification ...), d'analyse et d'interprétation des signaux.

Les signaux à traiter peuvent provenir de sources très diverses ; sources électriques, issus des phénomènes physiques...etc. les signaux électriques devenues électriques à l'aide de capteurs et transducteurs (microphones, rétines, senseurs ... etc. et en général de toutes les grandeurs physiques et chimiques). Habituellement, les signaux issus des phénomènes physiques sont de nature non stationnaire, voire également formés de plusieurs composantes fréquentielles (signaux multi composantes). Ces signaux manifestent par des oscillations évoluant au cours du temps. Parmi les signaux non-stationnaires, on peut citer les signaux de parole, de radar ou de sonar, biomédicaux, acoustiques, astrophysiques ...

Dans de telles situations, la représentation temporelle classique du signal ne donne pas une bonne perception des composantes oscillantes multiples, tandis que la représentation fréquentielle (transformée de Fourier) ne permet pas la localisation temporelle de ces composantes. Ainsi, partant des propriétés de ces signaux et des limitations de la transformée de Fourier (TF), il est naturel de s'orienter vers un schéma d'analyse temps-fréquence ou temps-échelle. L'analyse temps-fréquence qui est la transformation conjointe du temps et de la fréquence et fournissent une information sur la façon dont la fréquence du signal varie au cours du temps. L'analyse temps-échelle ou transformée en ondelette qui est une analyse spectrale de Fourier utilise des ondelettes au lieu d'une fonction de fenêtre fixe utilisé dans L'analyse temps-fréquence. Mais ces méthodes présentent également des difficultés pratiques pour déterminer la fréquence instantanée, ces difficultés et limitations sont déterminés par le principe d'incertitude de Heisenberg.

Huang *et al.* ont récemment proposé une méthode abordant sous un autre angle la problématique d'analyse des signaux non stationnaires : la décomposition modale empirique (EMD pour empirical mode decomposition). Contrairement aux RTF 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,

Introduction générale

mais leur recombinaison linéaire est exacte. La combinaison de l'EMD avec la transformée d'Hilbert (TH) permet d'estimer la fréquence instantanée (FI) et l'amplitude instantanée (AI).

Notre objectif principal est de proposer alors de nouveaux outils de traitement et d'analyse des signaux autour de l'approche EMD et ces version amélioré pour déterminée la FI.

Le travail présenté dans ce mémoire s'organise autour de quatre chapitres :

Le premier chapitre propose d'abord un rappel sur la classification des signaux s'intéressant à la classification phénoménologique plus précisément aux signaux stationnaires et les signaux non stationnaires.

Le deuxième chapitre est consacré aux différentes méthodes de la représentation fréquentielle des signaux tel que : la transformé de fourrier, l'analyse temps-fréquence (STFT, spectrogramme) et l'analyse temps-échelle ou transformée en ondelettes. Illustrant les limitations de chaque méthode.

Le troisième chapitre est dédié aux différentes techniques empiriques EMD de la représentation des signaux comparant ces différentes techniques (EEMD, CEEMDAN, CEEMDAN amélioré) utilisant un exemple illustratif d'un signal synthétique.

Le dernier chapitre est consacré aux différentes méthodes d'estimation de la fréquence instantanée appliquant ces méthodes sur un signal synthétique puis sur un signal réel prenant l'exemple d'un signal ECG) utilisant l'EMD et ces versions améliorées.

Chapitre 1 :

Classifications

Des Signaux

Introduction

Les phénomènes physiques qui nous entourent sont plusieurs et diffèrent les uns des autres ; séismes, radars, sonores et battement du cœur ... etc. La représentation physique de ces phénomènes dont on le nomme « **le signal** » diffèrent selon différentes approches. Ces approches peuvent être : **phénoménologiques** ; qui classifient les signaux selon l'évolution du signal au cours du temps ; signaux déterministe (périodique, non périodique, quasi périodique ...) ou signaux aléatoires ; signaux stationnaires et les signaux non stationnaires. **Energétiques** ; qui peuvent être des signaux à énergie finie ou à puissance moyenne finie non nulle. **Morphologiques** qui peuvent être des signaux continus ou discrets. **spectrales** qui classifient les signaux selon la distribution de la puissance ou l'énergie en fonction de la fréquence. **Dimensionnelles** qui permet de distinguer les signaux selon la dimension.

Dans ce chapitre on va voir la classification des signaux, et on s'intéresse à la classification phénoménologique plus précisément aux signaux stationnaires et les signaux non stationnaires.

1. la classification des signaux :

1.1 Définition du signal : le signal est la représentation physique d'une information ou le support qui fait véhiculer l'information. On peut envisager plusieurs modes de classification des signaux .parmi ces modes on distingue : la classification phénoménologique ; qui permet de distinguer les signaux selon l'évolution des valeurs du signal au cours du temps parmi ces signaux on distingue : les signaux déterministes et les signaux aléatoires. La classification morphologique ; celle-ci permet de distinguer les signaux selon le caractère continue ou discret de l'amplitude et de la variable libre t (le temps) [1]. La classification spectrale qui classe les signaux selon la distribution de la puissance ou l'énergie en fonction de la fréquence [2].La classification énergétique dont on distingue les signaux selon l'énergie finie ou la puissance moyen finie non nulle .Comme il est illustré dans la figure montré ci-dessous (figure 1.1) :

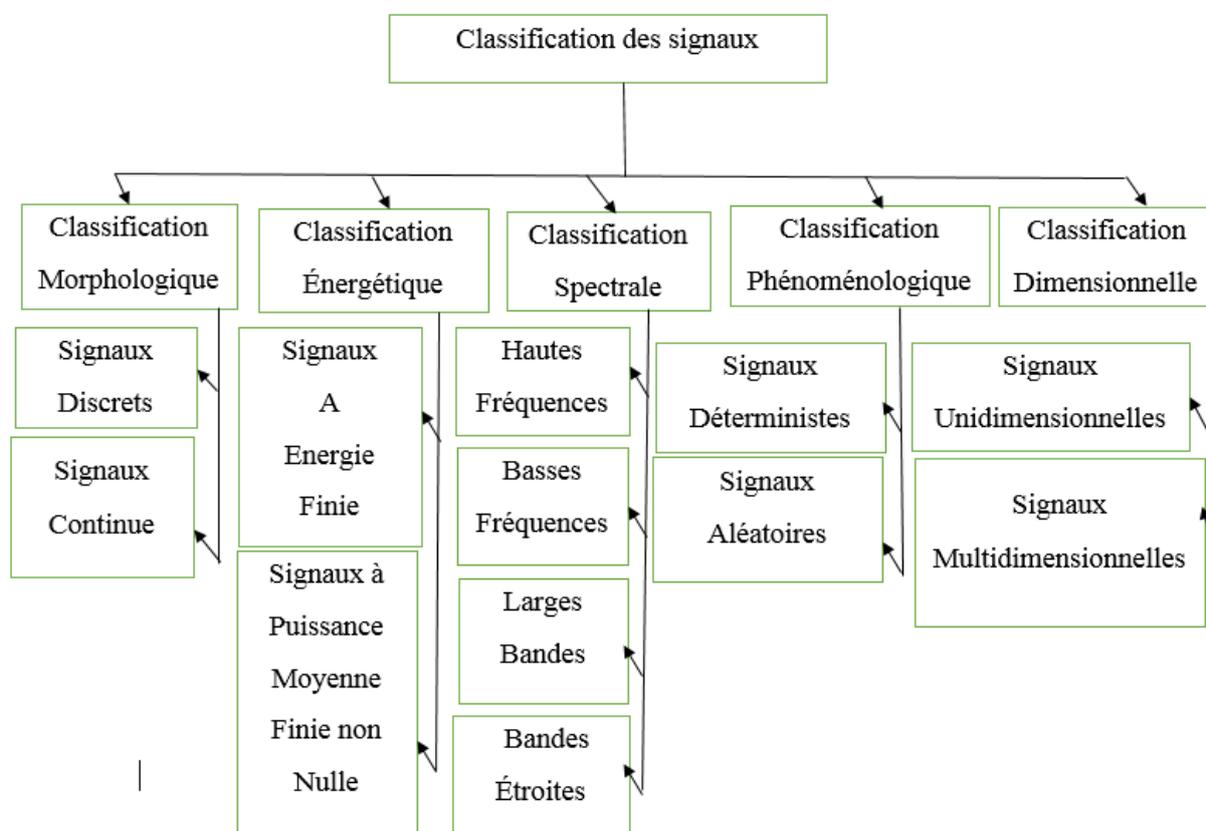


Figure 1 1 : la classification des signaux.

1.2 La classification morphologique des signaux :

Est la classification qui permet de distinguer les signaux selon : l'amplitude est une variable continue ou discrète et la variable libre t (temps) est-elle même discrète ou continue .donc on distingue quatre types des signaux [1, 2, 3, 4,5] :

- Signal à amplitude et temps continue appelé le signal analogique.
- Signal à amplitude et temps discret appelé le signal numérique.
- Signal à amplitude discret et temps continue appelé le signal quantifié.
- Signal à amplitude continue et temps discret appelé le signal échantillonné. comme il est illustré dans la figure ci-dessous [1 ,3] (Figure 1.2):

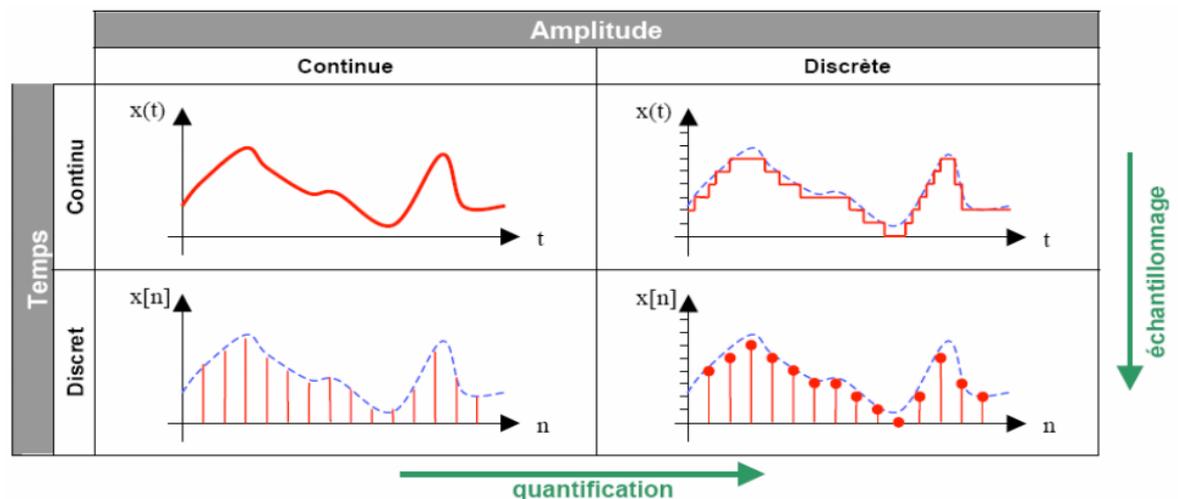


Figure 1.2 : illustration de la classification morphologique des signaux.

1.3 La classification énergétique des signaux :

Cette classification permet de distinguer les signaux fondamentalement entre deux grandes catégories :

- Les signaux à énergie finie.
- Signaux à Puissance Moyenne Finie non nulle.

La première catégorie comprend tous les signaux de type transitoires qu'ils soient déterministe ou aléatoire, la deuxième catégorie englobe tous les signaux périodiques, quasi-périodiques, et les signaux aléatoire permanents. [1,2]

1.3.1 Les signaux à énergie finie : Les signaux à énergie finie : sont des signaux qui satisfont la condition de la sommabilité appelé signaux carré intégrable défini par [1] :

$$\int_{-\infty}^{+\infty} |x(t)|^2 dt < \infty \quad 1.1$$

Leur puissance moyenne est nulle (22).

1.3.2 Signaux à Puissance Moyenne Finie non nulle : sont tous les signaux qui satisfont la condition [1] :

$$0 < \int_{-\infty}^{+\infty} |x(t)|^2 dt < \infty$$

1.2

1.4 La classification Spectrale :

Cette classification basée sur la distribution $\Phi_x(f)$ de son énergie ou de sa puissance en fonction de sa fréquence (spectre)[2]. la largeur de bande Δf d'un signal est le domaine principal des fréquences (positif ou négatif) occupé par son spectre elle est définie par la relation[1, 2,6] :

$$\Delta f = f_{\max} - f_{\min} \quad 1.3$$

Avec : f_{\max} et f_{\min} :sont des fréquences qui détermine les limites inférieure et supérieure prise en compte .Comme il est illustré dans la figure montré ci-dessous :

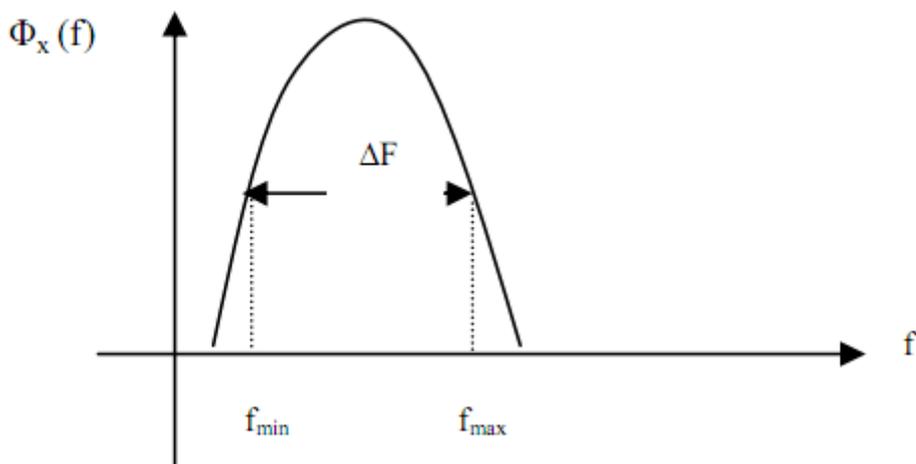


Figure 1.3 : distribution spectrale d'un signal avec la largeur de bande Δf .

Chapitre 1 : classifications des signaux

Donc on peut distinguer quatre types de signaux [6,1] :

- Les signaux de bases fréquences.
- Les signaux de hautes fréquences.
- Les signaux à bande étroite avec ($f_{\max} \approx f_{\min}$) .
- Les signaux à bande étroite avec ($f_{\max} \gg f_{\min}$) .

Comme il est illustré dans la figure montré ci-dessous(figure 1.4):

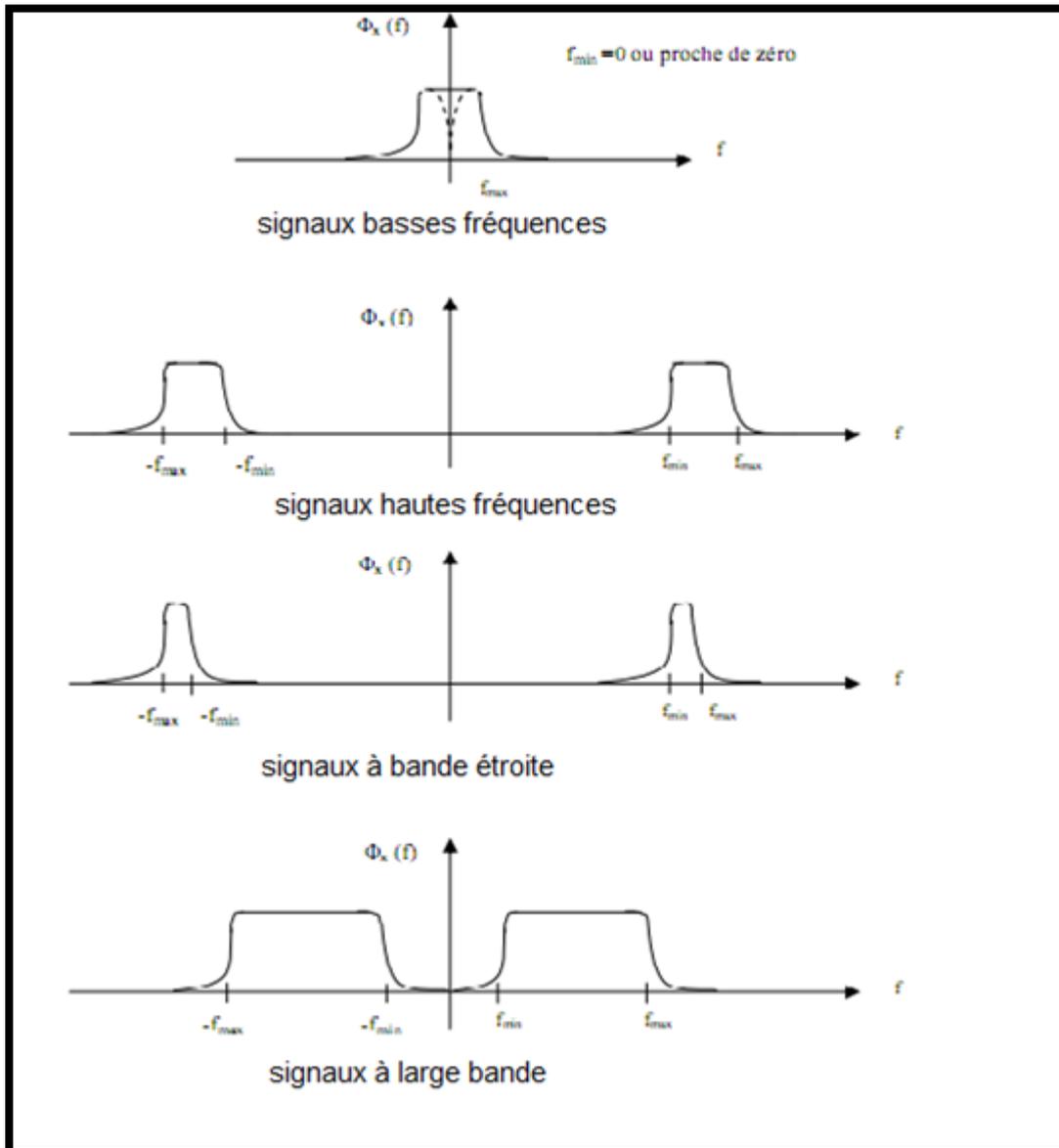


Figure 1.4 : classification spectrale des signaux.

1.5 La classification dimensionnelle :

Chapitre 1 : classifications des signaux

Est la classification qui permet de distinguer les signaux selon la dimension donc on distingue[1,2] :

- **Les signaux unidimensionnels** : signal audio, mesure électrique,...etc.
- **Les signaux multidimensionnels** : parmi ces signaux on distingue :
 - Signaux 2D : image, représentation temps-fréquence des signaux ...etc.
 - Signaux 2D+t : séquence vidéo...etc.
 - Signaux 3D : représentation des images en fonction du temps, objet 3D, tomographie ... etc.
 - Signaux 3D+t, signaux nD, signaux multi modaux ... etc. .

1.6 La classification phénoménologique :

Est la classification qui permet de distinguer les signaux selon leur évolution au cours du temps. Parmi ces signaux on distingue deux grandes catégories : les signaux déterministes et les signaux aléatoires .parmi les signaux déterministe on distingue : les signaux périodiques (sinusoïdes, pseudo aléatoires ...etc.) et les signaux non périodiques (quasi périodique, transitoires ...etc.).Parmi les signaux aléatoires on distingue : les signaux stationnaires et les signaux non stationnaires. Comme il est montré dans la figure montré ci-dessous :

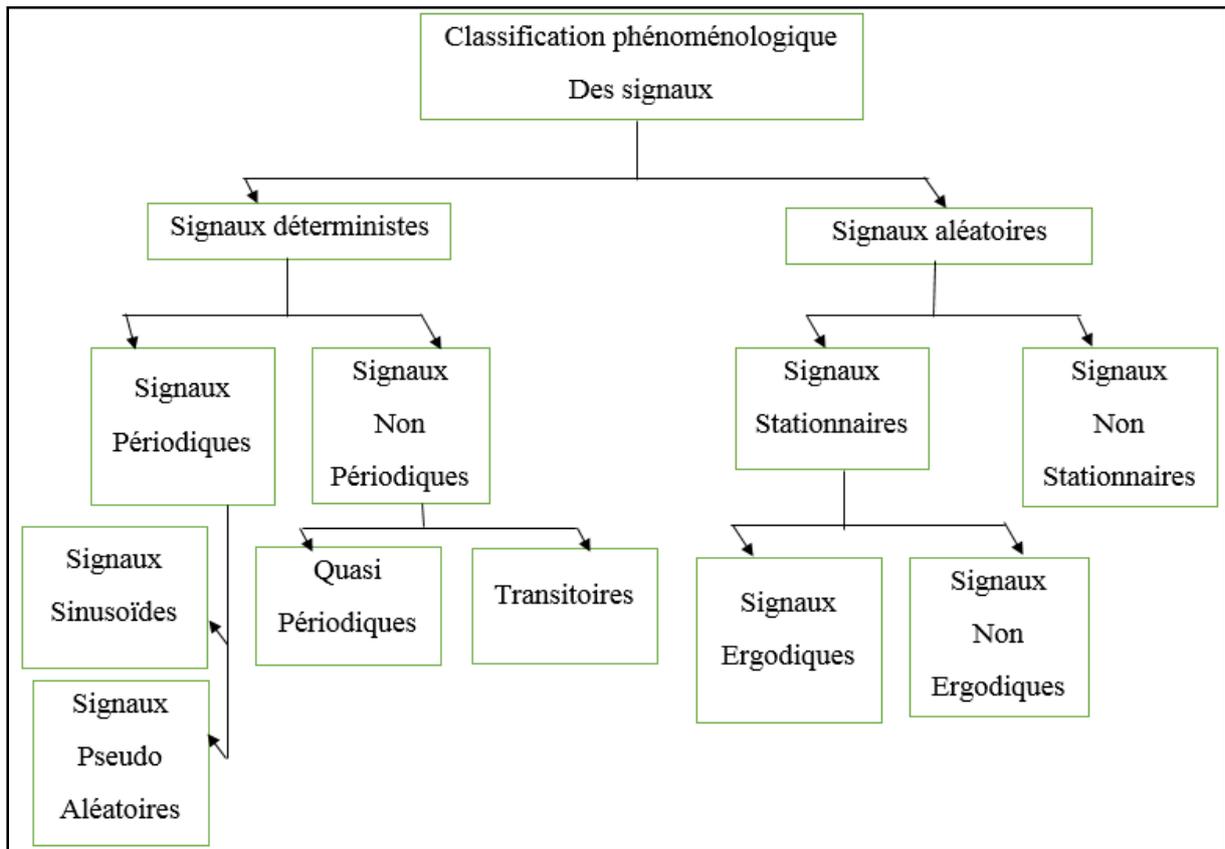


Figure 1.5 : la classification phénoménologique des signaux.

1.6.1 Les signaux déterministes :

Les signaux déterministes sont des signaux dont l'évolution de signal en fonction du temps peut être prédite par un modèle mathématique (peut être équation ou une expression) approprié décrit les valeurs de l'amplitude à chaque instant[1,7]. Comme il est illustré dans la figure ci-dessous (figure 1.6) :

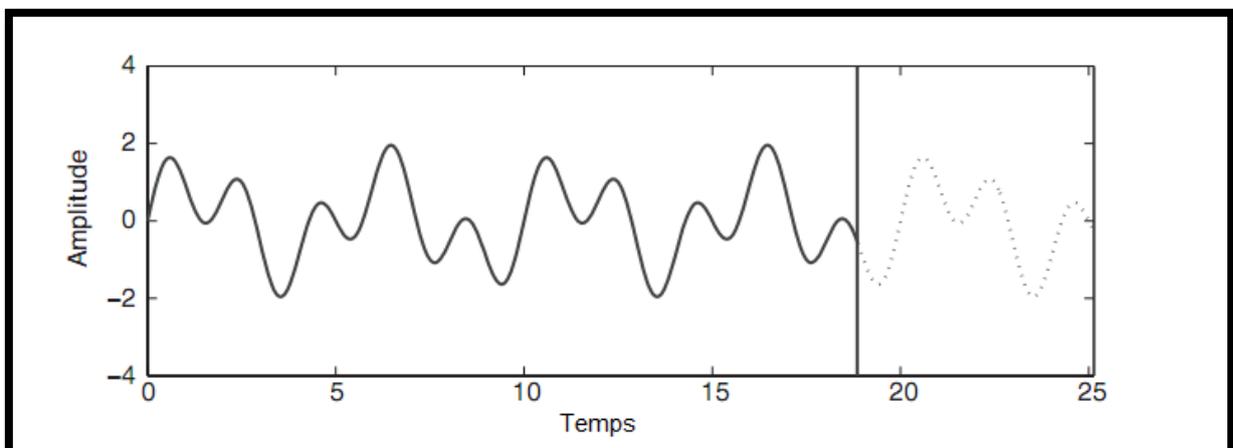


Figure 1.6 : illustration d'un signal déterministe.

Parmi les signaux déterministes on distingue :

1.5.1.1 les signaux périodiques :

Un signal périodique est un signal qui constitue d'un motif qui obéisse à une loi de répétition cyclique régulière [1,8], un tel signal périodique défini par [8] :

$$f(t) = (t \pm nT_p) \quad 1.4$$

D'où : $n = \pm 1, \pm 2, \pm 3, \pm \dots$,

T_p : la période.

Comme il est illustré dans la figure montrée ci-dessous (Figure 1.7) :

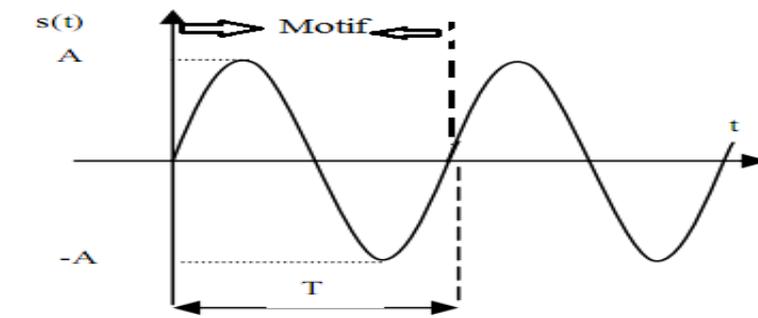


Figure 1.7 : illustration d'un signal périodique.

Parmi les signaux périodiques on distingue :

1.5.1.1.1 Les signaux sinusoïdes : c'est le plus familier groupe des signaux périodiques, ce type des signaux peut être défini par l'équation générale :

$$\begin{aligned} x(t) &= A \sin(2\pi ft + \varphi) \\ &= \text{Im}\{A \exp[j(2\pi ft + \varphi)]\} \end{aligned}$$

D'où : A : est l'amplitude, f : la fréquence $= \frac{1}{T}$, φ : est la phase.

Comme il est illustré dans la figure ci-dessous figure 1.8 :

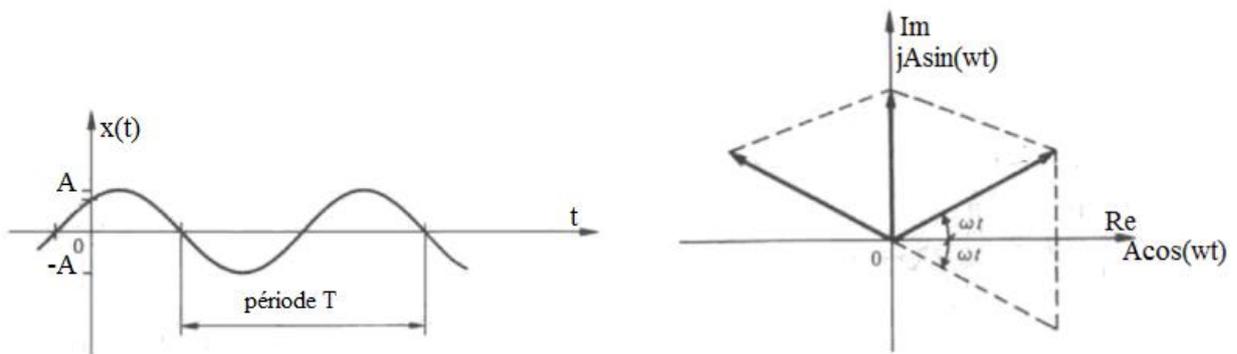


Figure 1.8 : illustration d'un signal sinusoïdale.

1.5.1.1.2 Les signaux pseudo aléatoires :

C'est la catégorie particulière de signaux périodique dont le comportement à l'intérieur de la période rappelle à celui d'un signal aléatoire[1,2].comme il est illustré dans la figure ci-dessous :

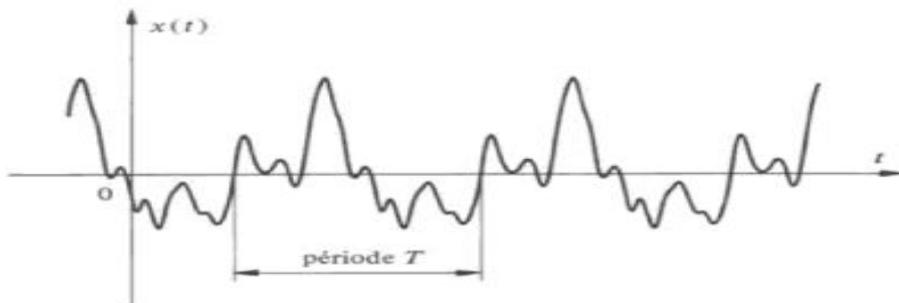


Figure 1.9 : illustration d'un signal pseudo aléatoires.

1.5.1.2 Les signaux non périodiques :

Sont des signaux transitoire ou des signaux incommensurable (quasi périodique).donc on distingue deux sous-catégories [1,2] :

- **Les signaux quasi-périodiques :** qui sont des signaux qui résultent d'une somme de sinusoïdes de période incommensurable. Comme il est illustré dans la figure ci-dessous figure 1.10

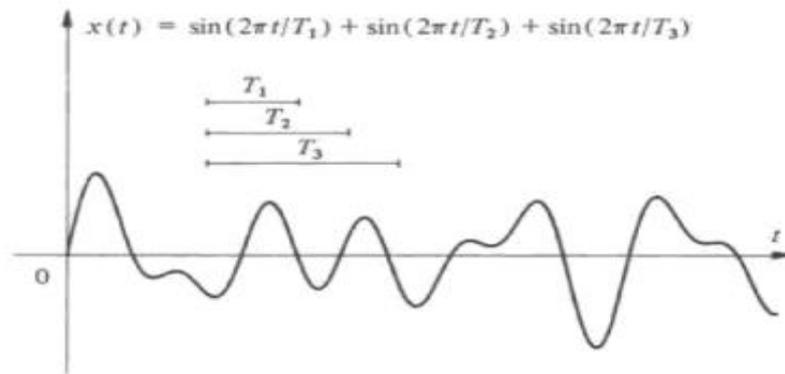


Figure 1.10 : illustration d'un signal quasi-périodique.

- **Les signaux transitoires :** qui sont dans l'existence est éphémère. Comme il est illustré dans la figure ci-dessous (figure 1.11) [1,2]:

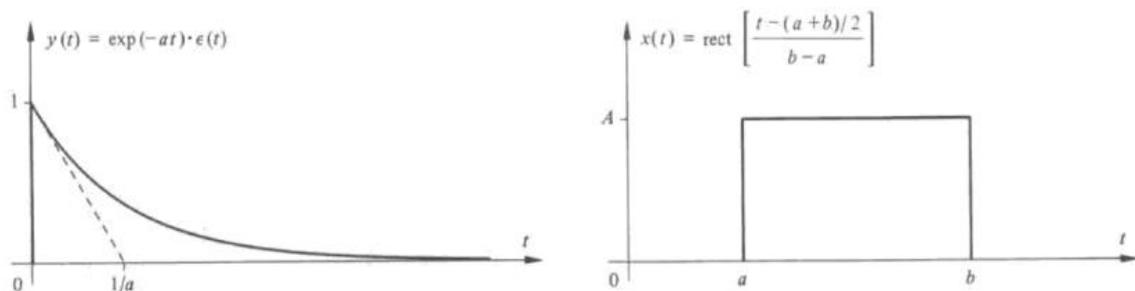


Figure 1.11 : illustration de quelques signaux transitoires.

1.5.2 Les signaux aléatoires :

Sont des signaux dont le comportement temporel sont imprévisibles et on ne peut pas les prédire .pour la description de ces signaux il faut contenter d'observations statiques ou utiliser les fonctions statistiques [1,7]. parmi ces fonctions statistiques on distingue quatre types fondamentales qui nous permettent de décrire les signaux aléatoires [9]:

- **La moyenne, la variance et l'écart type du signal :** qui nous donnent des informations sur l'amplitude du signal.
- **Les distributions de probabilités :** nous donnent des informations sur les propriétés statistiques du signal dans le domaine d'amplitude.

- **La fonction d'autocorrélation :** nous donne des informations sur les propriétés statistiques du signal dans le domaine temporel.
- **La fonction de densité spectrale :**

Qui nous donne des informations sur les propriétés statistiques du signal dans le domaine fréquentielle.

1.5.2.1 La moyenne, la variance et l'écart type du signal :

A) la moyenne du signal : la moyenne d'un signal peut être définie par [1, 8,9] :

$$m = \overline{x(t)} = \lim_{\Delta t \rightarrow \infty} \frac{1}{\Delta t} \int_{-\frac{\Delta t}{2}}^{+\frac{\Delta t}{2}} x(t) \cdot dt \quad 1.6$$

B) La variance du signal : est la puissance des fluctuations aléatoires autour de la valeur moyenne. la variance d'un signal $x(t)$ peut être défini par [1, 8,9] :

$$\sigma^2_X = \overline{(x(t) - m)^2} \quad 1.7$$

D'où : m : est la moyenne du signal.

C) l'écart type : est la valeur efficace des fluctuations aléatoires autour de la valeur moyenne. L'écart type d'un signal $x(t)$ peut être défini par [8,9] :

$$\sigma_X = \sqrt{\sigma^2_X} = \sqrt{\overline{(x(t) - m)^2}} \quad 1.8$$

1.5.2.2 Les distributions de probabilités :

D'après l'équation (1.6) on trouve que :

$$m = \overline{x(t)} = \int_{-\infty}^{+\infty} xp(x)dx \quad 1.9$$

D'où : $p(x)$: est la fonction de densité de probabilités. Elle spécifie la probabilité $p(x)dx$, qu'une variable aléatoire se situe de x à $x + dx$ [9].

1.5.2.3 La fonction d'autocorrélation :

La fonction d'auto corrélation d'un signal aléatoire $x(t)$ nous permet de donner des informations sur le degré de dépendance de la valeur de x sur sa valeur à un autre instant $t + \tau$.

La fonction d'autocorrélation d'un signal aléatoire $x(t)$ peut être définie par [9]:

$$R_{xx}(\tau) = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \int_0^T x(t)x(t + \tau)dt \quad 1.10$$

1.5.2.4 La fonction de la densité spectrale :

On désigne par la fonction de la densité spectrale la transformé de fourrier de la fonction d'autocorrélation, elle est peut être défini par [8,9]:

$$\rho_{xx}(\omega) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} R_{xx}(\tau)e^{-j\omega\tau}d\tau \quad 1.11$$

$$D'où : \omega = 2\pi ft$$

Ces fonctions statistiques sont très importantes pour décrire les signaux aléatoires. Si ces fonctions statistiques sont invariantes au cours du temps on dit que le signal est stationnaire par contre s'il varie au cours du temps on dit que le signal est non stationnaires. Donc on distingue deux types des signaux aléatoires :

- Signaux stationnaires.
- Signaux non stationnaires.

1.5.2.5 les signaux stationnaires :

Un signal aléatoire $x(t)$ est stationnaire, si ces caractéristiques statistiques (la moyenne, écart type, la variance et la fonction d'auto corrélation) sont invariantes dans le temps[1,2,8,9]. Ainsi si ces caractéristiques sont invariantes dans le temps jusqu'à l'ordre n , on dit que le signal est stationnaires à l'ordre n [2,8,9]. Parmi les signaux stationnaires on distingue :

- Les signaux ergodiques.
- Les signaux non ergodiques.

1.5.2.5.1 Les signaux ergodiques :

Un signal aléatoire $x(t)$ est ergodique si ces valeurs moyennes statistiques ou moments d'ordre 1 sont égales aux valeurs moyennes temporelles

Par l'étude d'une seule réalisation .cette propriété est très importante en pratique, car elle permet d'estimer la moyenne statistique par une moyenne temporelle sur une seule réalisation [1] :

$$E[x(t)] = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{2T} \int_{-T}^{+T} x(t) dt \quad 1.12$$

Comme il est illustré dans la figure montrée ci-dessous :
(Figure 1.12)[10] :

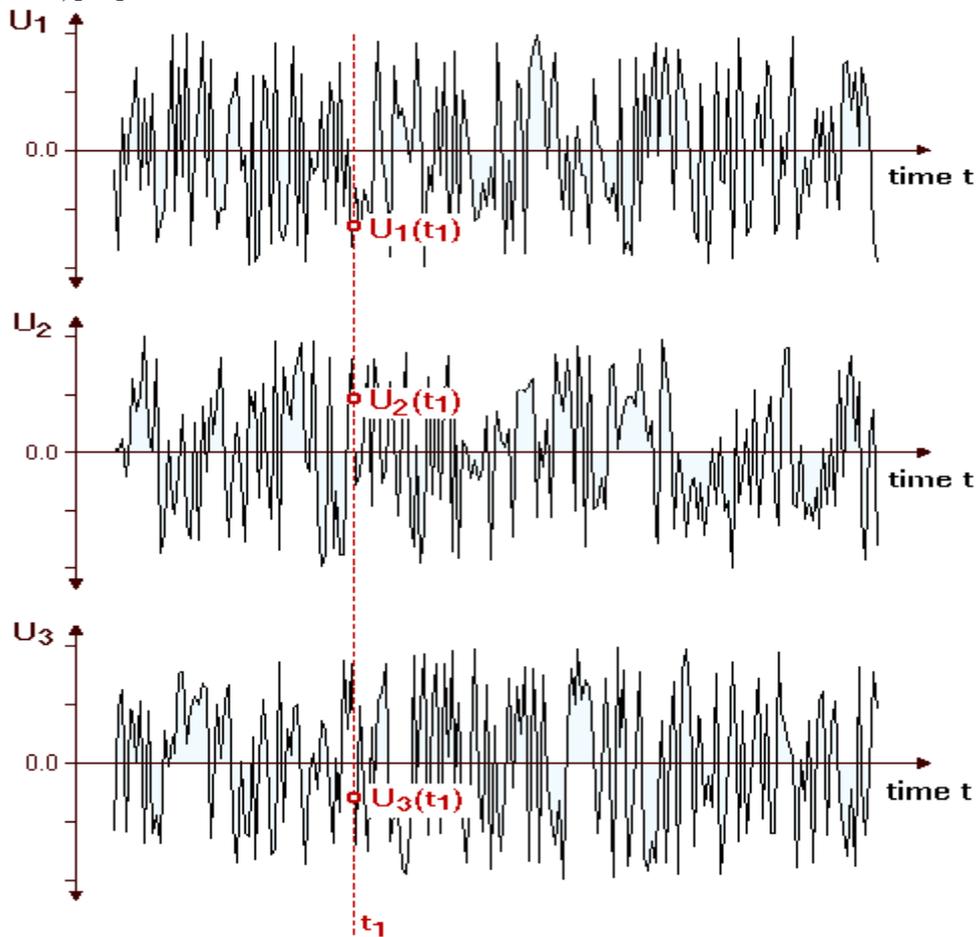


Figure 1.12 : illustration d'un signal ergodique pour une seule réalisation. [10]

1.5.2.5.2 Les signaux non ergodique : sont des signaux qu'ont des moments statistiques ne s'identifient pas aux moments temporelles.

1.5.2.6 Les signaux non stationnaires : Un signal aléatoire $x(t)$ est non stationnaire, si ces caractéristiques statistiques ; la moyenne, l'écart type, la variance et la fonction d'autocorrélation varient au cours du temps comme le signal parole, séisme et les signaux ECG ...etc. Ce type des signaux est difficile à exploiter et à analyser. Par conséquent

Chapitre 1 : classifications des signaux

plusieurs méthodes ont été développées parmi ces méthodes l'analyse temps fréquence et analyse temps échelle, qui ont été interprétées dans le chapitre 02.

Conclusion

Dans ce chapitre nous avons étudié les différentes approches utilisées pour classer les signaux d'une manière générale et précisément à la classification phénoménologique et on a vu les deux grandes catégories dans la classification phénoménologique des signaux ; les signaux déterministes et les signaux aléatoires.

Aussi on a vu les différents types des sous classes des signaux déterministes parmi lesquelles ; les signaux périodiques, les signaux non périodiques.

Au dernier on a vu les différents types des sous classes des signaux aléatoires ; les signaux stationnaires et les signaux non stationnaires. et nous avons vu que les signaux non stationnaires sont difficiles à exploiter et à analyser.

Chapitre 2 :

La représentation Fréquentielle Des signaux

Introduction

Malheureusement la représentation temporelle de signaux a de nombreuses limitations quand les signaux à analyser sont non stationnaires à cause de la disparition de la localisation Temps-fréquence. Pour déterminer la situation où le contenu fréquentielle change on doit déterminer la fréquence instantanée. De nombreux outils ont été alors développés afin d'être capable d'analyser et de représenter les Signaux non stationnaires parmi ces principaux outils sont : analyse temps-fréquence qui se base sur transformée de Fourier et analyse temps-échelles ou la transformé en ondelettes.

Dans ce chapitre on s'intéresse à l'analyse temps fréquence et temps échelles tel que : la transformée de Fourier, la transformée de Fourier a courte terme, spectrogramme et la transformé en ondelettes.

2.1 Analyse de fourrier :

Est une technique pour analyser les signaux déterministes et les signaux stationnaires et pour [11,12] :

- donner une approche globale sur les Information contenant le signal.
- Renseigner sur les fréquences présentes dans le signal et la répartition de l'énergie sur ces fréquences.

2.1.1 Principe :

La transformée de Fourier permet de décomposer le signal à un ensemble de composants harmoniques pondéré avec des fréquences fixes .la TF d'un signal $s(t)$ exige les conditions suivants :

- ✓ Le signal $s(t)$ doit être stationnaire ; c.a. dire la fréquence de $s(t)$ ne change pas au cours du temps.
- ✓ Le signal $s(t)$ doit être un signal à énergie finie ; c.a. dire l'énergie du signal $s(t)$ satisfaite à la condition de sommabilité noté [1,12] :

$$\int_{-\infty}^{+\infty} |s(t)|^2 dt < \infty \quad 2.1$$

Par définition la TF d'un signal $s(t)$ est donné par [11,12] :

$$S(f) = \int_{-\infty}^{+\infty} s(t)e^{-j2\pi ft} dt \quad 2.2$$

La transformé de Fourier (la TF) consiste à projeter un signal $s(t)$ (le signal dont on veut le transformer par la TF) sur la base « $e^{-j2\pi ft}$ » qui est la base des fonctions cos et sin puisque :

$$e^{-j2\pi ft} = \cos(2\pi ft) - j\sin(2\pi ft) \quad 2.3.$$

Comme il est illustré dans la figure ci-dessous (figure 2.1) :

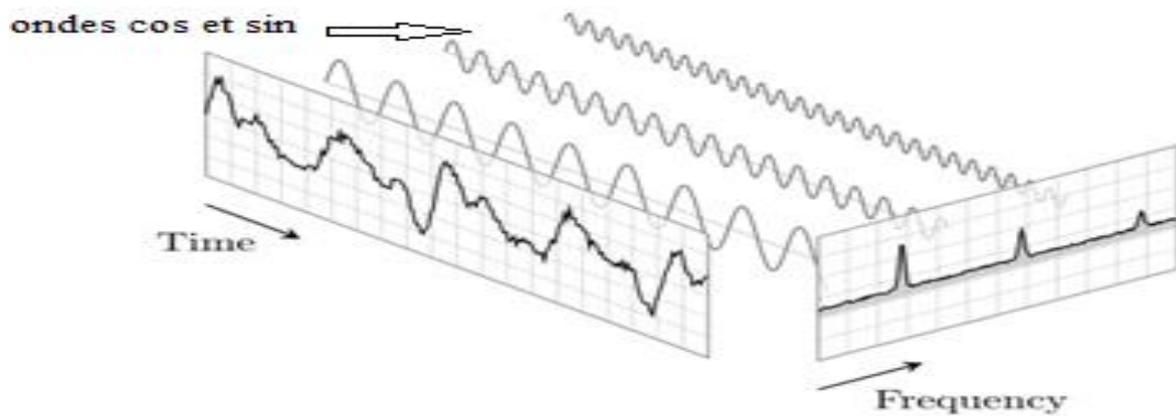
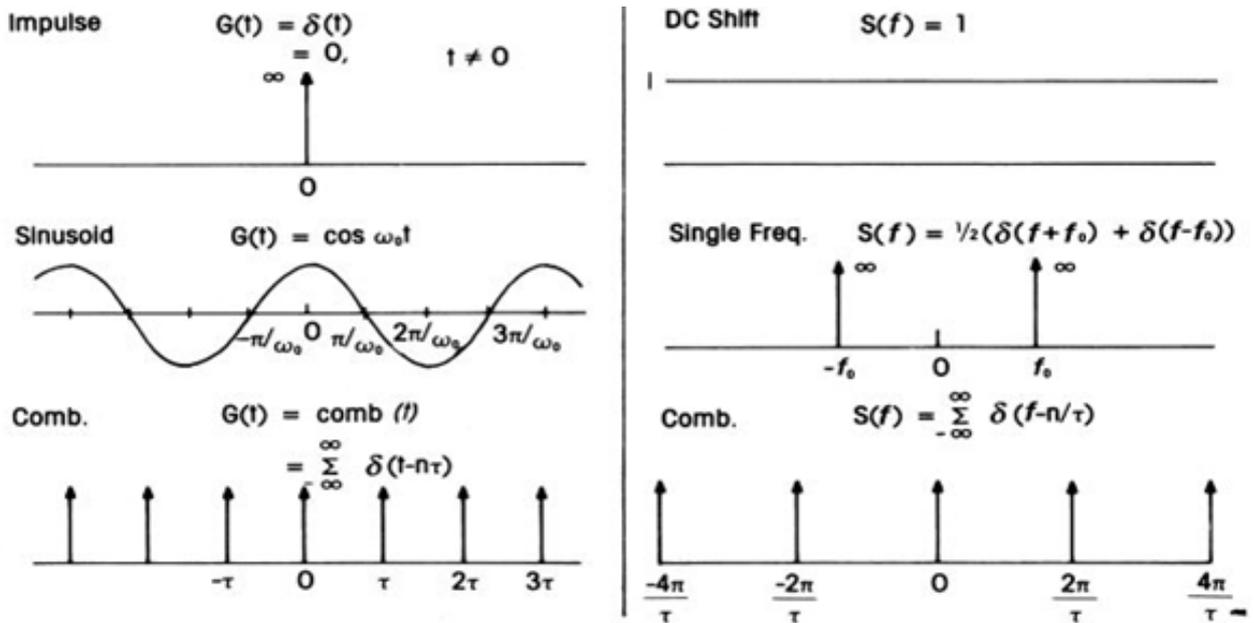


Figure 2.1 : illustration de la transformé de fourrier.

2.1.2 Exemples de la TF de quelques signaux [13] :

Time Function		Frequency Function	
<p>Boxcar</p> $G(t) = \begin{cases} 1, & t < \tau/2 \\ 0, & t > \tau/2 \end{cases}$	<p>Sinc</p> $S(f) = \tau \operatorname{sinc}(f\tau)$ $= (1/\pi f) \sin(\pi f t)$		
<p>Triangle</p> $G(t) = \begin{cases} 1- t /\tau, & t < \tau \\ 0, & t > \tau \end{cases}$	<p>Sinc²</p> $S(f) = \tau \operatorname{sinc}^2(f\tau)$ $= (1/\pi^2 f^2 \tau) \sin^2(\pi f t)$		
<p>Gaussian</p> $G(t) = e^{-1/2 t^2}$	<p>Gaussian</p> $S(f) = \tau(2\pi)^{1/2} e^{-(\pi f \tau)^2}$		



2.1.3 Les limitations de la transformée de Fourier :

Pour illustrer les limitations de l'analyse de fourier on propose l'exemple suivant : tout d'abord on va essayer de représenter un signal sinusoïdal simple ; $s = \sin(2\pi f t)$, avec $f=8\text{HZ}$. Après on va représenter le, sa transformée de Fourier et sa transformée de Fourier inverse. Puis on va refaire la même chose avec le signal déterministe non stationnaire y suivant :

$$y = \sin(2\pi f t^2)$$

Avec : $f = 8 \text{ HZ}$

Les figures ci-dessous (figure 2.2, figure 2.3, figure 2.4) nous montrent la représentation de y , la TF et la TF inverse du signal s .

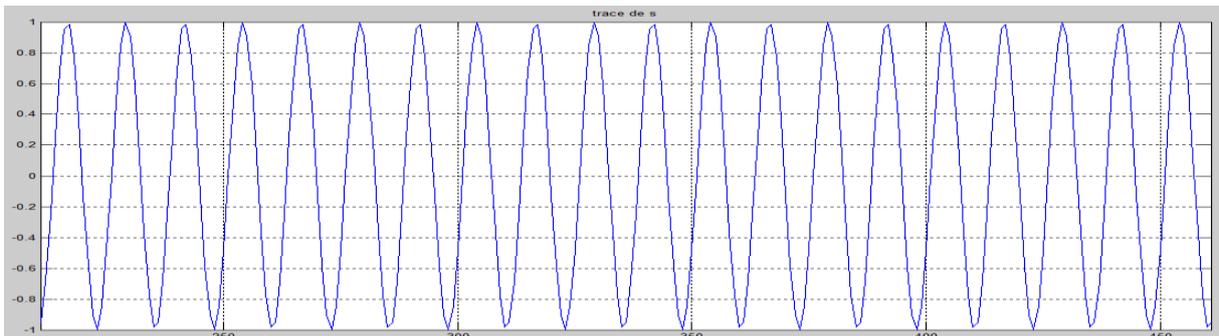


figure 2.2 : la représentation graphique du signal s .

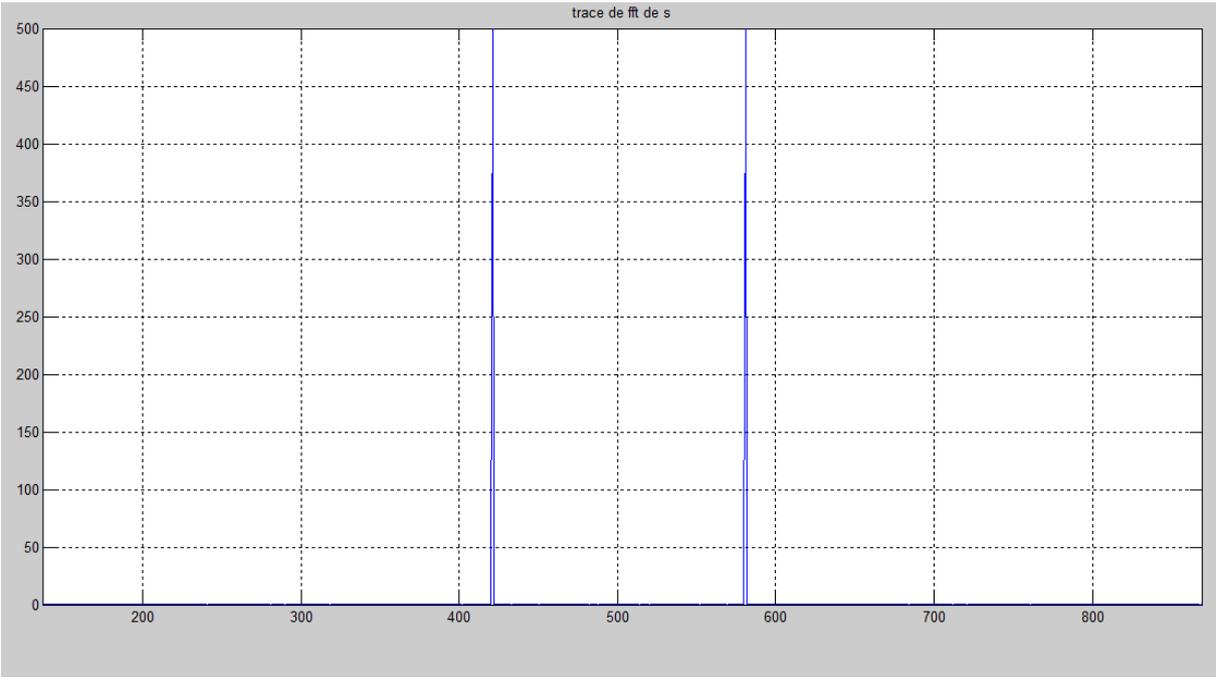


figure 2.3 :la représentation graphique de la TF du signal s.

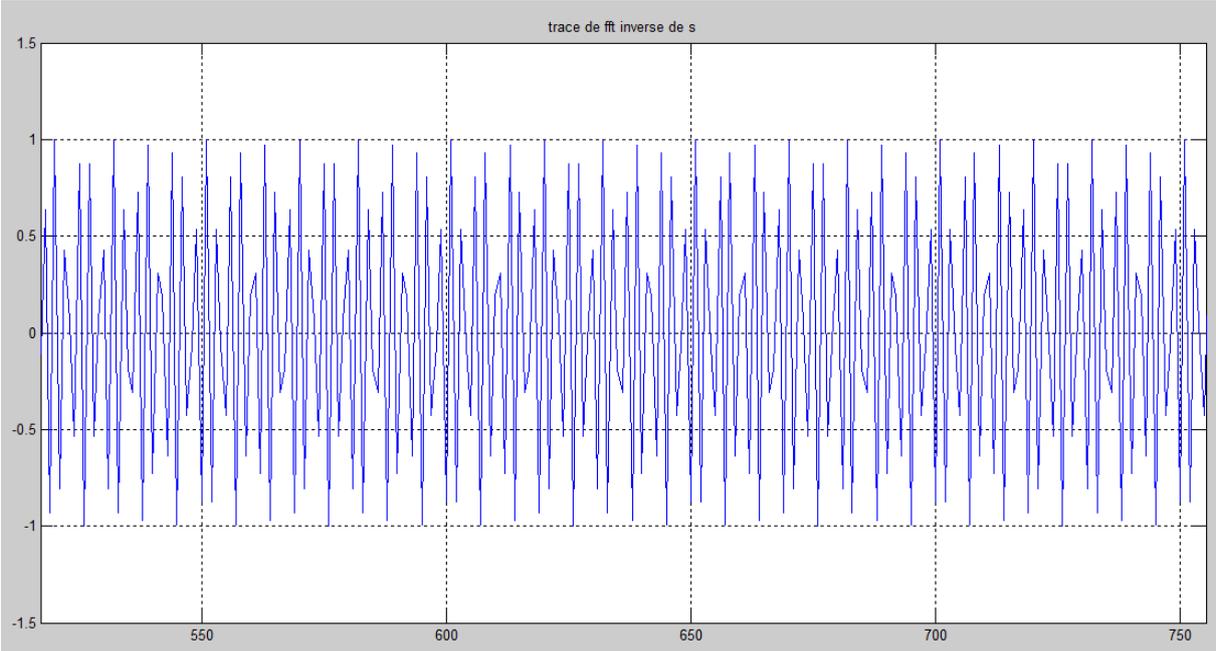


Figure 2.4 : la représentation graphique de la TF inverse du signal s.

On remarque que la TF du signal s fait apparaitre une seule fréquence et dans la TF inverse on observe un signal constitue d'une seule fréquence identique à le signal squi se répète périodiquement.

Chapitre 2 : la représentation fréquentielle des signaux

Les figures ci-dessous (figure 2.5, figure 2.6, figure 2.7) nous montrent la représentation de y , la TF et la TF inverse du signal y

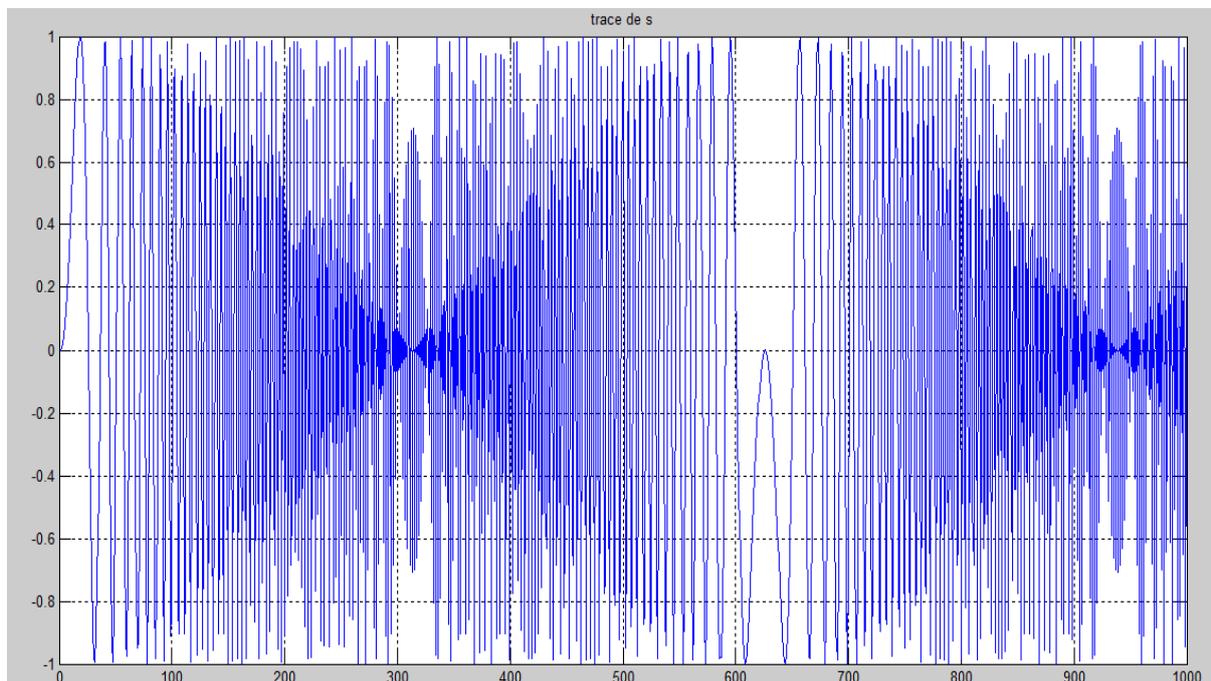


figure 2.5 : la représentation graphique du signal y .

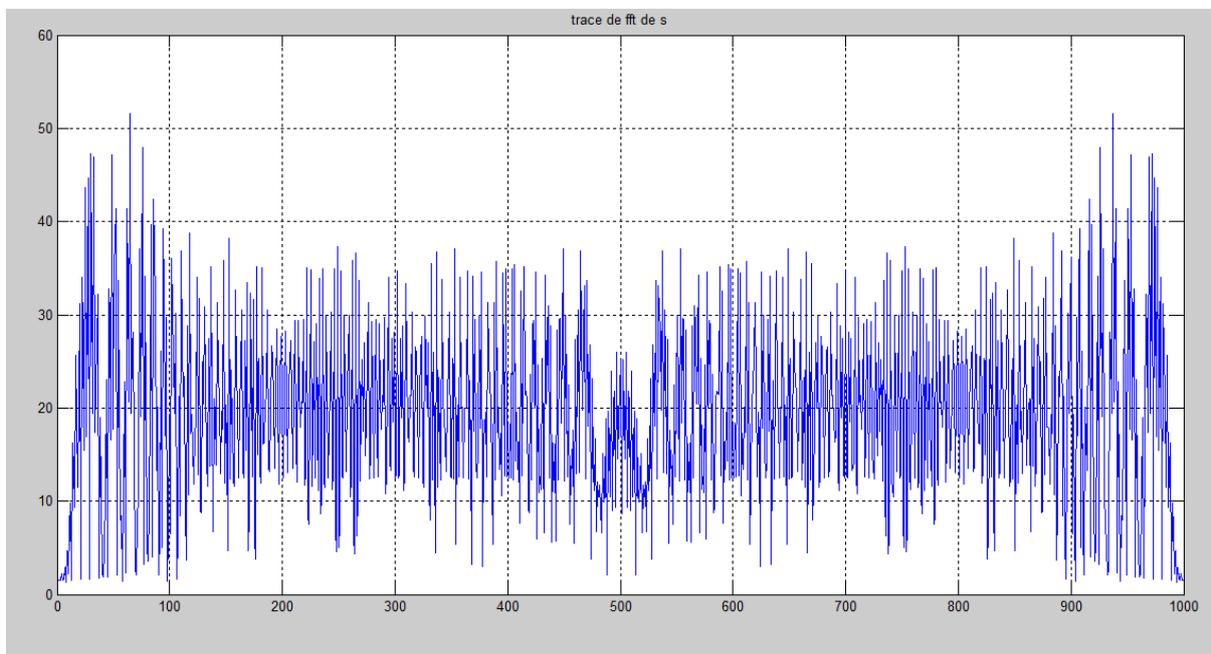


figure 2.6 : la représentation graphique de la TF du signal y .

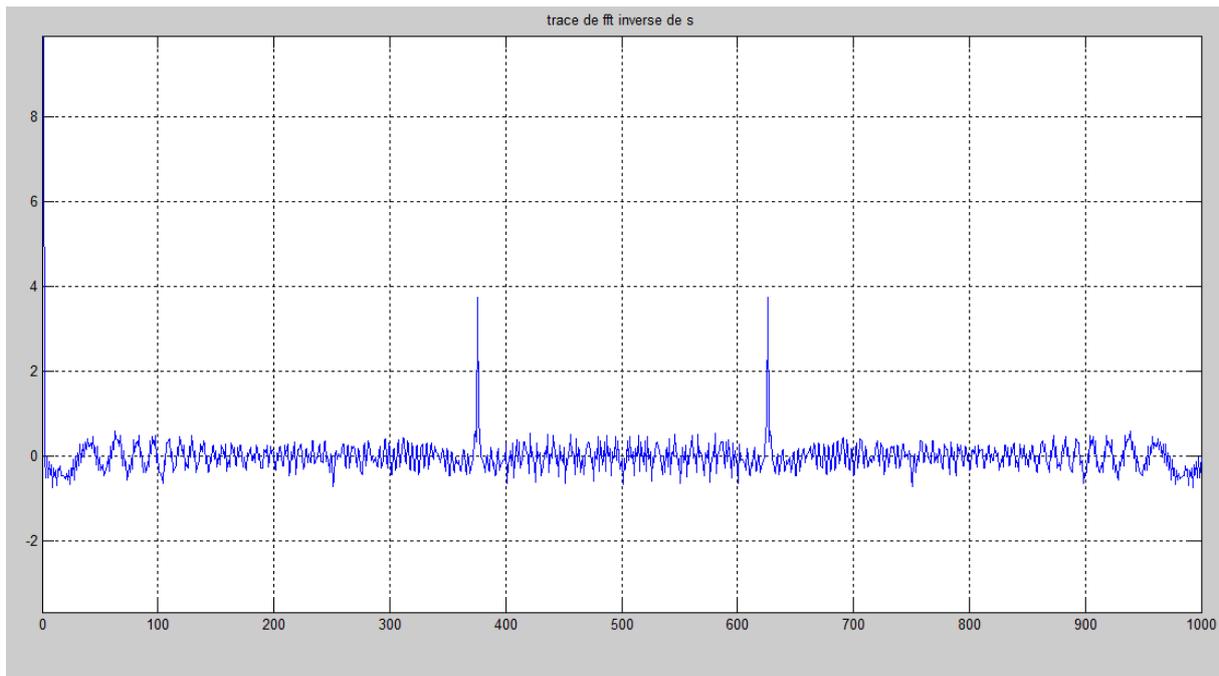


figure 2.7 :la représentation graphique de la TF inverse du signal y.

On remarque que la TF du signal y fait apparaître plusieurs fréquences et dans la TF inverse on observe un signal constitué de plusieurs fréquences mais ils n'ont pas identique à le signal y. Donc on peut déduire que l'analyse de Fourier n'est pas valable pour les signaux non stationnaires puisque il ne fait pas déterminer la localisation temps fréquence. Alors on peut conclure que :

- L'analyse de Fourier propose une approche globale du signal.
- les intégrations sont faites de moins l'infini à plus l'infini, et toute notion de localisation temporelle (ou spatiale pour des images) disparaît dans l'espace de Fourier.

L'exemple précédent nous a prouvé que l'analyse des signaux non stationnaires par la TF n'apporte pas d'informations intéressantes sur le contenu spectral du signal.

Il faut donc trouver une transformation qui renseigne sur le contenu fréquentiel tout en préservant la localisation afin d'obtenir une représentation temps-fréquence ou espace-échelle du signal [14].

2.2 Analyse temps fréquence :

2.2.1 Définition de la fréquence instantanée :

Chapitre 2 : la représentation fréquentielle des signaux

Est la fréquence mesurée à chaque instant, on la détermine pour faire extraire les fines informations contenant le signal. Il a été prouvé que l'estimation de la fréquence instantanée (FI) reste le meilleur moyen d'analyser et de détecter les phénomènes physique caché par exemple : séisme, changement de fréquence du signal acoustique ... etc. Pour déterminer la FI dans la case des signaux stationnaire est facile puisque la fréquence ne changent pas au cours du temps. Le problème se pose lors des signaux non stationnaires et des systèmes non linéaires (puisque la fréquence varie au cours du temps), pour cela plusieurs méthodes ont été développés pour analyser de tels Signaux .Parmi ces méthodes l'analyse temps fréquence.

2.2.2 l'analyse temps fréquence :

Cette méthode a été développée pour faire des solutions aux limitations de la transformée de Fourier pour l'analyse des signaux non stationnaires. Elle consiste à partager le domaine temporelle en segment (avec condition que : la fréquence dans chaque segments doit être constante) dans le domaine fréquentielle en multipliant le signal $x(t)$ à analyser par une fenêtre de pondération noté : $w(t)$ (la fenêtre de pondération peut être: rectangulaire, Han et Hemming ...etc.).Noté :

$w(t)$ (la fenêtre de pondération peut être : rectangulaire, Han et Hemming ... etc.). Noté : $z(t)=x(t) \cdot W(t)$. Chaque fenêtre a ces spécifiques caractéristiques temporelles et fréquentielle.

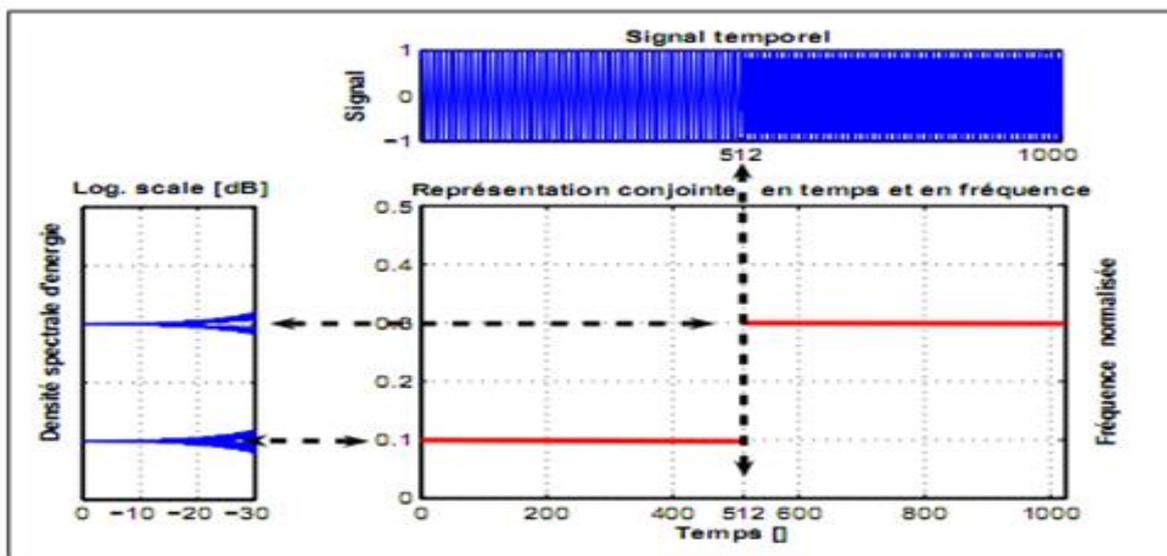


Figure 2.8 : représentation temps-fréquence idéal d'un signal.

2.2.3 Nécessité de l'analyse temps-fréquence

Chapitre 2 : la représentation fréquentielle des signaux

L'objectif fondamental de l'analyse temps-fréquence est de déterminer la localisation temporelle ou la situation où le contenu fréquentielle d'un signal varie dans le temps. (Signaux non stationnaires) [12] .

2.2.4 Quelques méthodes sur l'analyse temps fréquence :

2.2.4.1 La transformé de fourrier à courte terme (STFT) :

consiste à diviser un signal du domaine temporel en une série de petits morceaux (avec condition que le signal dans chaque morceau est stationnaire); chacune de ces pièces est fenêtrée puis le TF est appliqué à chacune [12,15] (figure2.9,figure 2.10) cette méthode appelé STFT (Short Time Fourier Transform) .

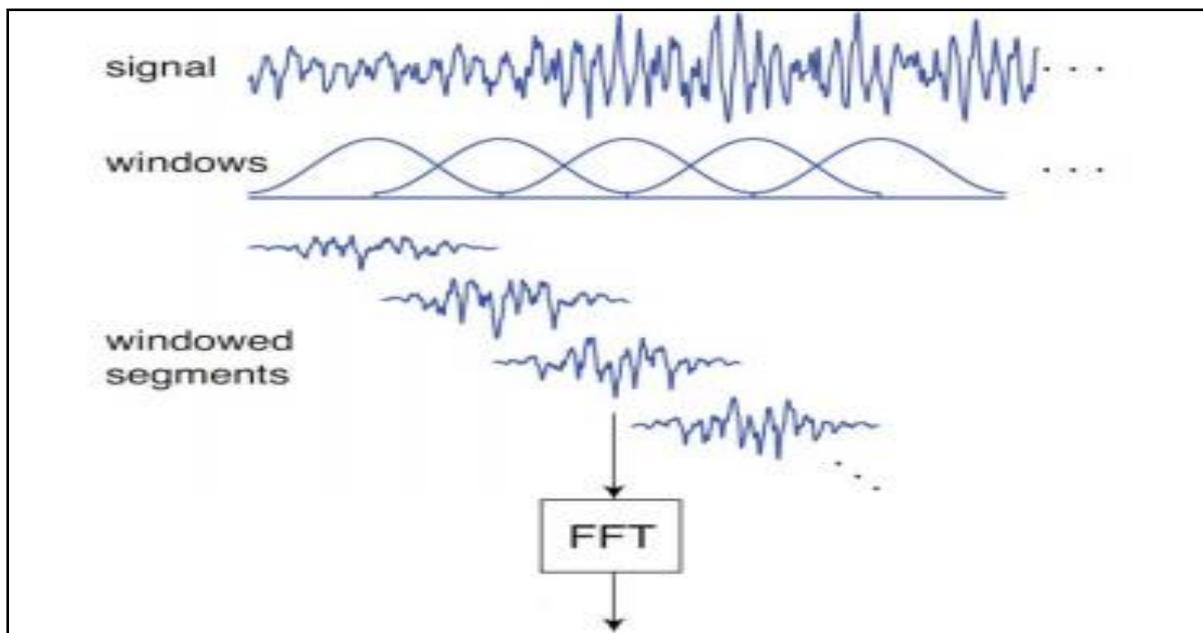


Figure 2.9 : illustration de STFT [16]

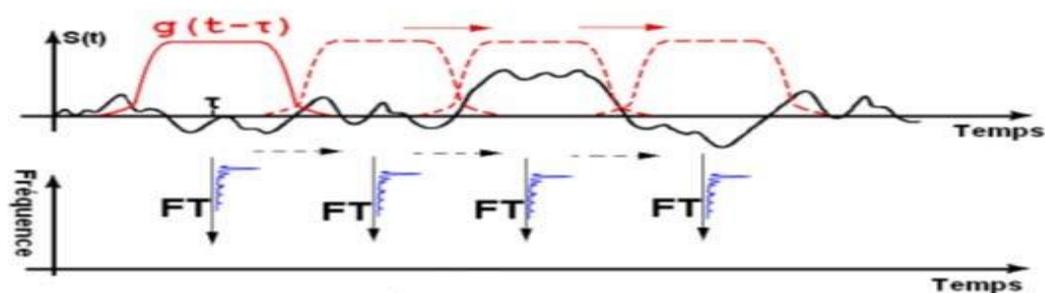


Figure 2.10 : illustration de STFT [17]

Pour à un signal $x(t)$ La STFT donné par[17,18] :

Chapitre 2 : la représentation fréquentielle des signaux

$$STFT_x(x, g, t, f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t)g(t - \tau). e^{-j2\pi f(t-\tau)} dt \quad 2.4$$

g(t): est la fonction de la fenêtre choisie, **x(t)**: est le signal à analyser,

τ : représente le paramètre de localisation de la fenêtre g(t),

X(f) : **correspond** au spectre du signal x(t) autour de **τ** [17].

La STFT est donc constituée par l'ensemble des TF de x(t)g(t-τ) obtenue en pondérant x(t) par la fenêtre g(t-τ) que l'on décale en faisant varier le paramètre τ [15].

2.2.4.2 L'analyse spectrogramme :

Elle est basée sur l'analyse spectrale de Fourier à fenêtre temporelle limitée. En faisant glisser successivement la fenêtre le long de l'axe du temps supposant que les données sont stationnaires par morceaux, Pour obtenir une distribution temps-fréquence[18]. Comme il est illustré dans la figure montré Ci-dessous (figure 2.11,figure 2.12) utilisant le signal y_1 suivant :

$$y_1 = \sin(2\pi f t^3), \text{ Avec } : f = 8 \text{ HZ}$$

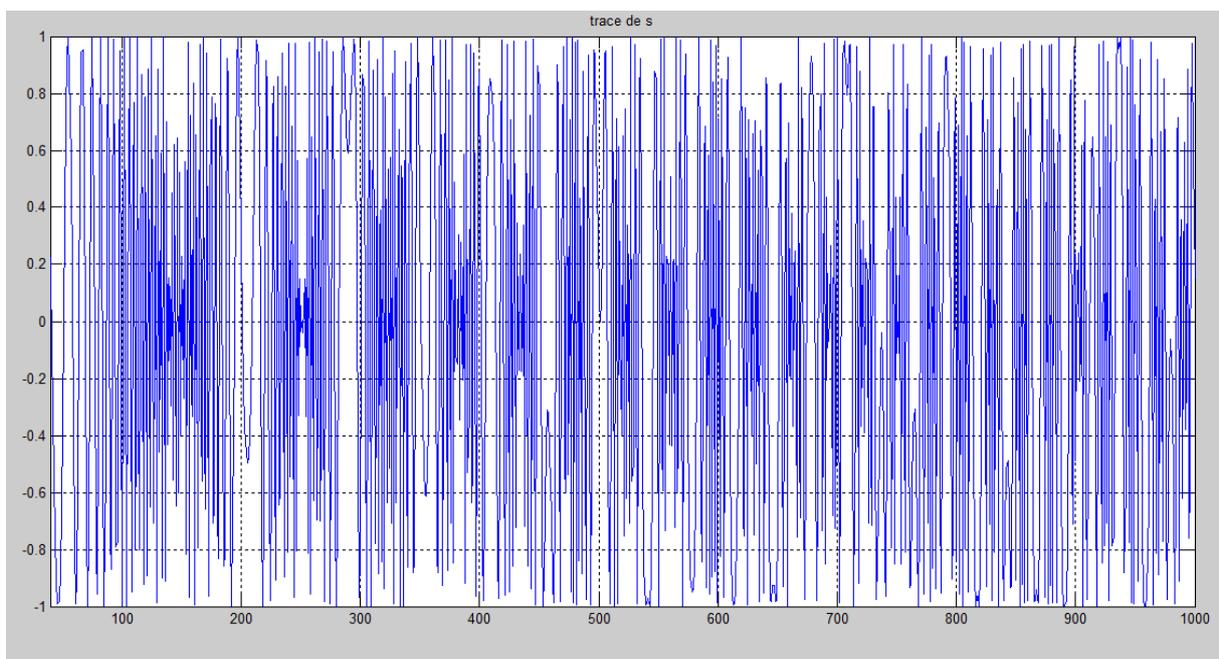


Figure 2.11 :la représentation graphique du signal y_1 .

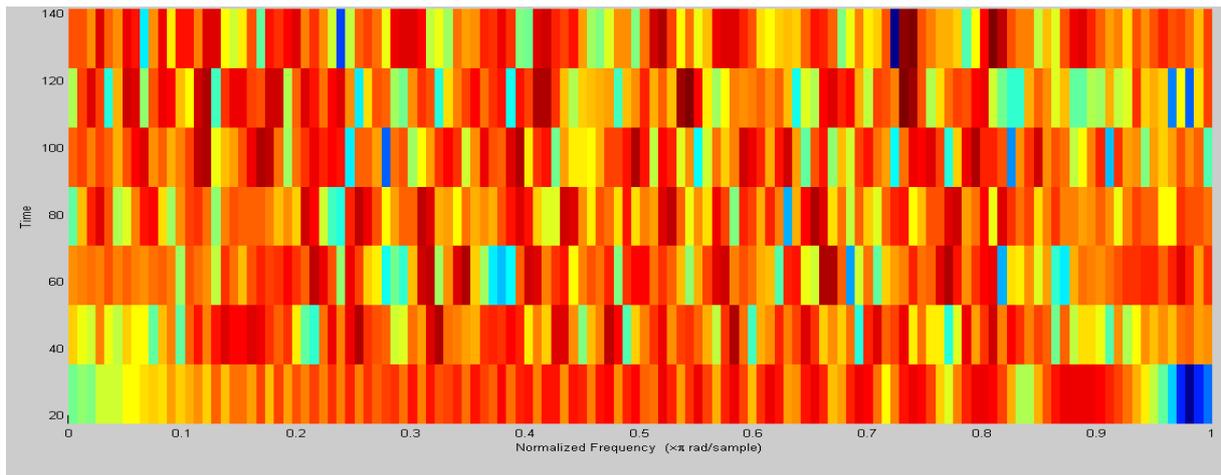
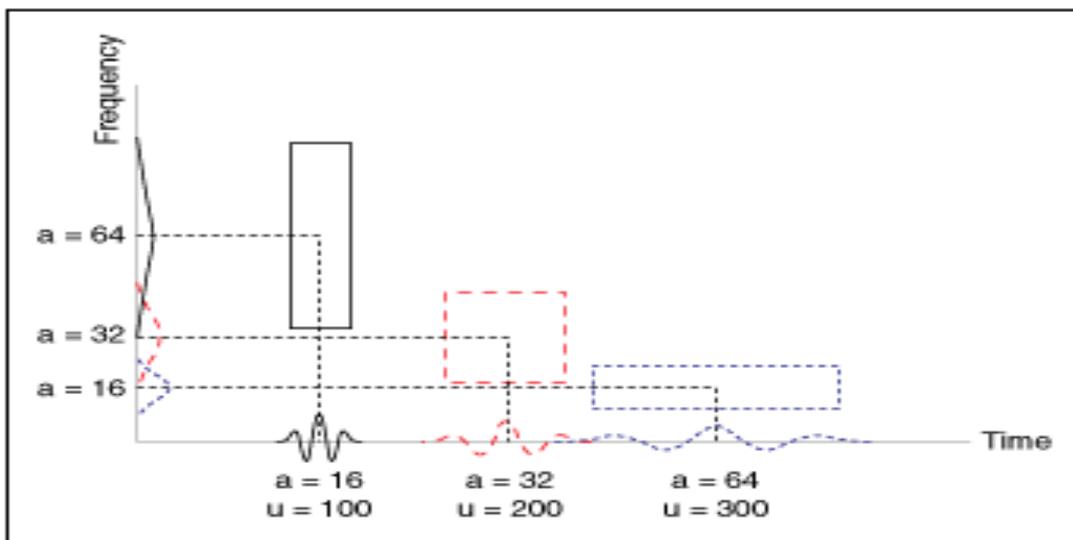


Figure 2.12 : illustration de l'analyse spectrogramme.

2.2.5 Les limitations de l'analyse temps fréquence :

L'application de la méthode présente également des difficultés pratiques : pour déterminer la fréquence instantanée dans le temps, la largeur de la fenêtre (T) doit être étroite, mais, d'autre part, la résolution en fréquence (bande de fréquence B) doit être plus large. Ces exigences contradictoires rendent cette méthode d'utilisation limitée. Il n'est pas possible d'obtenir une bonne localisation simultanément de la fréquence instantanée dans le domaine temporel et fréquentiel. Cette limitation est appelée le principe d'incertitude de Heisenberg (figure 2.13) .

- ✚ **Principe de Heisenberg** : le produit de la bande de fréquence B d'une Fenêtre et la largeur de la fenêtre en temps T supérieur à une valeur minimale égal à : $1/2$ tel que : $B.T > \text{valeur minimale} = 1/2$. (Figure 2.13)



Chapitre 2 : la représentation fréquentielle des signaux

Figure 2.13 : illustration du principe d'incertitude de Heisenberg [16].

2.3 L'analyse temps-échelle (transformée en ondelette) :

Appelé en anglais Wavelet Transform (WT) ; est essentiellement similaire à une analyse spectrale de Fourier qui utilise des ondelettes au lieu d'une fonction de fenêtre fixe .généralement défini par[15,19] :

$$W(a, b, X, \psi) = |a|^{-1/2} \int_{-\infty}^{+\infty} X(t) \psi^* \left(\frac{t - b}{a} \right) dt \quad 2.5$$

D'où :

$\psi * (\bullet)$: est la fonction d'ondelettes de base qui satisfait à les conditions suivant[15] :

- ✓ les dérivés d'ordre $k \leq m$ de la fonction $\psi(t)$ appartiennent à $L^\infty(\mathcal{R})$.
- ✓ les dérivés d'ordre $k \leq m$ de la fonction $\psi(t)$ sont décroissante rapide à l'infini.
- ✓ D'après[31] on a :

$$\int_{-\infty}^{+\infty} t^k \psi(t) dt = 0, k \leq m. \quad 2.6$$

b : la translation.

a : le facteur de dilatation.

$|a|^{-1/2}$: est choisie pour assurer à tout les fonctions $\psi_{a,b}(t)$ d'avoir la même énergie que ψ .

- **Une explication physique intuitive de l'équation précédente est très simple :**

$W(a, b ; X, \psi)$ est la projection du signal $X(t)$ sur la fonction de base des ondelettes $\psi * (\bullet)$ obtenue par décalage de $\langle t \rangle$ et changement d'échelle $\langle a \rangle$. La fonction de base des ondelettes, $\psi * (\bullet)$, peut être modifiée en fonction des besoins particuliers, mais la forme doit être donnée avant l'analyse. Dans la plupart des applications courantes, cependant, l'ondelette de Morlet est définie comme des groupes d'ondes sinusoïdales et cosinusoïdes enveloppées gaussiennes avec 5,5 ondes. [19].

2.3.1 Exemple sur la transformé en ondelette (WT) :

Dans cette exemple on a utilisé une ondelette mère de Morlet avec une échelle de 1 ,**s=1** ,comme il est montré dans les figures ci-dessous (figure 2.14, figure 2.15 et figure 2.16). On

Chapitre 2 : la représentation fréquentielle des signaux

voit que la relation entre l'échelle s et le temps t_0 est contradictoire ; si l'échelle est grande le temps doit être petit et l'inverse est vrai, et à chaque fois on varie à la valeur de t_0 et s . donc on peut dire que ce processus est similaire à un processus de zoomer)[19].

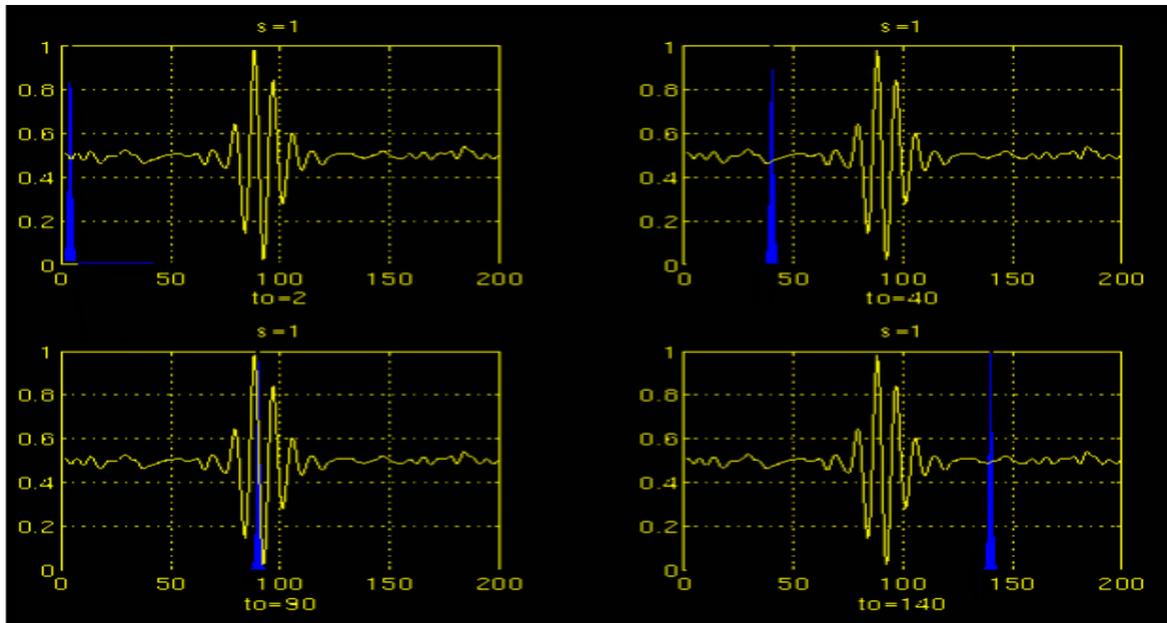


Figure 2.14 : la projection du signal $x(t)$ sur l'ondelette mère de Morlet pour $s=1, t_0=2s, t_0=40s, t_0=90s$ et $t_0=140s$.

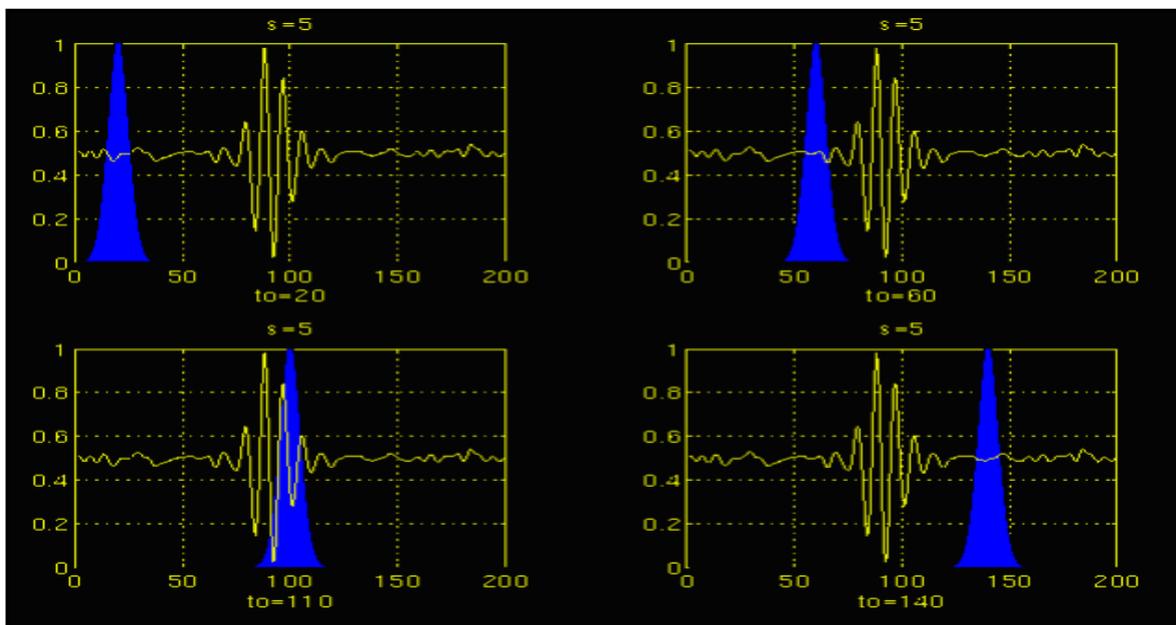


Figure 2.15 : la projection du signal $x(t)$ sur l'ondelette mère de Morlet pour $s=5, t_0=20s, t_0=60s, t_0=110s$ et $t_0=140s$.

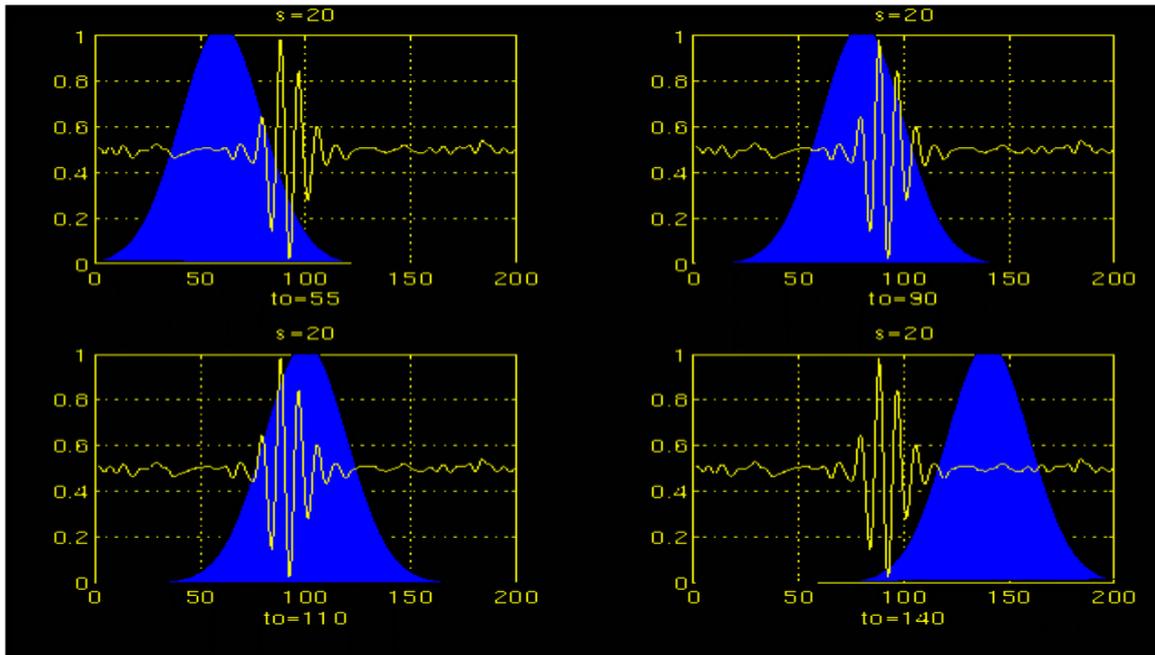


Figure 2.16 : la projection du signal $x(t)$ sur l'ondelette mère de Morlet pour $s=5, s=20, t_0=55, t_0=90, t_0=110$ et $t_0=140$.

On voit dans la transformée en ondelettes continue (CWT) comme il est montré dans la figure ci-dessous (figure 2.17) que les axes sont la translation et l'échelle au lieu du temps et la fréquence. Cependant, la traduction est strictement liée au temps, car elle indique où se trouve l'ondelette mère. La traduction de l'ondelette mère peut être considérée comme le temps écoulé depuis $t = 0$. Aussi on voit des échelles plus petites correspondent à des fréquences plus élevées c'est-à-dire que la fréquence diminue à mesure que l'échelle augmente, par conséquent, cette partie du graphique avec des échelles autour de zéro, correspond en fait aux fréquences les plus élevées de l'analyse et qu'avec des échelles élevées correspond aux plus basses fréquences [19].

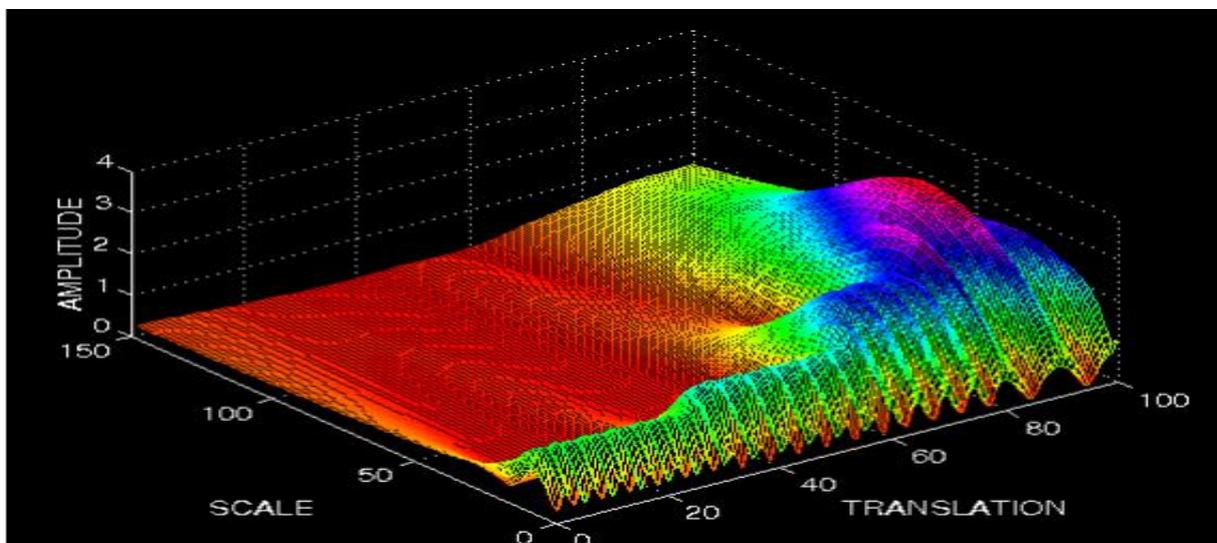


figure 2.17 : la représentation de la transformé en ondelettes en 3D

2.3.2 Les limitations de la transformé en ondelette :

La transformé en ondelette est limitée par l'ondelette mère utilisé $\psi_{a, b}$ puisque les différentes ondelettes mères peuvent entraîner des zones différentes. Aussi puisque nous ne pouvons pas réduire les surfaces des boîtes autant que nous le voulons en raison du principe d'incertitude de Heisenberg [14,19].

Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons étudié L'analyse de Fourier pour l'analyse des signaux stationnaires et on a vu ces limitations quand les signaux à analyser sont non stationnaires.

Aussi on a vue L'analyse temps fréquence comme une solution de la TF et ces limitations déterminé par le principe de Heisenberg.

Après nous avons vue l'analyse temps échelle ou transformé en ondelette et ces limitations relative au choix d'ondelette.

Chapitre 3 :

Techniques empiriques De la représentation Des signaux

Introduction :

Les méthodes d'analyse des signaux présentées dans le chapitre précédent sont basées essentiellement sur la TF tel : le spectrogramme, STFT auront intrinsèquement, plus ou moins, les mêmes limites qui ont les limitations déterminée par le principe de Heisenberg, ou les ondelettes limité par le choix d'ondelette mère [14,19]. L'objectif est de trouver une décomposition adaptée au signal, ne nécessitant pas d'informations a priorisur celui-ci, et qui permet d'obtenir une description temps-fréquence [14]. Huang *et al.* ont récemment proposé une technique qui aborde sous un autre angle la problématique de l'analyse des signaux non stationnaires avec l'approche de décomposition modale empirique (EMD pour Empirical Mode Décomposition)[20]. L'EMD décompose d'une façon adaptative un signal en une somme de composantes oscillantes de type AM-FM mono-composante (au sens large), chacun de moyenne nulle [14,21]. Contrairement à la TF ou aux ondelettes, la base de décomposition de l'EMD est intrinsèque au signal.

Dans ce chapitre on s'intéresse à étudier la décomposition temporelle des signaux par EMD et les méthodes améliorés de l'EMD.

3.1 la décomposition modale empirique (EMD):

3.1.1 Quelques définitions :

Tout d'abord on va signifier quelques termes concernant l'EMD parmi ces termes on distingue :

3.1.1.1 notions de moyen local :

Soit $\Omega \subset \mathbb{R}$ le domaine de définition d'une fonction

$x \in L^1_{loc}(\Omega)$ et $I_\delta = [t - \frac{\delta}{2}, t + \frac{\delta}{2}]$, une fenêtre d'observation. La moyenne locale du signal x définie au travers de I_δ est donnée par [22] :

$$MOLC_\delta[x](t) = \frac{1}{\delta} \int x(y) dy \quad 3.1$$

La fonction $Mloc_\delta[x](t)$ est plus régulière que x en ce sens qu'elle est dérivable sur I_δ .

3.1.1.2 l'enveloppe moyen d'un signal :

L'enveloppe moyenne d'un signal est une extension de la notion de moyenne locale. En pratique, elle est définie par la demi-somme de ses enveloppes supérieure et inférieure, qui sont obtenues par interpolation des maxima et des minima respectivement. Il existe différentes méthodes d'interpolation pour les enveloppes. La plus utilisée est l'interpolation par spline cubique [22].

3.1.1.3 un IMF (pour intrinsic mode function) :

Un IMF (pour Intrinsic Mode Function) est une fonction oscillante de moyenne nulle, c'est-à-dire une fonction [12, 22, 23] :

- dont le nombre d'extrema et le nombre de passages par zéro diffèrent d'au plus un.
- dont la moyenne locale, au sens de la définition précédente, est nulle en tout point.

3.1.1.4 un signal AM-FM mono composante :

Un signal AM-FM mono composante est un signal pouvant s'écrire sous la forme [22] :

$$s(t) = a(t)\cos\left(\int_0^t 2\pi f(\tau)d\tau\right)$$

3.2

Cette définition contient à la fois la fonction AM, $a(t)$ et la fonction FM, $f(t)$. Ces signaux sont largement utilisés et peuvent modéliser efficacement des systèmes comme la transmission d'informations dans un canal, les systèmes RADAR et SONAR[12, 22,24]. L'intérêt principal en traitement du signal est la facilité d'extraction d'informations relatives à des grandeurs comme l'amplitude instantanée $a(t)$ et la fréquence instantanée $f(t)$ à partir d'un signal modulé $s(t)$ [22].

3.1.1.5 Processus de tamisage (siftingprocess SP) :

On appelle SiftingProcess (SP) la procédure qui consiste à soustraire à un signal sa moyenne locale, plusieurs fois de suite jusqu'à obtenir une moyenne (quasi) nulle[12].

3.1.1.6 Le mixage des modes :

Un mixage de modes ou (mode mixing) est une superposition, dans des proportions déterminées, de deux ou de plusieurs modes. Ce mélange garde toutefois les propriétés d'un IMF, ce qui rend difficile la séparation avec les méthodes classiques [22].

3.1.1.7 Rapport signal sur bruit (en abrégé SNR ou S / N) :est un indicateur de la qualité de la transmission d'une information. C'est le rapport des puissances entre :

- le signal d'amplitude maximale pour laquelle la distorsion à la sortie reste inférieure à une valeur limite ;
- le bruit de fond, information non significative correspondant en général au signal présent à la sortie du dispositif en l'absence d'un signal à l'entrée. Il s'exprime généralement en décibels (dB)¹.

3.1.2 Principe de la décomposition EMD :

Chapitre 3 : Techniques empiriques de la représentation des signaux

L'EMD est définie par un processus appelé tamisage (*sifting*) permettant de décomposer le signal en modes oscillantes appelé IMF (Intrinsic mode functions) qui sont des signaux de type AM-FM mono-composante (au sens large), chacune de moyenne nulle [14,20,22]. La décomposition est locale, itérative, séquentielle et entièrement pilotée par les données. L'extraction des IMF est non-linéaire, mais leur recombinaison pour la reconstruction exacte du signal est linéaire. L'EMD postule que tout signal réel se décompose en une *moyenne* locale ou tendance locale m et une composante plus oscillante d_1 . On a ainsi [22] :

$$s = d_1 + m \quad 3.3$$

Considérons un signal s , l'EMD va le décomposer en une somme finie de modes oscillants. On pourra alors écrire [22] :

$$s = \sum_{k=1}^N d_k + r \quad 3.4$$

Les modes oscillants d_k appelés *IMFs* (*Intrinsic Mode Function*), sont des fonctions qui satisfont aux exigences suivantes :

a/ Dans l'ensemble des données, le nombre d'extrema et le nombre de passages à zéro doivent être égaux ou différer d'au plus un (en d'autres termes, cela signifie qu'entre un minimum et un maximum successif, une IMF passe par zéro).

b/ À tout moment, la valeur moyenne de l'enveloppe définie par les maxima locaux et l'enveloppe définie par les minima locaux est nulle.

le point (a) est lié à la contrainte d'estimation de la FI d'un signal mono-composante avec la TH (transformé de Hilbert).

le point (b) repose sur la définition de bande étroite d'un signal mono-composante.

La méthode originale définit l'enveloppe supérieure d'un signal (resp. inférieure) comme l'interpolation par splines cubiques des maxima (resp. minima) du signal. On peut alors définir l'enveloppe moyenne comme demi-somme de ces deux enveloppes. L'algorithme consiste donc à extraire successivement les modes en soustrayant au signal son enveloppe moyenne. Cependant, les modes ainsi extraits ne sont pas des *IMF* : bien qu'ils oscillent autour de 0, ils ne pourront être ainsi que si leur moyenne locale est nulle. Le rôle du *sifting process* est de tamiser ces protomodes pour obtenir de véritables *IMFs*. Pour cela, on soustrait au mode son enveloppe moyenne, plusieurs fois, jusqu'à obtenir une moyenne locale - ou enveloppe moyenne - quasi-nulle. (12)[22]

Chapitre 3 : Techniques empiriques de la représentation des signaux

Comme il est illustré ci-dessous (figure 3.1...3.7)[25] :

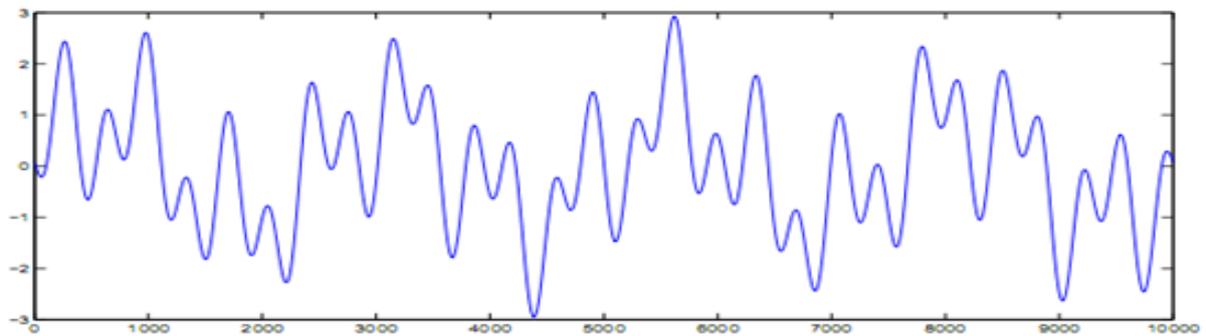


Figure 3.1 : Un signal mélange de sinusôides.

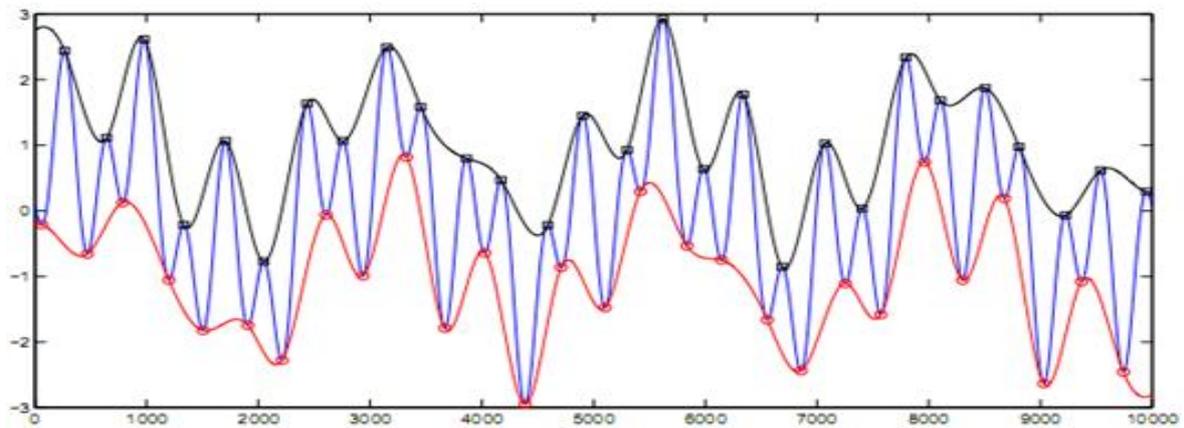


Figure 3.2 : interpolation des extrema, enveloppes splines.

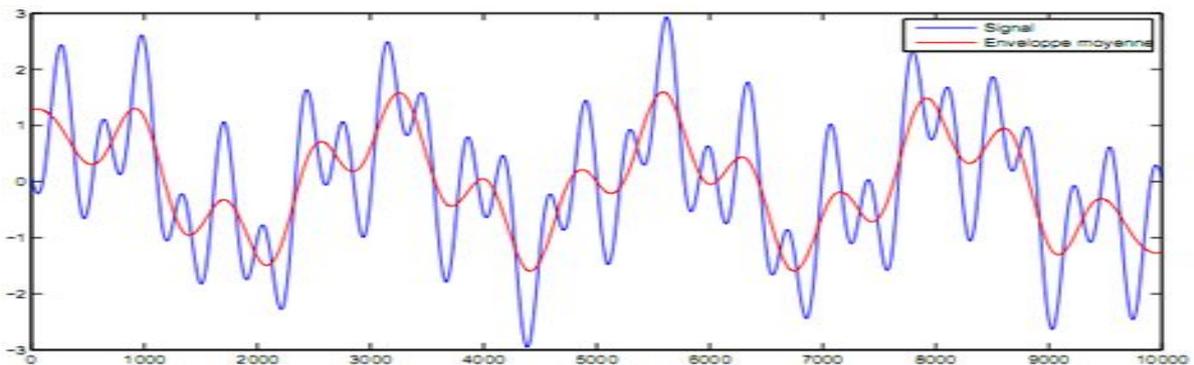


Figure 3.3 : moyenne locale.

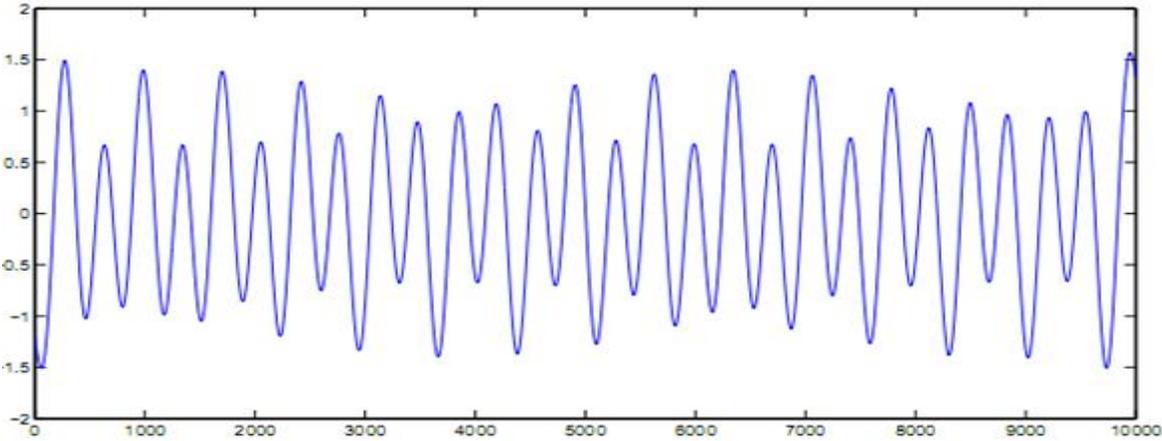


Figure 3.4 :IMF1, itération 1.

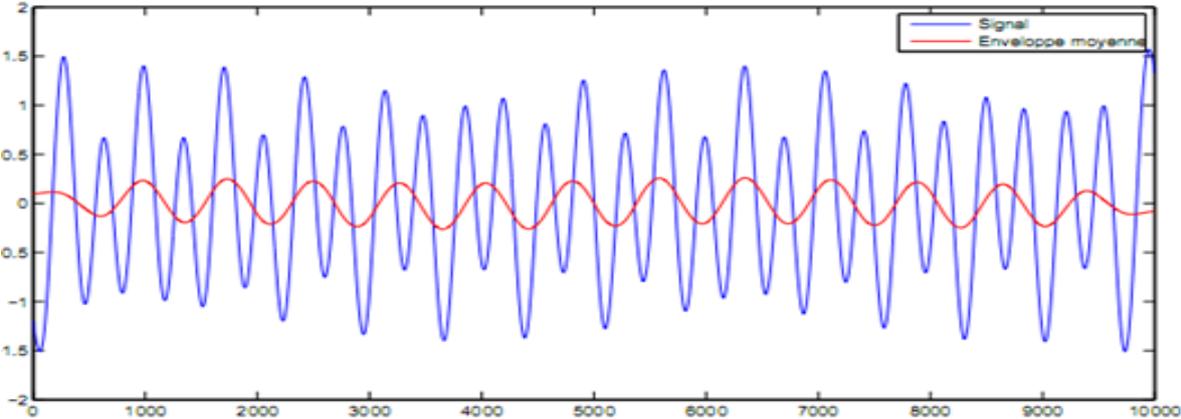


Figure 3.5 :IMF1.1, sa moyenne locale.

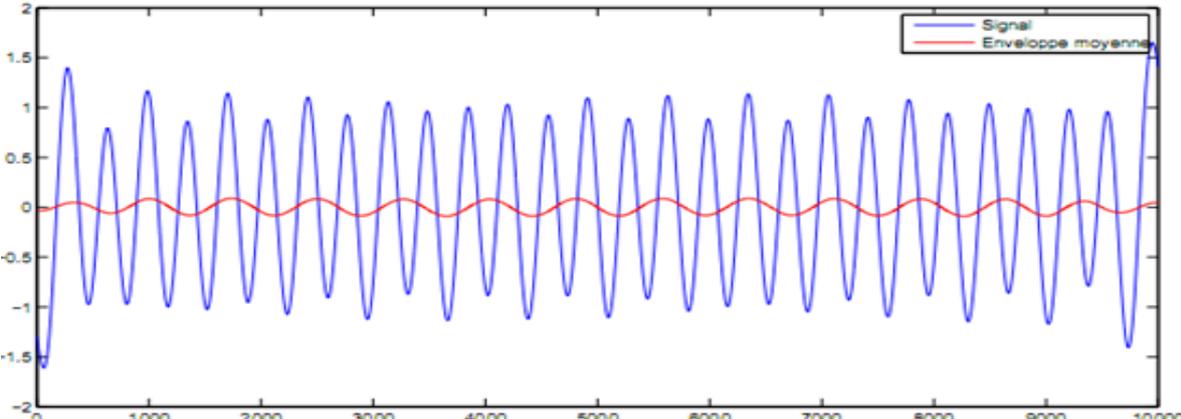


Figure 3.6 : IMF1.2, sa moyenne locale.

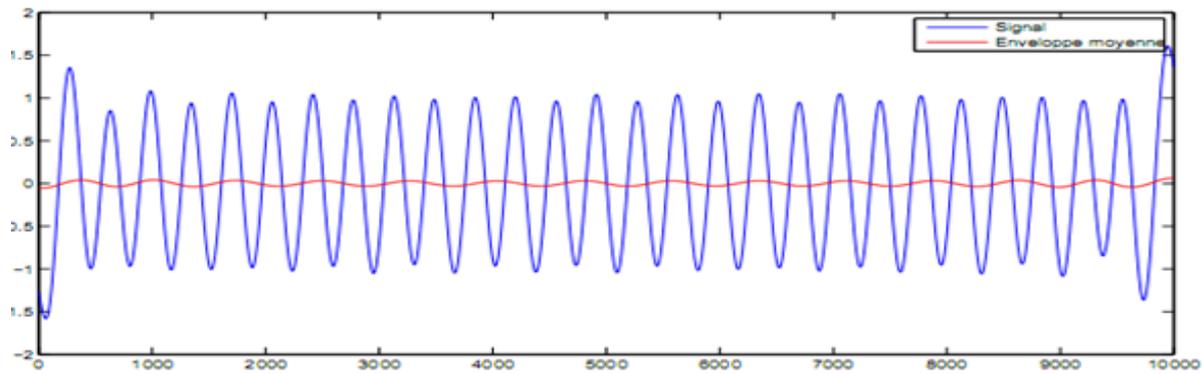


Figure 3.7 : IMF1.3, sa moyenne locale.

3.1.3 Processus de tamisage : principe algorithmique :

Les différentes étapes du procédé de tamisage peuvent s'écrire sous la forme du pseudocode suivant :

Etape 1 : fixer $\varepsilon, j \leftarrow 1$ ($j^{\text{ème}} IMF, \varepsilon = 0.3$) 3.5

Etape 2 : $r_{j-1}(t) \leftarrow x(t)$ (résidu). 3.6

Etape 3 : extraire la $j^{\text{ème}} IMF$:

(a) $h_{j,i-1} \leftarrow r_{j-1}(t), i \leftarrow 1$ (i : itération de la boucle de sifting).

(b) extraire les maxima et les minima locaux de $h_{j,i-1}(t)$.

(c) calculer les enveloppes inférieure et supérieure $U_{j,i-1}(t)$ et $L_{j,i-1}(t)$

par interpolation (splines cubiques) avec les maxima

et les minima Locaux de $h_{j,i-1}(t)$ respectivement.

(d) calculer l'enveloppe moyenne :

$$\mu_{j,i-1}(t) \leftarrow \frac{U_{j,i-1}(t) - L_{j,i-1}(t)}{2} \quad 3.7$$

(e) mettre à jour : $h_{j,i}(t) \leftarrow h_{j,i-1}(t) - \mu_{j,i-1}(t), i \leftarrow i + 1$ 3.8

(f) calculer le critère d'arrêt (par exemple) :

$$SD(i) = \sum_{t=0}^T \frac{|h_{j,i-1}(t) - h_{j,i}(t)|^2}{(h_{j,i-1}(t))^2}, \quad 3.9$$

Ou T représente le nombre d'échantillons du signal.

(g) Décider : répéter l'étape (b)-(f) tant que $SD(i) < \varepsilon$

Et alors mettre : $IMF_j(t) \leftarrow h_{j,i}(t)(j\grave{e}me IMF)$.

Etape 4 : Mettre à jour le résidu : $r_j(t) \leftarrow r_{j-1}(t) - IMF_j(t)$ 3.10

Etape 5 : répéter l'étape 3 avec $j \leftarrow j + 1$ jusqu'à ce que le nombre d'extrema dans $r_j(t)$

Soit inférieur à 2

L'organigramme de la méthode EMD est représenté dans la figure montrée ci-dessous (figure 3.9) :

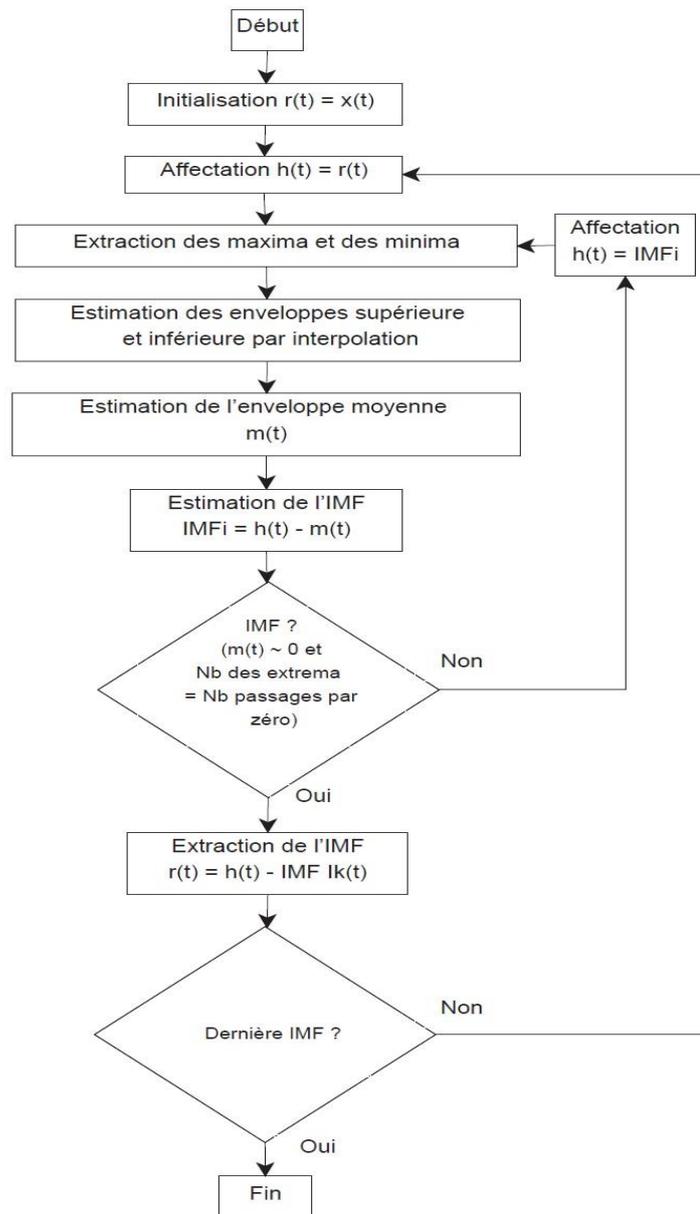


Figure 3.8 : L'organigramme de la méthode EMD [26].

Chapitre 3 : Techniques empiriques de la représentation des signaux

Il est important de mentionner que le tamisage est répété plusieurs fois (i) jusqu'à ce que h vérifie les conditions nécessaires d'une IMF.

De manière plus littérale, l'extraction des IMF suit le schéma général suivant (figure 3.1) :

- trouver les extrema locaux (maximum et minimum) du signal (étape : **3b**). Ceux-ci sont symbolisés par des points sur la figure 3.2.
- estimer les enveloppes supérieure et inférieure par interpolation respective des maxima et minima locaux (étape : **3c**). Ceux-ci sont indiqués par les courbes rouge et noir sur la figure 3.2. L'interpolation utilisée dans ce cas est basée sur les splines cubiques
- estimer l'enveloppe moyenne locale à partir des enveloppes supérieure et inférieure (étape : **3d**). Celle-ci est représentée par les courbes plus foncée sur la figure 3.2.
- soustraire l'enveloppe moyenne du signal d'entrée (étape : **3e**). Cela correspond alors à la première itération du tamisage. On calcule le critère d'arrêt (étape : **3f**) et on vérifie alors que le signal remplit les critères d'une IMF (étape : **3g**). Ici le critère décrit est celui proposé par Huang *et al.*
- vérifier si le résidu présente un nombre suffisant d'extrema (supérieur à deux) et réitérer sur le signal résultant le processus d'extraction de l'IMF (étape : **3**); sinon, le résidu est considéré comme étant le résidu final $r(t)$.

Idéalement, le processus d'extraction des IMF est terminé lorsque le résidu ne contient plus d'extrema. Cela signifie que le résidu est une fonction monotone qui correspond à la dérive ou tendance du signal initial $x(t)$.

3.1.4 Les inconvénients de l'EMD :

- **grande sensibilité aux Effets de bord** : qui correspondent à la difficulté de définir le comportement des enveloppes supérieure et inférieure au niveau des bords du domaine de définition du signal durant le processus de tamisage, avec un impact immédiat sur le calcul de la moyenne d'enveloppe.
- **Robustesse de la décomposition à la fréquence d'échantillonnage** : il doit exister une fréquence d'échantillonnage f_{\min} au-delà de laquelle les IMF se superposent parfaitement .

- **Le Mixage des modes** : qui consiste d'une part à l'apparition de plus d'une IMF de la même oscillation locale et d'autre part à la disparition dramatique des oscillations de faible amplitude causé par la non identification de leur extrema et par conséquent l'IMF résultant se présente comme un mélange de plus d'une fréquence sur une durée d'analyse ce qui lui fait perdre sa signification physique [26].

Par conséquent, de nombreuses méthodes ont été développées pour améliorer l'EMD. Parmi ces méthodes la méthode ensemble EMD (EEMD).

3.2 La méthode ensemble EMD (EEMD) :

L'idée de l'EEMD repose sur la moyenne des modes obtenus par EMD appliqués à plusieurs réalisations de bruit gaussien blanc à variance finie ajoutées au signal d'origine[26,27]. La version d'ensemble EEMD a été utilisée pour :

- définit les véritables composantes de l'IMF.
- Eviter le problème du mixage des modes.

Soit x le signal d'intérêt. L'algorithme EEMD peut être décrit comme suit[27] :

Étape 1 : Générer $x^{(i)} = x + \beta w^{(i)}$ où $w^{(i)}$ ($i = 1, \dots, I$) est une réalisation de bruit blanc de variance unitaire moyenne, et $\beta > 0$.

Étape 2 : Décomposer complètement chaque $x^{(i)}$ ($i=1, \dots, I$) par EMD et obtenir les modes $d_k^{(i)}$, où $k = 1, \dots, K$ indique le mode.

Étape 3 : Attribuer $\bar{d}_k^{(i)}$ comme \bar{k} ième mode de x , obtenu en faisant la moyenne des modes correspondants:

$$\bar{d}_k = \frac{1}{I} \sum_{i=1}^I d_k^{(i)} \quad 3.11$$

L'extraction de chaque $d_k^{(i)}$ nécessite un nombre de tamisage différent itérations. Pour illustrer l'algorithme de l'EEMD on propose son organigramme (figure 3.10).

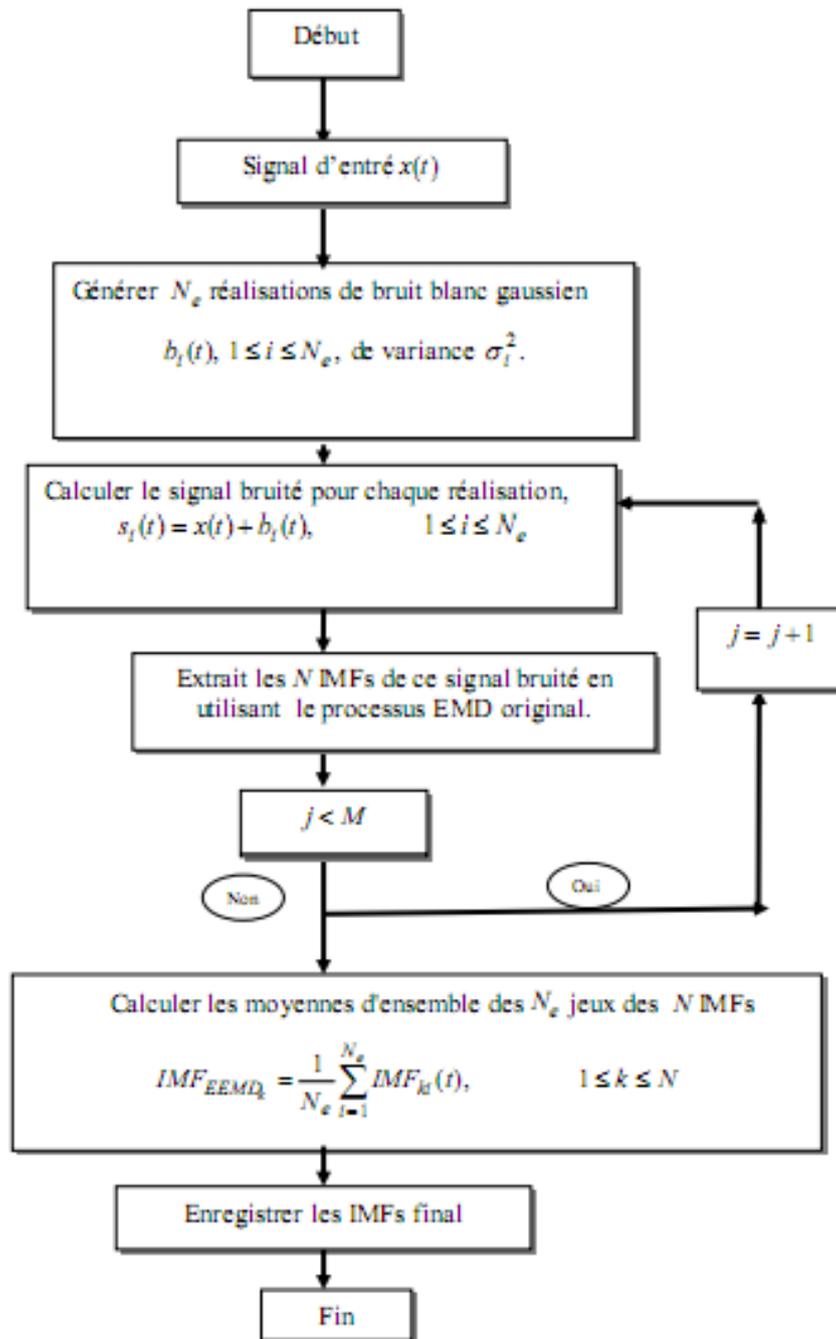


Figure 3.9 : l'organigramme de l'EEMD [26].

3.2.1 Les inconvénients de la méthode ensemble EMD :

On peut remarquer que dans l'EEMD, chaque $x^{(i)}$ est décomposé indépendamment des autres réalisations et pour chacune d'elles. le résidu $r_k^{(i)} = r_{k-1}^{(i)} - d_k^{(i)}$ est obtenu à chaque étape, sans lien entre les différentes réalisations. Cette situation est à l'origine de certains inconvénients EEMD est parmi ces inconvénient [27] :

- la décomposition n'est pas complète à cause de la difficulté d'éliminer complètement le bruit .
- différentes réalisations du signal plus le bruit peuvent produire un nombre différent de modes, ce qui produit la difficulté à calculer la moyenne finale.

3.3 La méthode CEEMD:

Afin de faire face à l'erreur de reconstruction du signal par la méthode EEMD, l'EEMD complémentaire a été proposé (CEEMD) ; le bruit est ajouté par paires aux données d'origine (un positif et un négatif) pour générer deux ensembles[27]:

$$\begin{bmatrix} y_1^{(l)} \\ y_2^{(i)} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & -1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ w^i \end{bmatrix} \quad 3.12$$

Bien que cette proposition atténue considérablement le bruit résiduel dans le signal reconstruit, l'algorithme du CEEMD est montré ci-dessous (Figure 3.11) :

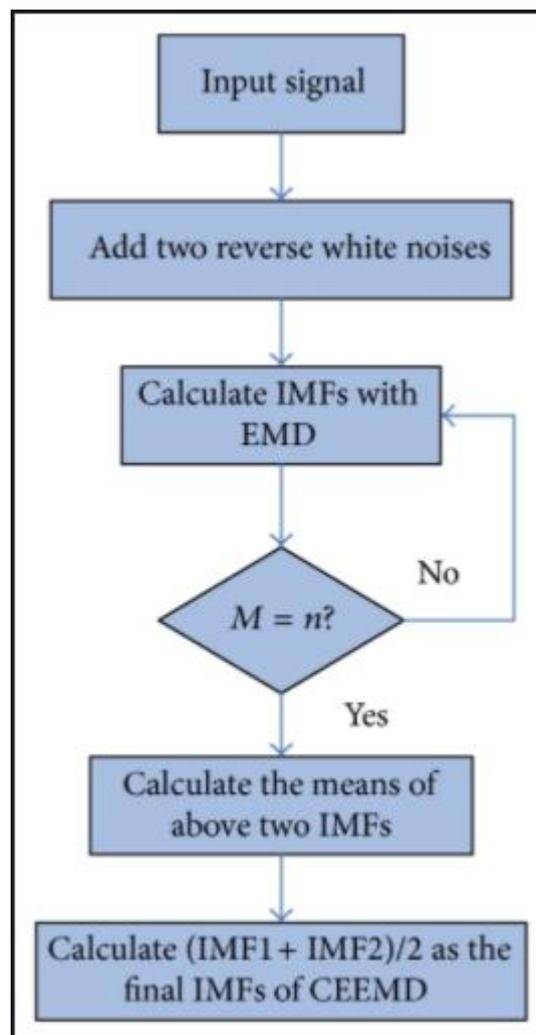


Figure 3.10 : l'algorithme du CEEMD.

3.3.1 Les inconvénients de la méthodes CEEMD :

Parmi les principaux inconvénients de la méthodes CEEMD :

- Rien ne garantit que $y_1^{(i)}$ et $y_2^{(i)}$ produira le même nombre de modes, ce qui produira la difficulté à calculer la moyenne finale .
- Elle produit un grand nombre d'IMF.
- Elle prend un grand temps de calcul.

3.4 La méthode CEEMDAN :

Elle tient compte des inconvénients de CEEMD décrits précédemment. Les auteurs ont proposé une nouvelle méthode d'ensemble appelée CEEMDAN . L'idée générale est la suivante: $x^{(i)}$ sont générés à partir de x et du premier mode $d_1=d_1$ qui est calculé exactement comme dans EEMD. Ensuite, un premier résidu unique est obtenu, indépendamment de la réalisation du bruit:

$$r_1 = x - \tilde{d}_1 \quad 3.13$$

Après le premier mode EMD est calculé à partir d'un ensemble de r_1 plus différentes réalisations d'un bruit particulier. Le deuxième mode d_2 est défini comme la moyenne de ces modes [15]. Le résidu suivant est: $R_2 = r_1 - d_2$. Cette procédure se poursuit jusqu'à le critère d'arrêt.

3.4.1 l'algorithme de la méthode CEEMDAN :

On propose $E_k(\bullet)$ l'opérateur qui produit le $k^{\text{ième}}$ mode obtenu par EMD et $w^{(i)}$ une réalisation de bruit blanc à variance unitaire de moyenne nulle. l'algorithme de la méthode CEEMDAN bien détaillé comme il est montré ci-dessous [27] :

Étape 1. Pour chaque $i= 1, \dots, I$ décompose chaque $x^{(i)} = x + \beta_0 w^{(i)}$ par EMD, jusqu'à son premier mode et calculer :

$$\tilde{d}_1 = \frac{1}{I} \sum_{i=1}^I d_1^{(i)} = \bar{d}_1 \quad 3.14$$

Étape 2. dans la première étape ($k=1$) calculer le premier résidu :

$$r_1 = x - \tilde{d}_1 \quad 3.15$$

Chapitre 3 : Techniques empiriques de la représentation des signaux

Étape 3. Obtenir le premier mode $r_k + \beta_k E_k(w^{(i)})$, $i= 1, \dots, I$ par EMD et définir le deuxième mode du CEEMDAN par :

$$\tilde{d}_2 = \frac{1}{I} \sum_{i=1}^I E_1(r_1 + \beta_1 E_1(w^i)) \quad 3.16$$

Étape 4. pour $k=2, \dots, k$ calculer le $k^{\text{ième}}$:

$$r_k = r_{k-1} - \tilde{d}_k \quad 3.17$$

Étape 5. Obtenir le premier mode de $r_k + \beta_k E_k(w^{(i)})$, $i= 1, \dots, I$, par EMD jusqu'à définir le $(k + 1)^{\text{ème}}$ mode de CEEMDAN comme:

$$\tilde{d}_{(k+1)} = \frac{1}{I} \sum_{i=1}^I E_1(r_k + \beta_k E_k(w^i)) \quad 3.18$$

Étape 6. Passez à l'étape 4 pour le prochain k .

Répétez les étapes 4 à 6 jusqu'à ce que le résidu obtenu ne puisse plus être décomposé par EMD, parce qu'il ne satisfait aux conditions du IMF.

Le résidu final Dans la construction du CEEMDAN satisfait à :

$$r_K = x - \sum_{k=1}^K \tilde{d}_k \quad 3.19$$

Avec K est le nombre total des modes .

Donc le signal x de la construction du CEEMDAN peut décrire par :

$$x = \sum_{k=1}^K \tilde{d}_k + r_K \quad 3.20$$

3.4.2 les propriétés de la méthode CEEMDAN :

Parmi les propriétés de cette méthodes :

- la méthode CEEMDAN fournit une reconstruction exacte des données originales.

- Le nombre final de modes est déterminé uniquement par les données et le critère d'arrêt.
- L'utilisation des coefficients $\beta_k = \varepsilon_k \text{std}(r_k)$ qui permettent de sélectionner le SNR à chaque étape.

3.4.3 les inconvénient de la méthode CEEMDAN :

Il a été montré précédemment comment CEEMDAN surmonte les principales difficultés de l'EEMD, mais elle a toujours deux problèmes :

- la présence de bruit résiduel dans les modes .
- l'existence des modes parasites.

3.4.4 Améliorations apportées à CEEMDAN :

Ces améliorations pour réduire et mettre fin à les inconvénients de CEEMDAN ;

3.4.4.1 la présence de bruit résiduel dans les modes :

L'idée principale dans les variations assistées par le bruit de l'EMD est d'ajouter du bruit contrôlé au signal afin de créer de nouveaux extrema. De cette façon, la moyenne locale est «forcée» de coller au signal d'origine dans les parties où de nouveaux extrema ont été créés alors qu'elle reste inchangée dans le reste du signal .Rappelons l'opérateur $E_k(\bullet)$ et $M(\bullet)$ l'opérateur qui produit la moyenne locale du signal appliqué. On peut remarquer que : $E_1(x) = x - M(x)$. Soit $w^{(i)}$ une réalisation de Gauss blanc, $x^{(i)} = x - w^{(i)}$ et $\langle \cdot \rangle$ l'action de la moyenne des réalisations.Pour les premiers modes EEMD et CEEMDAN d'origine on a:

$$\tilde{d}_1 = \langle E_1(x^i) \rangle = \langle x^i - M(x^i) \rangle = \langle (x^i) \rangle - \langle M(x^i) \rangle \quad 3.21$$

En estimant uniquement la moyenne locale et en la soustrayant du signal d'origine, nous avons:

$$\tilde{d}_1 = x - \langle M(x_i) \rangle \quad 3.22$$

De cette façon, nous obtenons une réduction de la quantité de bruit présente dans les modes. Nous remplaçons les estimations des modes pour les estimations des moyennes locales .

3.4.3.2 l'existence des modes parasites :

Chapitre 3 : Techniques empiriques de la représentation des signaux

Dans la formulation originale de CEEMDAN , nous avons calculé le premier mode de la même manière que dans EEMD (c'est-à-dire en faisant la moyenne des premiers modes de signal plus le bruit blanc).

Pour extraire le reste des modes, nous devons ajouter un bruit différent au résidu actuel. Ce bruit particulier est un mode EMD de bruit blanc. Par exemple, pour extraire le deuxième mode d_2 il faut décomposer différentes copies de $r_1 + E_1(w^{(i)})$, où r_1 est le premier résidu. Cela produit un fort chevauchement dans les échelles dans lesquelles nous nous concentrons pour les deux premiers modes. Afin de réduire ce chevauchement, nous proposons ici de ne pas utiliser directement le bruit blanc mais d'utiliser à la place $E_k(w^{(i)})$ pour extraire le $k^{\text{ème}}$ mode .

3.4.4.3 Le nouvel algorithme de CEEMDAN amélioré :

nous allons montré ici un nouvel algorithme pour CEEMDAN. Nous utiliserons les opérateurs $M(\cdot)$, $E_k(\cdot)$ déjà introduits. Soit $w^{(i)}$ une réalisation du bruit blanc gaussien avec une moyenne nulle et une variance unitaire. Dans cet esprit, nous proposons l'algorithme amélioré de CEEMDAN comme suit[27]:

Étape 1. Calculer par EMD les moyennes locales de I réalisations

$x^{(i)} = x + \beta_0 E_1(w^{(i)})$, $i = 1, \dots, I$ pour obtenir le premier résidu :

$$r_1 = \langle M(x^i) \rangle \quad 3.23$$

Étape 2. Au premier stade ($k = 1$) calculez le premier mode: $d_1 = x - r_1$. Étape 3. Estimer le deuxième résidu comme la moyenne des moyennes locales des réalisations $r_1 + \beta_1 E_2(w^{(i)})$ et définir le second Mode :

$$\tilde{d}_2 = r_1 - r_2 = r_1 - \langle M(r_1 + \beta_1 E_2(w^i)) \rangle \quad 3.24$$

Étape 4. Pour $k = 3, \dots, K$ calcule le $k^{\text{ème}}$ résidu.

$$r_k = \langle M(r_{k-1} + \beta_{k-1} E_k(w^i)) \rangle \quad 3.25$$

Étape 5. Calculez le $k^{\text{ème}}$ mode

$$\tilde{d}_k = r_{k-1} - r_k \quad 3.26$$

Chapitre 3 : Techniques empiriques de la représentation des signaux

Étape 6. Passez à l'étape 4 pour le k suivant.

Les constantes $\beta_k = \varepsilon_k \text{std}(r_k)$ sont choisies pour obtenir un SNR souhaité entre le bruit ajouté et le résidu auquel le bruit est ajouté.

Notez que dans EEMD, le SNR entre le bruit ajouté et le résidu augmente avec l'ordre k. on observe cette augmentation puisque l'énergie du bruit dans le k^{ième} résidu, $k > 1$, n'est qu'une fraction de l'énergie du bruit ajoutée au début de l'algorithme.

Pour illustrer l'algorithme de CEEMDAN amélioré on propose l'organigramme montré ci-dessous (figure 3.11) :

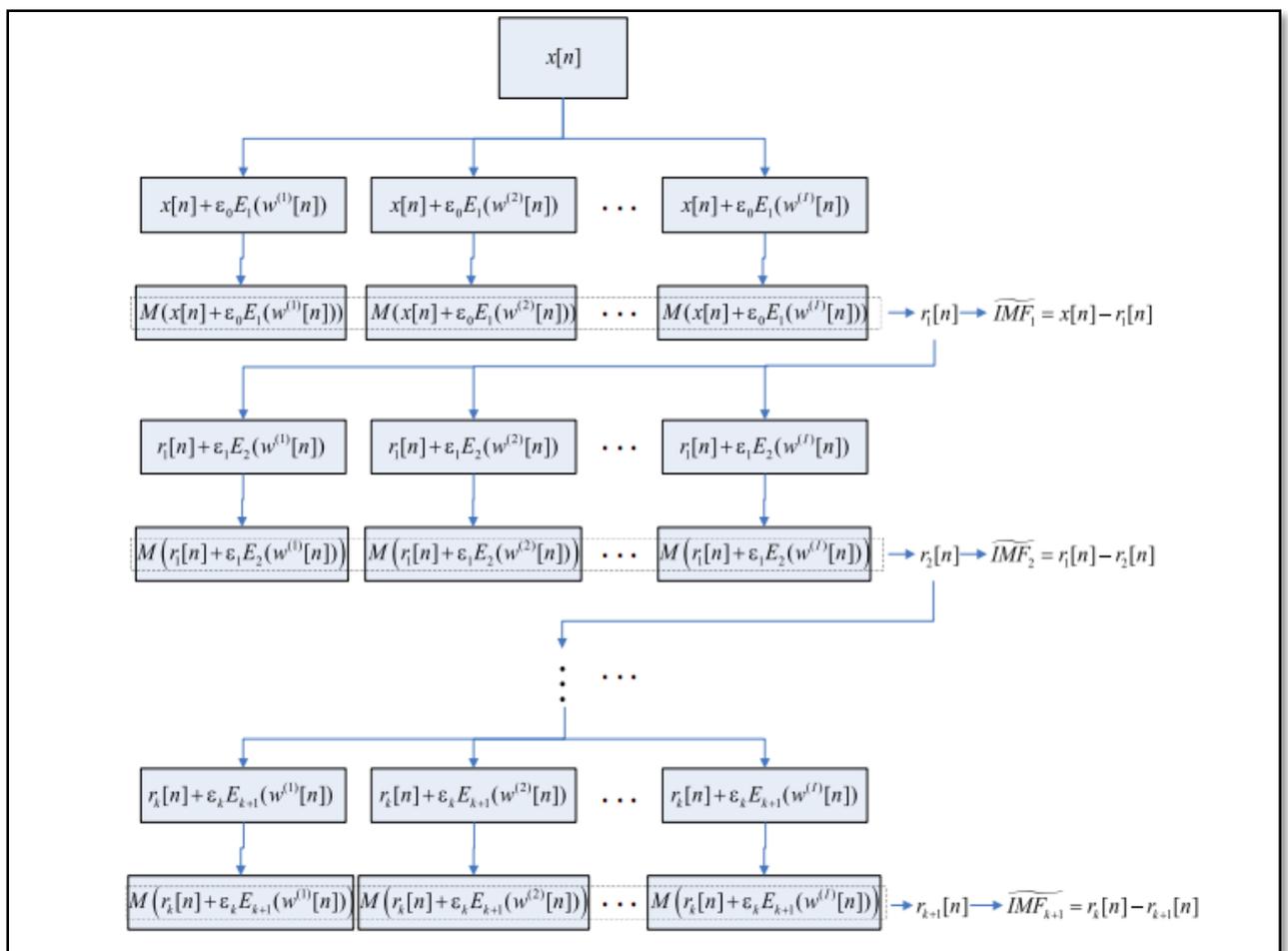


Figure 3.11 : l'organigramme du CEEMDAN amélioré.

3.5 Expériences et résultats :

Pour illustrer les capacités du CEEMDAN amélioré on propose un exemple de mixage de mode constitué : d'un ton pur soutenu plus un ton avec une fréquence plus élevée ce qui nous conduira inévitablement

Chapitre 3 : Techniques empiriques de la représentation des signaux

au mode de mixage lorsqu'il est analysé via EMD, en raison de la nature locale de la méthode.

Le signal analysé est s avec :

$$s_1 = \left. \begin{cases} 0 & \text{if } 1 \leq n \leq 500 \\ \sin(2\pi 455(n - 501)) & \text{if } 501 \leq n \leq 750 \\ 0 & \text{if } 751 \leq n \leq 1000 \end{cases} \right\}$$

$$s_2 = \sin(2\pi 255(n - 1))$$

$$s = s_1 + s_2$$

En analysant les décompositions de ces deux signaux artificiels et nous comparons les résultats de cette méthode avec ceux d'EMD, EEMD et du CEEMDAN d'origine. Nous présentons une décomposition typique pour les cinq méthodes ici analysées sur les figures montré ci-dessous :

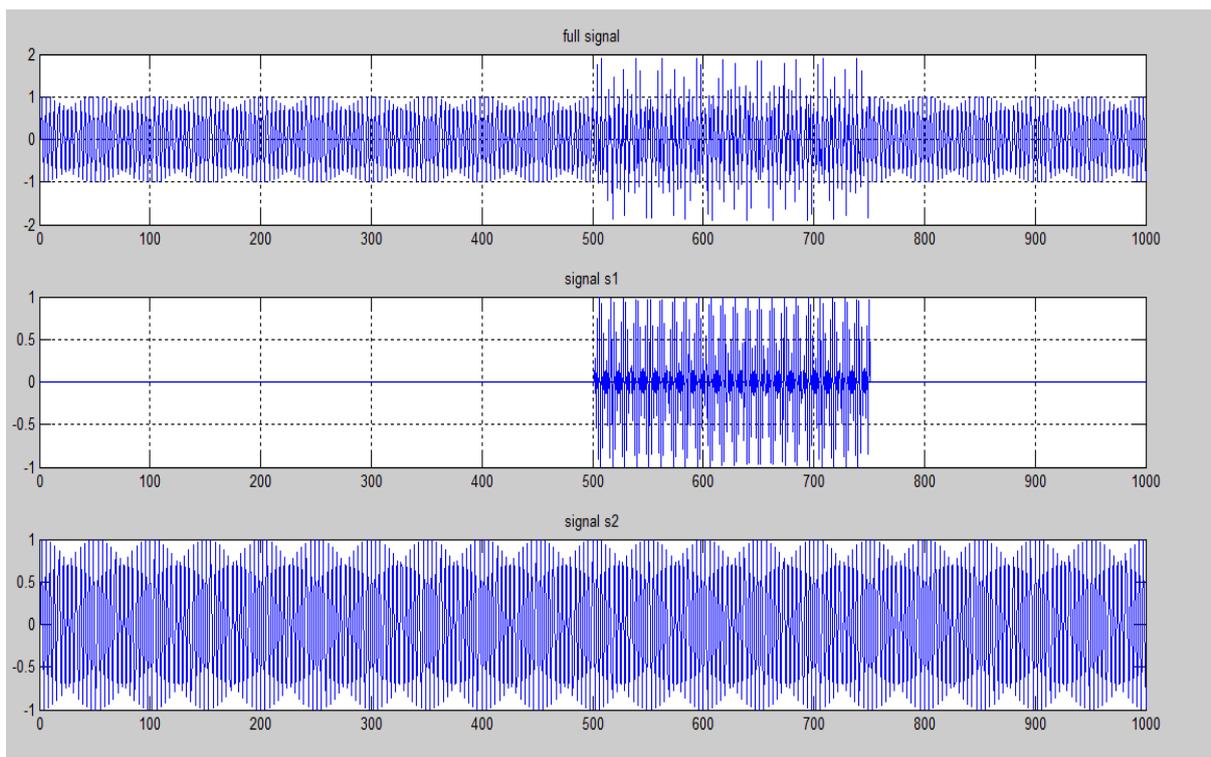


Figure 3.12: la représentation du signal s , s_1 et s_2 .

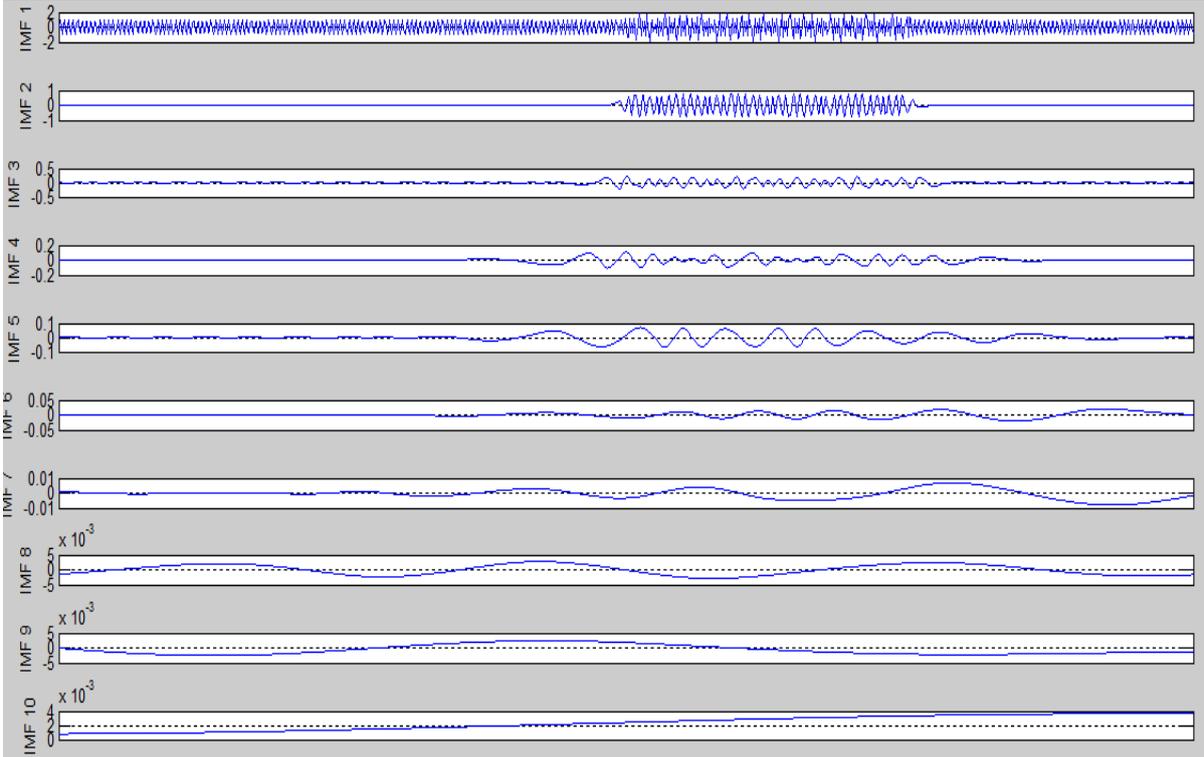


Figure 3.13 :les IMF obtenu à partir de l'EMD appliqué au signal s.

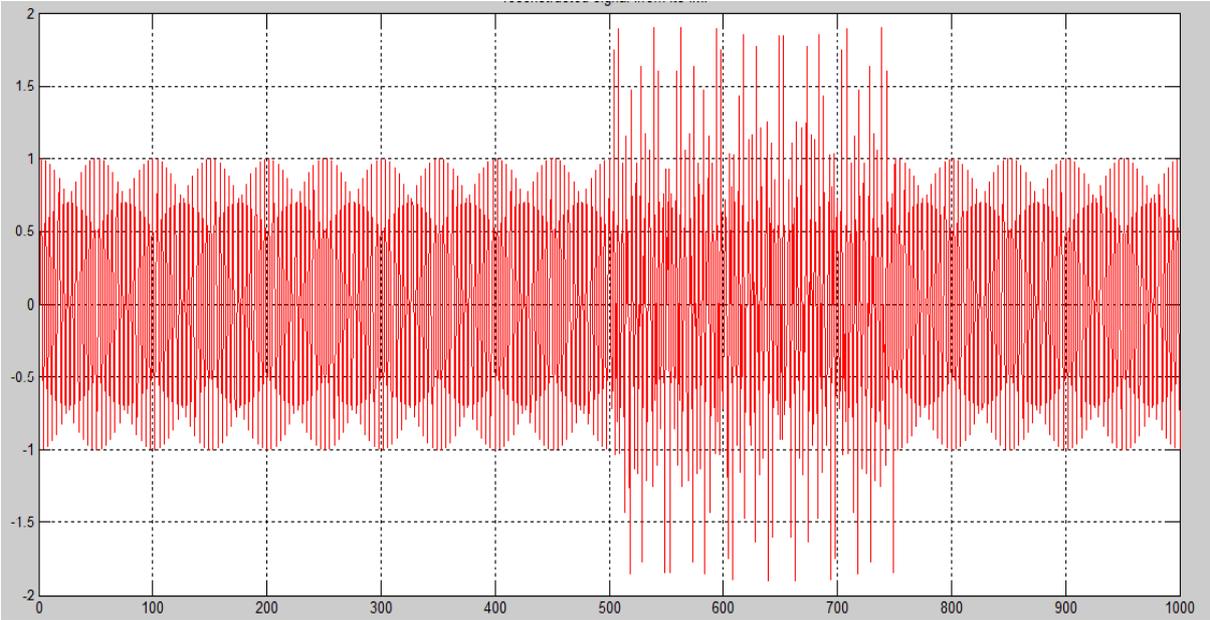


Figure 3.14 :le signal reconstitue à partir de l'EMD .

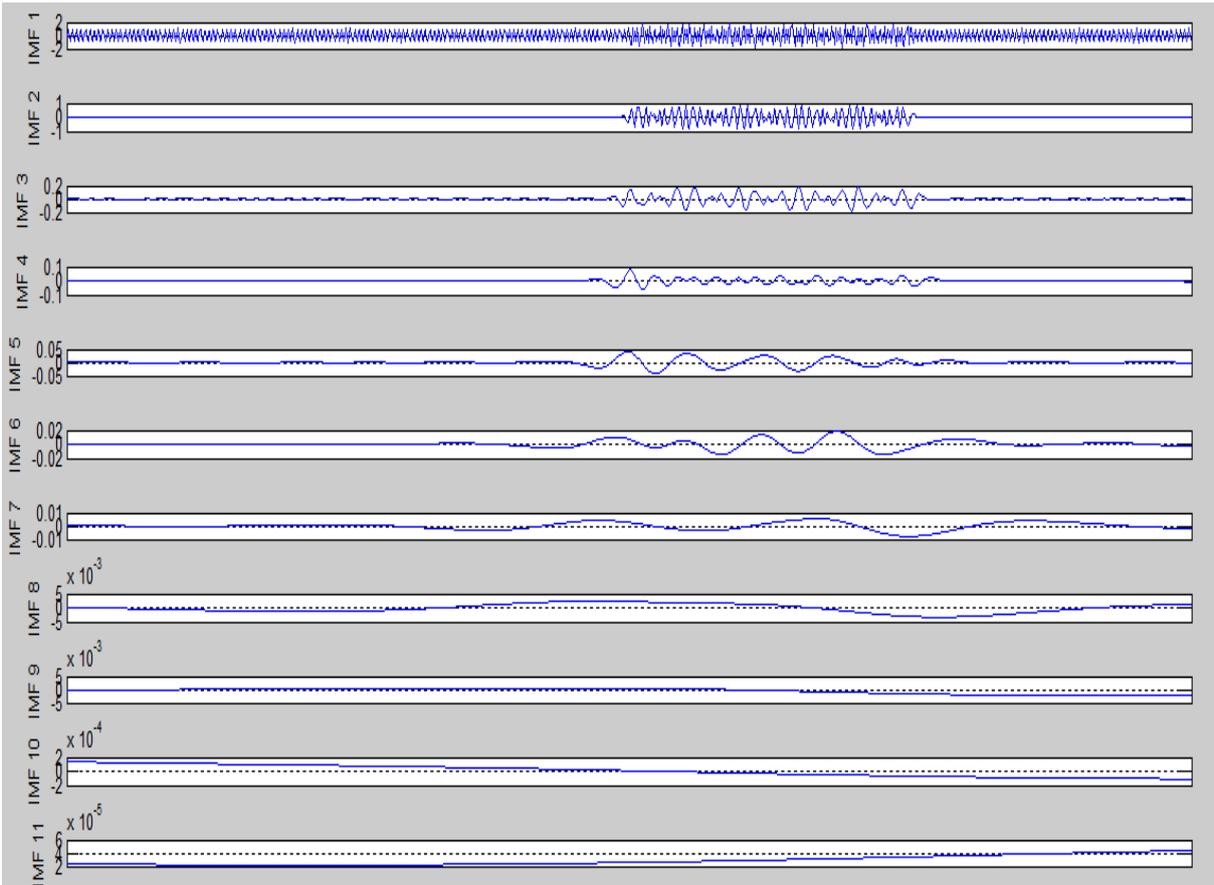


Figure 3.15 :les IMF obtenu à partir de l’EEMD .

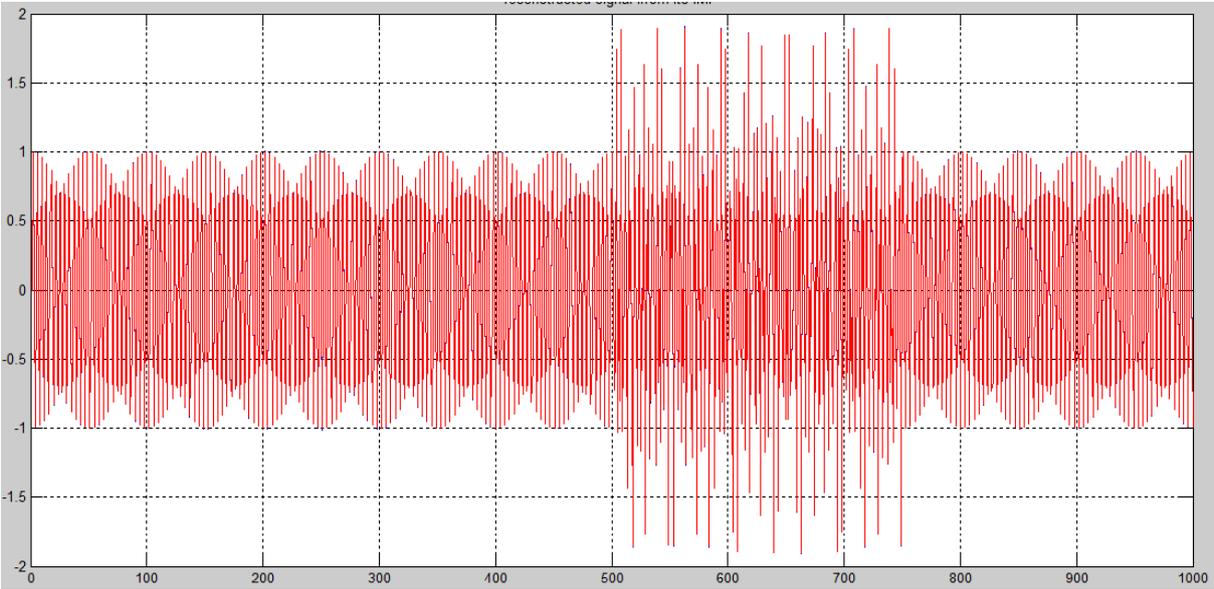


Figure 3.16 :le signal reconstitue à partir des IMF obtenue par l’EEMD

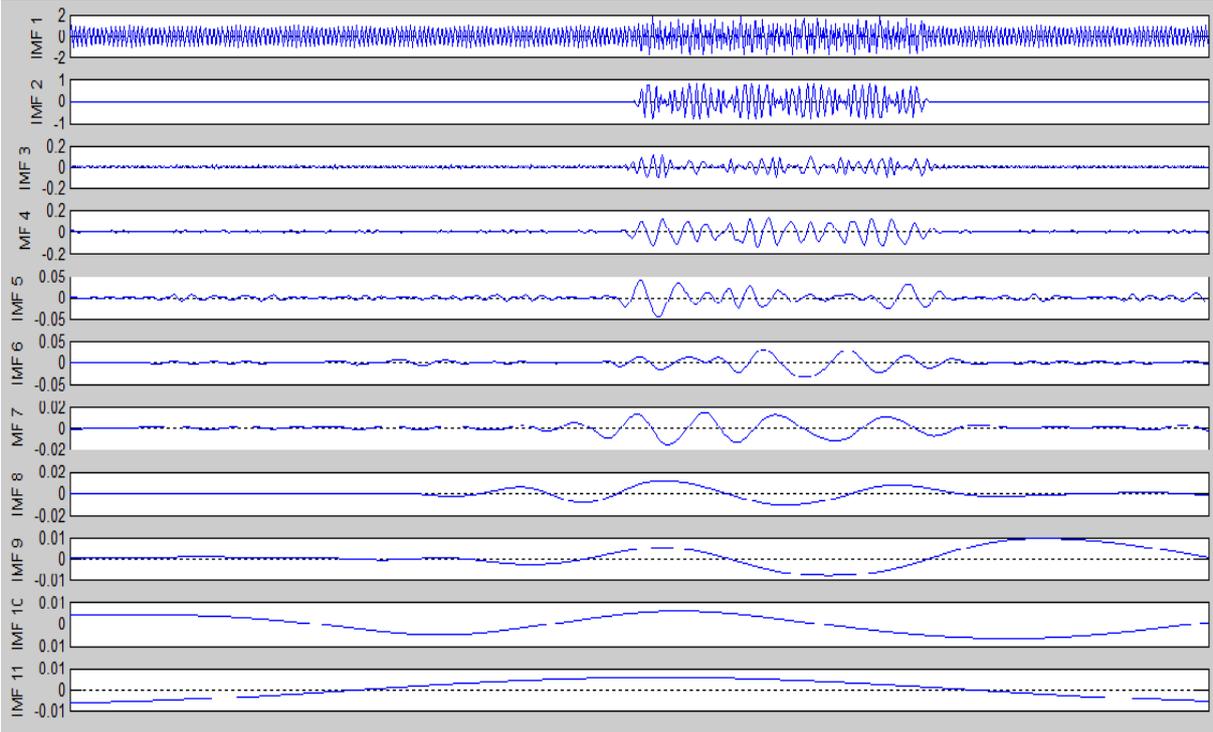


Figure 3.17 :les IMF obtenu à partir de CEEMDAN originale .

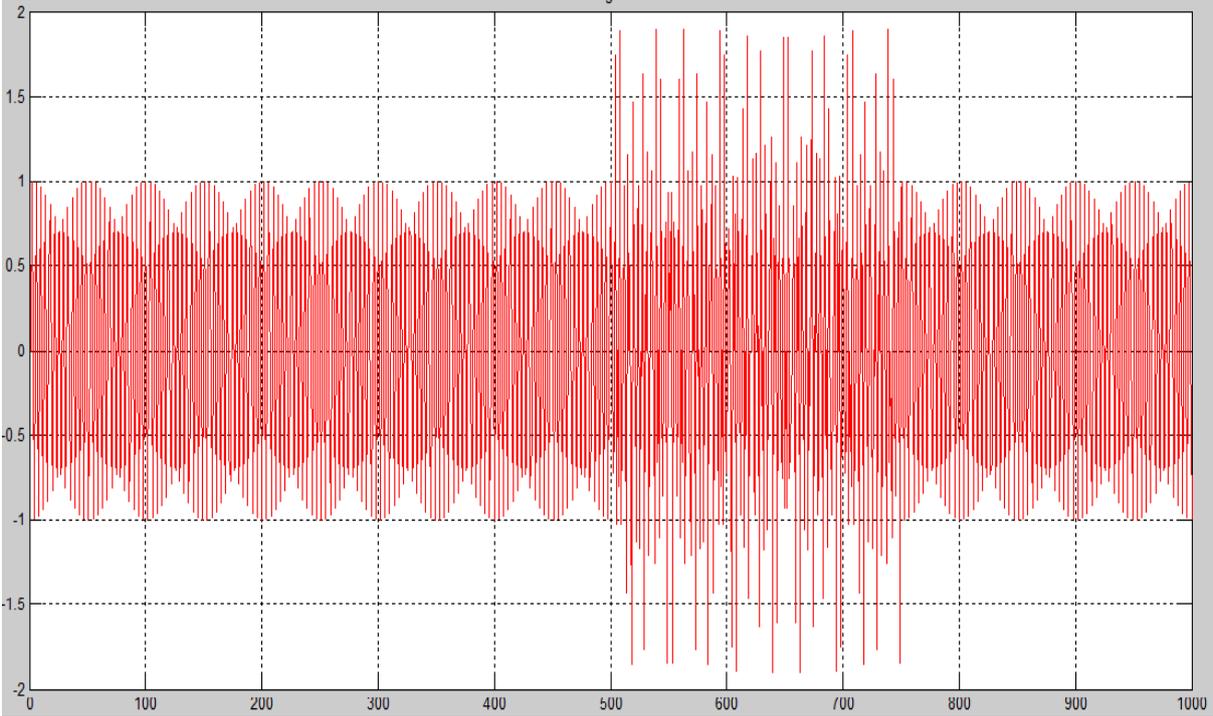


Figure 3.18 :le signal reconstitue à partir des IMF obtenue par CEEMDAN original.

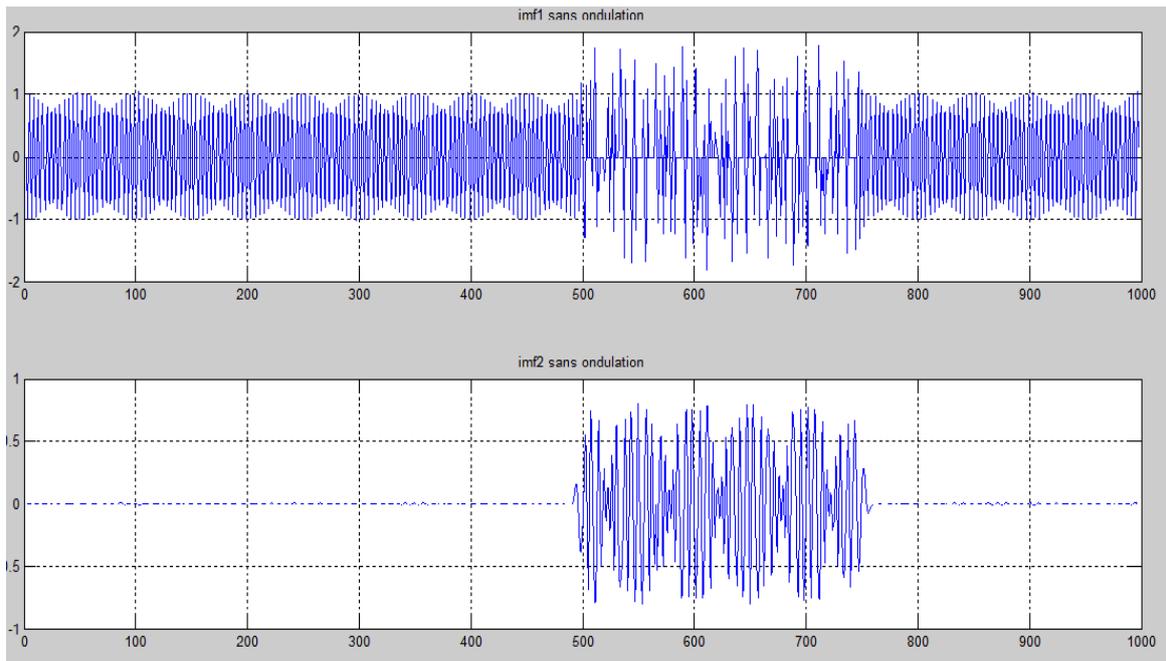


Figure 3.19 :les IMF obtenu à partir de CEEMDAN amélioré .

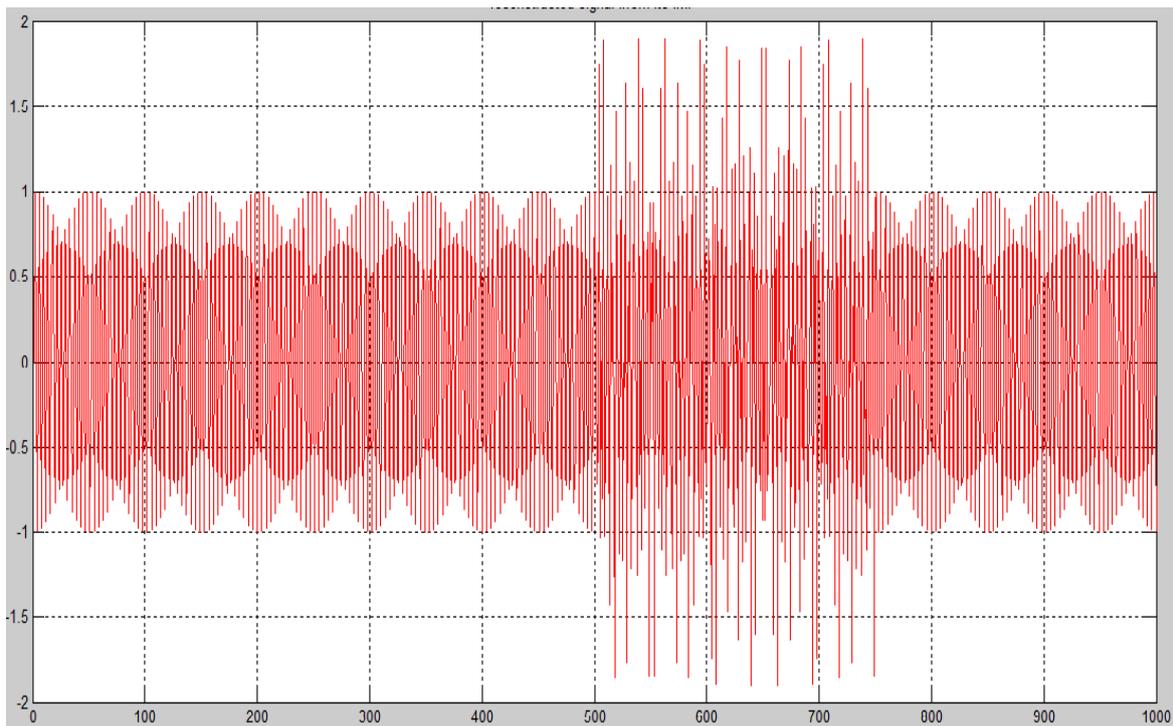


Figure 3.20 :le signal reconstitue à partir des IMF obtenue par CEEMDAN amélioré .

Le mélange de modes est évident dans l'EMD, les trois modes ayant très peu d'énergie et des oscillations indésirables. Pour les trois méthodes assistées par le bruit, la tonalité pure est bien récupérée ainsi que la composante rapide, évitant le mode mixage.

Chapitre 3 : Techniques empiriques de la représentation des signaux

Cependant, dans EEMD, chaque réalisation de signal et de bruit a été complètement décomposée indépendamment les unes des autres, puis un nombre total de neuf modes a été obtenu, bien qu'à partir du troisième mode, ils aient une énergie très faible, sans représenter les informations du signal d'origine.

Exactement le même problème est rencontré pour l'EEMD complémentaire. mais avec le CEEMDAN amélioré on voit ; un minima d'IMF pour et pas de résidu .

La conclusion

Dans ce chapitre , nous avons étudié la décomposition modale empirique EMD pour l'analyse des signaux non stationnaires et les signaux provenant des système non-linéaire, on a vue la méthode amélioré EEMD en vue de réduire les différents défauts de EMD. Nous avons étudié les méthodes d'améliorations de EEMD (CEEMD ,CEEMDANet CEEMDAN amélioré) pour réduire le nombre D'IMF.

Au dernier nous avons illustré ces méthodes par un exemple comparatif entre le CEEMDAN amélioré avec ceux d'EMD, EEMD et du CEEMDAN d'origine,et on vu que le CEEMDAN amélioré est la meilleur méthode pour la décomposition d'un signal avec un minimum d'IMF et dans des cas sans résidu .

Chapitre 4 :

Estimation

de la fréquence

instantané

Introduction

L'estimation de l'amplitude et de la fréquence variant dans le temps d'un signal AM-FM à plusieurs composants est un domaine d'intérêt actif dans le domaine du traitement du signal. Le but est de comprendre et décrire des situations où le contenu fréquentiel d'un signal varie dans le temps (signal non stationnaire). Les caractéristiques importantes du signal non stationnaire sont fournies par la fréquence instantanée (FI) et l'amplitude instantanée (AI). Dans des domaines tels que la sismique, le radar ou le sonar ...etc. l'AI nous informe de la force de l'FI mais, seulement la FI peut aider à expliquer la production, la variation et l'évolution des phénomènes physiques (4).

Pour cela plusieurs méthodes ont été développées pour déterminer la fréquence instantanée (FI) et l'amplitude instantanée (AI) parmi ces méthodes la transformée de Hilbert (HT), la transformée de Hilbert et Huang (HHT), DESA, TKEO.

Dans ce chapitre on s'intéresse à étudier ces méthodes.

4. Estimation de la fréquence instantanée (FI) et l'amplitude instantanée (AI) :

4.1 Définitions :

4.1.1 les signaux AM-FM : sont des signaux qui varient en amplitude et en fréquence simultanément (4). Le signal AM-FM défini par [12] :

$$s(t) \triangleq a(t) \cos(2\pi f(t)) \quad 4.1$$

D'où : $a(t)$: est la fonction AM.

$F(t)$: est la fonction FM.

Ces types de signaux sont utilisés largement car cela peut efficacement modéliser plusieurs systèmes comme : la transmission de l'information sur des canaux de communication, cibler les informations dans SONAR et Systèmes RADAR, résonances de la parole [22].

4.1.2 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 [28] :

$$x(t) = \sum_{k=1}^N x_k(t) + n(t) \quad 4.2$$

avec $n(t)$ un bruit additif (représentant toutes les composantes indésirables), et N le nombre de composantes. Dans cette représentation, $x_k(t)$ est un signal mono-composant décrit par une Amplitude instantanée (AI) $a_k(t)$ et une Fréquence instantanée (FI) $v_{ik}(t)$ telle que la forme complexe $z_k(t)$ associée à $x_k(t)$ peut s'écrire [28] :

$$z_k(t) = a_k(t) \cdot e^{j\phi_k(t)} \quad 4.3$$

D'où :

$$\varphi_k(t) = \int_{-\infty}^t v_{i_k}(\tau) d\tau \quad 4.4$$

Dans ce modèle, si $N = 1$, le signal est dit mono-composante et si $N \geq 2$, le signal est dit multi-composant. Comme il est illustré dans la figure montrée ci-dessous (figure 4.1) (10) :

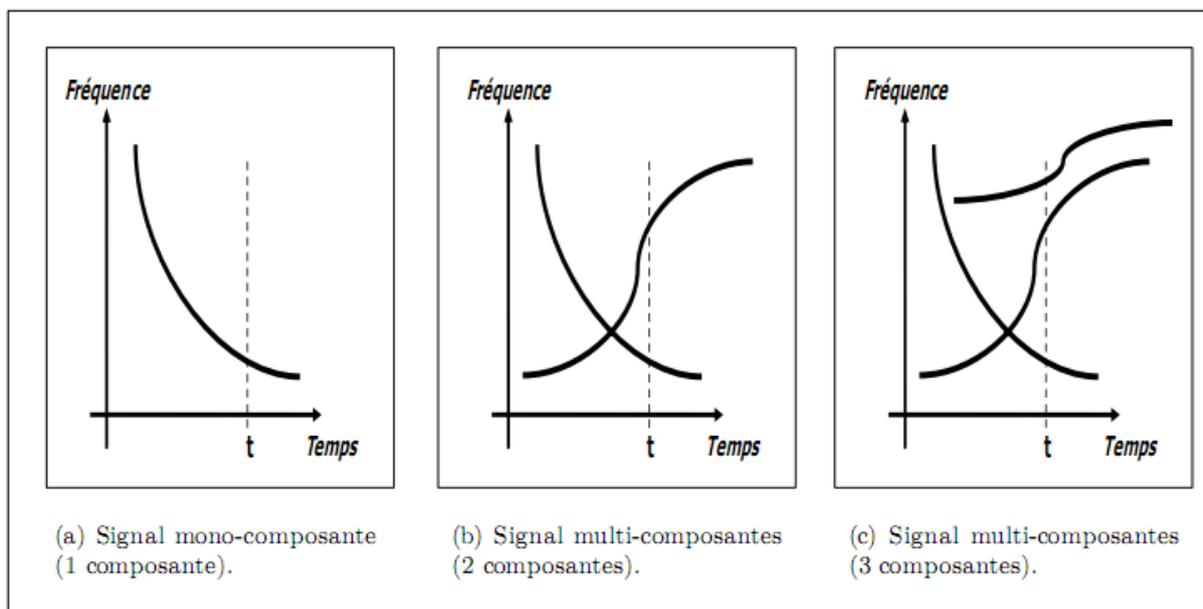


Figure 4.1 — Exemple de signaux mono et multi-composantes : évolution théorique des FI au cours du temps [14].

4.2 Estimation de la fréquence instantanée par la transformation de Hilbert (TH) :

4.2.1 Définition :

4.2.1.1 Le signal analytique (SA) : le signal analytique est un signal qui n'a pas de composantes fréquentielle négative. Le SA $z_x(t)$ complexe associé au signal réel $x(t)$ s'exprime sous la forme[29] :

$$z_x(t) \equiv x(t) + jH\{x(t)\} \quad 4.5$$

avec :

$$H\{x(t)\} = \frac{1}{\pi} \text{vp} \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{x(s)}{t-s} ds \quad 4.6$$

où \mathbf{H} désigne la TH de $x(t)$ et 'vp' la valeur principale de l'intégrale au sens de Cauchy.

On note que la partie réelle du SA $z_x(t)$ est $x(t)$ lui-même et que la partie imaginaire est obtenue à partir d'un filtre linéaire \mathbf{H} en quadrature avec $x(t)$.

Le spectre du signal analytique est simple :

$$Z_x(v) = X(v) + j(-j \text{ sign } v)X(v) = 2U(v)X(v) \quad 4.7$$

où $U(v)$ désigne l'échelon unité de Heaviside. Son spectre est nul pour toutes les fréquences négatives. $z_x(t)$ est complexe avec un encombrement spectral deux fois plus petit que celui du signal réel $x(t)$.

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 AI, $|z_x(t)|$, et la phase instantanée, $\arg z_x(t) = \varphi(t)$ du signal $x(t)$. La FI s'exprime comme la dérivée de la phase instantanée. Nous pouvons alors écrire que l'AI, $a_x(t)$, et que la FI, $v_x(t)$, d'un signal $x(t)$ sous la forme [14]:

$$a_x(t) = |z_x(t)| \quad 4.8$$

$$v_x(t) = \frac{1}{2\pi} \frac{d}{dt} \arg z_x(t) \quad 4.9$$

4.2.2 L'estimation de la fréquence instantanée par TH :

La TH est un outil mathématique très utilisé en théorie du signal pour décrire l'enveloppe complexe d'une grandeur réelle modulée par un signal. La transformée de Hilbert est définie par[30]:

$$\hat{x}(t) = TH[x(t)] = \text{vp} \left\{ \int_{-\infty}^{+\infty} x(\tau) h(t-\tau) d\tau \right\} \quad 4.10$$

$$= \frac{1}{\pi} \text{vp} \left\{ \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{x(\tau)}{t-\tau} d\tau \right\} \quad 4.11$$

Où vp: étant l'abréviation de valeur principale de Cauchy telle que :

$$\text{vp} \left\{ \int_{-\infty}^{+\infty} x(\tau)h(t-\tau)d\tau \right\} = \lim_{\epsilon \rightarrow 0} \int_{-\infty}^{t-\epsilon} x(\tau)h(t-\tau)d\tau + \int_{t+\epsilon}^{\infty} x(\tau)h(t-\tau)d\tau \quad 4.12$$

L'estimation de AI et FI d'un signal par la TH est schématisée dans la figure 4.2 montré ci-dessous :

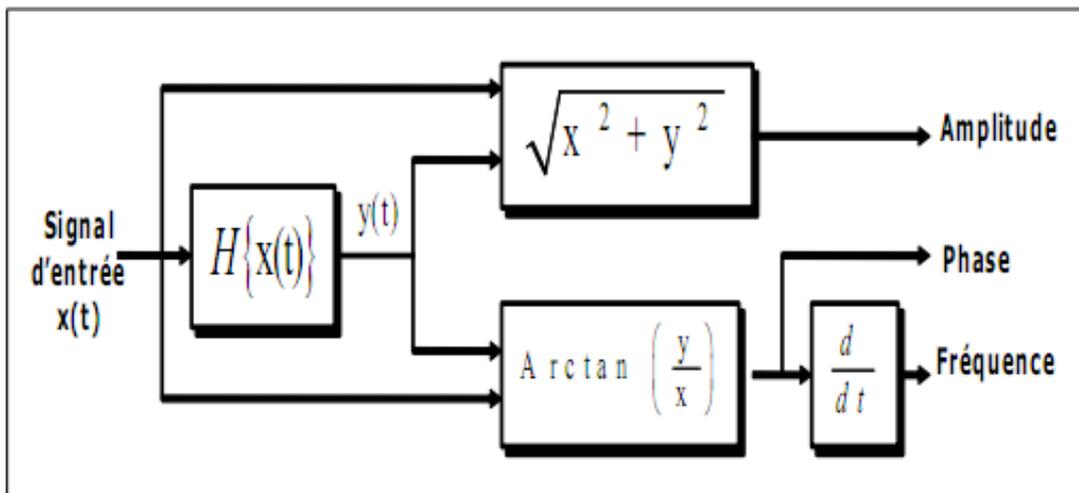


Figure 4.2 — Principe d'estimation de la FI via le signal analytique $z_x(t)$ de $x(t)$.

4.3 L'estimation de la fréquence instantané par la transformé de Hilbert et Huang (THH) :

La transformée de Hilbert et Huang (T.H.H) consiste à la transformée de Huang et la transformé de Hilbert TH ; La transformée de Huang ou EMD qui consiste à décomposer, de façon adaptative, le signal en une somme de composantes oscillantes qui possèdent une seule fréquence (monomodale). La fréquence et l'amplitude instantanée FI, AI de chacune des composantes sont ensuite calculées en utilisant la transformée de Hilbert comme il est illustré dans la figure ci-dessous (figure 4.3) :

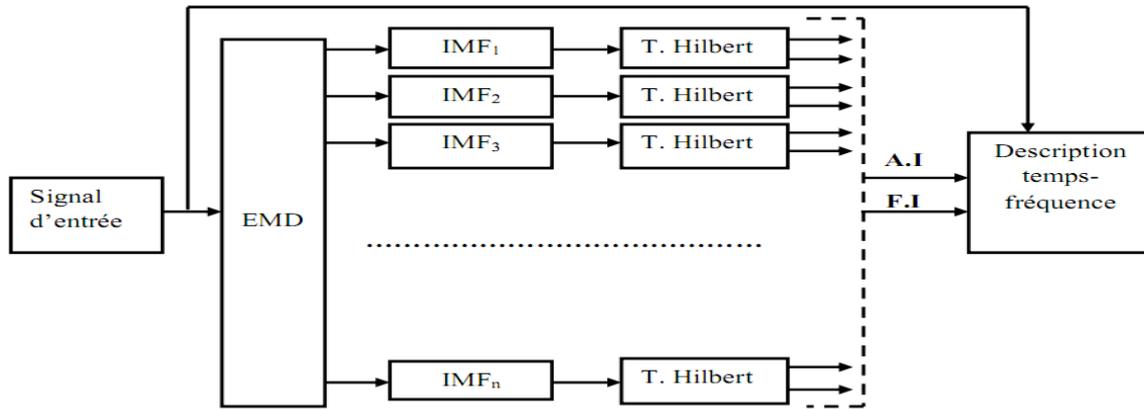


Figure 4.3 : l'estimation de la FI et l'AI par la THH.

4.4 L'estimation de la fréquence instantanée par l'opérateur DESA(Discret EnergySeparationAlgorithm) :

DESA est un algorithme Pour la séparation d'énergie par l'estimation de l'enveloppe d'amplitude des signaux modulés en amplitude (AM) et la composante de fréquence instantanée

des signaux modulés en fréquence (FM). Il peut également être appliqué aux signaux AM-FM,(c'est-à-dire aux signaux d'amplitude et de fréquence variables)[39].la méthode DESA est définie par [31]:

$$y[n] = x[n] - x[n - 1] \tag{4.13}$$

$$\Omega[n] \approx \cos^{-1} \left(1 - \frac{\psi(y[n]) + \psi(y[n+1])}{4\psi(x[n])} \right) \tag{4.14}$$

$$|a[n]| \approx \sqrt{\frac{\psi(x[n])}{1 - \left(1 - \frac{\psi(y[n]) + \psi(y[n+1])}{4\psi(x[n])} \right)^2}} \tag{4.15}$$

D'où : $(y[n])$ et $\psi(x[n])$: est l'opérateur de l'énergie non linéaire.

$\Omega [n]$: la fonction de fréquence instantanée.

L'estimation de la fonction d'enveloppe d'amplitude $|a[n]|$ et la fonction de fréquence instantanée $\Omega[n]$ contiennent des ondulations et donc un filtrage de ces fonctions est nécessaire.

Parmi les méthodes DESA on distingue : DESA-1a ,DESA-1 et DESA-2.

DESA-1a :

Le "1" implique l'approximation des dérivées avec une seule différence d'échantillon et "a" fait référence à l'utilisation de la différence asymétrique. Les fonctions IA et FI de chaque IMF (mode k), sont approximées comme suit [32]:

$$f(n) \approx \cos^{-1} \left(1 - \frac{\psi(s[n]) - \psi(s[n-1])}{2\psi(s[n])} \right) \quad 4.16$$

$$|a[n]| \approx \sqrt{\frac{\psi(s[n])}{1 - \left(1 - \frac{\psi(s[n]) - \psi(s[n-1])}{2\psi(s[n])} \right)^2}} \quad 4.17$$

DESA-1 :

Dans cette version l'action de Ψ sur les dérivées asymétriques est partiellement symétrisée en faisant la moyenne de l'action de Ψ sur deux dérivées asymétriques opposées. L'AI et Les fonctions FI sont données par les formules d'approximation, comme suit[32]:

$$y(n) = s(n) - s(n - 1) \quad 4.18$$

$$f(n) \approx \cos^{-1} \left(1 - \frac{\psi(y[n]) + \psi(y[n+1])}{4\psi(s[n])} \right)$$

4.19

$$|a[n]| \approx \sqrt{\frac{\psi(s[n])}{1 - \left(1 - \frac{\psi(y[n]) + \psi(y[n+1])}{4\psi(s[n])}\right)^2}} \quad 4.20$$

DESA-2 :

Le "2" implique l'approximation des dérivées du premier ordre par des différences entre Échantillons dont les index temporels diffèrent de 2. D'après [32], comme les deux précédents versions, les fonctions IA et IF sont données par les approximations suivantes :

$$f(n) \approx \frac{1}{2} \cos^{-1} \left(1 - \frac{\psi[(s[n+1]) - s[n-1]]}{2\psi(s[n])} \right) \quad 4.21$$

$$|a[n]| \approx \frac{2\psi(s[n])}{\sqrt{\psi[(s[n]) - s[n-1]]}} \quad 4.22$$

Les trois algorithmes DESA-1a, DESA-1 et DESA-2 doivent être appliqués uniquement à Signal mono-composant

4.5 L'estimation de la fréquence instantanée par l'opérateur TKEO(teager-kaiser energyoperature) :

L'opérateur d'énergie de Teager-Kaiser (TKEO) $\Psi_R[x(t)]$ d'un signal $x(t)$ à valeurs réelles est défini dans le domaine continu par [15] :

$$\Psi_R[x(t)] = \left(\frac{dx(t)}{dt}\right)^2 - x(t) \frac{d^2x(t)}{dt^2}$$

4.23

Ou encore :

$$\psi_R(x) = \dot{x}^2 - x\ddot{x}$$

4.24

Avec :

$$x \equiv x(t), \dot{x} \equiv \frac{dx(t)}{dt} \text{ et } \ddot{x} \equiv \frac{d^2x(t)}{dt^2} \text{ et en considérant la variable } t \text{ comme implicite}$$

L'opérateur TKEO associé au mouvement de l'oscillateur harmonique vaut donc :

$$\begin{aligned} \psi_R[x(t)] &= (-A\omega \sin \omega t)^2 - A\omega \cos(\omega t)(-\omega^2 A \cos(\omega t)) \\ &= A^2 \omega^2 (\sin^2(\omega t) + \cos^2(\omega t)) \end{aligned}$$

$$= A^2 \omega^2 \tag{4.25}$$

L'énergie harmonique de l'oscillateur harmonique peut donc s'écrire [10] :

$$E_x = \frac{1}{2} m \cdot \psi_R[x(t)] \tag{4.26}$$

L'énergie	coefficient	opérateur
Du	de	d'énergie
Processus	proportionnalité	de TKEO

L'opérateur TKEO est donc un opérateur différentiel non-linéaire qui permet de décrire les propriétés locales d'un signal réel $x(t)$, de même grandeur qu'une énergie. Il s'exprime simplement à partir du signal ainsi que de ses dérivées premières et secondes [33]. Il possède naturellement une très bonne résolution temporelle.

4.6 Application sur les signaux synthétiques et les signaux réel (ECG) :

Dans cette partie on va illustrer la détermination de la fréquence instantanée par l'application des méthodes qu'on a vu précédemment sur les signaux synthétiques stationnaires, les signaux synthétiques non stationnaires et terminant notre application par les signaux réels prenant l'exemple des signaux ECG.

4.6.1 Application sur les signaux synthétiques stationnaires :

Chapitre 4 : Estimation de la fréquence instantanée

On propose l'exemple d'un signal composé de deux sinusoïdes ;

$$s_1 = \sin(2\pi f_0 t) \text{ et } s_2 = \sin(2\pi f_1 t) \quad 4.27$$

$$s = s_1 + s_2 \quad 4.28$$

Avec $f_0 = 5 \text{ Hz}$ et $f_1 = 8 \text{ Hz}$.

La représentation du signal s et sa transformé de fourrier sont montrés ci-dessous :

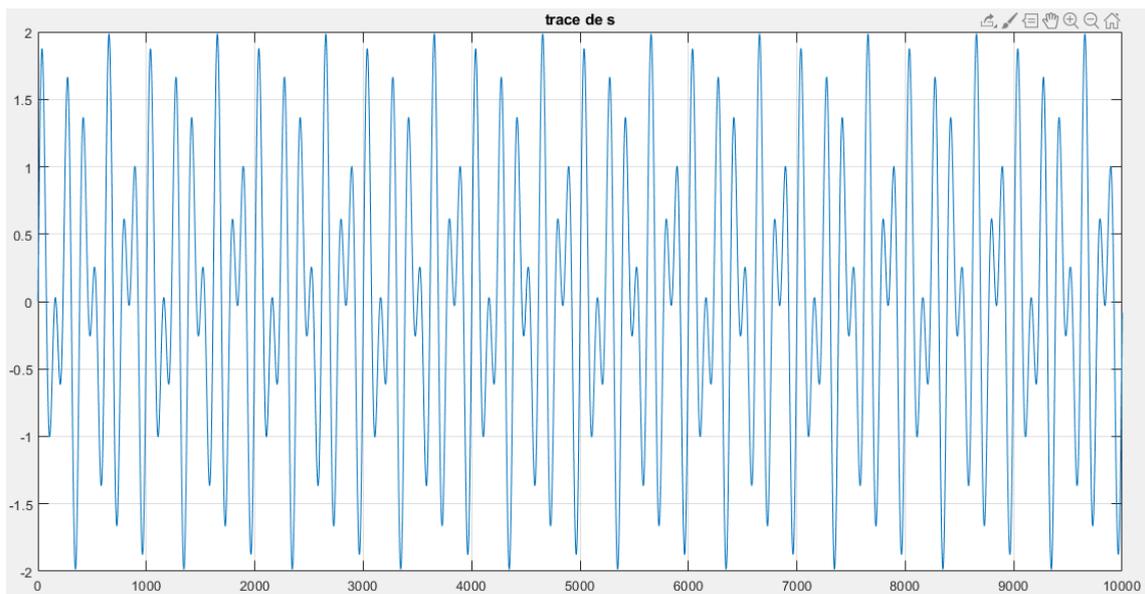


Figure 4.4 : la représentation graphique du signal s .

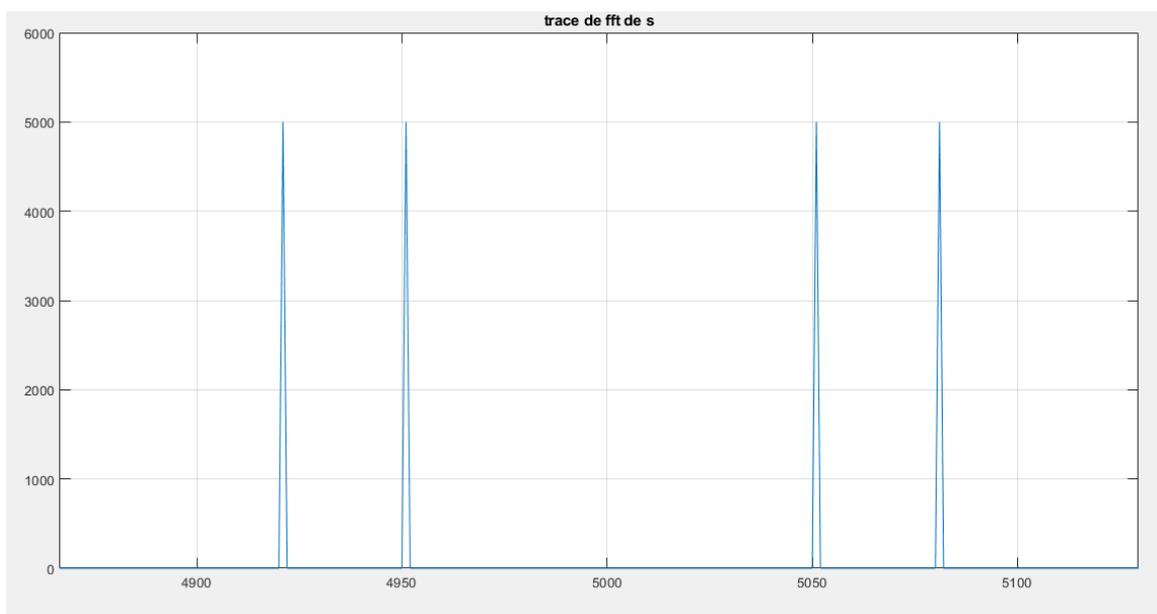


Figure 4.5 : la transformé de fourrier de s .

Chapitre 4 : Estimation de la fréquence instantanée

On voit dans la transformé de fourrier du signal s une seule fréquence.

Lorsque on utilise le EMD pour la détermination de la fréquence et l'amplitude instantanée (FI et AI) du signal s on obtient six IMF comme il est montré ci-dessous (Figure 4.6) :

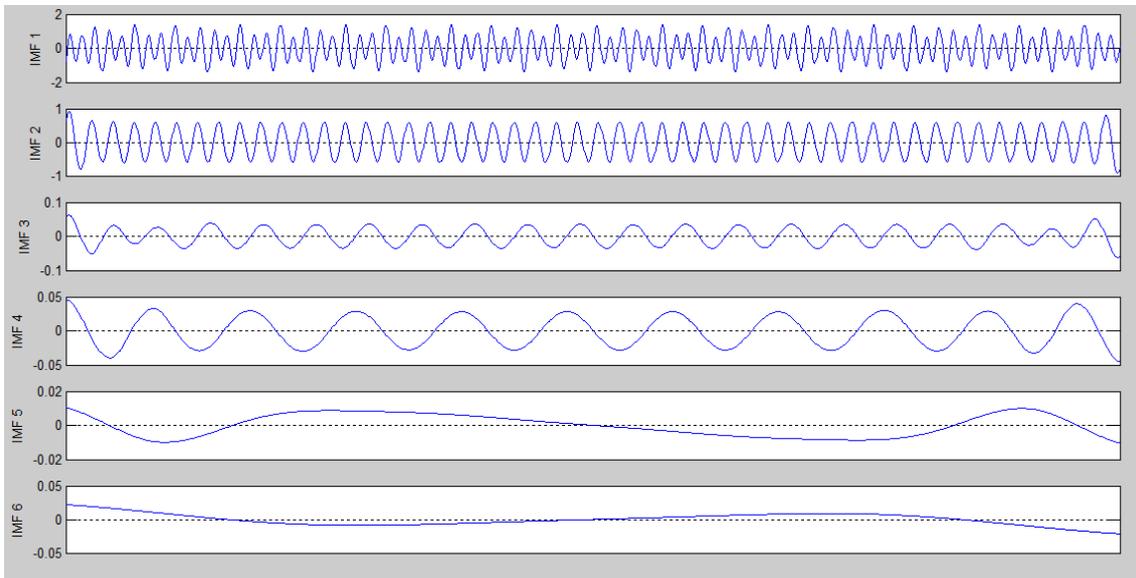


Figure 4.6 : Les IMF obtenu à partir de l'EMD appliqué au signal s

Les IMF 1,2,3 et 4 nous montre un signal sinusoïde qui contient d'une fréquence qui se répète périodiquement . les FI et les AI obtenu à partir de l'EMD appliqué au signal s sont montré ci-dessous (Figure 4.7) :

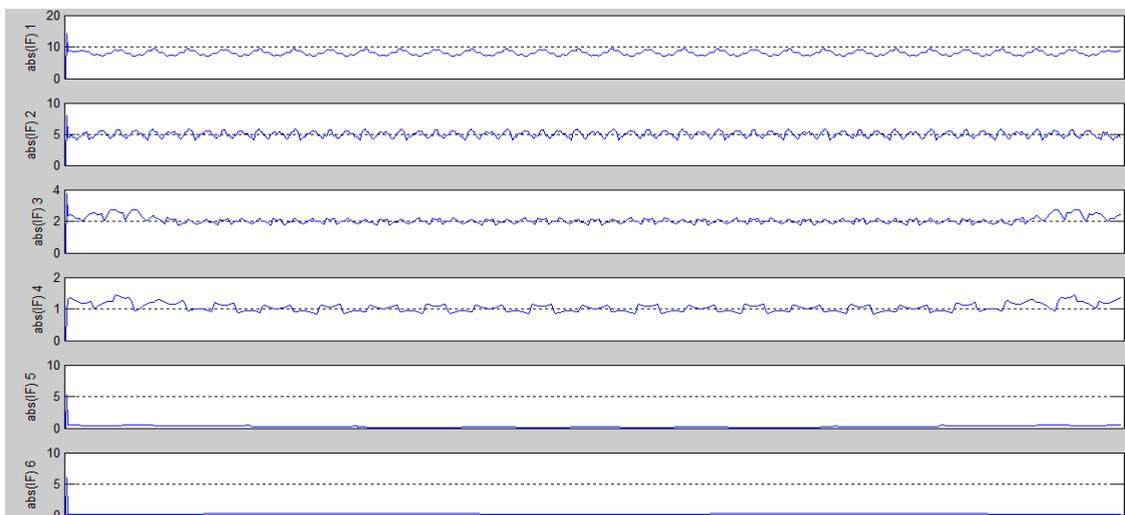


Figure 4.7 : les FI obtenu à partir de l'EMD appliqué au signal s .

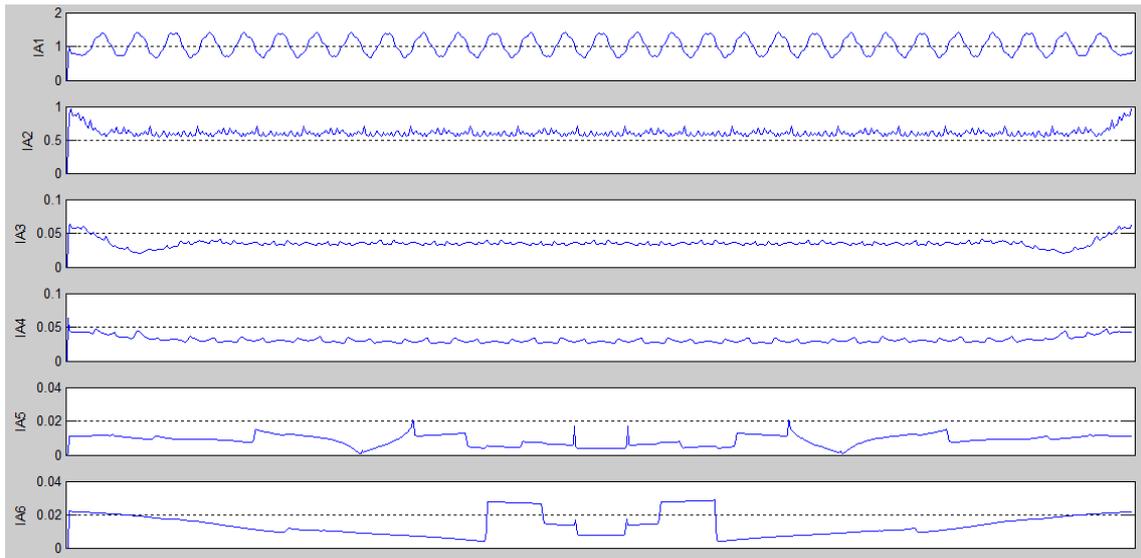


Figure 4.8 : les AI obtenu à partir de l'EMD appliqué au signal s.

la fréquence et l'amplitude instantanée (FI et AI) montré dans les IMF 1, 2,3 et 4 est constant et dans les IMF 5 et 6 presque nul. on a obtenu des fonction intrinsèque IMF stationnaires puisque le signal s est stationnaire.

4.6.2 Application sur les signaux synthétiques non stationnaires :

Dans cette case on propose on propose l'exemple d'un signal déterministe non stationnaire suivant :

$$y = \sin(2\pi f_0 t^2) \quad 4.29$$

La fréquence de y est $f_0 t$ c'est à dire que la fréquence de y relative au temps.

La représentation du signal y montré ci-dessous (Figure 4.9) :

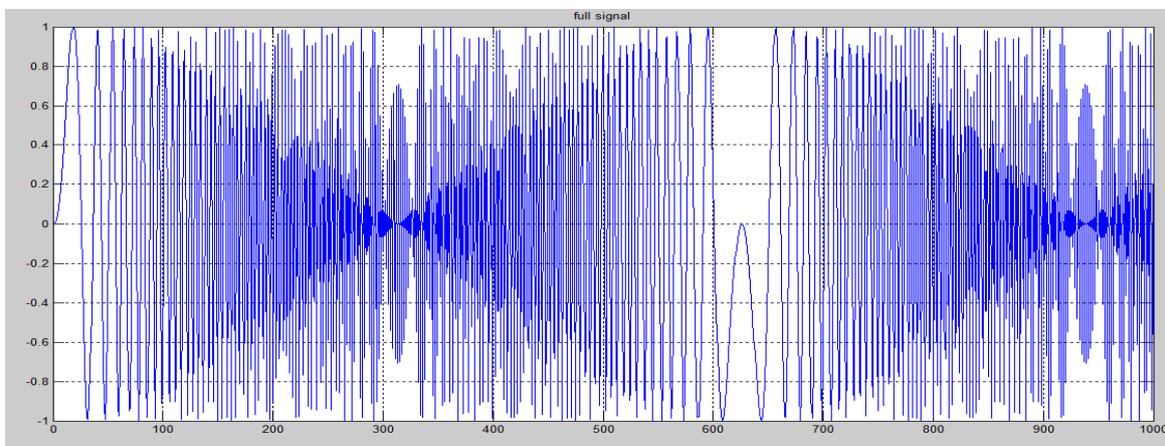


Figure 4.9 :la représentation graphique du signal y.

Chapitre 4 : Estimation de la fréquence instantanée

On aperçut dans la représentation graphique du signal y un signal constitue d'une fréquence varie au cours du temps puisque La fréquence de y relative au temps.

La transformé de fourrier et la STFT de y sont présenté ci-dessous (Figure 4.10 et Figure 4.11) :

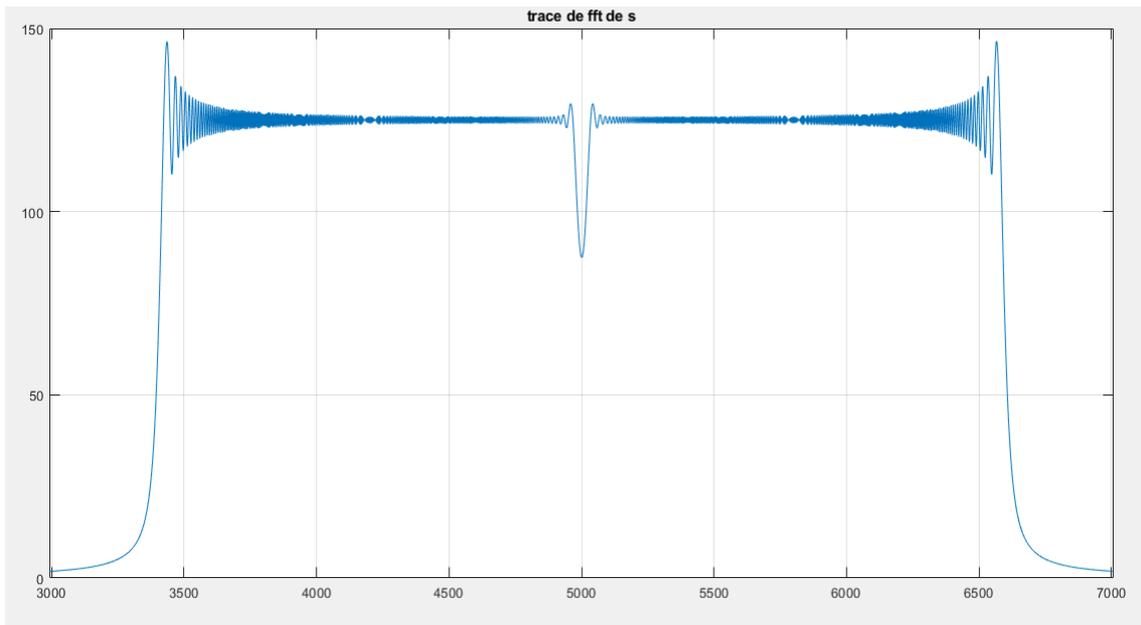


Figure 4.10 :La représentation graphique de la transformé de fourrier de y .

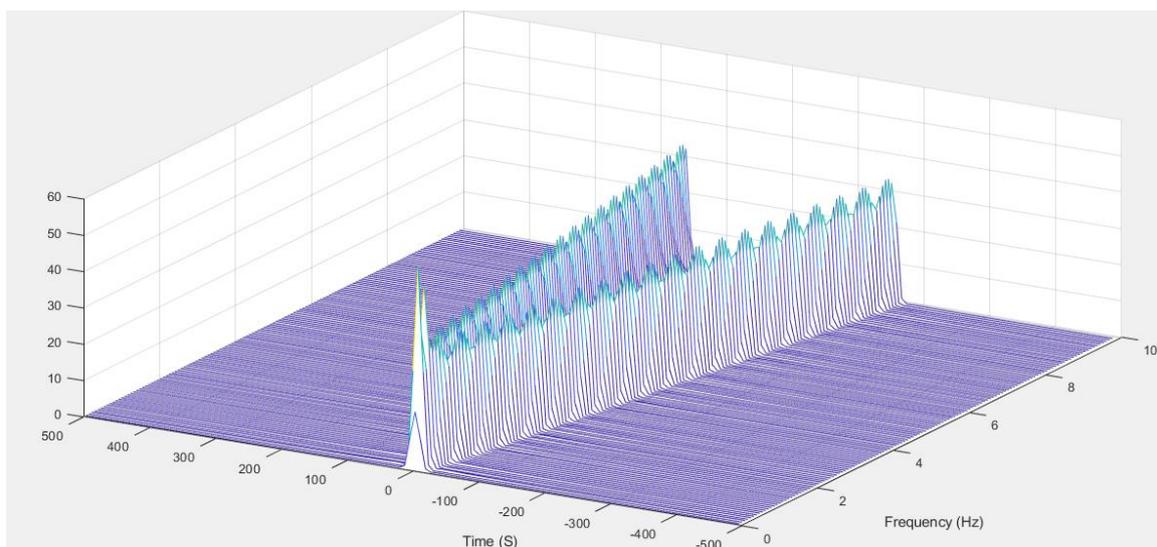


Figure 4.11 :La représentation graphique de la STFT de y .

Chapitre 4 : Estimation de la fréquence instantanée

On voit que la TF et la STFT de y nous montre une approche globale du signal y et que cette représentation n'importe pas d'informations intéressantes sur le contenu spectral de y . Lorsque on utilise le EMD pour la détermination de la FI et AI du signal y on obtient huit IMF comme il est montré ci-dessous (Figure 4.12) :

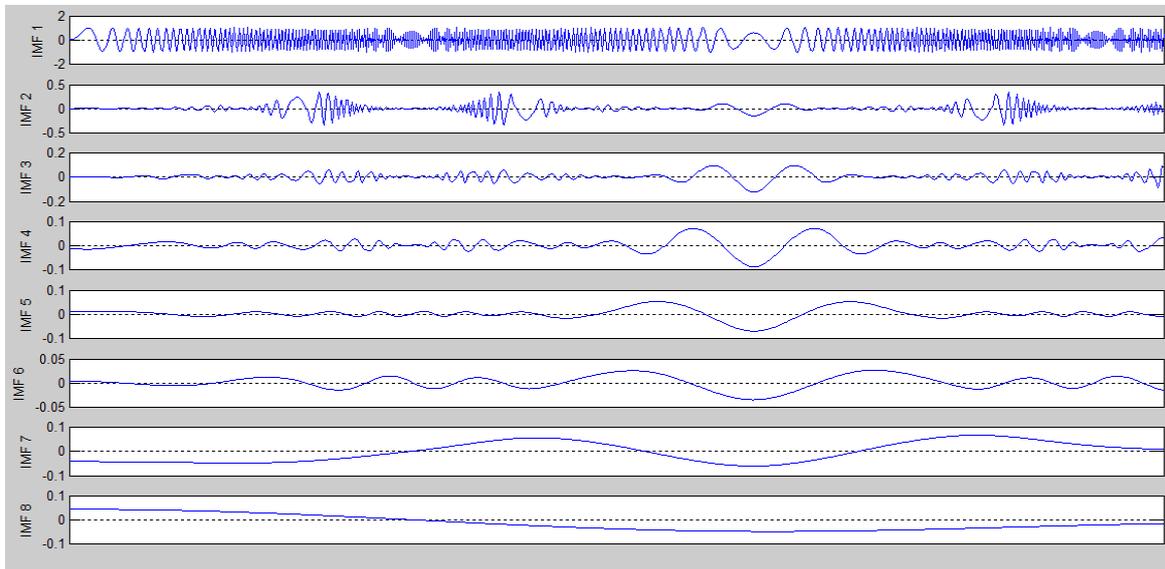


Figure 4.12 : Les IMF obtenu à partir de l'EMD appliqué au signal y .

Les IMF 1,2,3 ,4 et 5 nous montre un signal constitue de plusieurs fréquences varient au cours du temps et le reste d'IMF constitue des petit fréquence presque nulles (résidu) .

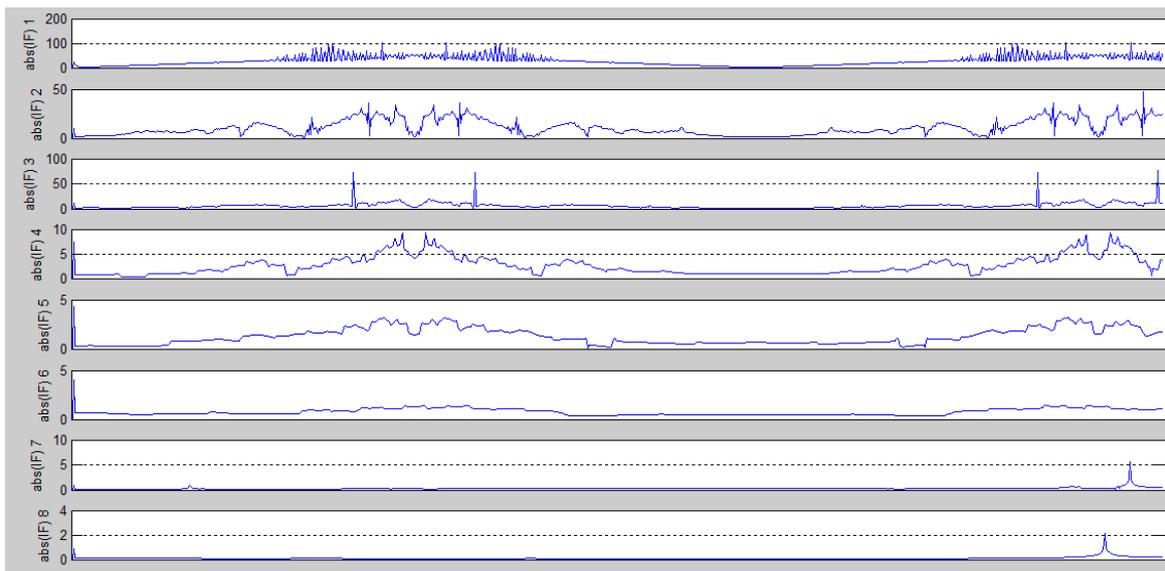


Figure 4.13 : Les FI obtenu à partir de l'EMD appliqué au signal y .

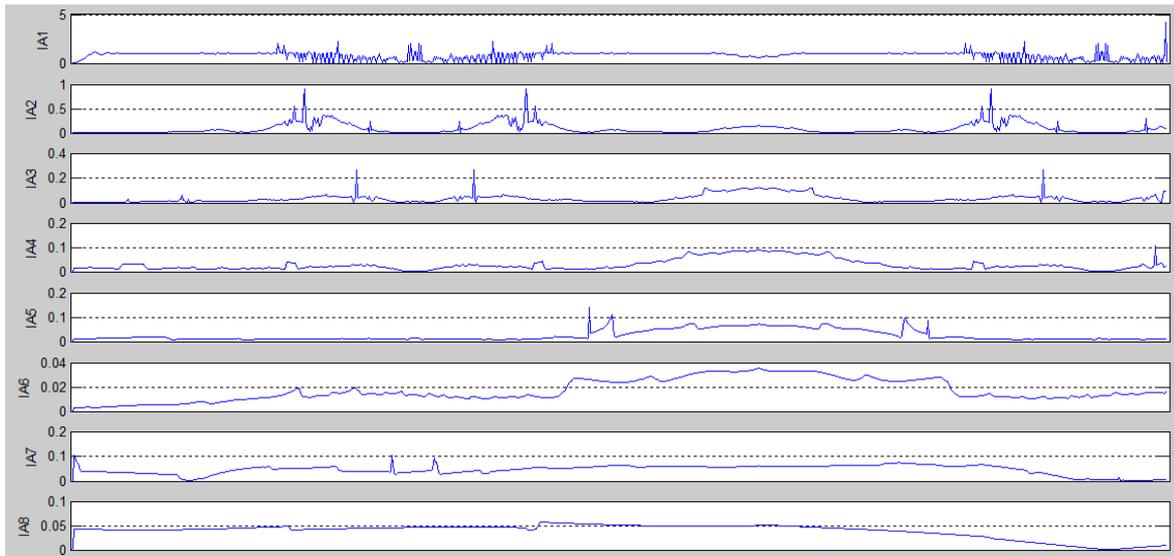


Figure 4.14 :Les AI obtenu à partir de l'EMD appliqué au signal y.

On voit que la FI et la AI de la première IMF est une ligne presque droit avec une pente fort puisque la fréquence de ce signal se varie avec le temps.

4.7 Application sur les signaux réels (ECG) :

4.7.1 Les électrocardiogrammes ECG :

Est une représentation graphique de l'activité électrique de cœur .il mesure l'évolution d'une différence de potentiel (en milli voltes) entre deux points situés à la surface du cœur. Cet enregistrement permet aux cardiologues de mesurer le rythme cardiaque et de détecter les anomalies cardiaques.

4.7.2 Les phases de l'ECG :

L'électrocardiogramme est composé d'une phase d'activité appelé **la systole** qui alterne avec une phase de repos appelée **diastole**.

4.7.2.1 la systole :

Chapitre 4 : Estimation de la fréquence instantanée

C'est la phase pendant laquelle les fibres du myocarde se contractent entraînant une diminution du volume des oreillettes ou des ventricules pour éjecter le sang qu'il contient.

4.7.2.2 Diastole :

C'est une période de pause des ventricules et des oreillettes pendant laquelle les ventricules et les oreillettes se remplissent de sang. Comme il est montré dans la figure ci-dessous (figure 4.15 et figure 4.16) [34]:

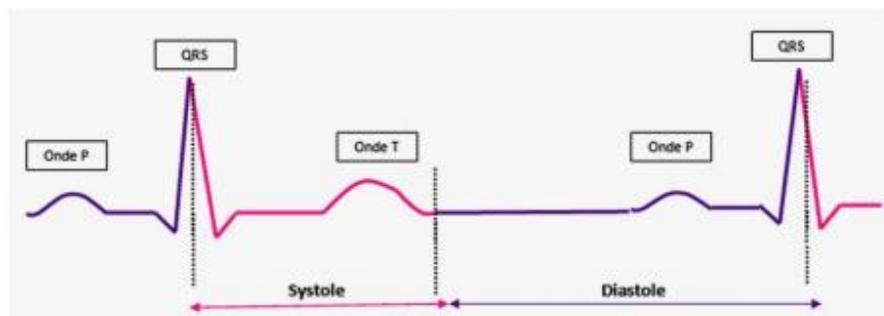


Figure 4.15 : les phases de l'ECG.

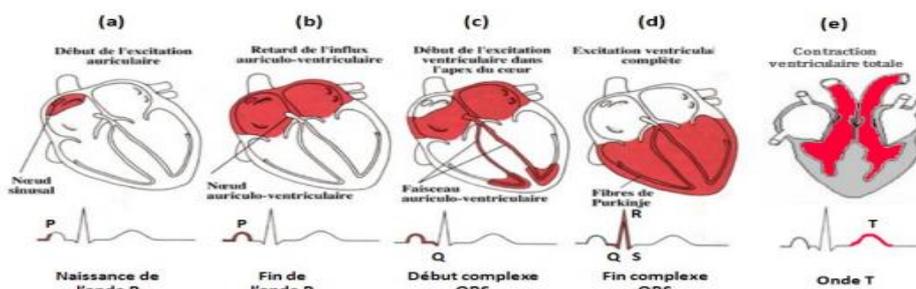


Figure 4.16 : les phases de l'ECG.

La naissance de l'onde P commence avec le début de l'impulsion produite au nœud sinusal (a). La fin de l'onde P correspond au remplissage total des oreillettes (b). L'onde Q correspond au début du passage du sang des oreillettes vers les ventres (c). Le complexe QR traduit le remplissage total des ventres avec un pic R qui correspond à l'ouverture totale des valves pour laisser passer le sang (d). L'onde T correspond à la contraction du myocarde pour impulser le sang stocké dans les ventres vers le cœur (e).

Pour illustrer les signaux ECG on propose l'exemple d'un signal ECG répété huit fois après on va tracer sa transformée de Fourier. Comme il est illustré dans les figures montrées ci-dessus Figure 4.17, Figure 4.18 :

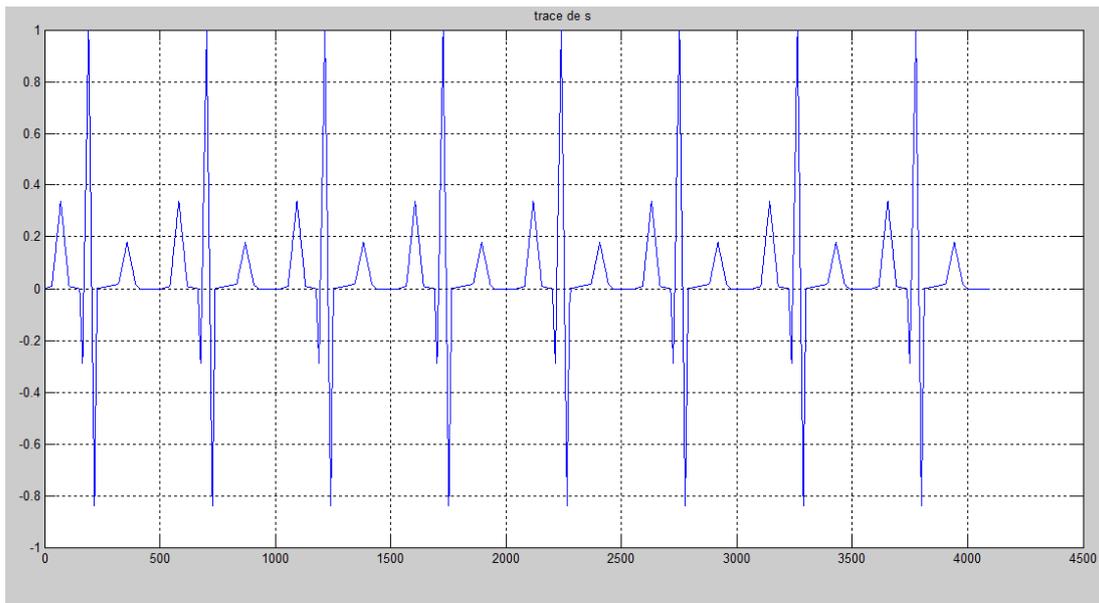


Figure 4.17 : la représentation graphique d'un signal ECG répété 8 fois.

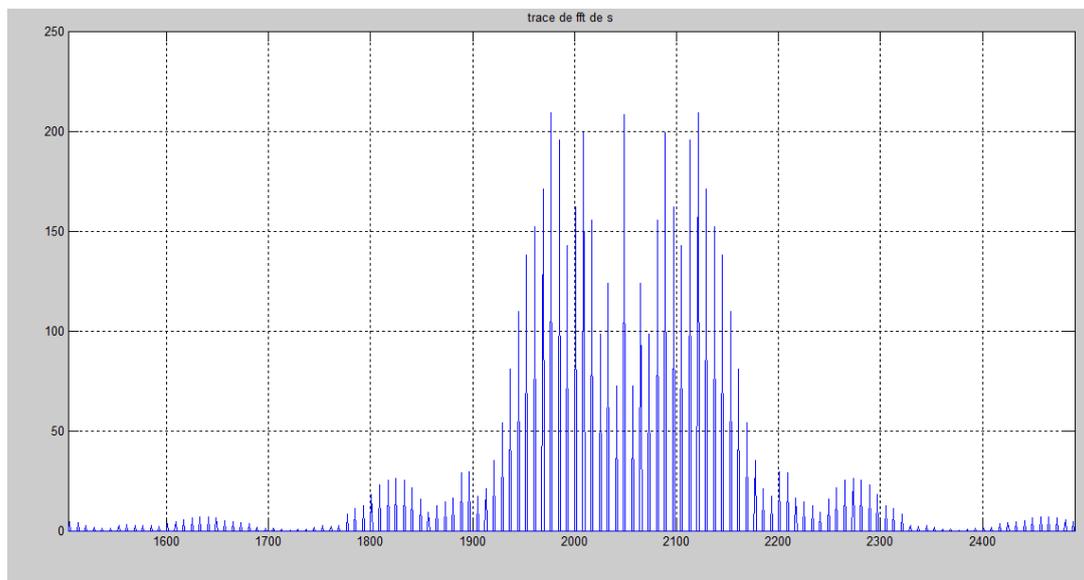


Figure 4.18 : la représentation graphique transformée de fourrier de l'ECG.

Lorsque on utilise le EMD pour la détermination de la FI et AI du signal ECG on obtient sept IMF comme il est montré ci-dessous (Figure 4.19) :

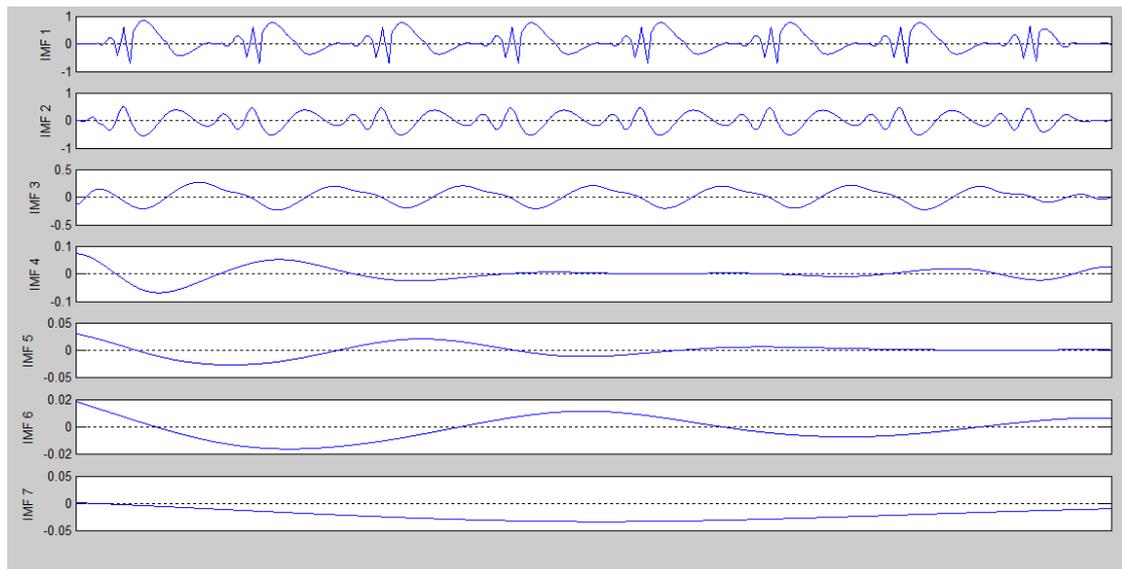


Figure 4.19 :Les IMF obtenu à partir de l'EMD appliqué au signal ECG.

La première IMF nous montre un signal presque est identique à le signal ECG .Les IMF 1,2 et 3 nous montre un signal constitue d'une seule fréquence Mais les IMF 4,5,6 et 7 sont des résidu.

Les FI et les AI obtenue lorsque on utilise l'EMD sont montré dans les figures ci-dessous (Figure 4.20,Figure 4.21) :

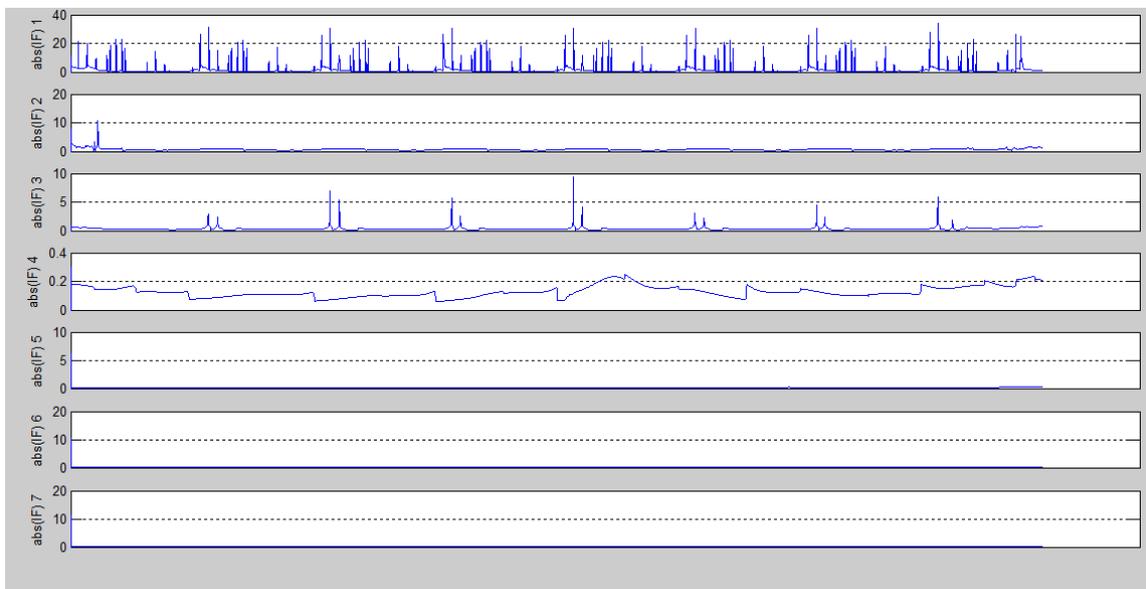


Figure 4.20 ::Les FI obtenu à partir de l'EMD appliqué au signal ECG.

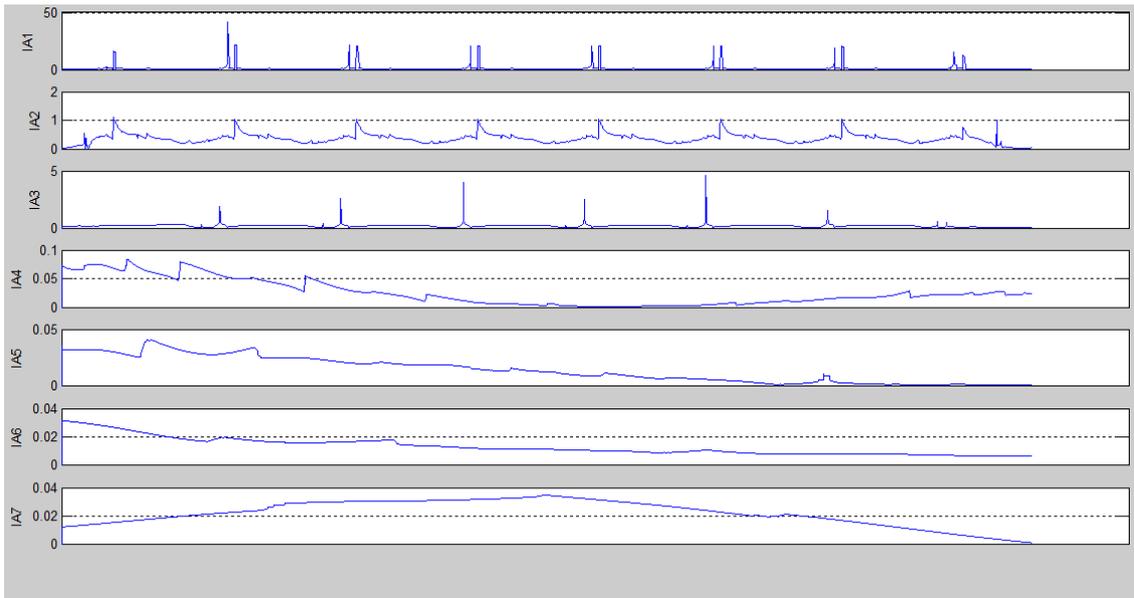


Figure 4.21 :Les AI obtenu à partir de l'EMD appliqué au signal ECG.

On voit que les FI et les AI à partir de l'EMD appliqué au signal ECG sont identiques à celles trouvées dans la transformée de Fourier de l'ECG.

Maintenant on va essayer d'ajouter un bruit à notre signal ECG puis on va le tracer et calculer sa transformée de Fourier et sa transformée de Fourier inverse. après on va estimer sa fréquence et amplitude instantanée utilisant EMD et ces versions améliorées EEMD, CEEMDAN et CEEMDAN amélioré.

Le signal ECG avec bruit est montré ci-dessous (Figure 4.22) :

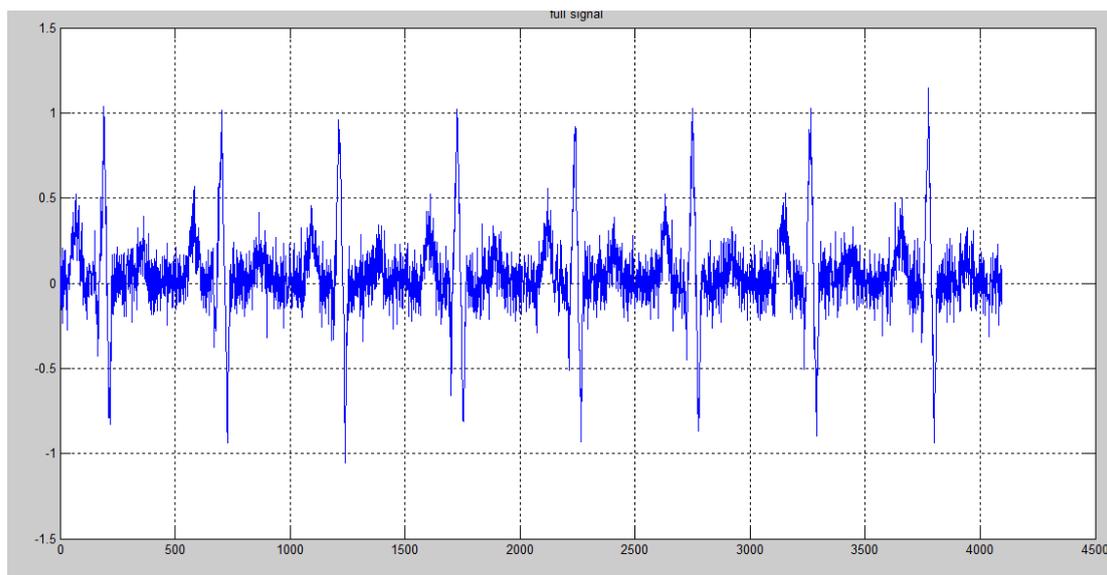


Figure 4.22 :le signal ECG bruité

Chapitre 4 : Estimation de la fréquence instantanée

Lorsque on utilise le EMD pour la détermination de la FI et AI du signal ECG bruité on obtient 12 IMF comme il est montré ci-dessous (Figure 4.23) :

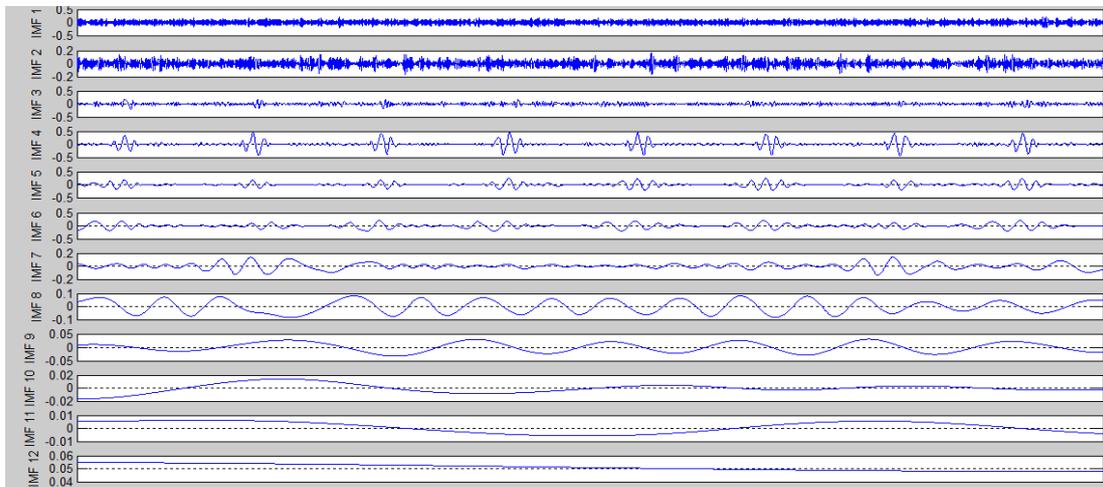


Figure 4.23 :les IMF obtenu lorsque on utilise EMD

Les FI et les AI obtenue lorsque on utilise l'EMD sont montré dans les figures ci-dessous (Figure 4.24 etFigure 4.25) :

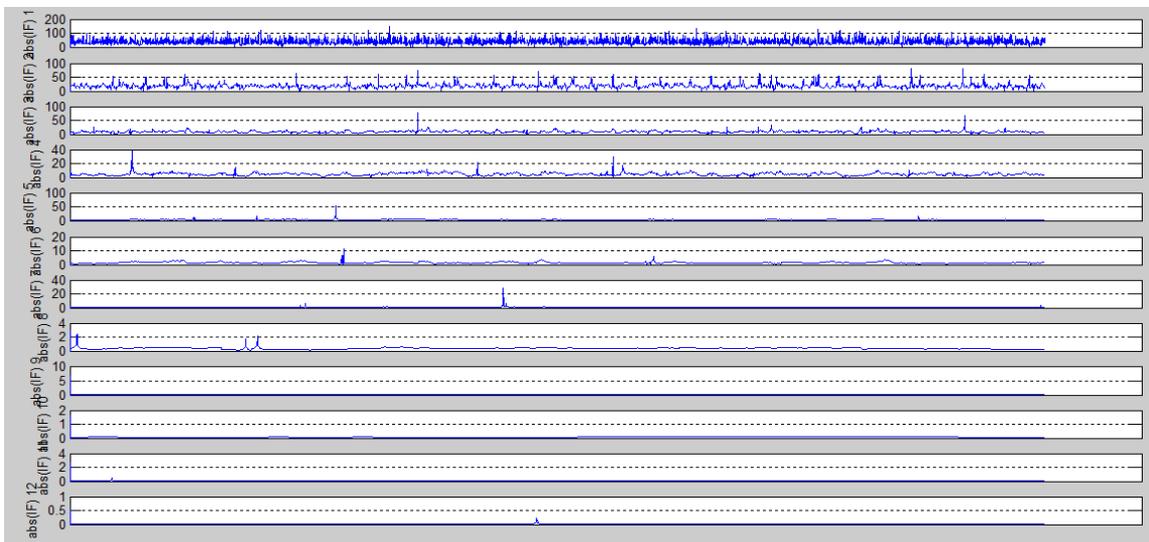


Figure 4.24 :Les FI obtenu à partir de l'EMD appliqué au signal ECG bruité.

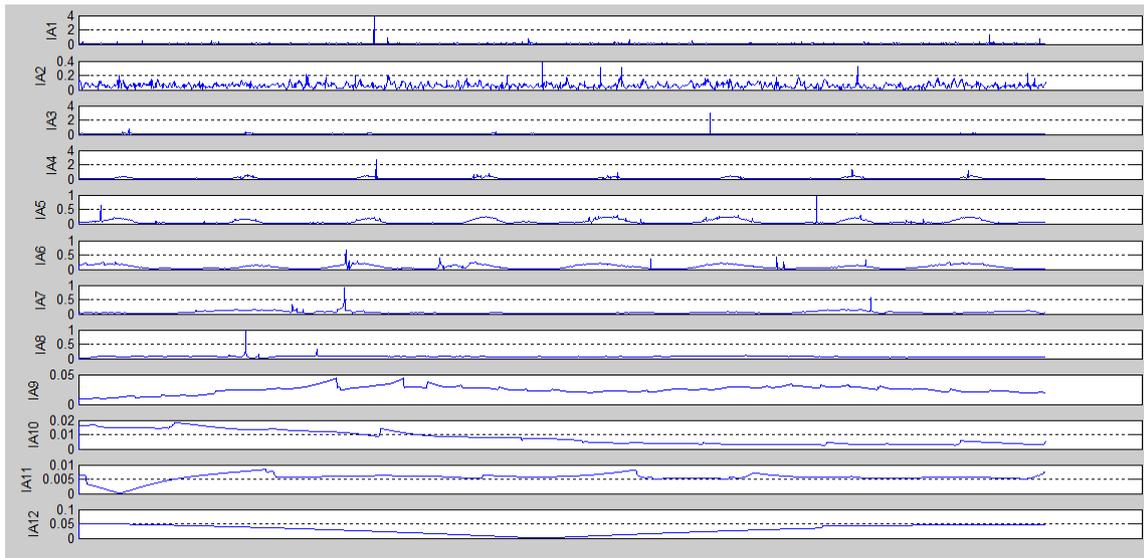


Figure 4.25 :Les AI obtenu à partir de l'EMD appliqué au signal ECG bruité.

Puisque on a trouvé 12 IMF , Donc on peut déduire que le signal ECG bruité constitue de 12 composantes fréquentielle

Lorsque on utilise l' EEMD pour la détermination de la FI et AI du signal ECG bruité on obtient 14 IMF comme il est montré ci-dessous (Figure 4.26) :

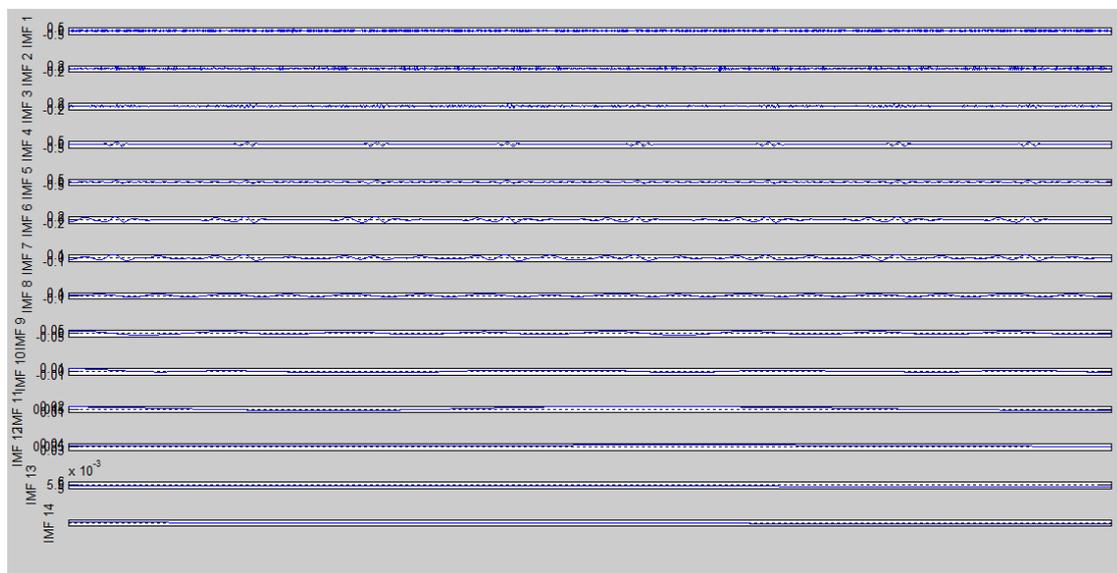


Figure 4.26 :les IMF obtenu lorsque on utilise EEMD .

Les FI et les AI obtenue lorsque on utilise l'EEMD sont montré dans les figures ci-dessous (Figure 4.27 etFigure 4.28) :

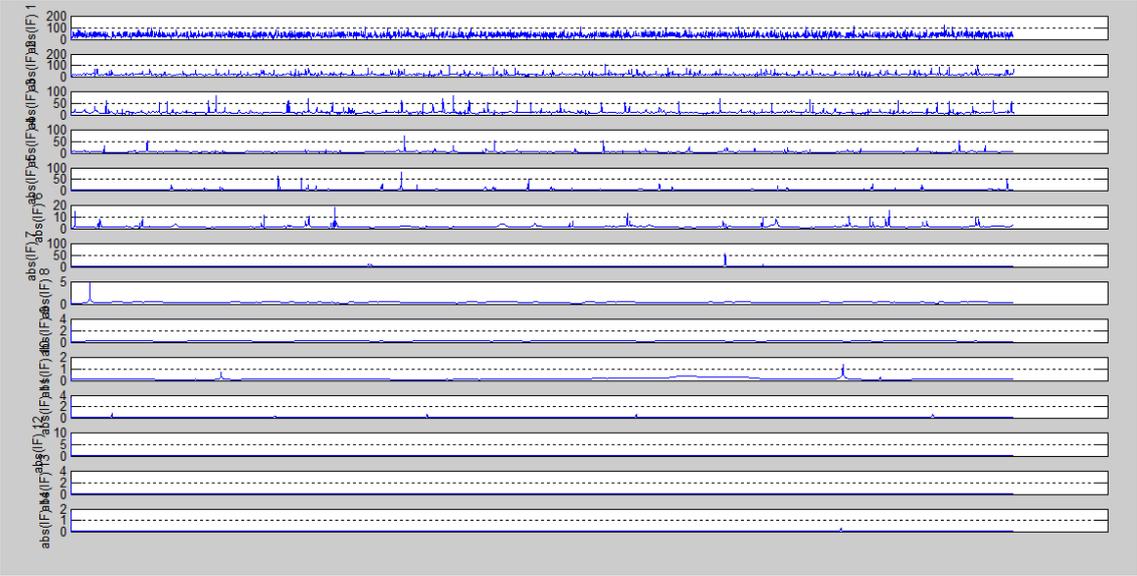


Figure 4.27 :Les FI obtenu à partir de l’EMD appliqué au signal ECG bruité.

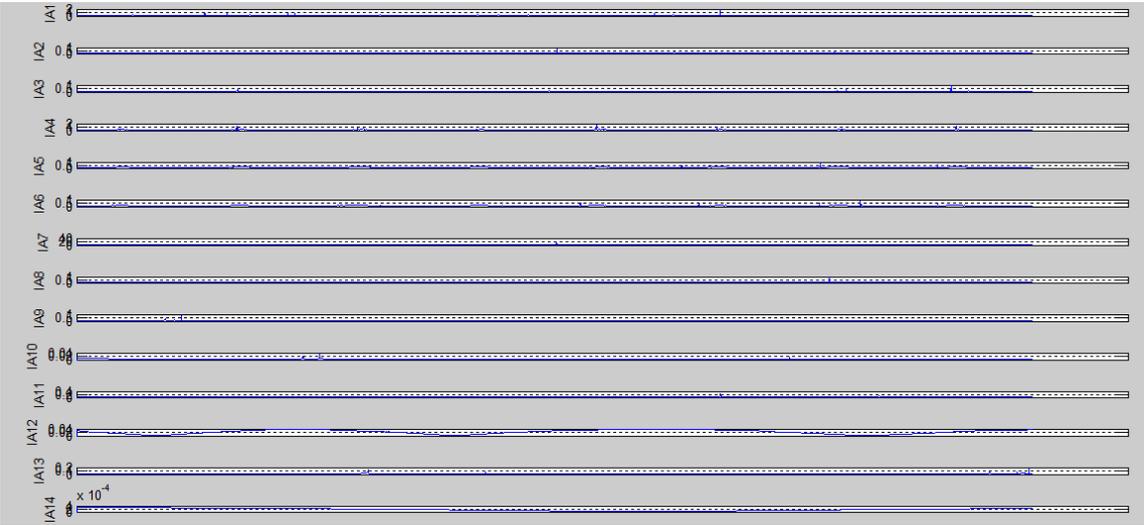


Figure 4.28 :Les AI obtenu à partir de l’EEMD appliqué au signal ECG bruité.

Lorsque on utilise le CEEMDAN pour la détermination de la FI et AI du signal ECG bruité on obtient 12 IMF comme il est montré ci-dessous (Figure 4.29) :

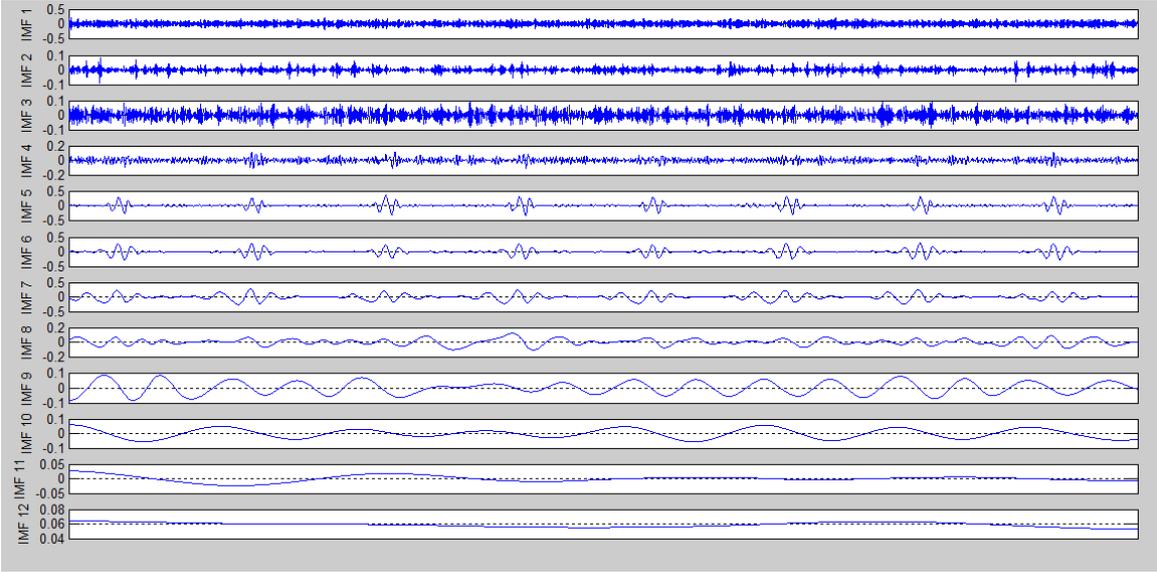


Figure 4.29 : Les IMF obtenu lorsque on utilise CEEMDAN .

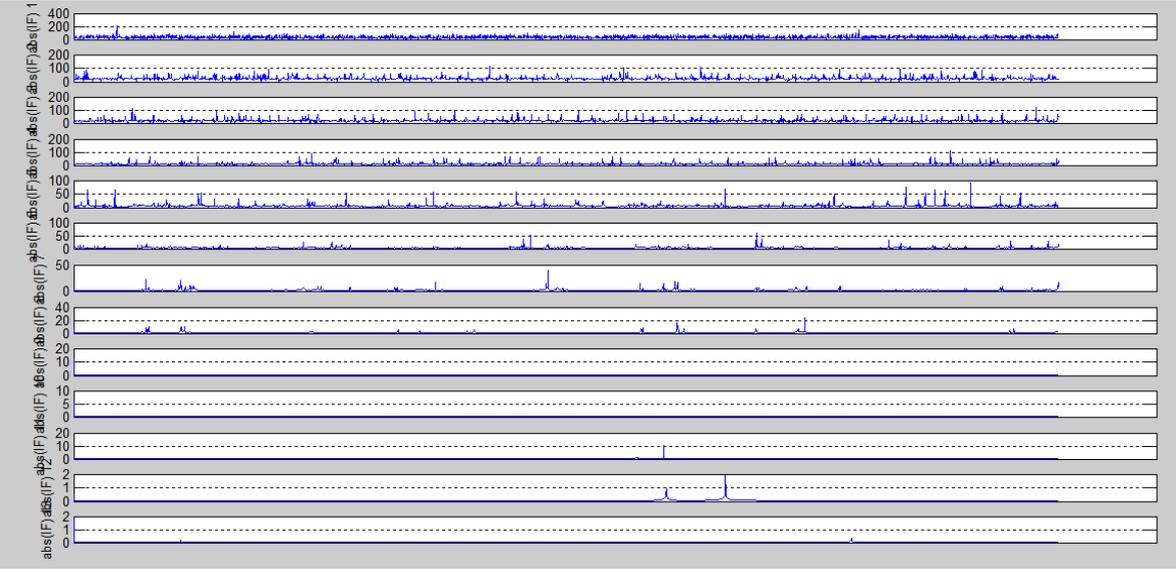


Figure 4.30 :Les FI obtenu à partir du CEEMDAN appliqué au signal ECG bruité.

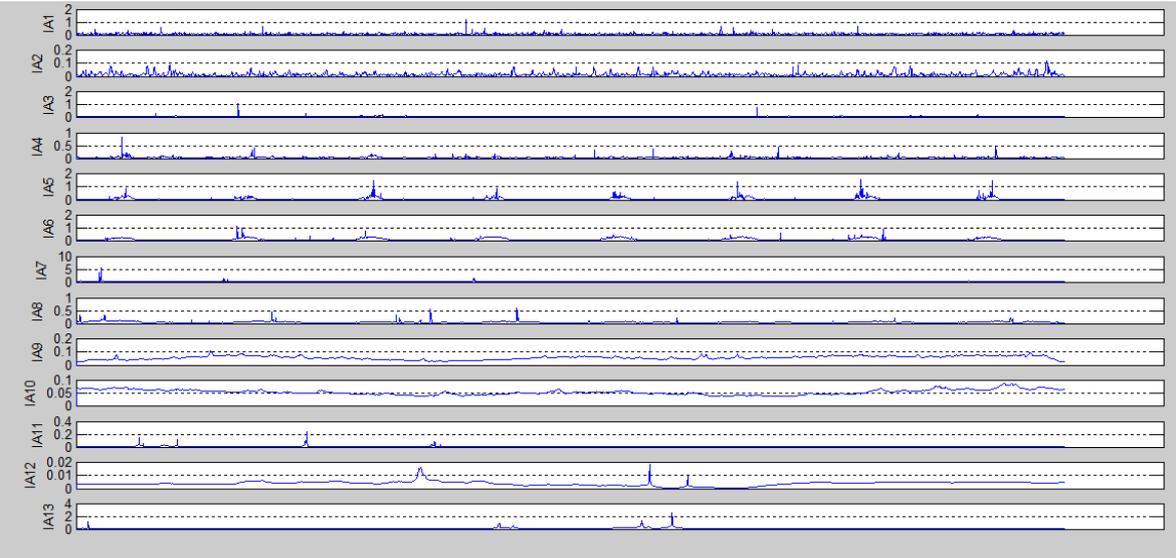


Figure 4.31 :Les AI obtenu à partir du CEEMDAN appliqué au signal ECG bruité.

Lorsque on utilise le CEEMDAN amélioré pour la détermination de la FI et AI du signal ECG bruité on obtient 11 IMF comme il est montré ci-dessous (Figure 4.32) :

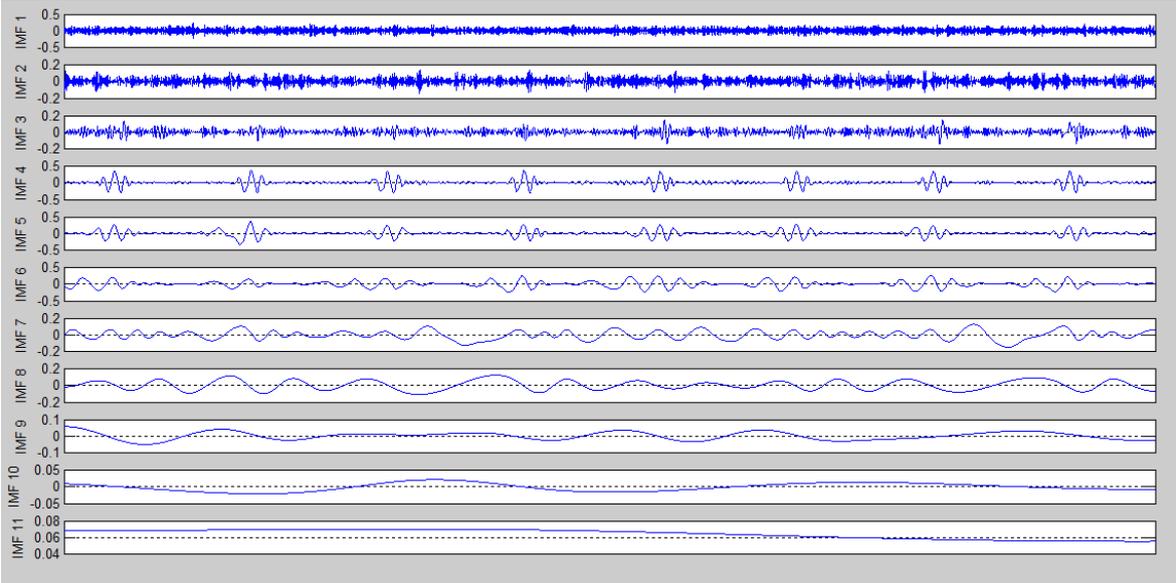


Figure 4.32 :les IMF obtenu lorsque on utilise CEEMDAN amélioré .

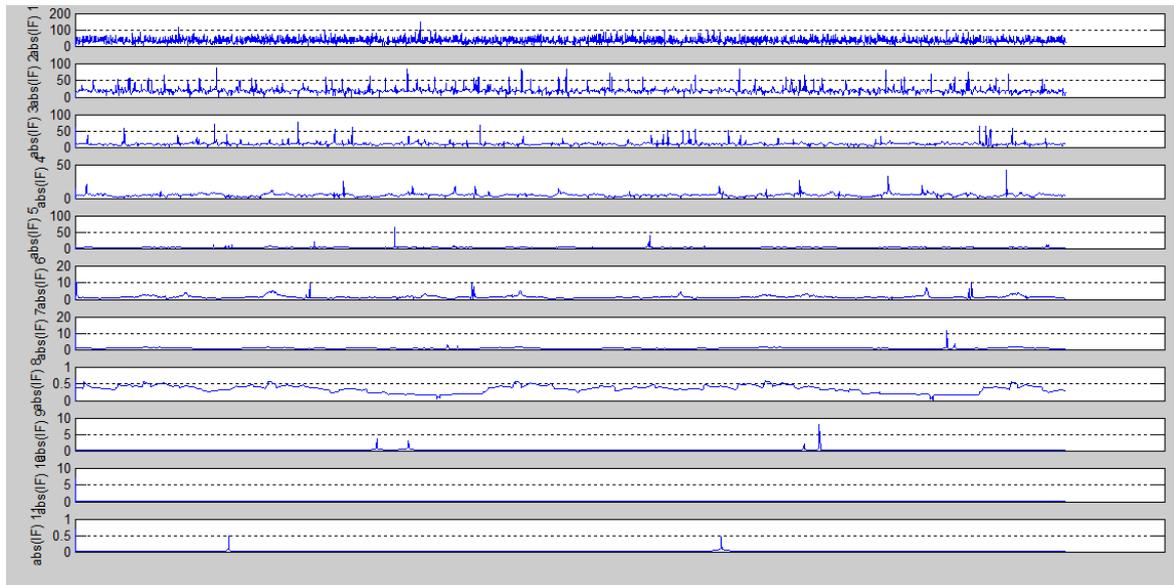


Figure 4.33 :Les FI obtenu à partir du CEEMDAN amélioré appliqué au signal ECG bruité.

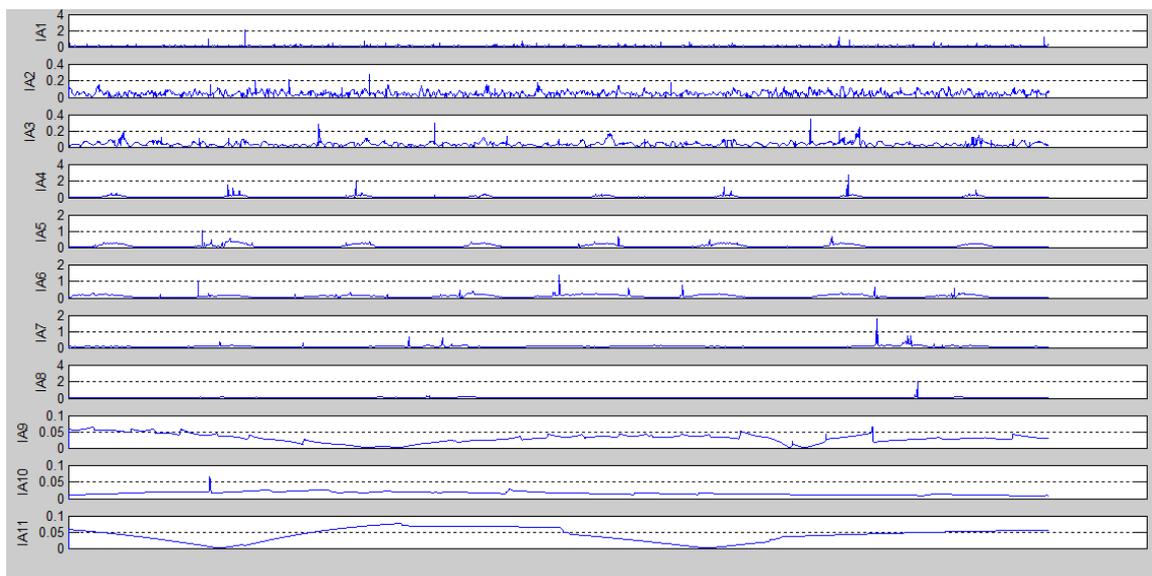


Figure 4.34 :Les AI obtenu à partir du CEEMDAN amélioré appliqué au signal ECG bruité.

L'utilisation des version amélioré du EMD ; EEMD, CEEMDAN et CEEMDAN amélioré pour l'estimation de la fréquence et l'amplitude instantanée nous a montré que le CEEMDAN amélioré est la meilleur méthode pour la décomposition d'un signal avec un minimum d'IMF et sans résidue .

La conclusion

Dans ce chapitre on a vu les différentes méthodes pour déterminer la fréquence instantanée (FI) et l'amplitude instantanée (AI) ; la transformée de Hilbert (TH), la transformée de Hilbert et Huang (HHT), DESA, TKEO .

Après on a illustré la détermination de la fréquence instantanée par l'application des méthodes qu'on a vu précédemment sur les signaux synthétiques stationnaires, les signaux synthétiques non stationnaires et terminant notre application par les signaux réels prenant l'exemple d'un signal ECG.

Au dernier on a essayé d'estimer la fréquence instantanée d'un signal ECG bruité utilisant EMD et ces versions améliorées EEMD, CEEMDAN et CEEMDAN amélioré, et on a vu que le CEEMDAN amélioré est la meilleure méthode pour la décomposition d'un signal avec un minimum d'IMF et sans résidu .

Conclusion générale

Conclusion générale

L'objectif dans ce travail de mémoire était de proposer et d'introduire de nouvel outil de traitement et d'analyse des signaux non-stationnaires. L'idée était de proposer un outil simple et rapide. L'approche que nous avons choisie est centrée essentiellement autour de l'estimation de la fréquence instantanée utilisant la décomposition temporelle non-linéaire EMD et ces version EEMD, CEEMDAN, CEEMDAN amélioré.

Dans le chapitre 1 nous avons étudié les différents approches utilisé pour classifier les signaux d'une manière générale et précisément à l'approche phénoménologique et on a vules différents types des sous classes des signaux aléatoires ; les signaux stationnaires et les signaux non stationnaires. et nous avons vu que les signaux non stationnaires sont difficile à exploiter et à analyser.

Ensuite dans le chapitre 2 on a montré les différentes méthodes classiques de l'analyse fréquentielle des signaux telles que : la transformé de fourrier (la TF), l'analyse temps fréquence tel que : le spectrogramme et la STFT .aussi l'analyse temps échelle ou la transformé en ondelette .Et on a montré les limitations de la transformé de fourrier quand les signaux à analyser sont non stationnaire qui consistent à la disparissions de la localisation temps fréquence. Aussi on a vu les limitations de L'analyse temps fréquence déterminé par le principe d'incertitude de Heisenberg. Après nous avons vules limitations de l'analyse temps échelle ou transformé en ondelette relatives au choix d'ondelette.

Après dans le chapitre 3 nous avons défini l'approche proposée par Huang *et al.* : associer la Transformation de Huang ou plus exactement la décomposition en modes empiriques (EMD pour Empirical Mode Decomposition) pour l'analyse des signaux non stationnaires et les signaux provenant des système non-linéaire. et on a vue la méthode amélioré EEMD en vue de réduire les différents défauts de EMD. puis nous avons étudié les méthodes d'améliorations de EEMD (CEEMD ,CEEMDANet CEEMDAN amélioré) pour réduire le nombre D'IMF. illustrant ces méthodes par un exemple comparatif entre le CEEMDAN amélioré avec ceux d'EMD, EEMD et du CEEMDAN d'origine. Et on vu que le

Conclusion générale

CEEMDAN amélioré est la meilleure méthode pour la décomposition d'un signal avec un minimum d'IMF et sans résidu .

Au dernier chapitre nous avons montré les différentes méthodes pour déterminer la fréquence instantanée (FI) et l'amplitude instantanée (AI) telles que : la transformée de Hilbert (TH), la transformée de Hilbert et Huang (THH), DESA, TKEO . Aussi on a illustré la détermination de la fréquence instantanée par l'application de ces méthodes sur les signaux synthétiques stationnaires, les signaux synthétiques non stationnaires et terminant notre application par les signaux réels prenant l'exemple d'un signal ECG. Après on a essayé d'estimer la fréquence instantanée d'un signal ECG bruité utilisant EMD et ces versions améliorées EEMD, CEEMDAN et CEEMDAN amélioré. Et on a vu que le CEEMDAN amélioré est la meilleure méthode pour la décomposition d'un signal avec un minimum d'IMF et sans résidu .

Références Bibliographiques

Références Bibliographiques

- [1] Frédéric de Coulon. Signal theory (Télécommunication) Lausanne : Presses polytechniques et universitaires romandes, ©1996A. Gandhi, *Recent advances in modeling and online detection of stator interterm faults in electrical motors*, IEEE Trans Ind Electron , (2011) .58(5) : p. 64-75.
- [2] Christian jutant. cours de la deuxième année. université Josef fourrier . novembre 2009
- [3] Pierre Borne : Méthodes et techniques de l'ingénieur (Paris2), Editions Technip, ©1992.
- [4] Michael Weeks. Digital signal processing using Matlab and wavelets
Publisher David F.Palai. ISBN:0-9778582-0-0.
- [5] NitaigourPremchandMahalik . Mechatronics : principes, concepts and applications
Boston, MA. : McGraw-Hill, 2003.
- [6] Sonde Abdelmouleh. Cours traitement de signal .Chapitre-1-Generalites-sur-les-signaux
Extrait de : <https://www.technologuepro.comcours-traitement-de-signal>.
- [7] Digital signal processing using Matlab for students and reasercher first edition.
John W Leis. published 2011 by John Wiley and Sons. Inc .
- [8] Alexander D .Poularikas. Digital signal processing with Matlab and soulutions. publié par
Le groupe: Taylor et Francis LIC en 2018.
- [9] Michael P Norton . Fundamentals of noise and vibration analysis for engineers
Publisher: Cambridge University Press 2003.
- [10] H. Lohninger. Fundamentals of Statistics. electronic book. publier en 08-10-2012.
Éxtrait du site : http://www.statistics4u.com/fundstat_eng/ee_ergodicity.html .
- [11] E.S.Gopi. Milti Disciplinary Digital Signal Processing. Springer international publishing AG 2018.
- [12] Abdelkhalek Bouchikhi. AM-FM signal Analysis by Teager Huang
Transform: application to underwater acoustics. Signal and Image Processing
thèse de doctorat à Université de Rennes soutenue à l'école de Navale le : 7/12/ 2010.
- [13] Online book, geophysical tutorials, geoscience articles, and biographies

Références bibliographiques

- of key geoscientists. *Encyclopedic Dictionary of Applied Geophysics*. And
Seismic Data Analysis. Extrait du site :<https://wiki.seg.org/images/2/2c/Segf19.jpg>
- [14] Jean-Christophe Cexus. Analyse des signaux non stationnaires par transformation de Huang, opérateur de Teager Keiser et transformation de Huang-Teager thèse de doctorat à Université de Rennes soutenue à l'école de Navale le : 12/12/ 2005
- [15] Messaoud Bnidir. méthodes de base pour l'analyse et le traitement du signal . publier à Paris en 2004.
- [16] Sciences et Technologies Industrielles. Traitement du Signal. Académie de Normandie. périmètreCaen. extrait du sit : https://sti.discip.ac-caen.fr/IMG/pdf/traitement_signal.pdf.
- [17] Patrick Flandrin. Empirical Mode Décomposition. Extrait du site : <http://perso.ens-lyon.fr/patrick.flandrin/emd.html> .
- [18] Jean Claud Nunes and Eric Delicherchelle Empirical Mode Decomposition : Applications on signals and image processing. World scientific publishing company. Vol 1. 2009.
- [19] Robi Polikar. Wavelet Tutorial. Fundamental Concepts and an Overview of the Wavelet Theory. First written: November 1994. Revised: July 23, 1995.
Second Edition: June 5, 1996
- [20] N.E. HUANG, Z. SHEN, S.R. Long, M.C. Wu, H.H. SHIH, Q. ZHENG, NC, Yen, C.C. TUNG et H.H. Liu: The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and no-stationary time series analysis. Proceedings of the royal society of London, 454:903-995, 1998.
- [21] Pramod Rastogi, Erwin Hack . Phase Estimation in Optical Interferometry. CRC Press, 21 November . 2014 - 366 pages.
- [22] Abdoulaye Thioune. Décomposition modale empirique et décomposition spectrale intrinsèque: applications en traitement du signal et de l'image. Université Paris-Est, 2015.
- [23] Kais Khaldi, Abdel-Ouahab Boudraa, Monia Turki, Thierry Chonavel and Imen Samaali. AUDIO ENCODING BASED ON THE EMPIRICAL

Références bibliographiques

- MODE DECOMPOSITION. IRENav, Ecole Navale / E³I²(EA3876), ENSIETA.
- [24] EivindKvedalen.Signal processing using the teager energy operator and other Nonlinear operators. May 2003 .
- [25] Thomas Oberlin. Fréquence instantanée d'un signal. Laboratoire Jean Kuntzmann,Grenoble.3/11/2011.
- [26] MOUGHAN WAHIBA.Amélioration de la méthode EEMD.Université FERHAT ABBAS Setif,Algerie. soutenue le :19/10/ 2014.
- [27] Marcelo A. Colominas, GastónSchlotthauer, María E. Torres.Improved complete ensemble EMD: A suitable tool for biomedical signal processing. © 2014 Elsevier Ltd. Accepted 26 June 2014.
- [28] M.Feder and E.Weinstein.Parameters estimation of superimposed signals using the EMD algorithm.IEEE.Sig.Process,36 no,4:477-489,april,1988.
- [29] N.E.Huang ,S.S.P.Shen:Hilbert Huang and its applications. Interdisciplinary and mathematical sciences vol 5.ISBN:981-256-376-8,World Scientific publishing Co. Pte.Ltd, 1998.
- [30] Mathias Johansson, “The Hilbert transform”, Master thesis, Mathematics, Applied Mathematics, Vaxjo University, 1999.
- [31] A. Potamianos and P. Maragos, “A comparison of the energy operator and Hilbert transform approach to signal and speech demodulation, ” Signal Processing, vol. 37, issue 1, pp. 95-120, 1994.
- [32] P.Margos,J.F.Kaiser,andT.F.Quatieri.On amplitude and frequency demodulation using energy operators.IEEE Trans.sig.Process,41:1532-1550,1993.
- [33] J.F. Kaiser : Some useful properties of teager's energy operators. In Proceedings of IEEE ICASSP 93, volume 3, pages 149–152, Minneapolis, NN, avril 1993.
- [34] OuadiBeya.Analyse et reconnaissance des signaux viratoires.université de Bourgogne,soutenue le :15may 2014.

