REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE

MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE

UNIVERSITE YAHIA FARES DE MEDEA



Faculté de **T**echnologie

Mémoire de fin d'études de Master

Filière : Electronique
Spécialité : Télécommunication

La Décomposition Modale Empirique

Application au débruitage de la parole

Présenté par :

Dellal Habiba

Mazighi Djamel eddine

Proposé et Dirigé par :

M^r^ Rebiai Mohamed

Promotion 2020

Remerciement

Nous tenons à la fin de ce travail à remercier ALLAH le tout puissant de nous avoir donné la foi et de nous avoir permis d'en arriver là.

Nous tenons à remercier notre encadreur Monsieur REBIAI MOHAMED pour ses conseils et ses directives.

Nos grands remercîment aussi à tous les enseignants qui ont contribué à notre formation au département de génie électrique.

Nous adresse nos plus vifs remercîments à toutes les personnes qui nous ont aidés de prés ou de loin de l'élaboration de ce modeste mémoire. Je cite

M^{r} TALEB et M^{r} BEN KALEAI

Nous remercions vivement nos familles pour leur aide matérielle et moral durant toute la période de préparation.

Dédicaces

Je dédie ce modeste travail :

Au symbole de douceur, de tendresse, d'amour et affection, et grâce au sens de devoir et aux sacrifices immenses qu'elle a consentis: ma mère j'ai pu arriver à réaliser ce travail.

A ce qu'est toujours mon meilleur exemple dans la vie : mon père, pour les sacrifices qu'il a consentis pour mon éducation et pour l'avenir qu'il n'a cessé d'offrir.

A ce qui m'a souhaitée de la chance mes frères et mes soeurs.

A ceux qui m'ont aidé, encouragé, apprécié mon effort et crée le milieu favorable, l'ambiance joyeuse et l'atmosphère joviale.

Habiba Dellal

Dédicace

Je dédie ce modeste travail

A mes très cher parents et je remercie Allah de les avoir protégé pour être témoin de ma réussite

A mes chères frère et sœur

A toute ma famille sans exception

A tous les professeurs et enseignants

A tous mes collègues de la promotion M2 télécommunication

Toutes ces personnes que j'ai senties redoutable de leur dédier ce modeste travail en termes d'amour et de profonde gratitude

A mon binôme

A tous mes amis particulièrement

Mazighi Djamel eddine

Sommaire

Liste de figure 1
Liste des Symboles et abréviations 3
Résumé 4
INTRODUCTION GENERALE 7
Chapitre I :Méthodes d'analyse temps fréquence 9
I.1Introduction 9
I.2Généralités sur les signaux 9
I.2.1la notion de signal 9
I.2.2Classification des signaux 9
I.2.2.1Signal déterministe 9
I.2.2.2Signal aléatoire 10
I.3 Le but de l'analyse temps –fréquence 11
II-1 L'évolution des méthodes d'analyse temps-fréquence des signaux : 12
I.4 Les méthodes temps-fréquence de l'analyse des signaux non-stationnaire: 12
I.4 .1La transformée de Fourier 12
I.4 .1.1Définition 12
I.4 .1.2 Propriétés de la transformée de Fourier [7] 13
I.4 .1.3 Transformée de Fourier à temps discret (TFTD) [7] 13
I.4 .1.4 Transformée de Fourier d'un signal numérique [7] 13
I.4 .1.5 Limites de la transformer de Fourrier standard [5] 14
I.4 .2La transformée de Fourier à court terme (TFCT) 15
I.4 .2.1Définition 15
I.4 .2.2 Inconvénient de la TFCT 16
I.4 .3La transformer en ondelettes (WT/TO) 16
I.4 .3.1Définition 16
I.4.3.2 La transformer en ondelette continue (TOC/CWT) 17
I.4 .3. 3 La transformer en ondelette discrète (TOD/DWT) 18
I.4 .4 Distribution de Wigner –Ville (DWV) 18
I.4.4.1 Limitation de la distribution de Wigner –Ville (DWV) 19
I.4.5la Décomposition Modale Empirique(EMD) 20
I.4 .5.1 Introduction 20
I.4 .5.2 Définitions 20
I.4 .5.3 L'objectif de la méthode EMD 22
I.4 .5.4 La transformée de Hilbert Huang(THH) 23

I.4 .5.5 Principe de la décomposition par EMD 24
I.4 .5.6Tamisage (Sifting Process) 25
I.4 .5.7 Défauts de la méthode EMD 30
I.5 Décomposition modale empirique bidimensionnelle(BEMD) 34
I.6 Conclusion 35
Chapitre II :Le de bruitage des signaux par EMD 51
II.1Introduction 51
II.2 La parole 51
II.2.1Sons fricatifs 52
II.2.2 Sons voisés(fricatifs sonores) 52
II.2.3 Sons non voisés (fricatifs sourdes) 52
II.2.4 Le bruit 52
II.2.4.1 Le bruit blanc 53
II.2.4 .2 Le bruit coloré 54
II.2.4 .3 Le bruit gaussien 54
II.2.4.4 Le bruit blanc gaussien 55
II.2.4 .5 Les méthodes d'évaluation du débruitage 56
II.3Application de l'EMD au débruitage de la parole 57
II.3.1 Première approche (Débruitage naïf) 58
II.3.1.1 Paramètres de simulation 59
II.3.2 Rehaussement de la parole par EMD et analyse de Hurst 63
II.3.2.1 Exposants Hurst 63
II.3.2.2 La corrélation et l'autocorrélation 64
II.3.2.3 Algorithme de la méthode débruitage par EMD et analyse de Hurst 64
II.3.2.4 Paramètres de simulation 65
II.3.3 Débruitage par EMD et la transformée en ondelettes non décimée (NDWT) 66
II.3.3.1 La transformée en ondelettes non décimée(NDWT) 66
II.3.3.2 Algorithme de débruitage par EMD et NDWT 67
II.3.3.3 Paramètre de simulation 71
II.3.3.4 Résultats de débruitage par la technique EMD-ondelette 72
II.4Conclusion 75
Chapitre III :Résultats et simulation 77
III.1Introduction 77
III.2Description de l'interface graphique 77
III.3 Simulation des programmes par l'interface graphique 78

III.3.1 Enveloppe max et min et la moyenne d'un signal 78
III.3.2 Programme de l'EMD 80
III.3.3 Programme de l'EMD plus la FFT 82
III.3.4 Programme de la HHT 83
III.3.5 Simulation du programme de débruitage par EMD-Analyse de Hurst 84
II.3.6 Simulation du programme de débruitage par EMD-Ondelette 85
III.4.Conclusion 86
CONCLUSION GENERALE 87
Bibliographie 88
ANNEXE 93

Liste de figure

Figure I.1: Signaux périodiques quelconques……10
Figure I.2: Signal aléatoire……. 10
Figure I.3: Signale A stationnaire et signale B non stationnaire…… 11
Figure I.4: Représentation temporelle et représentation fréquentielle d'un signale…….. 12
Sinusoïdale.
Figure I.5: Représentation temporelle et représentation fréquentielle par transformer de.
Fourrier d'un signale A stationnaire et un signale B non stationnaire…….. 14
Figure I.6: Transformer de Fourrier par fenêtre glissante…… 16
Figure I.7: Exemples d'ondelettes…….. 17
Figure I.8: Signal multi-composantes et mono-composante…… 22
Figure I.9**:** (a) : Une onde AM–FM. L'amplitude instantanée A(t) est tracée en rouge
trait pointillé. Lorsque l'hypothèse de variation lente est respectée.
(b) : Même chose lorsque l'hypothèse de variation lente n'est plus respectée :
A(t) ne correspond plus à l'enveloppe du signal…… 22
Figure I.10**:** Exemples de splines……. 25
Figure I.11**:** L'organigramme de la méthode EMD…….. 29
Figure I.12**:** Enveloppe supérieure et inférieure obtenues par interpolation des maxima et
minima locaux…….. 30
Figure I.13**:** Exemple de décomposition en modes empiriques. L'axe horizontal est le
temps t …… 30
Figure I.14: Choix des valeurs a tabuler pour l'interpolation…… 33
Figure I.15 :Application de la BEMD sur l'image Lena…….34
Figure II.1: La composition du signale parole…… 52
Figure II.2: Spectre du bruit blanc……53
Figure II.3: La courbe de la densité de probabilité de la loi normale…… 54
Figure II.4: Bruit blanc gussien……56
Figure II.5: Signal vocal original…… 58

Figure II.6: Signal vocal bruité…… 59

Figure II.7: La décomposition du signal bruité par EMD……60

Figure II.8: Les cinq IMFs à éliminer…… 61

Figure II.9: Reconstruction partielle du signal débruité……. 62

Figure II.10: Reconstructions partielles successives du signal débruité…… 63

Figure II.11: Rehaussement de la parole par la méthode EMD-Analyse de Hurst…… 65

Figure II.12: Un banc de filtres de niveau 3 avec sous échantillonnage……. 69

Figure II.13: Graphe de la fonction du seuillage doux…… 70

Figure II.14: Graphe de la fonction du seuillage dur…… 71

Figure II.15: Débruitage d'un signal vocal par EMD-Ondelette…… 72

Figure II.16: Les trois premiers IMFs débruités par la technique EMD-Ondelette…… 73

Figure II.17: Le reste des IMFs débruités par la technique EMD-Ondelette…… 74

Figure III.1:Vue générale de l'interface graphique…… 77

Figure III.2: Simulation du code enveloppe (max,min,moyenne)pour signale1…… 78

Figure III.3: Simulation du code EMD pour signale1…… 79

Figure III.4: Simulation du code EMD pour signale2 ……80

Figure III.5: Simulation du code EMD-FFT pour signale5…… 81

Figure III.6: Signal1 avant la HHT…… 83

Figure III.7: La simulation du signal 1 par la HHT…… 83

Figure III.8: Débruitage d'un enregistrement vocal par EMD et Analyse de Hurst…… 84

Figure III.9: Débruitage d'un enregistrement vocal par EMD-Ondelette…… 85

Liste des Symboles et abréviations

TF	Transformée de Fourier.
FFT	Transformée de Fourier rapide.
TFT	Transformée de Fourier à temps discret.
TFC	La transformée de Fourier à court terme
WT	La transformer en ondelettes.
TO	La transformer en ondelette continue**.**
TOD/DWT	La transformer en ondelette discrète .
DWV	Distribution de Wigner –Ville **.**
EMD	Décomposition Modale Empirique
IMF	La fonction modale intrinsèque
FI	La fréquence instantanée
THH	Transformation de Huang-Hilbert
BEMD	La décomposition modale empirique bidimensionnelle
BIMF	La fonction modale intrinsèque bidimensionnelle.
NDWT	La transformée en ondelettes non décimée.

ملخص

في هذا العمل ، نقترح دراسة تستند إلى المقارنة بين ثلاث طرق هجينة لتصفية الإشارات.التي تتعتمد اساسا علىً على طريقة التجزئة النموذجية التجريبية كطريقة يمكنها التكيف مع مختلف الاشارات غير المستقرة وطرق أخرى ، وهي الطريقة الساذجة وتحليل هيرست وطريقة التجزئة باستخدام المويجات. مبدأ المنهج الساذج هو التخلص من اجزاء الاشارة ذات التردد العالي من خلال الاعتقاد أنها تحتوي على ضوضاء فقط ، اما الطريقة التي تعتمد على تحليل هيرست فتتمثل في حساب عامل هيرست لكل الاجزاء ثم مقرنتها بعتبةهيرست والتخلص من الاجزاء التي تملك عاملا اكبرمن عتبةهيرست ، ثم يتم إعادة بناء الإشارة باستخدام الاجزاء الباقية فقط اما المعالجة باستخدام تقنية المويجات فهي تعتمد اساسا على معالجة كل جزء منفردا عن طريق التحويل بالمويجات ، ثم تحديدها باستخدام عتبة محسوبة من ثم تتم عملية بناء كل جزء اعتمادًا على التحويل بالمويجات العكسية وفي النهاية بناء الإشارة المحسنة.
نتائج إزالة الضوضاء بالطرق الثلاثة موضحة على الإشارات الاصطناعية والواقعية باستخدام واجهة رسومية.

Résumé

Dans ce travail, nous proposons une étude basé sur la comparaison entre trois méthodes hybrides de débruitage des signaux utilisant la décomposition modale empirique comme approche adaptative associée à d'autres méthodes.qui sont l'approche naïve , l'analyse de Hurst et la transformé en ondelette. Le principe de l'approche naïve est l'élimination des IMFs bruités de haute fréquence en croyant quels contienne de bruit seul, pour la méthode EMD-Analyse de Hurst consiste à Seuiller les exposants de Hurst des IMFs ,le signal est alors reconstruit en utilisant tous les modes seuillés par contre la technique EMD-Ondelettes procède à traiter chaque IMFs seul par le débruitage par la transformée en ondelettes non décimée(NDWT) ,aprés un seuillage dépendant de niveau des coefficients issus de la décomposition, la reconstruction de chaque IMFs est par la transformée en ondelettes inverse et on termine par la reconstruction du signal rehaussé.

Les resultats du débruitage par les trois méthodes sont illustrés sur des signaux synthétiques et réels en utilisant une interface graphique sous matlab.

Mots clés :

EMD, BEMD ,Parole, débruitage, traitement de signal.

Abstract:

In this work, we propose a study based on the comparison between three hybrid methods of signal denoising based on empirical modal decomposition as an adaptive approach associated with other methods. Which are the naive approach, Hurst's analysis and the transformed into a wavelet. The principle of the naive approach is the elimination of high frequency noisy IMFs by believing that they contain noise alone, for the Hurst EMD-Analysis method consists in Threshold Hurst exponents of IMFs, the signal is then reconstructed using all the thresholded modes on the other hand the EMD-Wavelet technique proceeds to treat each IMF alone by denoising by the non-decimated wavelet transform (NDWT), after a thresholding depending on the level of the coefficients resulting from the decomposition, the reconstruction of each IMF is by the inverse wavelet transform and we finish with the reconstruction of the enhanced signal.

The results of denoising by the three methods are illustrated on synthetic and real signals using a graphical interface under matlab.

Keyword

Speech, dénoising, EMD,BEMD , Signal processing,

INTRODUCTION GENERALE

Le domaine du traitement du signal et de l'image connaît une progression importante liée à l'évolution des technologies de l'information et de la communication. Dans de nombreuses applications, il fait appel aux techniques d'analyse et de synthèse pour passer d'un état complexe difficile à analyser ou à traiter à un état simple facile à interpréter ou à manipuler. Une de ces applications on trouve le débruitage des signaux qui est un domaine où les recherches se sont multipliées ces dernières années. La non-stationnarité des signaux complexes tels que les signaux de parole rend ce processus délicat .Un bon nombre de chercheurs concentrent leur attention sur le problème de débruitage de la parole pour trouver des algorithmes efficaces. De nos jours un grand nombre de ces méthodes sont des méthodes hybrides qui sont basées sur l'EMD comme méthode adaptative associe à d'autres méthodes comme la transformée en ondelette, suivi d'une opération de seuillage qui consiste dans la plupart du temps à soustraire des coefficients la valeur du seuil et éliminer carrément ces coefficients s'ils sont au-dessous du seuil. Les méthodes de seuillage les plus connues sont le seuillage doux et le seuillage dur. Il existe cependant d'autres méthodes de seuillage tel que le seuillage de la loi μ [24], il suffit simplement d'appliquer la transformée en ondelettes inverse sur les coefficients seuillés pour récupérer le signal débruité.

Dans le cadre de ce projet, qui consiste à étudier le débruitage d'un signal de parole corrompu par un bruit blanc gaussien, la transformée en ondelettes de symlet d'ordre 4 (sym4) sera appliquées sur le signal bruité décomposé par EMD et cela jusqu'au quatrième niveaux. Le seuillage qui sera utilisé est le seuillage doux. Le signal sans bruit est ensuite récupéré. en effectuant l'opération inverse de la transformée en ondelettes sur les IMFs seuillés et la somme de ces derniers. Une série de tests de simulation effectuée en utilisant le logiciel Matlab sur une base de données d'échantillons de parole enregistrés.

Notre mémoire est organisé autour de quatre chapitres :

Après une introduction générale, le premier chapitre présente une étude comparative entre les principaux outils de l'analyse temps- fréquence , en insistant sur la méthode EMD comme outil présentant de nombreux avantages et qui tende à remplacer la transformée de Fourier et la transformée en ondelette pour l'analyse des signaux non stationnaires, sur ses avantages et inconvénients. Le deuxième chapitre est consacré à l'étude de la décomposition modale empirique bidimensionnelle BEMD comme une nouvelle approche

pour l'analyse des images. Dans la troisième partie nous présenterons trois méthodes de débruitage d'un signal de parole, en commençant par l'approche naïve et on termine par la méthode EMD-Ondelette. Le dernier chapitre sera consacré à la simulation de l'algorithme de débruitage d'un signal de parole par les trois méthodes citées dans le chapitre précédent en plus de la méthode EMD et HHT en utilisant une interface graphique créée sous matlab.

En fin, notre ravail est couronné par une conclusion générale.

.

Chapitre I
Méthodes d’analyse temps fréquence

Chapitre I :Méthodes d'analyse temps fréquence

I.1Introduction

La très grande majorité des signaux physiques qui nous entourent sont complexes et difficilement exploitables tels quels. Depuis la théorie de Fourier, de nombreux outils ont été développés pour analyser de tels signaux : les principaux sont la transformée de Fourier a fenêtre (ou de Gabor), les distributions temps-fréquence quadratiques (de Wigner-Ville, ou encore la classe de Cohen), ou encore les ondelettes [1]et la décomposition modale empirique (EMD) .Dans ce chapitre nous allons étudier les principaux outils de l'analyse temps- fréquence.

I.2Généralités sur les signaux

I.2.1la notion de signal

On définit généralement un signal comme une quantité physique mesurable porteuse d'information issue d'un capteur (dont la modalité et l'unité peuvent être quelconques). Le signal abstrait est la fonction qui servira à le modéliser mathématiquement. [2]

I.2.2Classification des signaux

Si on considère la nature de l'évolution du signal en fonction du temps. Il apparaît deux types de signaux :

I.2.2.1Signal déterministe

Un signal est déterministe si la fonction x(t) représentant le signal est connue pour toutes les valeurs de t. On retrouve dans cette classe les signaux périodiques, les signaux transitoires, les signaux pseudo aléatoires, etc…[3]

Exemple

$x(t)=t+1$

$x(t)= \sin(t)$

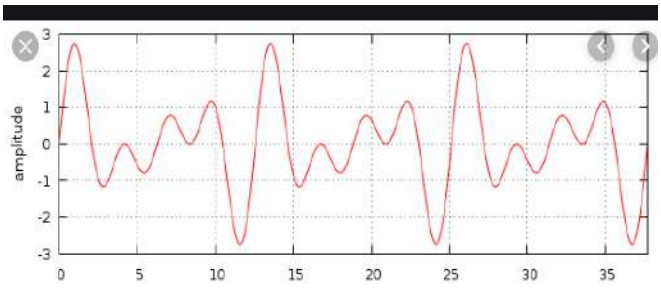


FIG I-1 Signaux périodiques quelconques[3]

I.2.2.2Signal aléatoire

Une fonction dont la valeur est inconnue dans l'avenir est une fonction aléatoire. Un signal représenté par une fonction aléatoire est appelé signal aléatoire ou stochastique. On retrouve dans cette classe les signaux stationnaires et les signaux non stationnaires. [3]

Exemple

Une fonction qui représente la température dans une salle en fonction du temps.

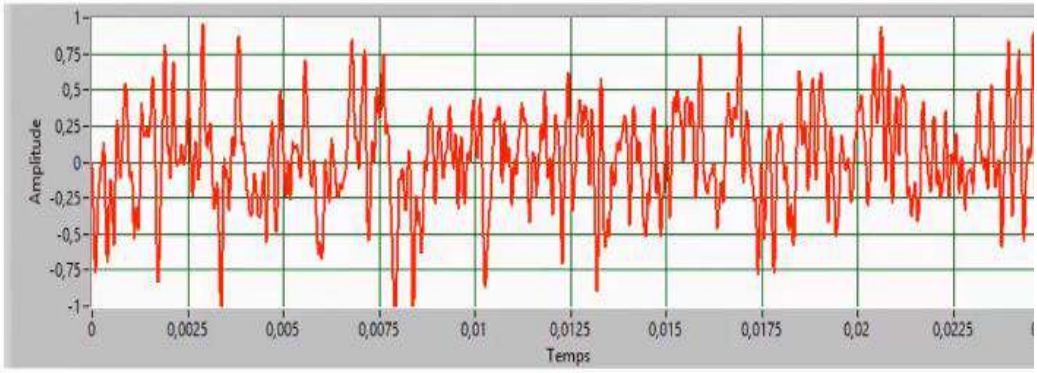


FIG I-2 :Signal aléatoire[4]

- **Les signaux stationnaires**

On dit qu'un signal aléatoire est stationnaire si ses propriétés statistiques sont invariantes par translation dans le temps. C'est a dire sa valeur moyenne statistique (moment statistique) est indépendante du temps ou bien ses caractéristiques spectrales ne varient pas au cours du temps [4] .

- **Les signaux non stationnaires**

Sont des signaux dont la structure change au cours du temps (valeurs moyenne fluctuante) ou bien ses caractéristiques spectrales varient au cours du temps [5] . .

Exemple : 8parole ,musique ,machine tournante lors d' accélération ou décélération.

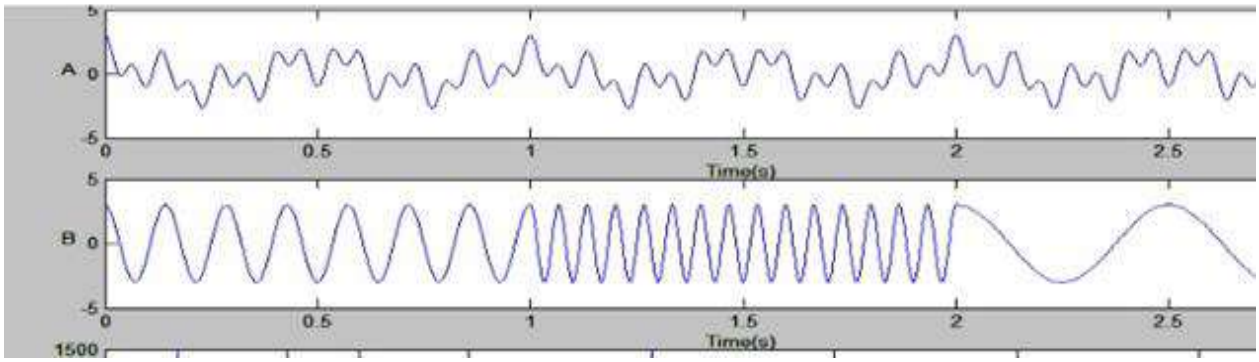


FIG I-3 : Signale A stationnaire et signale B non stationnaire

I.3 Le but de l'analyse temps –fréquence

L'observation dans le domaine temporel est souvent insuffisante pour déduire l'expression mathématique du signal .

Il serait intéressant de trouver une autre représentation qui apporterait plus d'informations sur le signal que la représentation usuelle temporelle . Cette nouvelle représentation devra faire directement apparaître certaines caractéristiques du signal non plus dans le domaine temporel (en fonction du temps) mais dans le domaine fréquentiel, c'est à dire en fonction de la fréquence.[6] Donc le but de l'analyse temps fréquences est d'offrir une description plus informative du signale révélant la variation temporelle de son contenue fréquentiel .[5]

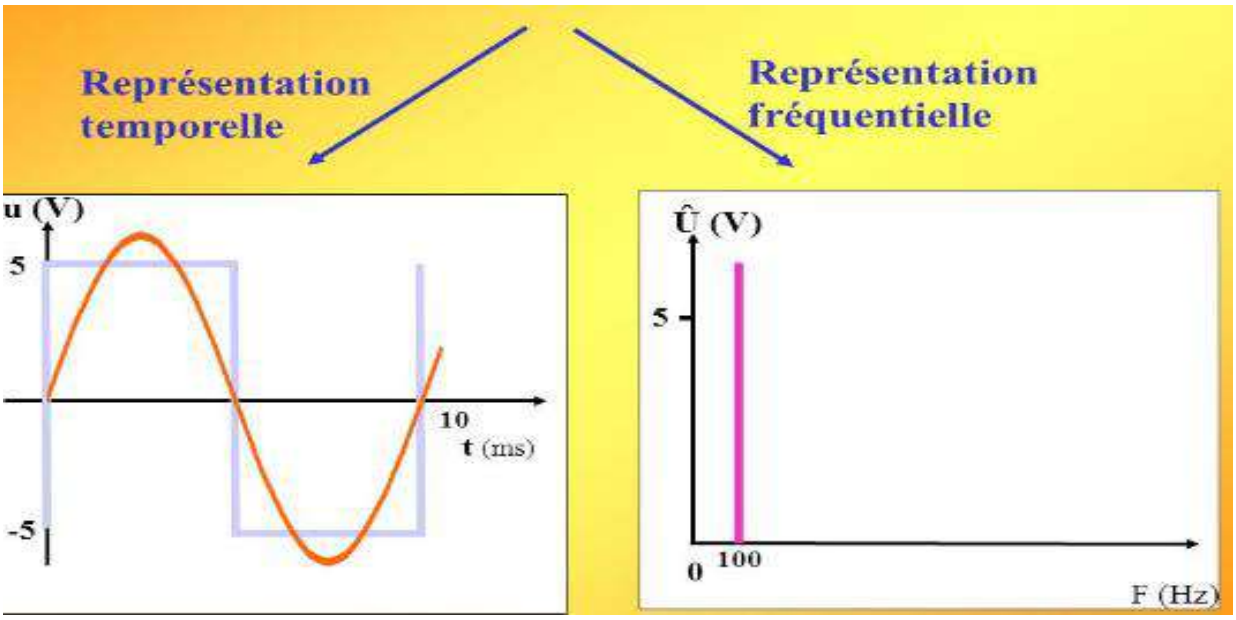


FIG I-4 : Représentation temporelle et représentation fréquentielle d'un signale sinusoïdale[6]

I.4 Les méthodes temps-fréquence de l'analyse des signaux non-stationnaire:

I.4 .1La transformée de Fourier

I.4 .1.1Définition

La transformée de Fourier est une opération qui permet de représenter en fréquence (développement sur une base d'exponentielles) des signaux qui ne sont pas périodiques. Il s'agit de l'analogue des séries de Fourier pour les fonctions périodiques (développement sur la base de fonctions sinusoïdales).

Soit x(t) un signal quelconque, on note X(f) ou T F(x(t)) sa transformée de Fourier telle que : $X(f) = \mathbf{T\,F(x(t))} = \int_{-\infty}^{+\infty} \mathbf{x(t)} e^{-\mathbf{i2\pi f\,t}}\,\mathbf{dt}$. [7] (I-1)

A la condition que l'intégrale $\int_{-\infty}^{+\infty} \mathbf{x(t)}\,\mathbf{dt}$ existe et fini.

Inversement, on peut définir une transformée de Fourier inverse T F $^{-1}$ telle que :

$x(t) = T\,F^{-1}(X(f)) = \int_{-\infty}^{+\infty} \mathbf{X(f)} e^{\mathbf{i2\pi f\,t}}\,df$ [7] (I-2)

X(f) est une fonction complexe même si x(t) est réel. La transformée de Fourier contient donc une partie réelle et une partie imaginaire et est représentée facilement grâce à son module et à son argument .

|X(f)| est appelé spectre d'amplitude.

Arg(X(f)) est appelé spectre de phase du signal.

La variable f s'appelle la fréquence dont l'unité est le Hertz (en abrégé : Hz).

Pour une représentation complète d'une transformée de Fourier , il faut deux graphiques : le module et la phase, ou bien la partie réelle et la partie imaginaire.

I.4 .1.2 Propriétés de la transformée de Fourier [7]

A -Linéarité : $ax(t) + by(t) \Leftrightarrow aX(f) + bY(f)$

B-Produit de convolution : $x(t).y(t) \Leftrightarrow X(f)* Y(f)$ et $x(t) *y(t) \Leftrightarrow X(f).Y(f)$

Une multiplication dans un domaine correspond ainsi à un produit de convolution dans l'autre.

C-Retard temporel et fréquentiel : $x(t - t_0) \Leftrightarrow X(f)\, \boldsymbol{e^{i2\pi f t0}}$ et $x(t) \cdot \boldsymbol{e^{i2\pi f0t}} \Leftrightarrow X(f - f_0)$

Un retard temporel correspond ainsi à un déphasage au niveau fréquentiel, et inversement.

D-Changement d'échelle : $x(at) \Leftrightarrow \frac{\mathbf{1}}{|\mathbf{a}|} X(\frac{\boldsymbol{f}}{\boldsymbol{a}})$.

E-Théorème de Parseval : Soit E l'énergie du signal. On a :

$$E = \int_{-\infty}^{+\infty} |\mathbf{x(t)}|^2 dt = \int_{-\infty}^{+\infty} |\mathbf{X(f)}|^2 \; \boldsymbol{d}f$$

I.4 .1.3 Transformée de Fourier à temps discret (TFTD) [7]

La transformée de Fourier discrète d'un signal échantillonné x_e (t) de période d'échantillonnage Te est donnée par :

$$X(f) = \sum_{\boldsymbol{n}=-\infty}^{+\infty} \mathbf{x(nTe)} \; \mathbf{e^{-2j\pi nTef}} \qquad \text{(I-3)}$$

X(f) est une fonction continue de R → C.

I.4 .1.4 Transformée de Fourier d'un signal numérique [7]

Un signal à temps discret (ou signal numérique) x(n) est l'équivalent d'un signal échantillonné x_e(t), à la différence près que le premier représente une suite de nombre (de n ∈ N vers R) alors que le second est une fonction du temps (de t ∈ R vers R).

La transformée de Fourier d'un signal numérique x(n) est donné par :

$$X(f = \sum_{\boldsymbol{n}=-\infty}^{+\infty} \mathbf{x(n)} \; \mathbf{e^{-2j\pi nf}} \qquad \text{(I-4)}$$

X(f) est également une fonction continue de R → C.

Par définition, la TFTD est périodique de période 1. Pour cette raison, on limitera sa représentation à un intervalle de longueur 1, par exemple, l'intervalle [−1/2, 1/2].

La suite x(n) représente les coefficients de Fourier de la fonction X(f). Par conséquent, on a la formule de TFTD inverse :

$$x(n) = \int_{-1/2}^{+1/2} \mathbf{X(f)} \quad \mathbf{e^{2j\pi nf}} df \qquad \text{(I-5)}$$

I.4 .1.5 Limites de la transformer de Fourrier standard [5]

L'analyse par transformer de Fourrier est conçue pour explorer le contenu fréquentiel

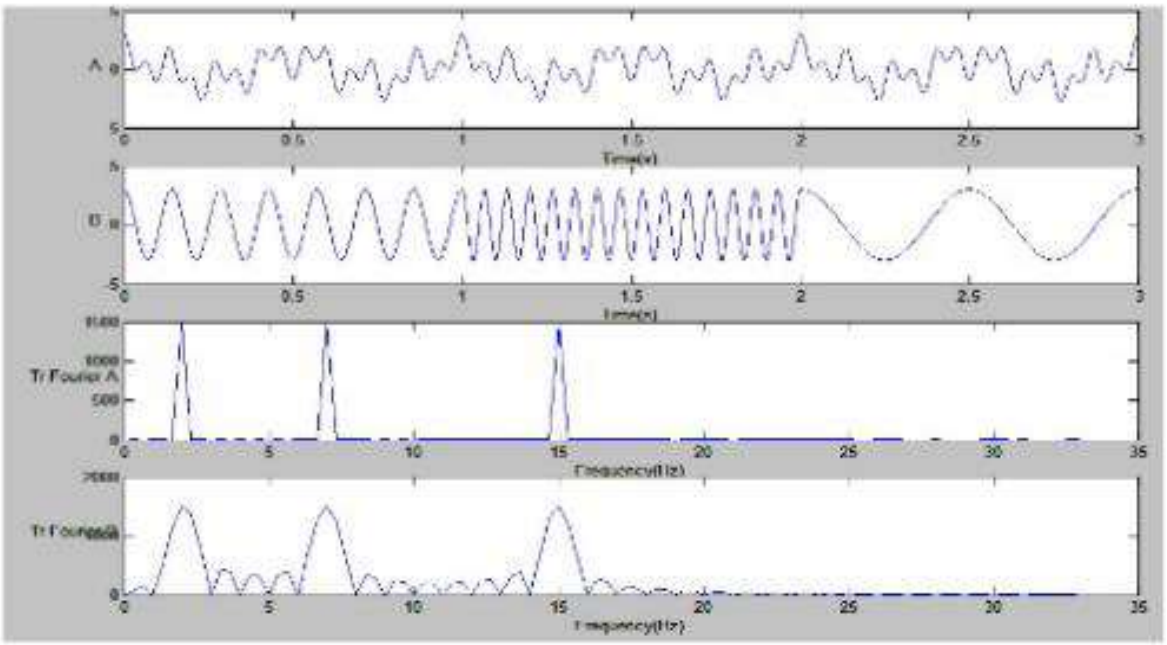


FIG I-5: Représentation temporelle et représentation fréquentielle par transformer de Fourrier d'un signale A stationnaire et un signale B non

- La transformer du signale A stationnaire est identique au signale B non stationnaire.
- Dans le spectre de B on ne peut pas dire dans quel ordre sont placées les sinusoïdes.
- L'analyse spectrale standard perd l'information temporelle car elle moyenne sur tout les temps.
- La transformée de Fourier permet de caractériser le contenu fréquentiel d'un signal,

mais ne permet pas de décrire comment celui-ci varie au cours du temps. Cette méthode convient pour les signaux stationnaires mais ne convient pas aux signaux non stationnaires. [5]

- Si on recherche une localisation temporelle des composantes spectrales, on a besoin d'une autres transformation.
- Une solution consiste a associer a un signal non stationnaire une suite de transformé de fourrier a courte terme (STFT :Short Time Fourier Transformer) .

I.4 .2La transformée de Fourier à court terme (TFCT)

I.4 .2.1Définition

La transformer de Fourrier glissante est la méthode d'analyse spectrale la plus ancienne, directement drivée de la transformer de Fourrier classique. Dans la transformer de Fourrier à court terme, le signal $x(t)$ est multiplié par une fenêtre $g(t)$ de faible support temporelle par rapport à la longueur de signal $x(t)$.La TFCT est alors calculer par le produit : $x(t).g(t-\tau)$. [8]

La fonction g est une fonction réelle paire d'énergie finie choisie aussi normalisée en énergie : $||g|| = \int_{-\infty}^{+\infty} |\mathbf{g(t)}|^{\mathbf{2}}dt = 1.$

Donc la TFCT est définie par

$$TFCT_X(f, \tau = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t).g(t-\tau)\, \mathbf{e^{-2j\pi ft}}dt \qquad \text{(I-6)}$$

Où $x(t)$ est le signal et g(t)la fenêtre utilisée.

Le paramètre f sert à fixer la fréquence de la sinusoïde et le paramètre τ à translater la fenêtre g sur l'axe du temps (paramètre de localisation).

$TFCT_X(f, \tau)$ correspond au spectre du signal $x(t)$ autour de τ .

Par conséquent ,l'idée de base est de décomposer le signal en petits segments supposés stationnaires et d'appliquer sur chaque segment la transformer de Fourrier permettant ainsi une détermination pas à pas des propriétés fréquentielles du signal.

La totalité des spectres locaux indiques comment varies le spectre du signal au cours du temps.

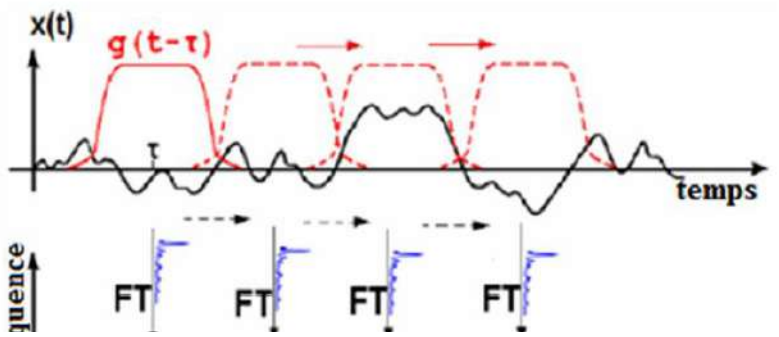


FIG I-6:Transformer de Fourrier par fenêtre glissante [8]

I.4 .2.2 Inconvénient de la TFCT

Le problème de la TFCT est d'utiliser une fenêtre de taille fixe couvrant le domaine temps-fréquence. Son inconvénient majeur de la TFCT est que la résolution temporelle et la résolution fréquentielle est fixe . [5]

On se trouve en présence d'un compromis entre la résolution temporelle et la résolution fréquentielle, c'est le principe d'incertitude de Heisenberg désigne toute inégalité mathématique affirmant qu'il existe une limite fondamentale à la précision avec laquelle il est possible de connaître simultanément deux propriétés physiques d'une même particule. [9]

Donc il 'est impossible d'améliorer les deux résolutions en même temps.

La transformer en ondelettes offres la possibilité d'avoir une fenêtre qui s'adapte en fonction des irrégularités du signal.

I.4 .3La transformer en ondelettes (WT/TO)

I.4 .3.1Définition

Une ondelette est une fonction oscillante (ce qui explique le mot "onde") de moyenne nulle, appelée ψ, possédant un certain degré de régularité et dont le support est fini (ce qui explique le mot "ondelette", qui veut dire petite onde). [10]

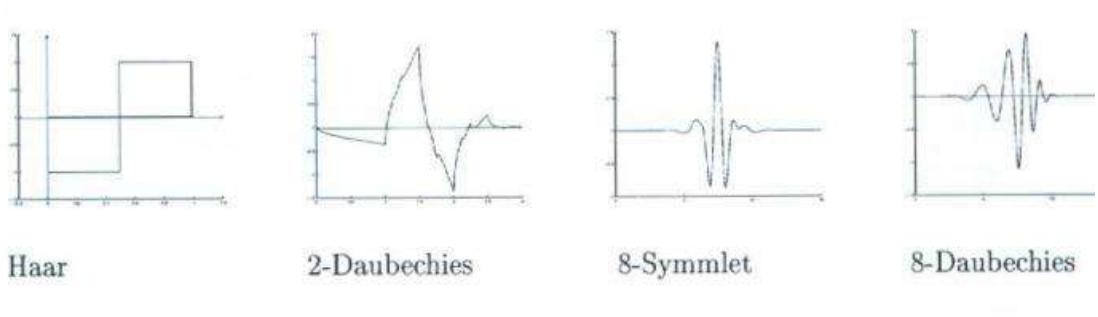


FIG I-7:Exemples d'ondelettes [10]

La transformer en ondelette est un outil mathématique qui décompose un signal en composantes fréquentielles en conservant une localisation spatiale.

Cette méthode a été développée dont le but de surmonter le problème de résolution temporelle et fréquentielle (TFCT) d'un coté et la non- stationnarité des signaux d'un autre coté.

La transformer en ondelette est basée sur une famille de translation et dilatation de la même fonction, l'ondelette.

Les paramètres de translation et de dilatation permettent de localiser l'information dans un signal en le représentant à différents niveaux de détails allant d'une approximation grossière et globale à des représentation plus précise et plus localisées.

La fonction ondelette est limitée à la fois dans les domaines du temps et de la fréquence. Donc elle' est considérée comme nulle à l'extérieur de son support.

I.4.3.2 La transformer en ondelette continue (TOC/CWT)

La transformer en ondelette continue utilise des translations et des dilatations de la fonction ondelette mère durant tout l'intervalle du temps de manière continue.

Elle est définie par : [11]

$$f(a,b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{+\infty} f(t)\psi(\frac{t-b}{a})dt \qquad \text{(I-7)}$$

- a :Facteur de dilatation (échelle)
- b :Facteur de translation.

- $\frac{1}{\sqrt{a}}$:Facteur de normalisation de l'énergie afin que le signal transformé ait la même énergie à toute les échelles.
- $\psi(\frac{t-b}{a})$: Ondelette enfants.

On peut interpréter cette équation comme une projection du signal sur une famille de fonctions analysante $\psi_{a,b}$ construites à partir de la fonction **mère** ψ conformément à l'équation suivante :

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}}\psi(\frac{t-b}{a}) \quad \text{(I-8)}$$

Cette transformation est en théorie infiniment redondante puisque l'ondelette est translatée de manière continue, cependant il existe des méthodes pour diminuer cette redondance l'une de ces méthodes consiste en l'emploi de la transformer en ondelettes discrète.

I.4 .3. 3 La transformer en ondelette discrète (TOD/DWT)

La transformer en ondelette discrète est produite pour surmonter le problème de redondance de la transformer en ondelette continue, cette redondance mobilise une grande quantité de ressource de calcul. Par contre la (DWT) ,fournit suffisamment d'information,tant pour l'analyse que pour la reconstruction du signal original. Ceci en un temps de calcul notablement réduit.

La transformer en ondelette discrète utilise un facteur d'échelle et une translation discrétisés. Pour des application d'analyse du signal, on choisit de restreindre les valeurs de paramètres de dilatation-translation (a,b) à sous ensemble discret. On posera donc :

$a = a_0^m$ et $b=nb_0\, a_0^m$ avec $a_0 \in Z$, $b_0 \in Z$ .d'où l'expression de la (DWT) est :

$$f(m,n) = a_0^{\frac{-m}{2}} \int_{-\infty}^{+\infty} f(t)\psi(\, a_0^{-m}t - nb_0)dt \text{ [11]} \quad \text{(I-9)}$$

Si on choisi $a_0 = 2$ et $b_0 = 1$ on parle alors de la transformer dyadique.

Quoique que la transformer en ondelette permette une décomposition multi- échelle, son inconvénient majeur est le critère de choix du type de l'ondelette mère à utiliser.

I.4 .4 Distribution de Wigner –Ville (DWV)

Pour remédier au problème de la résolution temporelle –fréquentielle qui ne peuvent s'améliorer en même temps (principe d'incertitude de Heisenberg),des distributions temps

fréquence quadratiques permettent une meilleurs résolution temps –fréquence ont été proposées. [8] L'une de ces distributions est celle de Wigner –Ville (DWV) qui peut être interpréter comme étant la distribution de l'énergie en fonction du temps et de la fréquence.

Cette distribution appartient à une classe plus large de distributions appelé classe de Cohen. Cette transformation est définie par la transformer de Fourrier de la fonction d'auto corrélation instantanée et elle ne suppose aucune stationnarité locale a priori.

La distribution de Wigner – Ville peut être définie à partir de la représentation temporelle du signal par :

$$wv_x(t,\omega) = \int_{-\infty}^{+\infty} x\left(t+\frac{\tau}{2}\right)\, x^*(t-\frac{\tau}{2}) e^{-j\omega\tau} \mathrm{d}\tau \qquad \text{(I-10)}$$

Où t est la variable de temps et $\boldsymbol{\omega}$ la variable de fréquence.

La distribution de Wigner est une fonction à deux dimensions décrivant le contenu de fréquence d'un signal en fonction du temps .

Pour la représentation discrète la distribution de Wigner est définie par :

$$w(l,\omega) = 2\sum_{n=-\infty}^{+\infty} x(l+n)x^*(l-n)\, e^{-j2\omega n} \qquad \text{(I-11)}$$

Où l est un indice de temps discret $l = \cdots -1,0,1,\ldots$

I.4.4.1 Limitation de la distribution de Wigner –Ville (DWV)

L'utilisation de la distribution de Wigner-Ville (DWV) pour l'analyse temps-fréquence des signaux non -stationnaires présente, en comparaison avec d'autres méthodes, plusieurs avantages, mais en même temps elle possède un inconvénient essentiel: génération des éléments interférentiels entre de différentes composantes du signal. Très souvent ce défaut rend difficile l'interprétation du spectre.

En pratique, une version lissée de la DVW est souvent préférée. Elle est nommée la distribution de Wigner-Ville lissée et définie par :

$$wv_x(t,\omega) = \int_{-\infty}^{+\infty} p(\tau) x\left(t+\frac{\tau}{2}\right)\, x^*(t-\frac{\tau}{2}) e^{-j\omega\tau} \mathrm{d}\tau \qquad \text{(I-12)}$$

Où $p(\tau)$ est la fenêtre de lissage qui permet de réduire l'amplitude des termes d'interférences.

I.4.5la Décomposition Modale Empirique(EMD)

I.4 .5.1 Introduction

Il existe de nombreuses méthodes de décomposition des signaux et des images (Fourier, DCT, Ondelettes, etc...) qui supposent la décomposition sur une base donnée a priori. Ces méthodes classiques décomposent un signal sur une base de fonctions propre `a la méthode, qui sont donc indépendantes du signal étudie. Ainsi, par exemple, la transformée de Fourier décompose un signal en une somme de sinusoïdes. La méthode des ondelettes, quant a elle, utilise pour fonctions de base les "ondelettes", qui sont des fonctions localisées : la signification physique des différents modes est donc déjà meilleure.

Donc ces méthodes ne peuvent être considérées comme totalement adaptatives, dans la mesure ou l'espace de représentation est fixe a l'avance.

La décomposition modale empirique (EMD) se distingue des méthodes précédentes par son caractère adaptatif et non linéaire , elle construit la décomposition directement a partir des données, et s'adapte efficacement a la non-linéarité des signaux quelle représente, c'est-à-dire sa capacité à représenter un signal quelconque, sans a priori, en se basant directement sur les données.

La motivation principale de cette méthode est de définir des décompositions des signaux et des images qui ne dépendent pas du choix d'une base particulière. Par ailleurs, l'EMD est particulièrement bien adaptée pour l'étude des signaux non-stationnaires.

Ces caractéristiques, ainsi que son caractère intuitif et une implémentation simple, l'ont rendu vite très populaire.[12,13,14]

I.4 .5.2 Définitions

- **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 : [15]

$$x(t) = \sum_{K=1}^{N} x_k(t) + n(t) \qquad \text{(I-13)}$$

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-composante décrit par une Amplitude instantanée (AI) $a_k(t)$ et une Fréquence instantanée (FI) ν_{ik} (t) telle que :

la forme complexe $z_k(t)$ associée à $x_k(t)$ peut s'écrire :

$$z_k(t) = a_k(t)e^{j\phi_k(t)} \quad \text{(I-14)}$$

$$\phi_k(t) = \int_{-\infty}^{t} \nu_{ik}(\tau)\, d\tau \quad \text{(I-15)}$$

Dans ce modèle, si N = 1, le signal est dit mono-composante et si N ≥ 2, le signal est dit multi-composantes.

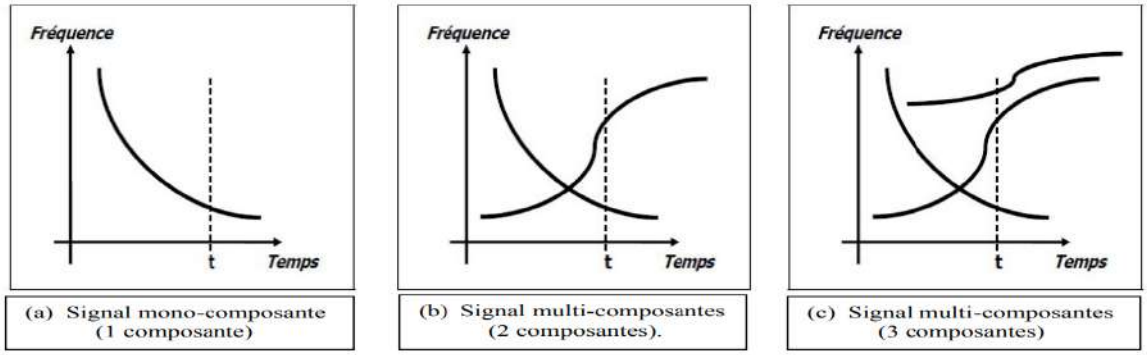


FIG I-8: Signal multi-composantes et mono-composante [10]

Lorsque l'amplitude et la fréquence ne sont plus constantes mais varient faiblement, on obtient une onde modulée en amplitude et en fréquence (AM–FM). Dans le cas réel cette onde est de la forme . [12]

$$s(t) = A(t)\cos(2\pi\phi(t)) \quad \text{(I-16)}$$

- **A :** étant l'amplitude instantanée (AI) . Correspond à l'enveloppe du signal
- ϕ' : la fréquence instantanée (FI). Peut être estimée par l'inverse du temps entre chaque passage à zéro.

En écrivant : $\phi'(t) = \nu_0 + \Delta\nu(t)$.

avec ν_0 :la fréquence d'un signal monochromatique

la condition de variations lentes impose que A et $\Delta\nu$ varient faiblement au cours d'une période.

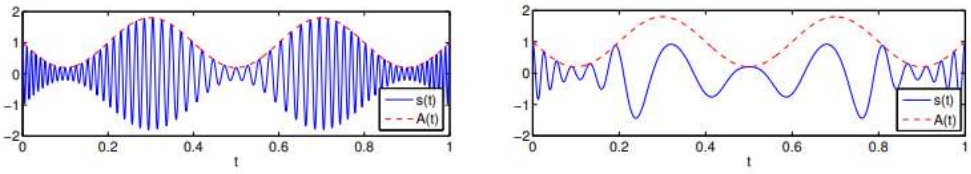


FIG I-9: (a) : **Une onde AM–FM. L'amplitude instantanée A(t) est tracée en rouge, trait pointillé. Lorsque l'hypothèse de variation lente est respectée. (b) : Même chose lorsque l'hypothèse de variation lente n'est plus respectée A(t) ne correspond plus à l'enveloppe du signal.** [12]

I.4 .5.3 L'objectif de la méthode EMD

L'objectif de la méthode EMD est de décomposer un signal de façon adaptative en signaux mono-composante oscillantes qui possède une seule fréquence à chaque échantillon par l'utilisation d'un processus de tamisage. Chaque composante est une forme d'onde de moyenne nulle, modulée en amplitude et en fréquence nommée modes empiriques (IMF pour Intrinsic Mode Functions), traduite par la fonction modale intrinsèque (Sifting Process). L'extraction des IMFs est non linéaire, mais leur recombinaison pour la reconstruction exacte du signal est linéaire.

L'EMD seule n'est pas une analyse temps-fréquence, mais sa combinaison avec la transformée d'Hilbert (TH) ou une autre méthode d'estimation de la fréquence instantanée (FI) permet d'obtenir une représentation temps –fréquence (RTF). Ainsi, l'EMD couplée avec la TH est une description temps-fréquence appelée Transformation de Huang-Hilbert (THH).

I.4 .5.4 La transformée de Hilbert Huang(THH)

La THH repose sur l'association de la méthode d'analyse multi-résolution, l'EMD, et de la transformée de Hilbert (TH) pour l'estimation des amplitudes et des fréquences instantanées (respectivement AI et FI) du signal étudié. L'EMD décompose le signal en une somme de signaux oscillants (IMF) suivi par l'application de la TH pour estimer l'AI et FI de chacune des IMF. L'ensemble des AI et FI ainsi déterminées permet d'obtenir une représentation temps-fréquence.

La transformée de Hilbert d'un signal s est définie par : [16]

$$\mathcal{H}\{\boldsymbol{s}\}(\mathbf{t}) = \mathbf{vp}\{(\mathbf{h} * \mathbf{s})(\mathbf{t})\} = \mathbf{vp}\left\{\int_{-\infty}^{+\infty} \mathbf{s}(\boldsymbol{\tau})\mathbf{h}(\mathbf{t}-\boldsymbol{\tau})\mathbf{d}\,\boldsymbol{\tau}\right\} = \frac{\mathbf{1}}{\boldsymbol{\pi}}\,\mathbf{vp}\left\{\int_{-\infty}^{+\infty} \frac{\mathbf{s}(\boldsymbol{\tau})}{\mathbf{t}-\boldsymbol{\tau}}\mathbf{d}\boldsymbol{\tau}\right\} \quad \text{(I-17)}$$

où $\mathcal{H}\{\boldsymbol{s}\}(\mathbf{t})$ est la transformation de Hilbert et où h(t)= $\frac{1}{\pi t}$ et

$$\mathbf{vp}\left\{\int_{-\infty}^{+\infty} \mathbf{s}(\boldsymbol{\tau})\mathbf{h}(\mathbf{t}-\boldsymbol{\tau})\mathbf{d}\,\boldsymbol{\tau}\right\} = \lim_{\varepsilon \to 0}\left\{\int_{-\infty}^{t-\varepsilon} \mathbf{s}(\boldsymbol{\tau})\mathbf{h}(\mathbf{t}-\boldsymbol{\tau})\mathbf{d}\,\boldsymbol{\tau} + \int_{t+\varepsilon}^{+\infty} \mathbf{s}(\boldsymbol{\tau})\mathbf{h}(\mathbf{t}-\boldsymbol{\tau})\mathbf{d}\,\boldsymbol{\tau}\right\} \text{(I. 8)}$$

vp étant l'abréviation de valeur principale de Cauchy..

I.4 .5.4.1 Signal analytique

Un signal analytique, est un signal qui n'a pas de composantes fréquentielles négatives contrairement à un signal sinusoïdal réel comme cos(wt) dont le spectre présente des pics à f et –f.

Le signal analytique peut être obtenu par la formule suivante :

$Z(t) = x(t) + iy(t)$ avec $y(t)$ est la TH ($x(t)$.

I.4.5.4.2 Amplitude Instantanée et fréquence instantanée

La manière la plus facile pour calculer la fréquence instantanée (FI) et l'amplitude instantanée (AI) d'un signal $x(t)$ consiste à calculer l'amplitude et la phase du signal analytique correspondant à $x(t)$.

L'amplitude instantanée est définie par :

$$a(t) = \sqrt{x(t)^2 + y(t)^2} \quad \text{(I-19)}$$

La phase instantanée est définie comme :

$$\theta(t) = \arctan\frac{y(t)}{x(t)} \quad \text{(I-20)}$$

La fréquence instantanée est obten

$$FI=\frac{d\theta(t)}{dt} \quad \text{(I-21)}$$

I.4 .5.5 Principe de la décomposition par EMD

L'EMD postule que tout signal réel oscillant $\boldsymbol{x(t)}$ se décompose en une composante AM– FM $\boldsymbol{h_1}$ fortement oscillante, et une moyenne locale m_1 qui contient les variations lentes du signal. Cette dernière se décompose elle-même, ce qui donne une décomposition récursive, multi-échelles .

Un signal $\boldsymbol{x(t)}$ décomposer par EMD peut alors s'écrire : [15]

$$\boldsymbol{x(t)}=\sum_{i=1}^{N}\boldsymbol{h_i(t)}+\boldsymbol{r(t)} \quad \text{(I-18)}$$

où les $\boldsymbol{h_i}$ sont les IMFs et sont de moins en moins oscillants, $\boldsymbol{r(t)}$ est le résidu de la décomposition. N est le nombre d'IMFs. Définissons à présent les notions d'enveloppes, de moyenne locale et d'IMF.

- **Notions d'enveloppes**

L'enveloppe supérieure Emax d'un signal est l'interpolée spline cubique de ses maxima locaux. L'enveloppe inférieure Emin interpole ses minima locaux.

Remarques

1-On peut utiliser des interpolations splines a d'autres ordres, ou utiliser des polynomes de Hermite, ou toute autre méthode d'approximation se basant sur les extrema locaux du signal. Mais l'interpolation spline cubique correspond a la définition standard, car elle offre un bon compromis entre localité, régularité et facilite d'implémentation.

2-On appelle spline d'interpolation la fonction par morceaux constituée d'un polynôme sur chaque intervalle entre nœuds.

Le degré de la spline est défini par le polynôme de plus haut degré utilisé : si on joint simplement les nœuds par des droites, c'est-à-dire si la spline est constituée de polynômes du premier degré, la spline est de degré 1, etc. Si tous les polynômes ont même degré, on

parle de spline uniforme. Si tous les polynômes sont du troisième degré, on parle de spline cubique.

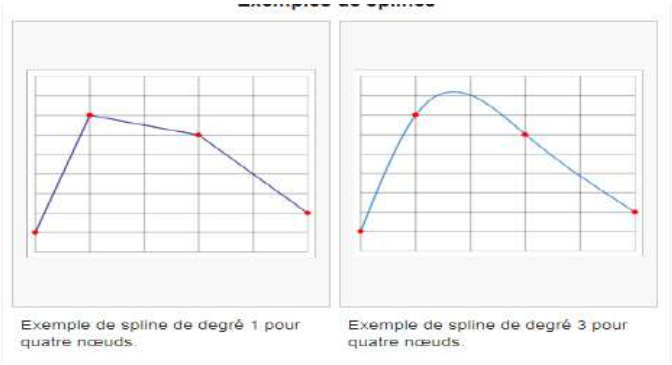


FIG I-10: Exemples de splines

- **La moyenne locale**

La moyenne locale d'un signal $\boldsymbol{x(t)}$ est la demi-somme de ses enveloppes supérieures et inférieures. On notera :

$$M[\boldsymbol{x(t)}] = \frac{\text{Emax}[\boldsymbol{x(t)}] + \text{Emin}[\boldsymbol{x(t)}]}{2} \qquad \text{(I-19)}$$

- **La notion d'IMFs**

Une IMF (pour Intrinsic Mode Function), ou mode, est une fonction oscillante de moyenne nulle, c'est-à-dire une fonction : dont tous les maxima sont positifs, et tous les minima négatifs et dont le nombre d'extrema et le nombre de passage par zéro diffèrent d'au plus de un (en d'autres termes, cela signifie qu'entre un minimum et un maximum successif, une IMF passe par zéro ou la moyenne locale vérifie une condition de nullité approchée).

I.4 .5.6Tamisage (Sifting Process)

On appelle Sifting Process (SP) la procédure qui consiste à soustraire à un signal sa moyenne locale, plusieurs fois de suite jusqu'à obtenir une moyenne (quasi) nulle. Lorsque la condition de nullité approchée est vérifiée, on obtient la première IMF h_1, la différence $m_1 = \boldsymbol{x(t)} - h_1$ étant la moyenne locale de niveau 1. Il suffit alors d'itérer le procédé sur m_1 de manière récursive pour obtenir toute la décomposition.

Donc pour calculer les IMFs d'un signal nous suivons l'algorithme suivant :

1. Identification des maxima et des minima locaux du signal, ceux-ci sont symbolisés par des points sur la figure (Fig. I.12).
2. Calcule des enveloppes supérieures et inférieures par interpolation. L'interpolation utilisée dans ce travail est basée sur les splines cubiques.
3. Détermination de l'enveloppe moyenne locale $m(t)$ à partir des enveloppes supérieure et inférieure.
4. L'enveloppe moyenne est soustraite du signal d'entrée $h(t) = x(t) - m(t)$.

Ce processus correspond alors à la première itération du tamisage. La première IMF contient la composante haute fréquence du signal.

Un des points clés de la méthode est le critère d'arrêt du SP (Sifting Process) (appelé stop(h), c'est-a-dire la condition de nullité approchée de la moyenne locale.
En pratique, on ne peut pas obtenir d'IMF au sens strict (pour la raison que l'enveloppe moyenne d'un mode n'est jamais nulle, sauf cas particulier), il faut donc se concentrer sur celle-ci pour trouver un critère d'arrêt adéquat. En effet, si l'on itère trop le sifting process, des fréquences trop basses vont être capturées dans les premières IMFs , tandis que si l'on n'itère pas assez, les fréquences hautes vont se propager dans toutes les IMFs. La décomposition manquerait alors d'intérêt. Différents critères d'arrêt ont été définis. [17]

Le Premier critère d'arrêt proposé par Huang est :lorsque la distance entre deux itérations descend sous un seuil fixe, on s'arrête. [20] Huang propose un critère d'arrêt $SD(i)$ reposant sur la déviation standard et est définie par : [24]

$$SD = \sum_{t=0}^{T} \frac{|h(t)_{i-1} - h(t)_i|^2}{[h(t)_{i-1}]^2} \qquad \text{(I-20)}$$

Le test d'arrêt est validé lorsque la différence entre deux tamisages consécutifs est inférieure à un seuil prédéfini ε .Typiquement, la valeur de SD stop permettant de stopper le tamisage est comprise entre 0, 2 et 0, 3 .

Cette valeur est un compromis et est définie de manière empirique. Si ε est trop grand, alors la méthode ne permet pas de séparer correctement les différents modes présents dans le signal. Inversement, si est trop petit, alors le principe risque d'aboutir à des composantes d'amplitudes quasi constantes et modulées par une unique fréquence (phénomène de sur décomposition du signal). En d'autres termes, SD permet de limiter l'écart-type entre deux étapes consécutives de tamisage. [24]

Aussi ce critère ne tient pas compte des pics de grande amplitude et de courte durée dans le signal.

Pour éviter ce genre de problèmes, un critère différent a été propose par Flandrin et Rilling: il consiste a vérifier que la moyenne locale est faible par rapport a l'amplitude instantanée. Il inclut par ailleurs une tolérance plus grande sur une petite portion du signal. Plus précisément, pour un mode h défini sur [0, T] : [20]
stop(h) = true des que :

1. Les maxima locaux sont positifs et les minima locaux négatifs
2. Les enveloppes EMax et Emin vérifient
$|Emax[h](t) + Emin[h](t)| \leq \alpha SP\ |Emax[h](t) - Emin[h](t)|$

sur un ensemble de mesure $(1 - \gamma SP\ )T$

3. Pour tout t :

$$|Emax[h](t) + Emin[h](t)| \leq \beta SP\ |Emax[h](t) - Emin[h](t)|$$

Les valeurs typiques des paramètres sont $(\alpha SP\ ,\ \beta SP\ ,\ \gamma SP\ ) = (0.05, 0.5, 0.05)$, c'est -a-dire que l'on tolère un défaut de symétrie de 5% sur 95% de la durée du signal, une tolérance plus grande (50%) étant appliquée sur la durée restante. Ce critère d'arrêt, fortement empirique, permet en pratique d'obtenir un bon compromis entre le nombre de modes et la condition de moyenne locale nulle.

Un inconvénient majeur de cette méthode est que le nombre d'étapes de sifting dépend directement de seuils qui sont fixes a priori.

Pour cette raison il existe plusieurs approches qui sont développées pour calculer les modes sans interpolation des extrema du signal [19] .Ces méthodes seront un très important thème dans d'autres thèse.

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. [18]

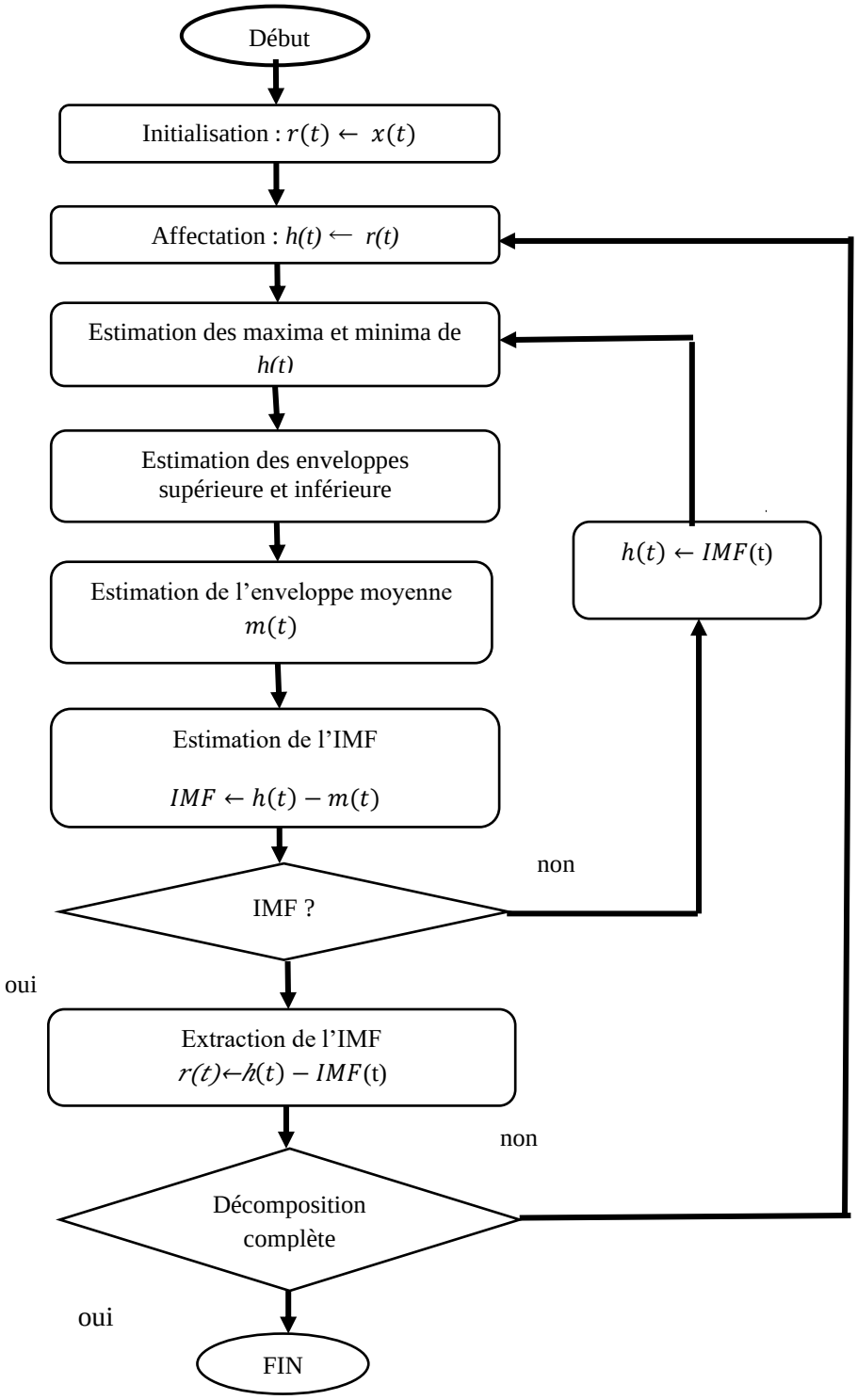
Si $h(t)$ est une IMF, le résidu est : $r(t) = x(t) - h(t)$

Alors il faut vérifier si le résidu a un nombre suffisant d'extrema (supérieur à deux).

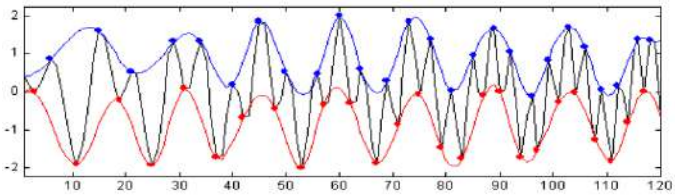
Si cette condition est vérifiée, alors le nouveau signal sera : $x(t) = r(t)$

Si $h(t)$ n'est pas une IMF le nouveau signal sera : $x(t) = h(t)$.

La décomposition en mode empirique peut être décrite par l'organigramme de la figure (I-11).

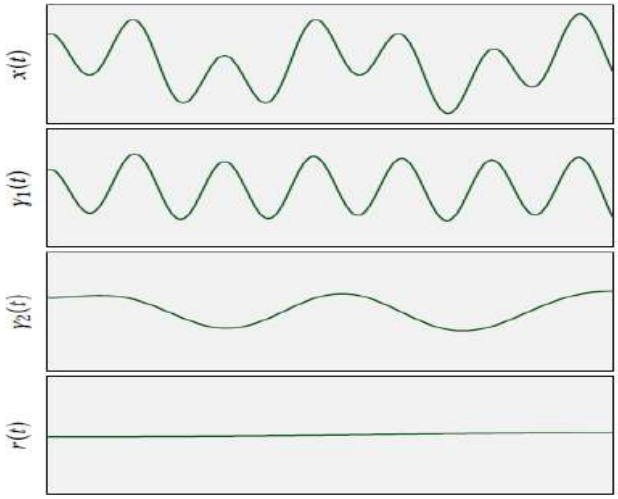


FIG(I-11): L'organigramme de la méthode EMD [24]



FIGI-12 : Enveloppe supérieure et inférieure obtenues par interpolation des maxima et minima locaux. [17]

Une décomposition par EMD est affichée sur la figure **(I-14)**: le signal $x(t)$ est décomposé en somme de deux fonctions oscillantes $\gamma_1(t)$ et $\gamma_2(t)$ et d'un résidu $r(t)$. La première IMF $\gamma_1(t)$, obtenue lors de la première itération, présente plus d'oscillations que la seconde composante $\gamma_2(t)$: le contenu fréquentiel d'un signal est discriminé localement et réparti sur les différentes IMF. Le résidu $r(t)$ est monotone: aucune autre composante oscillante ne peut en être extraite.[19]



FIG(I-13) :Exemple de décomposition en modes empiriques. L'axe horizontal est le temps t . [19]

I.4 .5.7 Défauts de la méthode EMD

L'EMD classique présente beaucoup de problèmes, comme l'ont d'ailleurs faits remarquer beaucoup d'auteurs. Il y a notamment ceux liées à l'interpolation des enveloppes, les problèmes concernant l'interpolation aux bords du signal, le choix du critère d'arrêt du (SP).

Tous les problèmes de l'EMD proviennent du fait que les IMF doivent être des signaux AM-FM mono composantes. Malheureusement, il s'avère que pour beaucoup de signaux,

les critères que doivent remplir une IMF sont insuffisants pour garantir la notion de signal AM-FM mono composant. Beaucoup de travaux ont été menées en ce sens pour résoudre ces problèmes en améliorant l'EMD classique. [26]

A-Effets de bord

Comme dans beaucoup de techniques d'analyse ou d'approximation des signaux, il se pose le problème de la gestion des effets de bords. Pour l'EMD, ce problème concerne l'interpolation des extremas . [20]

Le problème qui se pose est que le premier et le dernier échantillon du signal ne sont pas, en général, des minima et des maxima. Il faut néanmoins fournir à interpolation une valeur en ces points pour déterminer le premier et le dernier polynôme de la fonction interpolante. [23]

Jusqu'à présent il n'existe pas de méthode systématique pour diminuer ces effets de bord, mais plusieurs solutions ont été proposées, qu'on peut regrouper en trois familles : [26]

A-1 Utilisation d'une fonction fenêtre

l'idée est ici de multiplier le signal par une fonction fenêtre, valant 1 sur la partie centrale du signal et s'atténuant doucement jusqu' à zéro aux bords. Grace à cette opération, on peut résoudre le problème de définition aux bords des enveloppes en leur imposant de valoir zéro aux bords., cette méthode est en fait très limitée puisque le simple fait de rajouter une constante, ou pire une tendance non stationnaire, au signal peut aboutir à de grandes variations aux bords après avoir multiplié par la fenêtre.

A-2 Prolonger le signal

l'idée est ici de prolonger le signal au-delà des bords de manière à faire apparaitre de nouveaux extrema permettant de définir correctement les enveloppes aux bords du signal. Le problème est vaste et constitue à lui seul tout le domaine de recherche de la « prédiction des séries temporelles ».

A-3 Prolonger les ensembles d'extrema

Prolonger les ensembles d'extrema **e**st plus simple que prolonger le signal on peut aussi se contenter de prolonger les ensembles d'extrema. D'un point de vue théorique, le problème est tout aussi compliqué que prévoir le signal mais le fait qu'en pratique il suffise de rajouter quelques points laisse la place à des méthodes empiriques avec disjonctions de cas qui auraient été trop compliquées à définir si l'on avait voulu prévoir le signal au complet. Le cout en temps de calcul de la prédiction d'extrema est aussi naturellement bien moindre que celui de la prédiction du signal. Une telle méthode de prédiction d'extrema consistant essentiellement à opérer une symétrie miroir aux bords du signal a été proposée dans un article scientifique, malheureusement sans la détailler.

Deux autres méthodes ont été proposées. La première s'apparente à une symétrie miroir et la seconde se rapproche d'une prédiction linéaire des extrema.

- **Première méthode**

Elle consiste a choisir simplement le premier maximum égale au deuxième maximum et le dernier maximum égale l'avant dernier maximum (idem pour le minimum). Cette technique provoque une erreur importante aux extrémités du signal, mais cette erreur ne se propage pas sur le signal tout entier. [24]

- **Deuxième méthode**

Elle prend en considération la pente du signal au début et à la fin. (la croissance et le décroissance du signal).Si le signal est croissant on choisit le début du signal comme un premier minimum et le premier maximum égale au deuxième maximum. Si le signal est décroissant ,on choisit le début du signal comme un premier maximum et le premier minimum égale au deuxième minimum. Cette technique donne un résultat plus précis localement, mais provoque une erreur qui se propage dans tout le signal. Ceci implique l'apparition de termes parasites dans la décomposition. [24]

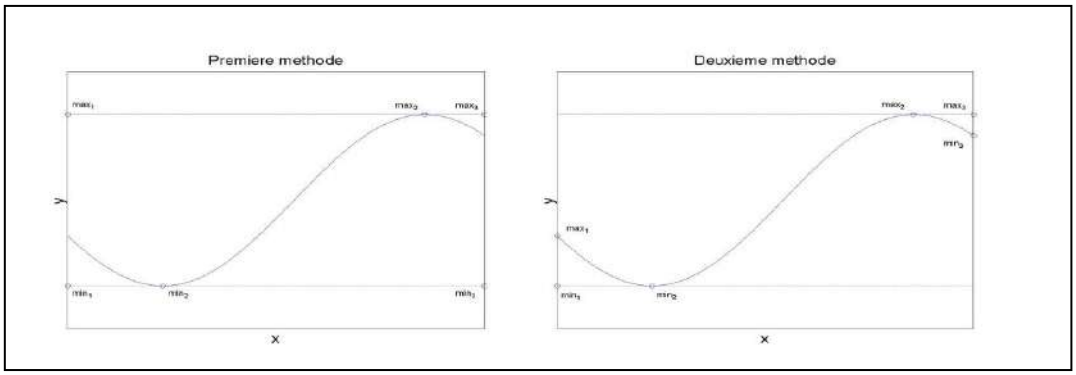


Fig. I-14 Choix des valeurs a tabuler pour l'interpolation

B-Critères d'arrêt

L'implémentation de l'EMD nécessite de faire des choix. Notamment en ce qui concerne le critère d'arrêt du processus de tamisage qui est profondément lié à la libre interprétation de la moyenne locale nulle dans la définition d'une IMF. Ce choix fausse donc en partie la légitimité de la méthode car il est basé uniquement sur des constatations empiriques et non pas sur des preuves mathématiques. Le critère d'arrêt est cependant nécessaire pour que l'algorithme termine en un nombre fini d'étapes. **[**24]

C-Problème de mixage des modes

La méthode EMD a été largement appliquée à l'analyse des signaux non-stationnaires et/ou non-linéaires. Cependant, les résultats de décomposition souffrent souvent du mélange de modes. Le mélange de modes 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 causée par la non identification de leurs 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.

Le mélange de mode arrive quand la méthode EMD est appliquée pour décomposer un signal composé de deux composantes de fréquences très éloignées. **[**24]

D-Absence d'expression analytique

Le dernier défaut de l'EMD est son absence d'expression analytique. L'EMD étant un algorithme, il n'y a pas de fondements mathématiques sous-jacents à cette décomposition. **[**24]

I.5 Décomposition modale empirique bidimensionnelle(BEMD)

L'EMD est largement utilisée dans le traitement de signal. Récemment, cette technique a été étendue à l'analyse des images. En effet, la décomposition modale empirique bidimensionnelle ou Bidimensional Empirical mode Decomposition (BEMD) a été appliquée au domaine du traitement d'images .Cette décomposition permet d'extraire des structures à différentes échelles et fréquences spatiales, comportant des modulations en amplitude et en fréquence.

L'EMD dans sa version 2D, ouvre une voie prometteuse pour la réduction de bruit, l'extraction d'attributs de textures et d'autres types d'application de traitement d'images. Comme pour les signaux monodimensionnels, la BEMD suit les mêmes étapes pour l'extraction des IMF et du résidu. Ces composantes sont également bidimensionnelles et la notion d'IMF reste toujours la même.

Notons que la fonction f est une IMF 2D ou BIMF (Bidimensional Intrinsic Modal function), si seulement si les conditions suivantes sont réalisées:

- f s'annule entre deux extrema consécutifs.
- La moyenne locale de f est nulle. [32]

Les méthodes EMD et BEMD dépendent toutes les deux du processus de tamisage (Sifting) où les extrema locaux sont d'abord définis et une interpolation ultérieure de ces points est effectuée pour déterminer des enveloppes. A chaque itération, l'enveloppe moyenne est construite puis soustraite au signal original pour obtenir des candidates BIMF. A partir des BIMF candidates, des BIMF réelles sont extraites en se basant sur certaines caractéristiques bien définies et le processus est ainsi répété jusqu'à ce que toutes les BIMF soient toutes générées.

Comme pour le cas 1D, une condition d'arrêt est nécessaire pour arrêter le processus du

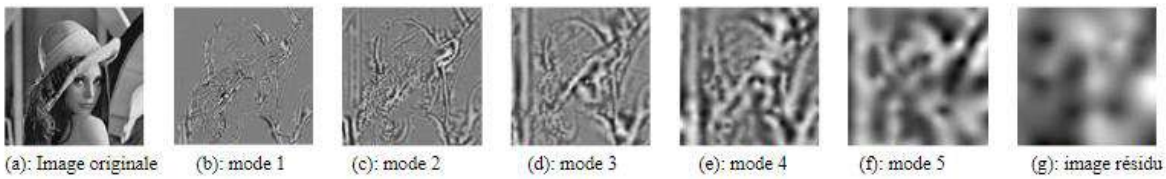


FIG I-15 :Application de la BEMD sur l'image Lena[34]

I.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté quelques notions sur les signaux stationnaires et les signaux non stationnaires mono et multi composantes, ainsi quelques transformées temps-fréquences bien connues comme la transformée de Fourier à court terme(TFCT), la transformée en ondelette (T.O), la transformée de Wigner-Ville (TWV). Ces transformées permettent de mieux analyser les signaux non stationnaires. Mais chacune d'elle possède un inconvénient.

On a aussi largement présentée la transformée de Hilbert Huang (THH). Cette technique d'analyse temps-fréquence est composée de deux types de transformées. La première dite de Huang ou de décomposition modale empirique permet de décomposer un signal multi-composante en un ensemble de signaux mono-composante dites IMF. La deuxième qui est la transformée de Hilbert permet d'estimer l'amplitude et la fréquence instantanée de chaque composante. Les IMF reflètent les différentes composantes fréquentielles mono oscillantes qui composent le signal d'origine.

La décomposition modale empirique est une technique simple et plus avantageuse par rapport aux autres méthodes d'analyse de signaux non stationnaire car elle permet de surmonter les inconvénients des différentes transformées citées précédemment. Dans le chapitre prochain, nous allons voir comment étendre la décomposition modale empirique pour l'analyse des images.

Chapitre II
Le débruitage des signaux par EMD

Chapitre II :Le de bruitage des signaux par EMD

II.1Introduction

En pratique, un signal que l'on cherche à générer, transmettre ou mesurer est toujours accompagné de signaux perturbateurs, que l'on peut appeler des bruits. [39]

Le traitement des données bruitées est un problème classique en traitement des signaux le débruitage qui est un domaine où les recherches se sont multipliées ces dernières années, est un processus délicat en particulier dans le cas de signaux complexes tels que les signaux de parole. La non-stationnarité de ces derniers fait en sorte que bon nombre de chercheurs concentrent leur attention sur le problème de débruitage de la parole pour trouver des algorithmes efficaces. [40] de même pour les images La réduction du bruit dans les images est un problème délicat et largement traité par les scientifiques. La problématique primordiale, est de réussir à éliminer un maximum de bruit, tout en préservant les structures et les détails de l'image. En général, l'image observée est contaminée par un bruit qui est soit additif ou multiplicatif. Les traitements de restauration sont généralement nécessaires pour améliorer la qualité des images observées . [41]

Les techniques de débruitage sont très nombreuses et plusieurs approches ont été proposées dans la littérature ,dans ce chapitre nous montrons l'efficacité de la méthode EMD au débruitage de la parole et l'image.

II.2 La parole

La parole est un signal réel, continu, d'énergie finie et non stationnaire. Sa structure est complexe et variable avec le temps. Sa composition, figure 2, est la suivante : [43]

A) Aléatoire: sons fricatifs

C) Impulsionel : phase explosive des sons occlusifs, obtenue par l'occlusion momentanée de la bouche suivie d'une brusque ouverture. Consonne occlusive : p, t, k, b, d, g.

B) Du bruit.

D) Pseudo-périodique : sons voisés

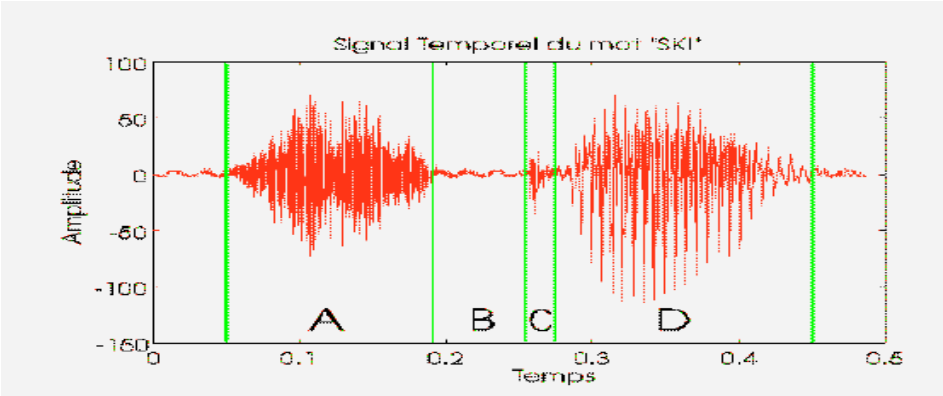


FIG II-1 :La composition du signale parole

II.2.1Sons fricatifs

En phonétique articulatoire, une consonne fricative ou constrictive est un type de consonne obstruante, produite par resserrement de la bouche, du pharynx ou de la glotte sans qu'il y ait fermeture complète de ceux-ci. [45]

II.2.2 Sons voisés(fricatifs **sonores)**

Se dit d'un son dont la prononciation implique la vibration périodique des cordes vocales. Les sons [v], [z] s'appellent des consonnes voisées. [44]

II.2.3 Sons non voisés (fricatifs sourdes)

Une consonne sourde, ou non voisée, en phonétique articulatoire, désigne une consonne articulée sans vibration des plis vocaux (ou cordes vocales). Elle s'oppose à une consonne sonore, ou voisée. [43]

II.2.4 Le bruit

En pratique, un signal vocal est toujours accompagné de signaux perturbateurs, que l'on peut appeler des bruits. La parole est parasitée par deux sources principales de bruits :

- Le bruit électronique provient fréquemment des systèmes électroniques qui sont utilisés pour le traitement ,l'enregistrement ou la transmission du signale parole. Ce bruit peut être considéré comme blanc et peu énergétique.
- Le bruit acoustique provient généralement des milieu ambiant où la communication est effectuée, comme le cas du bruit provenant des gens ou des voitures.[39]

II.2.4.1 Le bruit blanc

Un bruit blanc est un signal aléatoire dans lequel la densité spectrale de puissance est la même pour toutes les fréquences de la bande passante. Cela se traduit par un spectre « plat » lorsqu'on en trace le diagramme. Autrement dit, le signal a une puissance constante sur n'importe quelle bande du spectre. Par exemple, l'intervalle de fréquence allant de 40 à 60 Hz contient la même puissance que l'intervalle allant de 4 000 à 4 020 Hz.Un signal de bruit blanc qui serait constant sur une bande passante infinie est purement théorique. En pratique, un signal est dit « blanc » s'il a un spectre uniforme (plat) dans une bande de fréquence définie (comme l'intervalle de fréquence perçu par l'oreille humaine. [46]

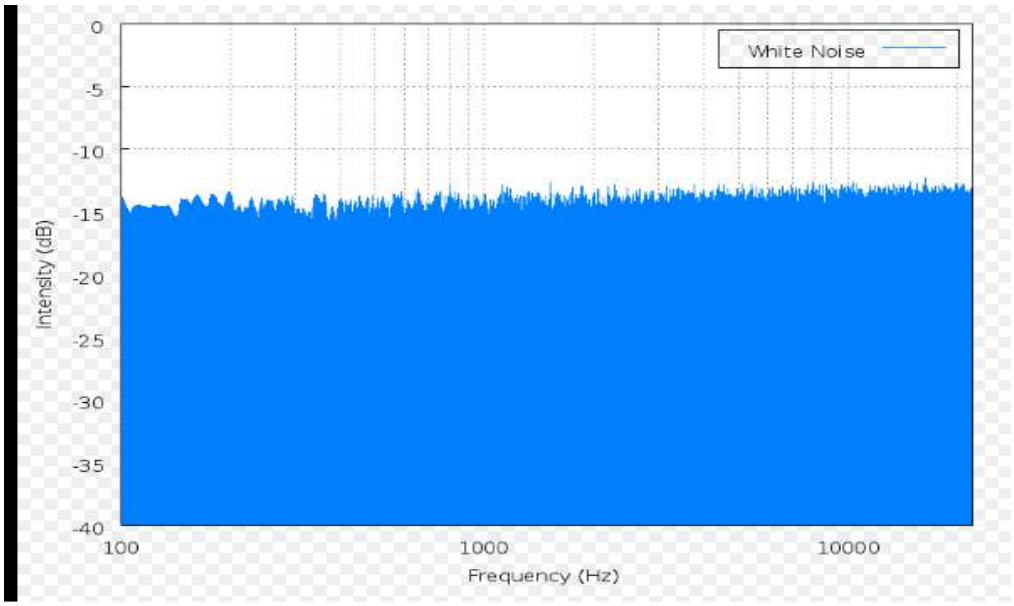


FIG II-2:Spectre du bruit blanc[46]

II.2.4 .2 Le bruit coloré

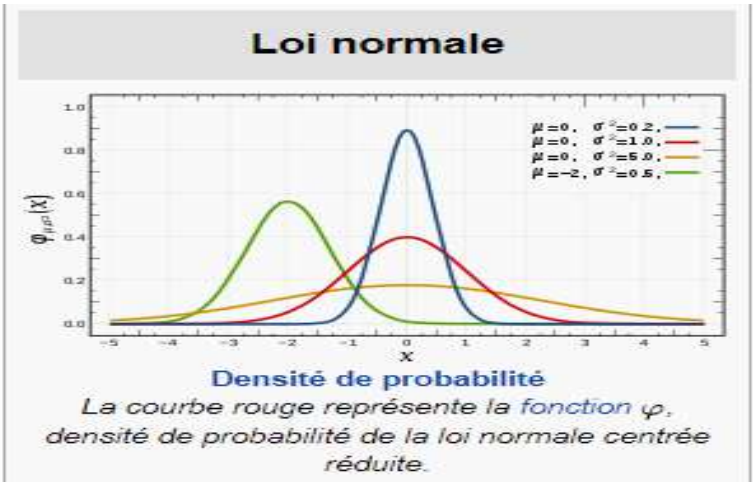
La plupart des définitions de bruits colorés font état d'un signal présent à toutes les fréquences, et qui possède une densité spectrale par unité de largeur de bande (bande passante) proportionnelle à $\frac{1}{f^{\beta}}$ (où f est la fréquence et β un nombre). Ainsi, le bruit blanc est monotone avec $\beta = 0$, le bruit rose correspond à $\beta = 1$, et le bruit marron à $\beta = 2$. [46].

II.2.4 .3 Le bruit gaussien

On parle de bruit gaussien lorsque la densité de probabilité de cette variable est la loi gaussienne (ou loi normale). En théorie des probabilités et en statistique, les lois normales sont parmi les lois de probabilité les plus adaptées pour modéliser des phénomènes naturels issus de plusieurs événements aléatoires. La densité de probabilité de la loi normale d'espérance μ, et d'écart type σ est donnée par : [47]

$$f(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{\frac{-1}{2}\left(\frac{x-\mu}{\sigma}\right)^2} \qquad \text{(III-1)}$$

La courbe de cette densité est appelée courbe de Gauss ou courbe en cloche, entre autres. C'est la représentation la plus connue de ces lois. La loi normale de moyenne nulle et d'écart type unitaire est appelée loi normale centrée réduite ou loi normale standard. [46]



FIGII-3 : La courbe de la densité de probabilité de la loi normale [46]

- **L'espérance mathématique**

En théorie des probabilités, l'espérance mathématique d'une variable aléatoire réelle est, intuitivement, la valeur que l'on s'attend à trouver, en moyenne, si l'on répète un grand nombre de fois la même expérience aléatoire. Elle se note $E(x)$ et se lit « espérance de X ». [47]

- **L'écart type**

En mathématiques, l'écart type est une mesure de la dispersion des valeurs d'un échantillon statistique ou d'une distribution de probabilité. [48]

II.2.4.4 Le bruit blanc gaussien

Le bruit additif blanc gaussien est un modèle élémentaire de bruit utilisé en théorie de l'information pour imiter de nombreux processus aléatoires qui se produisent dans la nature. Les adjectifs indiquent qu'il est : [49]

Additif

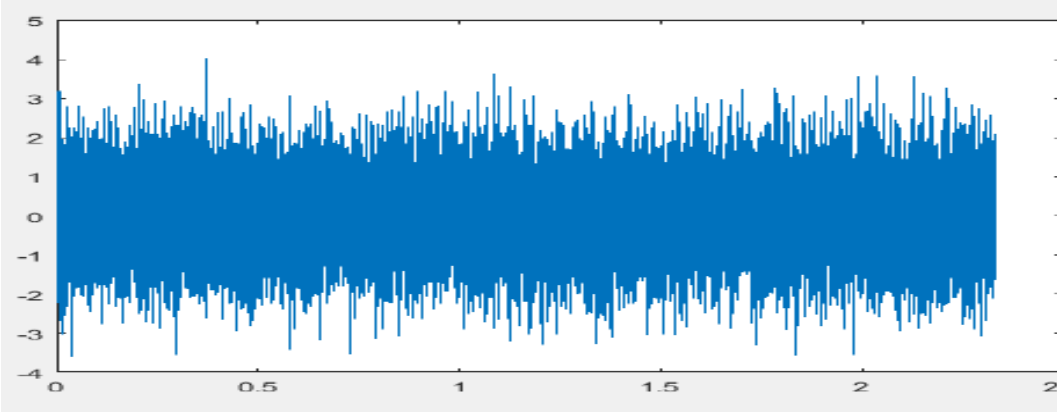
Il s'ajoute au bruit intrinsèque du système d'information .

Blanc

Sa puissance est uniforme sur toute la largeur de bande de fréquences du système, par opposition avec un bruit coloré qui privilégie une bande de fréquences par analogie avec une lumière colorée dans le spectre visible .

Gaussien

Il a une distribution normale dans le domaine temporel avec une moyenne nulle.



FIGII-4 :Bruit blanc gaussien

II.2.4 .5 Les méthodes d'évaluation du débruitage

Dans le but d'évaluer les différentes techniques de débruitage des signaux,on utilise les indicateurs suivants :

1- Rapport signal sur bruit (SNR)

Le rapport signal/bruit S/B (Signal to Noise Ratio S/N ou SNR en anglais), appelé encore rapport signal à bruit. C'est un nombre sans unité qui est d'autant plus grand que le bruit est négligeable. [50]

On le calcule à l'aide de l'une ou l'autre des formules représentées ci contre :

S/B $=\frac{P_S}{p_B}$ (Ps : puissance du signal en W, P_B : puissance de bruit en W)

S/B=$\left(\frac{U_S}{U_B}\right)^2$ (Us : tension efficace du signal en V,U_B : tension du bruit en V)

Comme la valeur de S/B peut être très grande, quand la qualité de la transmission est très bonne par exemple, on préfère souvent exprimer le rapport S/B en décibels.

S/B_{dB} =10log (S/B)

2-L'erreur quadratique moyenne (MSE)

Le carré moyen des erreurs (*MSE* pour *Mean Square Error* ou *MCE* pour moyenne des carrés des erreurs). C'est la moyenne arithmétique des carrés des écarts entre prévisions du modèle et observations. Le MSE est une mesure de la qualité d'un estimateur est toujours positive, et des valeurs plus proches de zéro sont mieux. [57]

3-L'erreur absolue moyenne (*EAM* ou *MAE* pour *Mean Absolute Error*)

moyenne arithmétique des valeurs absolues de la différence entre deux variables continues. d'observations qui expriment le même phénomène. [58]

4-Le rapport signal / bruit de crête(PSNR pour Peak signal-to-noise ratio)

Est un terme d'ingénierie pour le rapport entre la puissance maximale possible d'un signal et la puissance de bruit de corruption qui affecte la fidélité de sa représentation.Les valeurs du PSNR acceptables pour la perte de qualité de transmission sans fil sont considérées comme étant d'environ 20 dB à 25 dB. [59]
Un PSNR plus élevé indique généralement que la transmission est de meilleure qualité.

II.3Application de l'EMD au débruitage de la parole

Le débruitage est un processus qui consiste à éliminer le bruit d'un signal quelconque. La complexité de cette tâche est toujours liée à la nature du bruit et au type du signal. Cette complexité est liée la plupart du temps à la stationnarité ou à la non stationnarité du signal et du bruit. Un bruit blanc est souvent plus simple à éliminer qu'un bruit coloré. Depuis plusieurs décennies, on tente de développer des méthodes de plus en plus performantes et rigoureuses en matière d'élimination de bruit tout préservant l'intégrité du signal. L'EMD est une de ces méthodes que nous allons montrer ces applications potentielles pour le débruitage. [43]

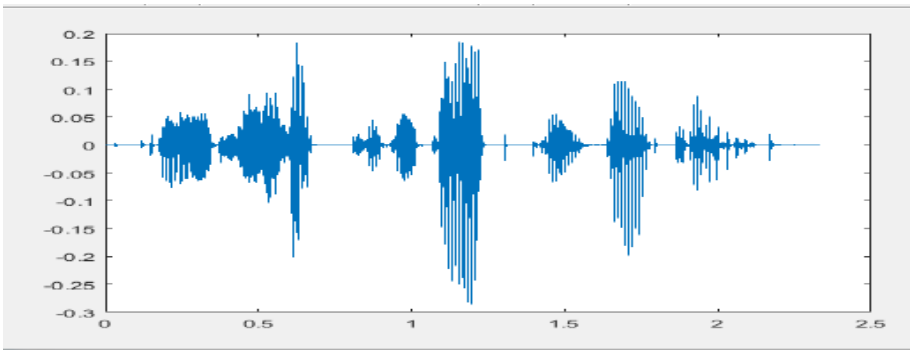
II.3.1 Première approche (Débruitage naïf)

On teste ici les applications potentielles de l'EMD pour le débruitage. Comme chaque IMF est sensée avoir un sens physique en capturant une certaine gamme de fréquences, on peut supposer que le bruit est contenu dans les premières IMFs, qui contiennent les fréquences les plus élevées. [23]

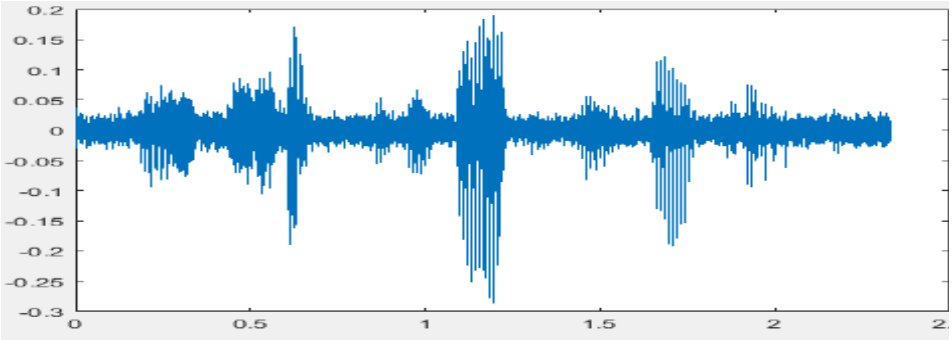
On a donc bruité artificiellement un signal vocal comme on peut le voir dans la figure (II-6).La décomposition en IMFs est présentée dans la figure (II-7).A l'oeil, on a effectivement la confirmation que le bruit supplémentaire est contenu dans les cinq premières IMFs, mais pas dans les cinq dernières.

Il faudrait donc supprimer le bruit qui semble présent dans les premières IMFs.

Pour cela, une première idée a été de tout simplement supprimer les premiers IMFs. Le résultat est présentée dans les figures (III-9) et (III-10). Dans l'ordre, chaque courbe représente la somme partielle des IMFs du signal bruité, ou l'on enlève le premier IMF, puis le premier et le deuxième ,ensuite les trois premiers IMF, âpres les quatre premiers IMF et en fin les cinq premiers IMF en partant toujours de la plus oscillante. Le résultat est clairement mauvais : trop d'information essentielle s'est perdue dans le retrait des IMFs les plus oscillantes. [23]



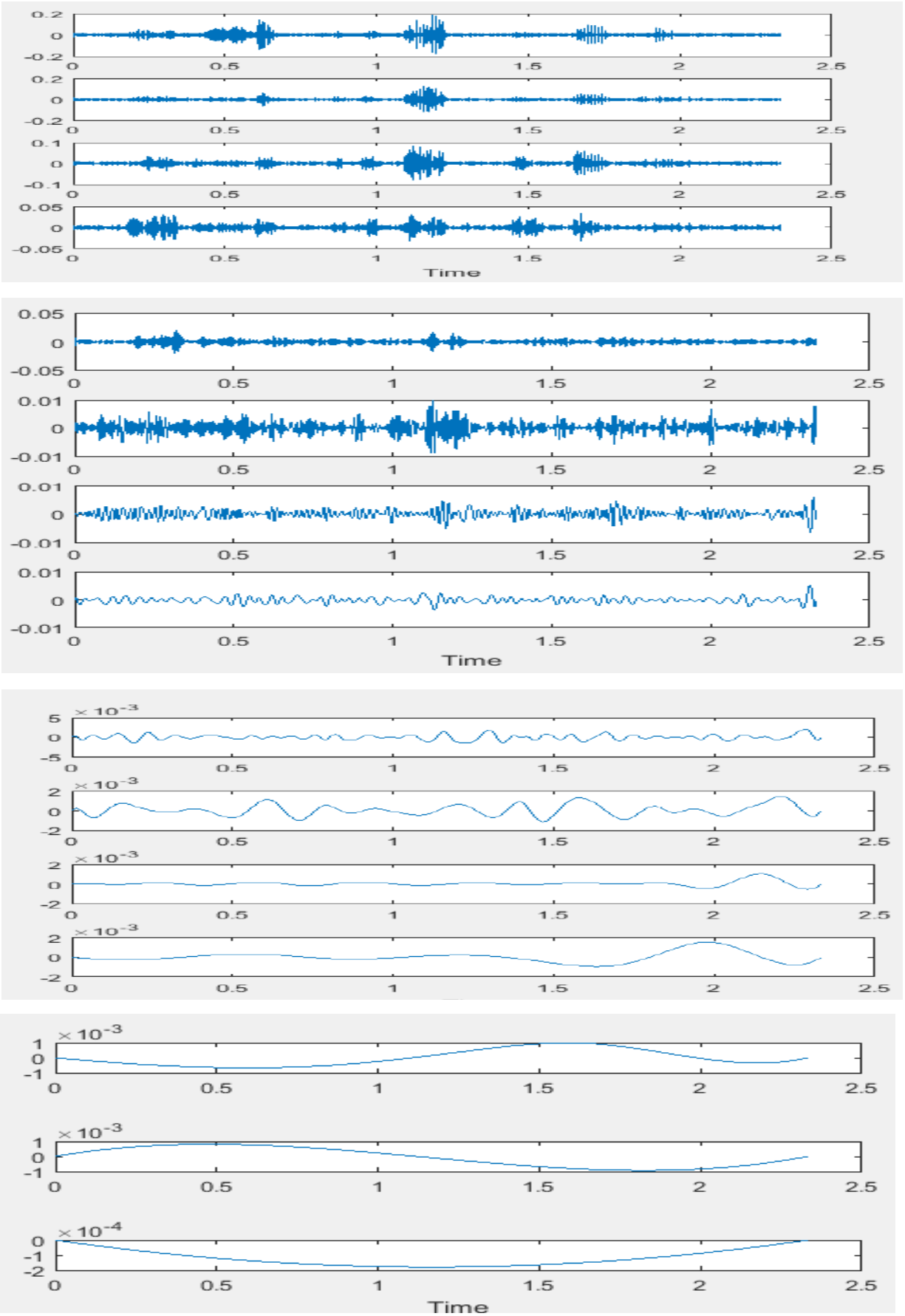
FIGII-5 :Signal vocal original



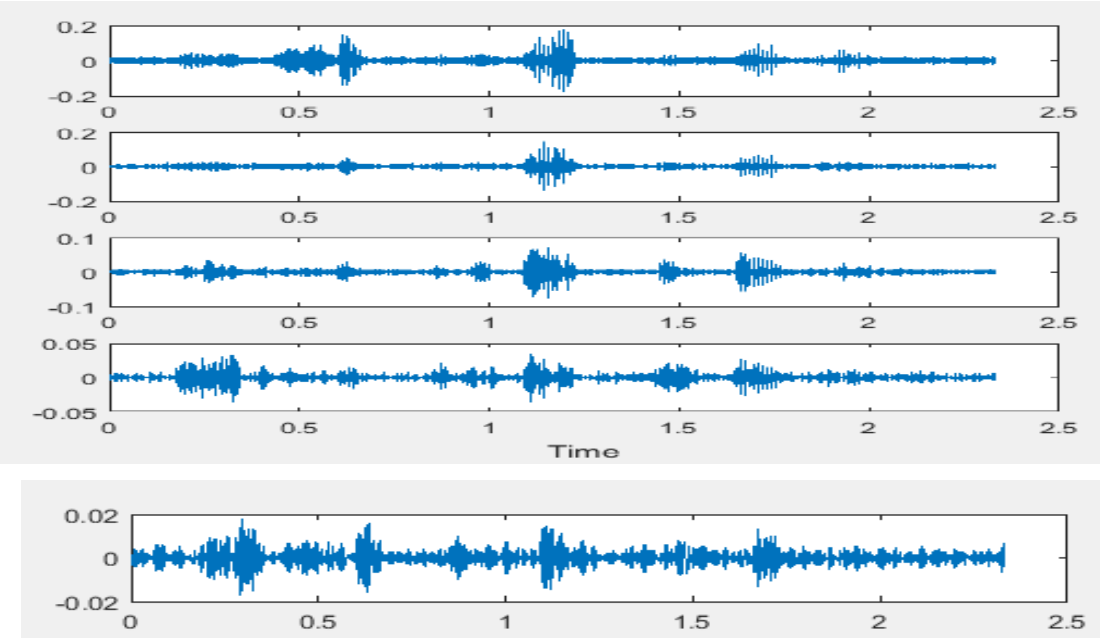
FIGII- 6:Signal vocal bruité

II.3.1.1 Paramètres de simulation

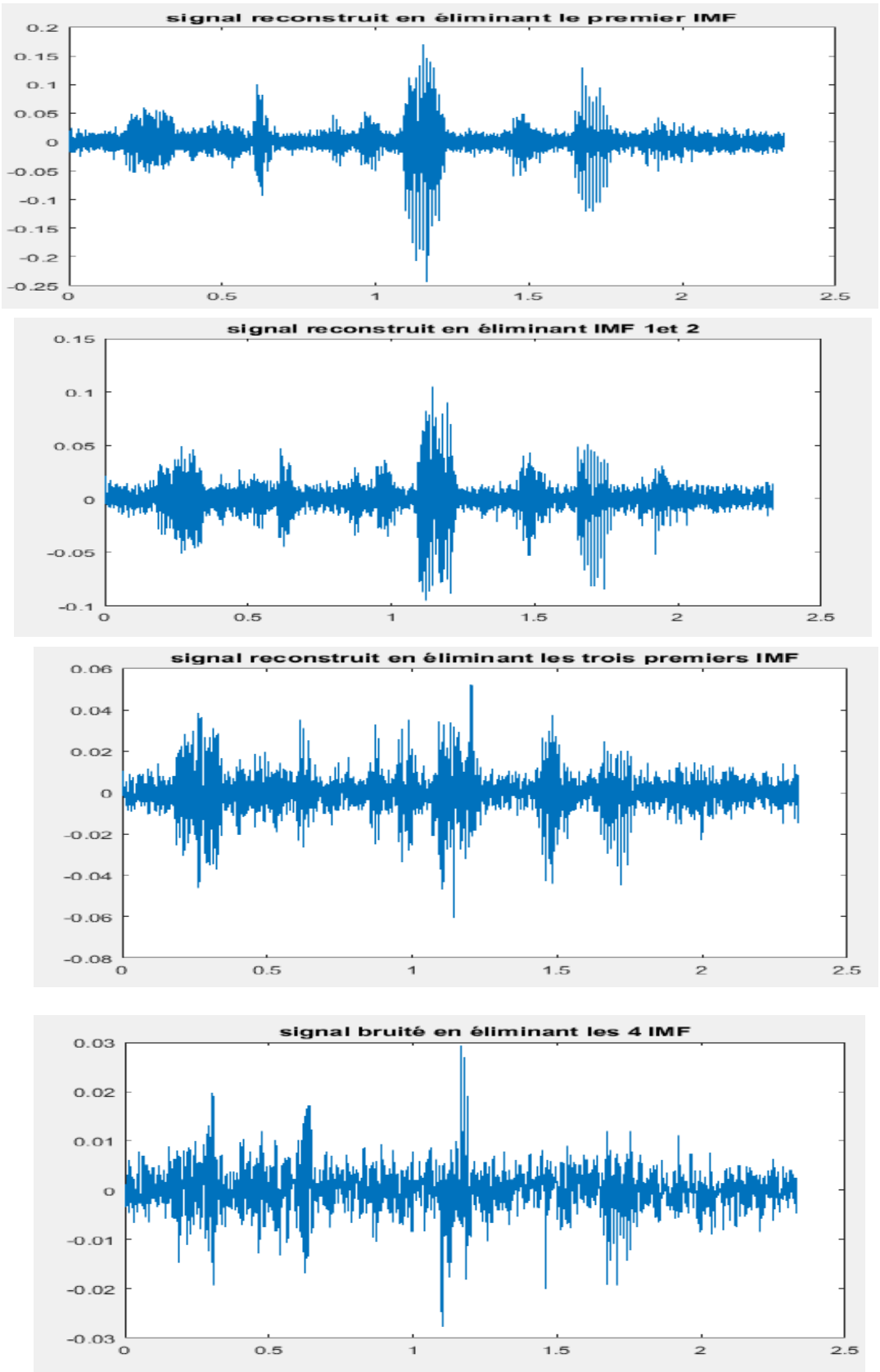
- Comme échantillon on prend un signal vocal enregistré et on le noyer dans un bruit blanc gaussien par la fonction matlab ‘‘RANDN’’.
- L’utilisation de la fonction emd (x) pour calculer les IMFs di signal bruité.
- Reconstruction partielle du signal par l’operateur addition des IMFs .



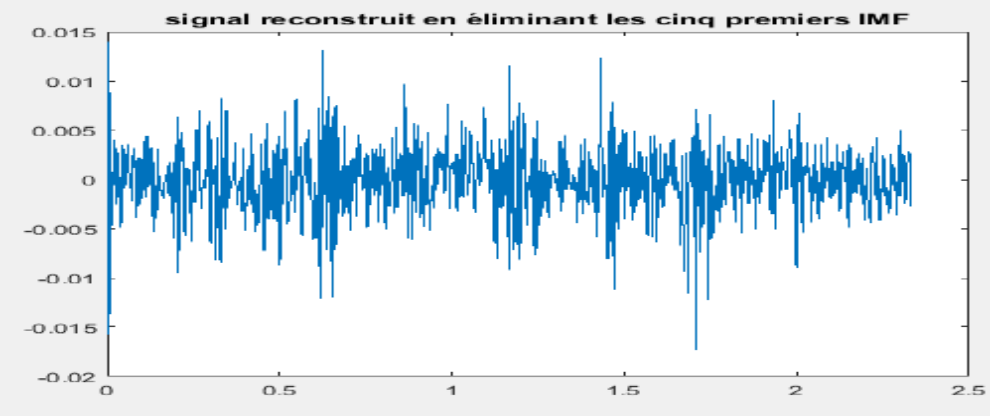
FIGII- 7:La décomposition du signal bruité par EMD



FIGII- 8:Les cinq IMFs à éliminer



FIGII- 9: Reconstruction partielle du signal débruité



FIGII- 10: Reconstructions partielles successives du signal débruité.

Remarque

La méthode naïve est efficace pour le débruitage des signaux mais elle est accompagnée par la perte d'informations utiles.

II.3.2 Rehaussement de la parole par EMD et analyse de Hurst

Dans cette méthode on effectue d'abord la décomposition du signal par EMD,ensuite calculer les exposants de Hurst des IMFs. Les IMFs ayant des exposants supérieurs à 0,5 ne sont alors pas pris en compte. Pour la reconstruction, le signal est obtenu en ajoutant les IMFs restants. La raison de ne pas considérer les IMFs avec h supérieurs à 0,5est qu'ils sont non corrélés et très probablement du bruit . L'exposant de Hurst estime la propriété d'autocorrélation des IMFs et donne une estimation si l'IMFs est du bruit ou le signal réel. [62]

II.3.2.1 Exposants Hurst

Le nom « exposant Hurst », ou « coefficient Hurst », dérive de Harold Edwin Hurst (1880-1978), qui était le chercheur principal dans ces études; l'utilisation de la notation standard *H* pour le coefficient se rapporte à son nom aussi. L'exposant Hurst est appelé « l' indice de dépendance » ou « indice de dépendance à long terme ». Il quantifie la tendance relative d'une série temporelle. [60]

- **Une valeur *H* dans la gamme 0,5-1**

Indique une série de temps avec auto - corrélation positive à long terme, ce qui signifie à la fois qu'une valeur élevée de la série sera probablement suivie d' une autre valeur élevée.

- **Une valeur *H* dans la plage de 0 - 0,5**

Indique une série temporelle avec commutation à long terme entre des valeurs hautes et basses dans des paires adjacentes, ce qui signifie qu'une seule valeur élevée sera probablement suivie par une faible valeur et que la valeur après cela a tendance à être de haut.

- **Une valeur de *H* = 0,5**

Peut indiquer une série complètement décorrélées.Par exemple une série chronologique produite par une marche aléatoire (processus aléatoire).

.

II.3.2.2 La corrélation et l'autocorrélation

- La corrélation est synonyme de dépendance . la dépendance ou l' association est une relation statistique, entre deux variables aléatoires ou des données à deux variables.
- **L'autocorrélation** est connu sous le nom de **corrélation de série** , est la corrélation d'un signal avec une copie retardée de lui-même en fonction du retard. Officieusement, il est la similitude entre les observations en fonction du décalage de temps entre eux. L'analyse de l' autocorrélation est un outil mathématique pour trouver des motifs répétitifs, tels que la présence d'un signal périodique masqué par le bruit , ou l' identification de la fréquence fondamentale manquante dans un signal impliquée par ses harmoniques des fréquences. [61]

II.3.2.3 Algorithme de la méthode débruitage par EMD et analyse de Hurst

1-Décomposer le signal par EMD.

2-Calculer les exposants de hurst des IMFS.

3-Seuiller les exposants de hurst des IMFS h_i par h=0.5

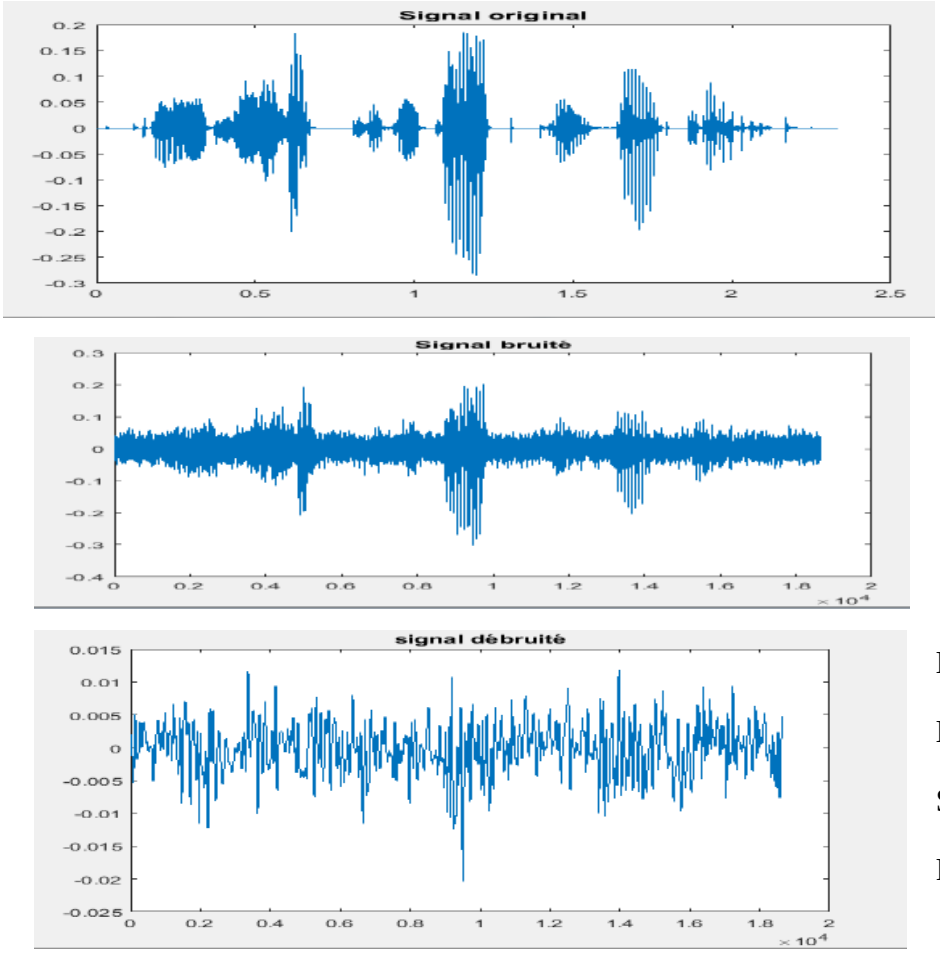
Si $h_i > 0.5$ l'IMF est éliminé .

4- Rassembler les IMFs restants pour construire le signal débruité

II.3.2.4 Paramètres de simulation

- Comme échantillon on prend un signal vocal enregistré et on le noyer dans un bruit blanc gaussien un SNR de 0.1 dB par la fonction matlab ‘‘awgn’’.
- L’utilisation de la fonction emd (x) pour calculer les IMFs

  Calculer les exposants de Hurst par la fonction estimate_hurst_exponent
- Evaluer la technique de débruitage en utilisant la fonction. evaluate_denoising_metrics(noisy,denoised)



MSE= 0.000801

MAE= 0.020150

SNR 0.020855 db

PSNR= 17.042844 db

FIG II-11 Rehaussement de la parole par la méthode EMD-Analyse de Hurst

Remarque

On remarque que la méthode à éliminer le bruit(PSNR= 17.042844 db) mais avec perte d'information aussi.

II.3.3 Débruitage par EMD et la transformée en ondelettes non décimée (NDWT)

L'idée de base du débruitage en EMD et seuillage en ondelettes, est d'exploiter le potentiel de l'EMD comme une méthode adaptative, ce qui signifie que le signal bruité est décomposé de manière adaptative en composantes oscillatoires et la transformée en ondelettes qui conduit à une représentation clairsemée de nombreux signaux et images du monde réel. Donc elle concentre les signaux et les images dans quelques coefficients d'ondelettes de grande amplitude.

Les coefficients d'ondelettes de faible valeur sont généralement du bruit et on peut "réduire" ces coefficients ou les supprimer par la fonction de seuillage sans affecter la qualité du signal ou de l'image. Après avoir défini les coefficients, nous reconstruisons les données à l'aide de la transformée en ondelettes inverse.

La méthode EMD-Ondelettes est proposée pour obtenir un signal rehaussé avec une distorsion minimale et faible perte d'informations.

II.3.3.1 La transformée en ondelettes non décimée(NDWT)

Il existe deux types de transformées en ondelettes, la transformée en ondelettes continue (CWT) et les transformées en ondelettes discrètes, avec ses versions décimées (DWT) et non décimées (NDWT). Les deux transformées en ondelettes diffèrent dans la représentation des paramètres d'échelle et de localisation de la fonction d'ondelettes, qui peuvent prendre des valeurs continues ou discrètes (puissances de deux), respectivement.

Le DWT est une transformation orthonormale (lors de l'utilisation d'une ondelette orthogonale) capable de séparer le signal du bruit. Le CWT, au contraire, est une transformation hautement redondante et il ne convient pas à cette application. le DWT sous-échantillonne, un décalage dans le signal d'entrée ne se manifeste pas comme un décalage équivalent dans les coefficients DWT à tous les niveaux, c'est-à-dire que le DWT n'est pas invariant. Ainsi, un simple décalage d'un signal peut entraîner un changement significatif de l'énergie du signal dans les coefficients DWT par échelle, ce qui n'est pas idéal pour certaines applications. le NDWT, au contraire, est invariants par rapport au décalage car les sorties ne sont pas sous-échantillonnées chaque échelle ayant le même nombre de coefficients d'ondelettes. Les filtres qui définissent les transformées en

ondelettes discrètes n'ont généralement qu'un petit nombre de coefficients, de sorte que la transformation peut être mise en œuvre très efficacement. De plus, pour l'implémentation la plus courante du CWT, il est nécessaire que l'ondelette soit définie dans une expression de forme fermée, tandis que pour le DWT et le NDWT, seuls les filtres sont suffisants.

Un autre point clé de la transformée en ondelettes discrète est la reconstruction parfaite du signal lors de l'inversion. Néanmoins, il est possible d'avoir une transformée en ondelettes discrète, qui ne perd pas d'informations importantes et présente les avantages de la mise en œuvre et de l'effort de calcul. C'est le cas du NDWT, qui peut être vu comme un compromis entre le DWT et le CWT en raison de sa redondance, mais pas aussi redondant que CWT. Bien que ni le CWT ni le NDWT ne soient des transformations orthonormales, le NDWT peut être calculé de manière similaire au DWT ordinaire mais sans sous-échantillonnage, garantissant l'invariance de décalage. [50]

II.3.3.1.1Le sous-échantillonnage

Est un opération qui consiste à diminuer le nombre d'échantillons à traiter : on parle de décimation. [52]

II.3.3.2 Algorithme de débruitage par EMD et NDWT

L'algorithme de base de dé bruitage est décomposé en cinq étapes essentielles:

- Calcule des IMFs du signal bruité par EMD.
- La décomposition de chaque IMF par la NDWT .
- Le seuillage des coefficients issus de la décomposition des IMFs .
- La reconstruction par la transformée en ondelettes inverse des IMFS.
- La reconstruction du signal par la somme des IMFs débruités.

En effet, à partir du signal à débruiter, on décompose le signal par EMD, après une deuxième décomposition des IMFs par NDWT. Ensuite, le seuillage en ondelettes est appliqué au coefficient d'approximation et aux coefficients de détail qui consiste à éliminer les coefficients qu'on considère comme du bruit ou à les réduire en fonction du seuil calculé. Après on applique la transformée en ondelettes inverse sur les coefficients seuillés et on récupère les IMFs débruités. En dernier lieu on reconstruit le signal débruité à partir des IMFs débruités. Donc la technique **EMD-Ondelettes** procède à traiter chaque IMFs

seul par le débruitage par La transformée en ondelettes non décimée(NDWT) en utilisant un seuillage dépendant de niveau et par la suite on reconstitue le signal rehaussé en rassemblant tous les IMFs soumis au debruitage par l'ondelette. résultat de débruitage est donné par la figure (II-15).

A-Calcule des IMFs du signal bruité par EMD

La méthode EMD est suffisamment étudié dans le premier chapitre .Le résultat de la décomposition est représenté dans la figure (II-7) et la figure(III-8) respectivement .

B-La décomposition de chaque IMF par la NDWT

l'absence de décimation, permet une connaissance de tous les coefficients d'ondelettes, qui ne sont certes pas nécessaires pour une reconstruction parfaite, mais qui contiennent des informations intéressantes pour le débruitage. L'algorithme proposé, utilise la décomposition "à trous" dans lequel l'étape de décimation disparaît rendant ainsi la représentation invariante par translation. [52]

La NDWT d'un signal est obtenu en faisant passer à travers une série de filtres.

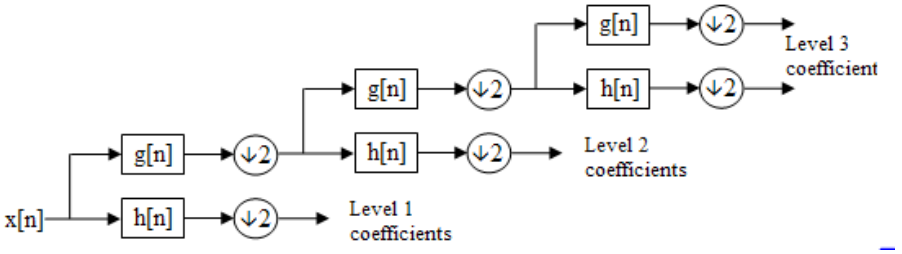
D'abord, les échantillons sont passés à travers un filtre passe- bas pour obtenir des coefficients d'approximation. Le signal est également décomposé simultanément en utilisant un filtre passe-haut dont la sorties donne les coefficients de détail. Il est important que les deux filtres sont liés les uns aux autres et ils sont connus comme un filtre miroir en quadrature .Les coefficients d'approximation et de détail sont obtenus par le produit de convolution des filtres et le signal d'entrée. [52]

- Le produit de convolution entre le filtre passe-bas et le signal d'entrée x

$$y_{low} = (x * g) \qquad \text{(II-2)}$$

- Le produit de convolution entre le filtre passe haut et le signal d'entrée x

$$y_{high} = (x * h) \qquad \text{(II-3)}$$



FIGII- 12: Un banc de filtres de niveau 3 avec sous échantillonnage [52]

A chaque niveau dans la figure (II-12), le signal est décomposé en basses et hautes fréquences. [52]

C-Les méthodes de seuillage

Les méthodes de seuillage les plus connues, introduites par Donoho, sont le seuillage doux et le seuillage dur. Le procédé est basé sur un seuillage dans le signal selon lequel chaque coefficient d'ondelettes du signal est comparé à un seuil donné; si le coefficient est inférieur au seuil, il est alors mis à zéro, sinon il est maintenu ou légèrement réduit en amplitude. Des variantes de ces types de seuillage ont été développées pour tenter d'améliorer ces méthodes. pour notre travail on a utilisé le seuillage doux . [55]

C.1 Seuillage doux

Le seuillage doux consiste à éliminer tout coefficient au dessous du seuil et à soustraire ce seuil des autres coefficients. [54]

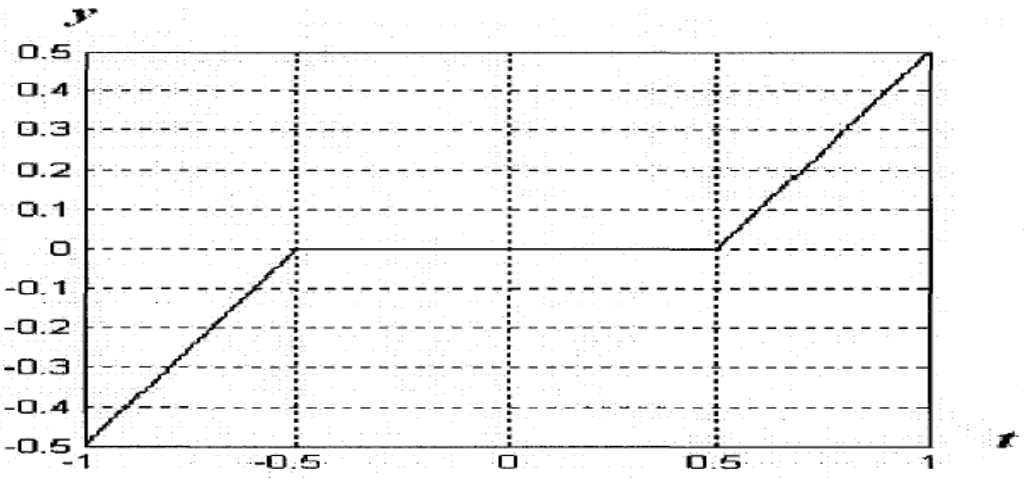
Soit un vecteur *x* quelconque :

La fonction de seuillage doux $T_{doux}()$ appliquée sur *x* est donnée par 1' équation :

$$T_{doux}(x) = \begin{cases} sign(x)(|x| - \lambda) & |x| \geq \lambda \\ 0 & |x| < \lambda \end{cases} \qquad \text{(II-4)}$$

Où λ est la valeur du seuil.

Le graphe de la figure (III-13) est un exemple de seuillage doux appliqué à la fonction $y= t$ avec un seuil $\lambda = 0,5$.



FIGII- 13: Graphe de la fonction du seuillage doux[57]

C.2 Seuillage dur

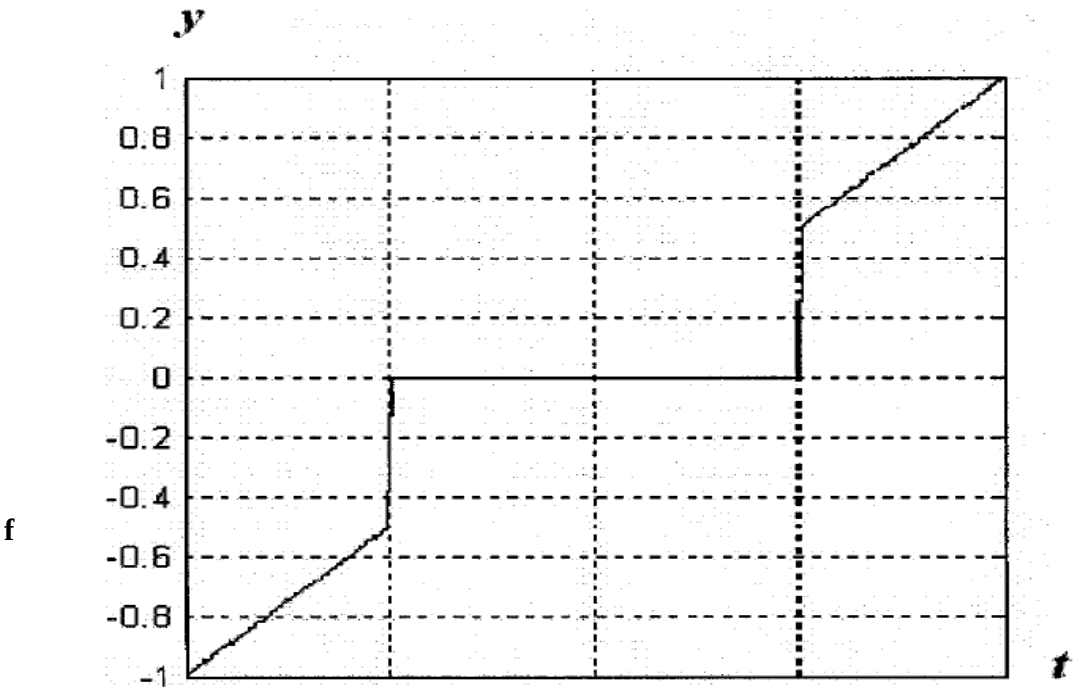
Le seuillage dur est plus catégorique que le seuillage doux du fait qu'on considère un coefficient donné soit comme représentant totalement un bruit pur donc à éliminer, ou comme un coefficient représentant une portion du signal donc à conserver. [54]

La fonction de seuillage dur $T_{dur}()$ appliquée sur x est donnée par l'équation :

$$T_{dur}(x)= \begin{cases} x & |x| > \lambda \\ 0 & |x| \leq \lambda \end{cases} \qquad \text{(II-5)}$$

Où λ est la valeur du seuil.

Le graphe de la figure (II-14) est un exemple de seuillage dur appliqué à la fonction $y= t$ avec un seuil = 0,5.



FIGII- 14: Graphe de la fonction du seuillage dur [57]

C.3 Seuillage dépendant du niveau

Johnstone et Silverman ont proposé un seuil dépendant du niveau [56] donné par :

$$T_j = \sigma_j \sqrt[2]{2\log(N)} \qquad \text{(II-6)}$$

N : Les nombres d'échantillonnages.

Où j représente le niveau de décomposition et σ_j l'écart-type du bruit calculé dépendamment du niveau en question qui est donné par :

$$\sigma_j = \frac{\text{mediane}\left(\left|d_1^j\right|\right)}{0.6745} \qquad \text{(II-7)}$$

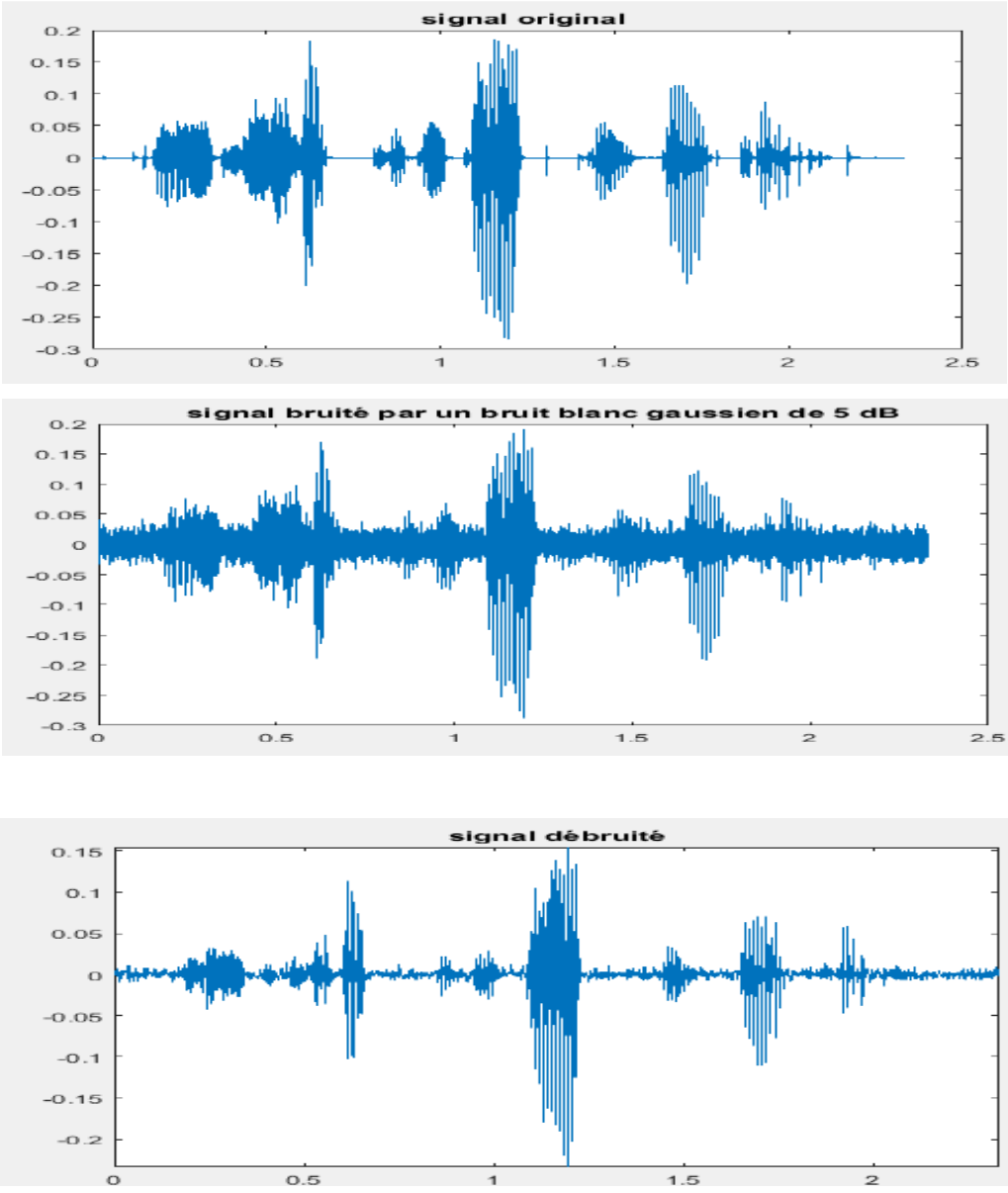
Où d_1^j représentent les coefficients des détails obtenus au niveau j correspondant au nœud de la plus haute résolution.

II.3.3.3 Paramètre de simulation

- La décomposition est par EMD dont le résultat a donné 14 IMFs.
- Les IMF à débruiter sont de 1 à 7.

- Ondelette utilisé est symlet ('sym4')
- Le nombre de décomposition est de 4 niveaux.
- Le seuillage utilisé est le seuillage doux dépend de niveau.
- Les indicateurs d'évaluation du débruitage sont mesurés par la fonction evaluate_denoising_metrics(noisy,denoised) afin d'évaluer la technique de rehaussement de la parole.Comme échantillon on prend un signal vocal enregistré et on le noyer dans un bruit blanc de 5 dB par la fonction matlab ''awgn''.

II.3.3.4 Résultats de débruitage par la technique EMD-ondelette



MSE= 0.000231/ MAE =0.011275/ SNR =3.575158 db/ PSNR =22.334259 db

FIG II-15 : Débruitage d'un signal vocal par EMD-Ondelette

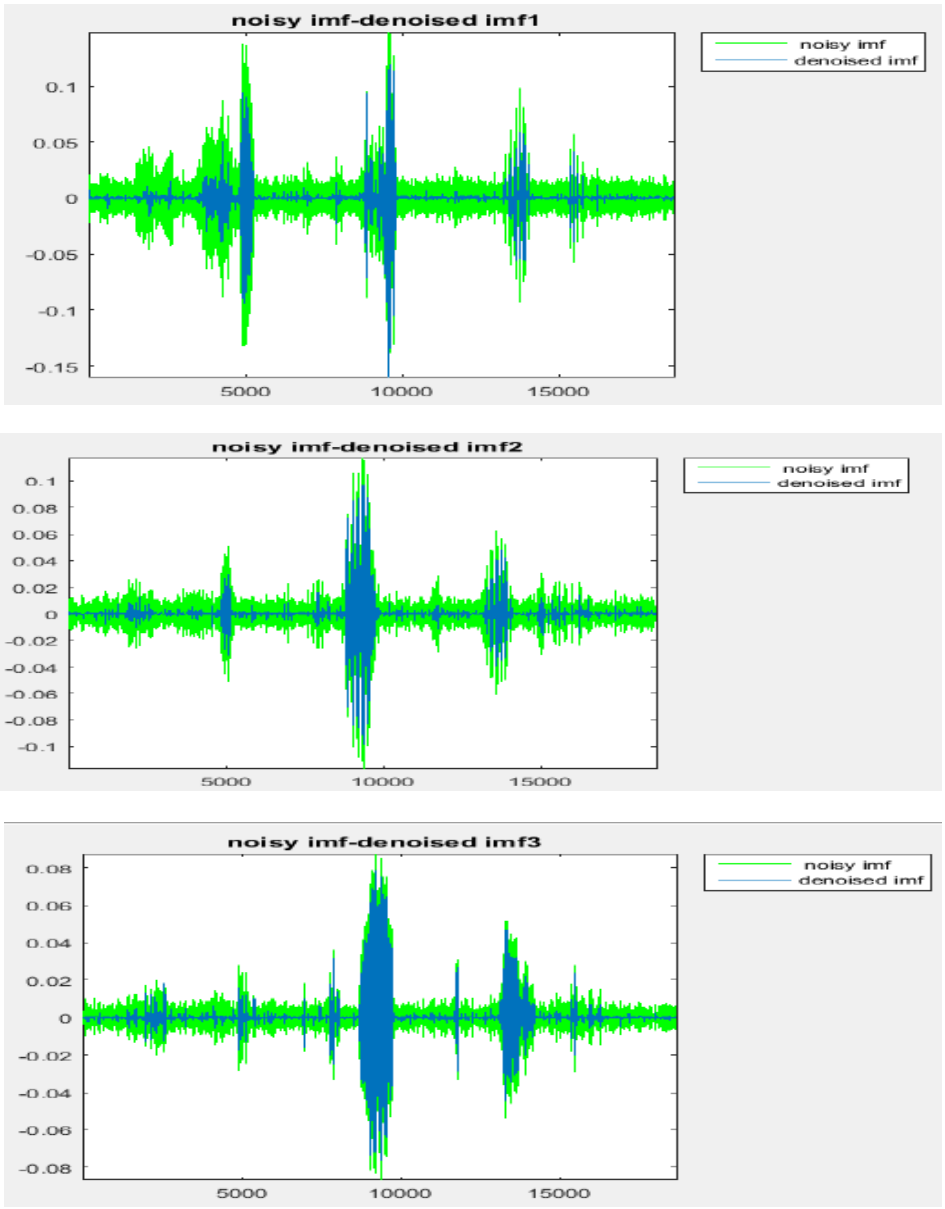


FIG II-16 :Les trois premiers IMFs débruités par la technique EMD-Ondelette

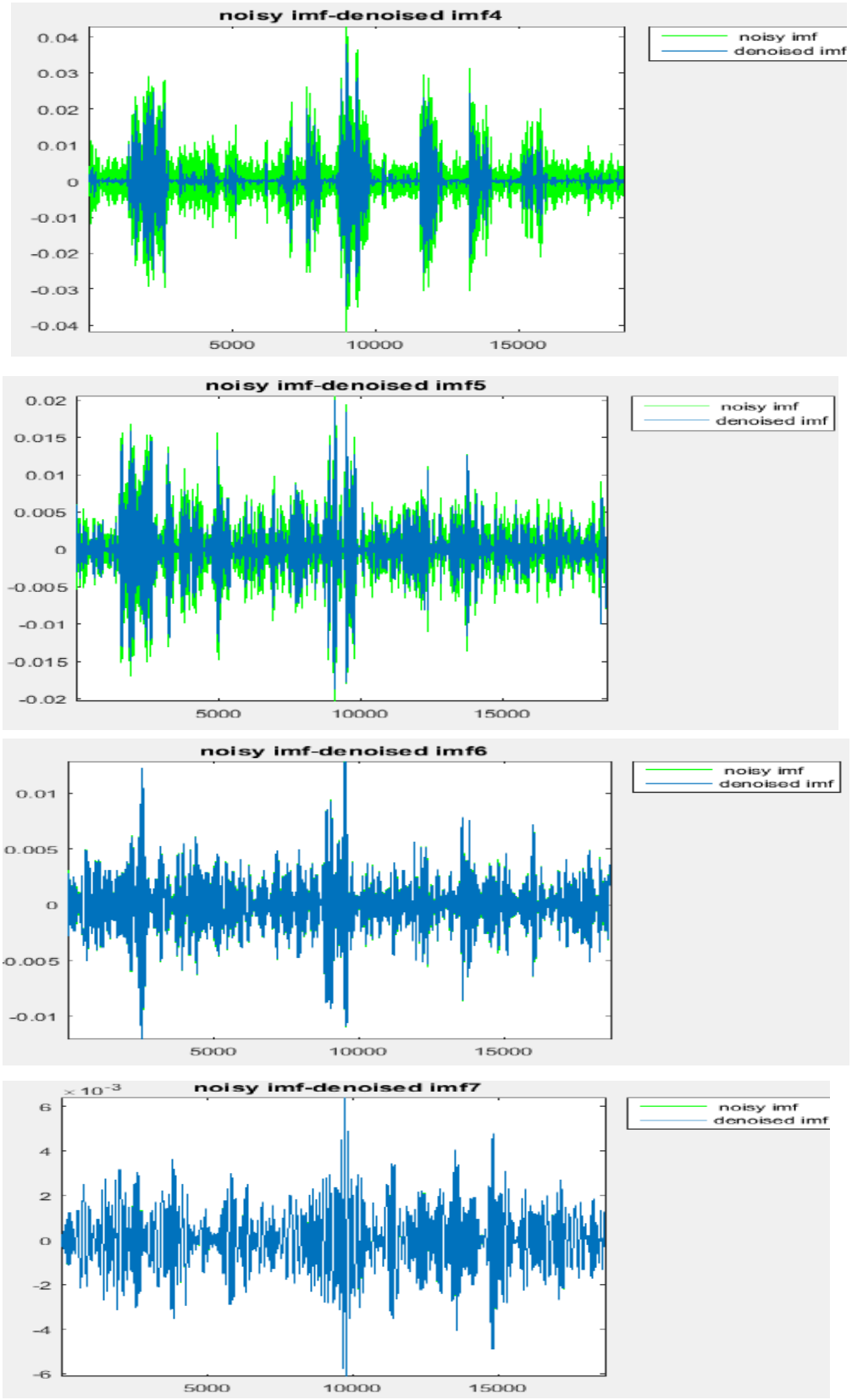


FIG II-17 :Le reste des IMFs débruités par la technique EMD-Ondelette

Remarques

1-On remarque que les premiers IMFs en plus du bruit contiennent aussi de l'information utile ce qui contredit la méthode naïve.

2 –Le niveau du bruit diminue progressivement à mesure que nous nous dirigeons vers les IMFs moins oscillante.

3-La methode EMD-Ondelette a rehaussé la parole bruité sans perte d'information.

II.4Conclusion

Dans ce chapitre nous avons fait une comparaison entre les déférentes méthodes d'amélioration du signal parole (éliminé le bruit) en termes de SNR et PSNR, et à l'aide de logiciel Matlab. On peut résumer les résultats de ce travail :

D'après le calcul de critère PSNR et SNR que la technique EMD-Ondelette est la meilleure pour améliorer le signal parole bruité., les autres techniques sont efficace pour éliminer le bruit mais elle ont un inconvénient ,la perte de l'information utile.

Chapitre III
Résultats et simulation

Chapitre III :Résultats et simulation

III.1Introduction

Dans ce chapitre nous présenterons les différents résultats des programmes, simulé par une interface graphique criée sous matlab. Pour la simulation nous avons utilisé deux types de signaux , signaux artificiels et des signaux vocaux enregistrés bruités soit par un bruit blanc gaussien ou un bruit réel .

III.2Description de l'interface graphique

Les interfaces graphiques (ou interfaces homme-machine) sont appelées GUI (pour Graphical User Interface) sous MATLAB. Elles permettent à l'utilisateur d'interagir avec un programme informatique, grâce à différents objets graphiques (boutons, menus, cases à cocher...). Ces objets sont généralement actionnés à l'aide de la souris ou du clavier. L'interface graphique que nous avons réalisé**s se présente comme suit.**



FIG III.1 :Vue générale de l'interface graphique

Elle est constituée d'un menu qui permet à l'utilisateur de choisir un programme ou un code qui sera appliqué à un signal artificiel enregistré et choisi d'un autre menu. Les programmes à simuler sont :

- Calcule de l'enveloppe max et min et l'enveloppe moyenne d'un signal plus le tracé.

- La méthode EMD.
- EMD plus la transformé de Fourier rapide (FFT).
- La méthode HHT.
- Débruitage par la méthode naïve.
- Débruitage par analyse de Hurst.
- Débruitage par EMD-Ondelette.

On a ajouter également un bouton qui sera activé que si on choisi un des programme de débruitage . Ce dernier aide l'utilisateur a choisir un enregistrement vocal .

Pour l'exécution des programme un autre bouton est ajouté, c'est le bouton (Analyse). Si on veut entendre le signal débruité il suffit de cliquer sur le bouton (denoised signal).

III.3 Simulation des programmes par l'interface graphique

III.3.1 Enveloppe max et min et la moyenne d'un signal

Comme exemple on prend les signaux suivants :

Signal 1: x (t) = sin(2πt) + cos(6πt) + $\sin(2\pi t)^{2}\sin(6\pi t)$, t ∈ [0 ; 10],f = 1000 Hz.

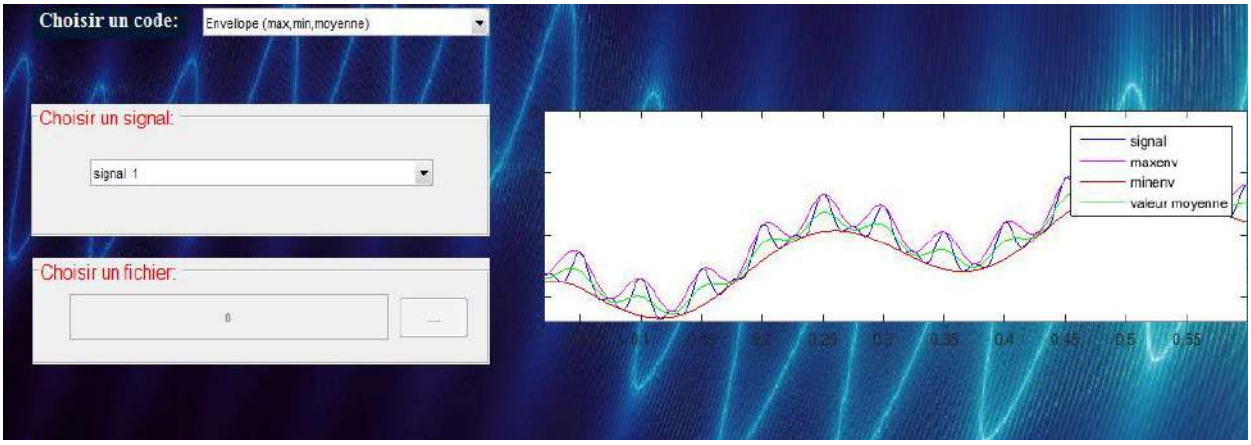


FIG III.2 :Simulation du code enveloppe (max,min,moyenne)pour signale1

signal 5: x (t) = (exp(−0,2t)t 2 + 10)(sin(exp(−0,1t)t 2 + 3t) + cos(2t)),t ∈ [0 ;30π],

f = 100 Hz.

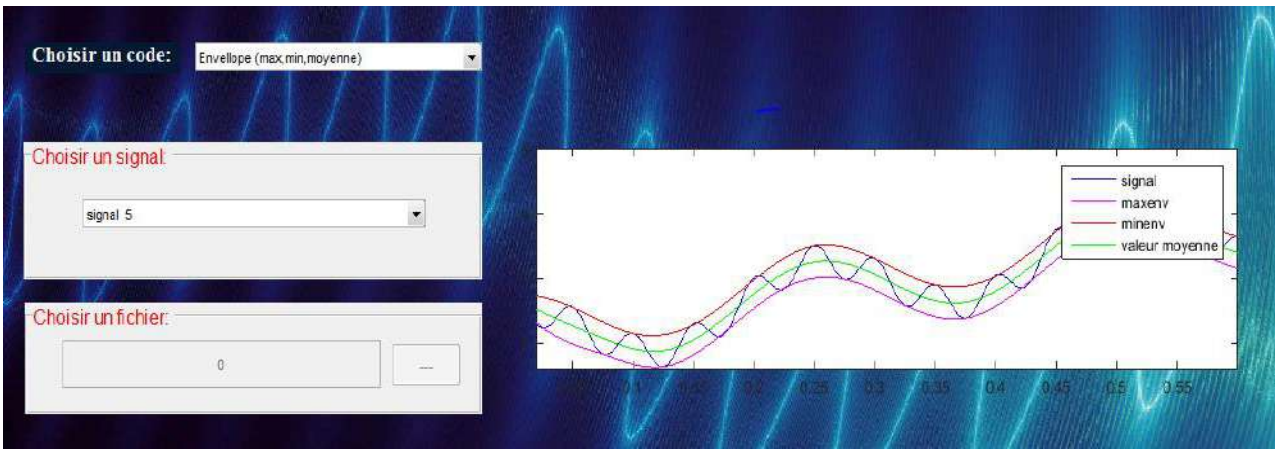


FIG III.2 :Simulation du code enveloppe (max,min,moyenne)pour signale5

III.3.2 Programme de l'EMD

Comme exemple on prend signal1 et signal2 :

Signal 1: x (t) = sin(2πt) + cos(6πt) + sin(2πt) ^{2}sin(6πt), t ∈ [0 ; 10],f = 1000 Hz.

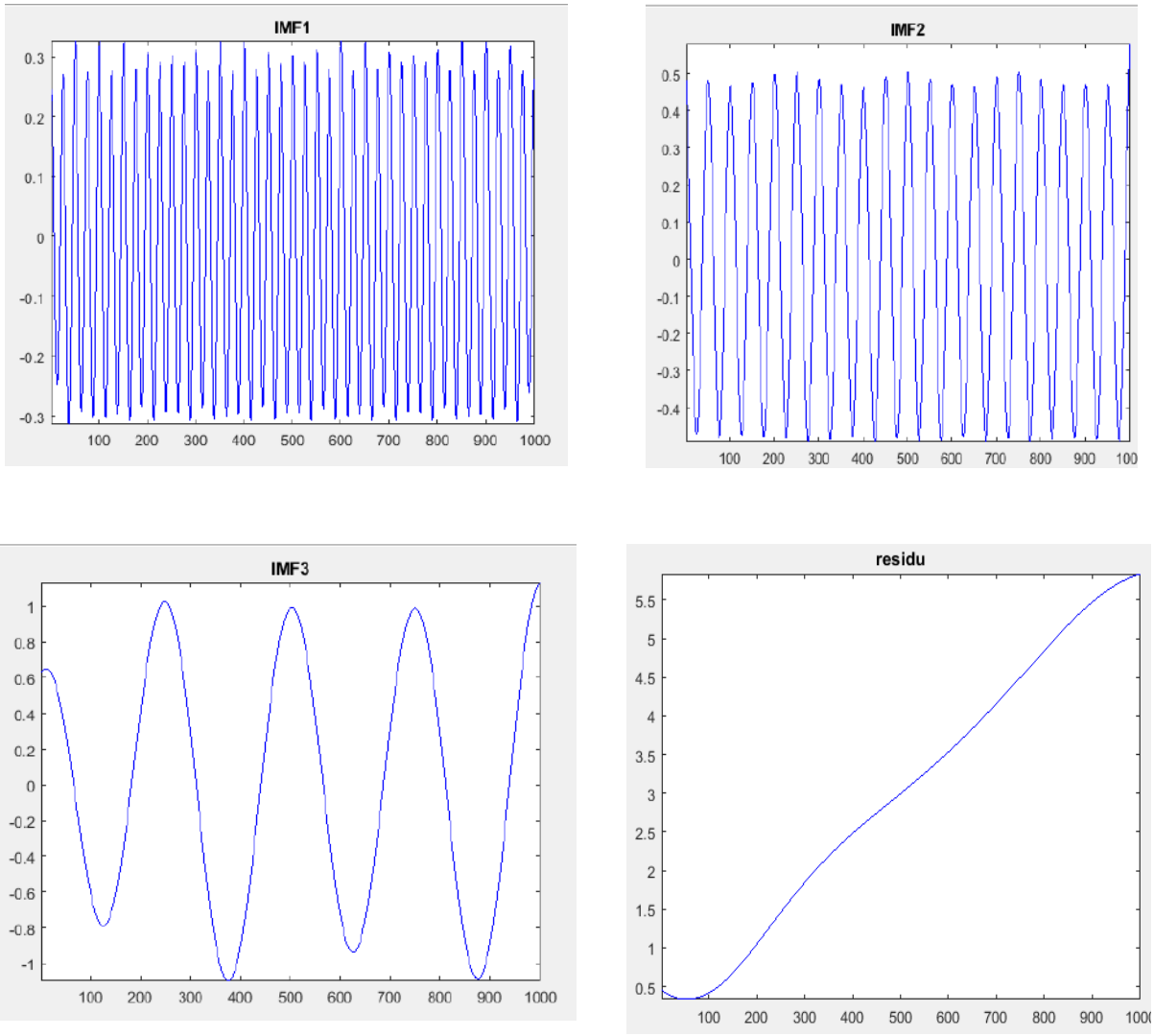


FIG III.3 :Simulation du code EMD pour signale1

signal 2: x (t) = $t^2 \sin(t^2)$, t ∈ [0 ; 5π], f = 1000 Hz.

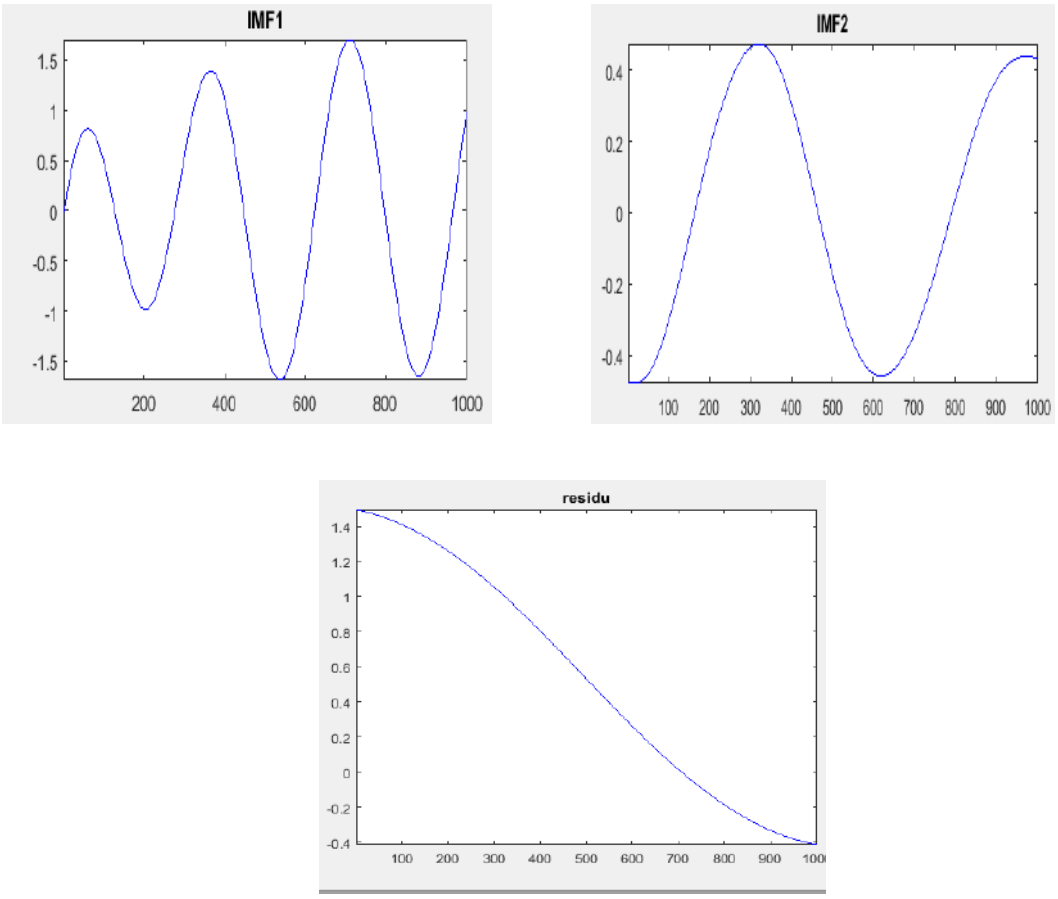


FIG III4 :Simulation du code EMD pour signale2

1-Le nombre des IMFs n'est pas fixe se diffère d'un signal à l'autre .

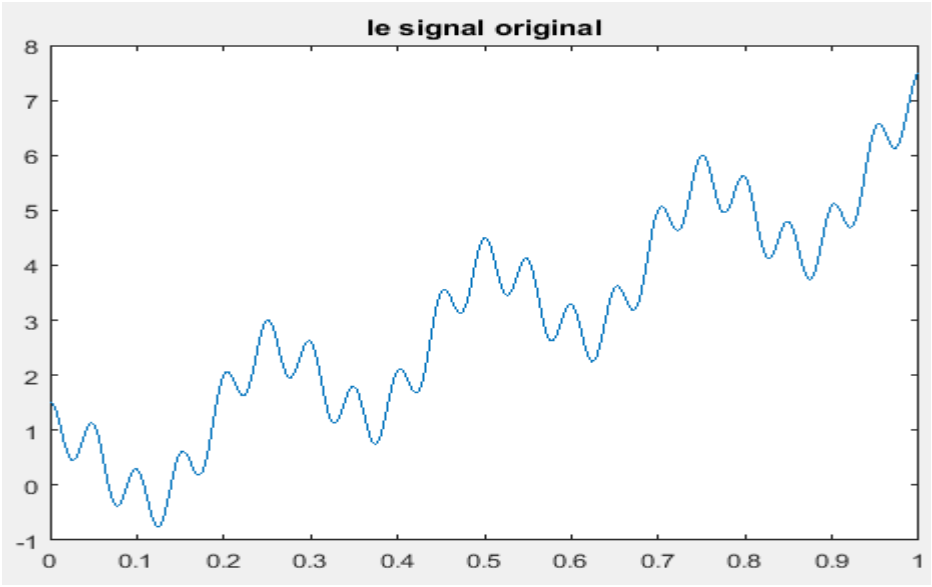
2-L'IMF1 est toujours la plus oscillante , le nombre d'oscillation se diminue au fur à mesure qu'on se dirige vers le residu.

III.3.3 Programme de l'EMD plus la FFT

On simule en utilisant le signale 5

signal 5: $x(t) = (\exp(-0{,}2t)t^2 + 10)(\sin(\exp(-0{,}1t)t^2 + 3t) + \cos(2t)), t \in [0\ ;30\pi]$,

f = 100 Hz.



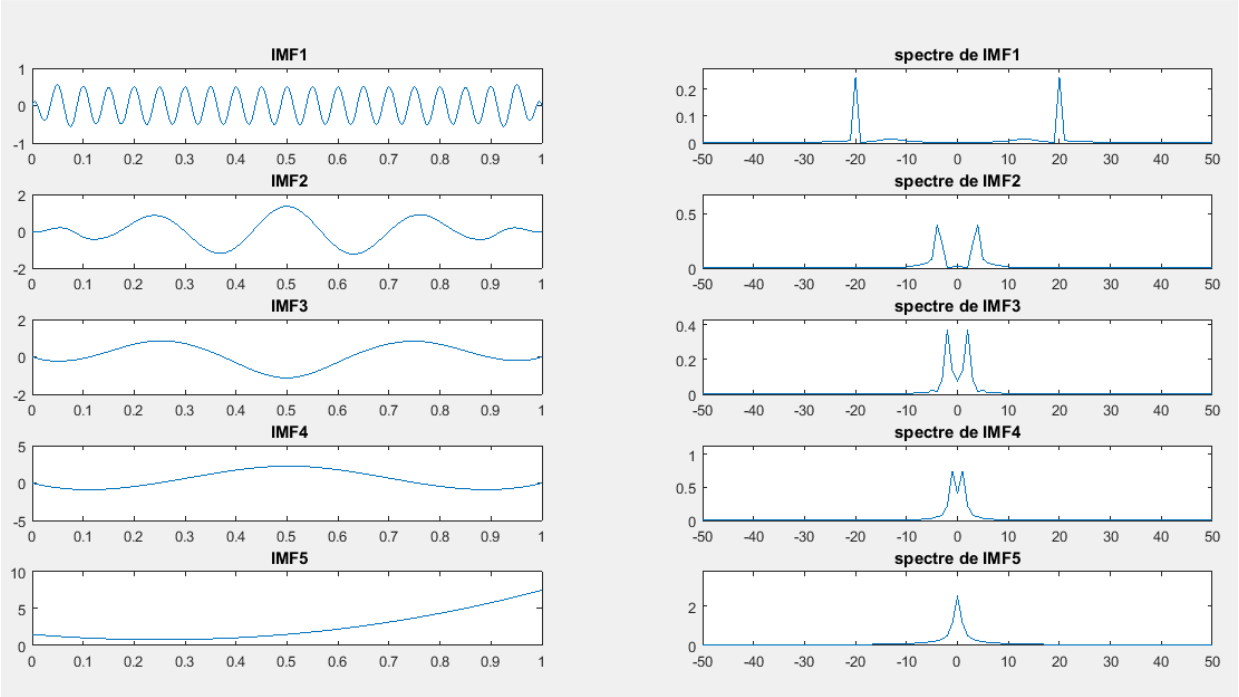


FIG III.5 :Simulation du code EMD-FFT pour signale5

1-La méthode EMD-FFT décompose le signal en IMF et représente le spectre de fréquence de chaque IMF.

2-La FFT montre que chaque IMF contient une seule fréquence, par exemple la fréquence de l' IMF1 est 20 Hz.

III.3.4 Programme de la HHT

La HHT décompose le signal en IMFs et calcule pour chaque IMFs la fréquence instantanée et l'amplitude instantanée ou la densité spectrale pour chaque IMF

On simule en utilisant signal 1

Signal 1: $x(t) = \sin(2\pi t) + \cos(6\pi t) + \sin(2\pi t)\ ^2\sin(6\pi t)$, $t \in [0\ ;\ 10]$, $f = 1000$ Hz.

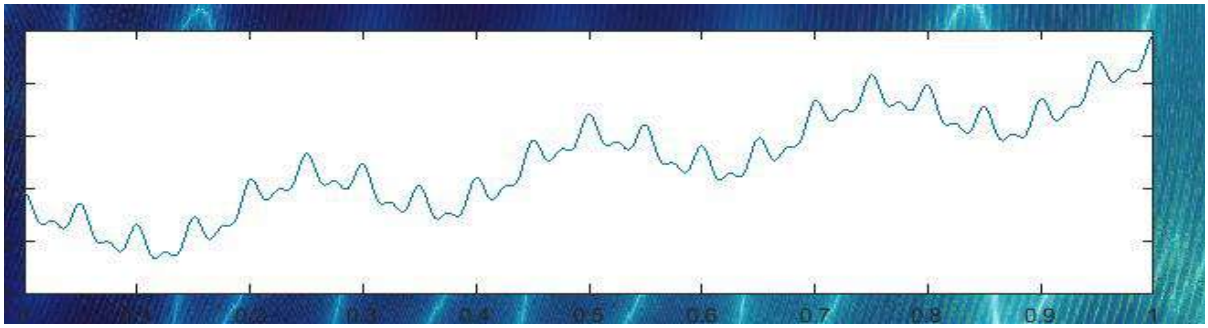


FIG III.6:Signal1 avant la HHT

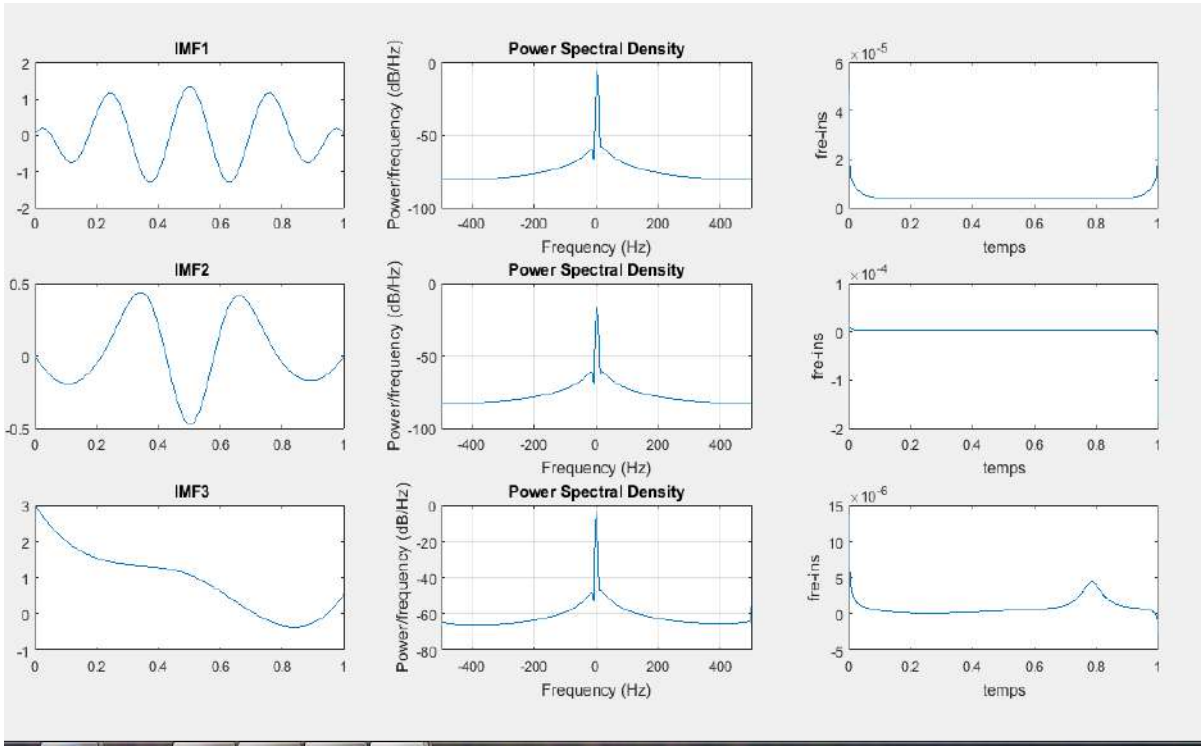


FIG III.7 :La simulation du signal 1 par la HHT

III.3.5 Simulation du programme de débruitage par EMD-Analyse de Hurst

Pour la simulation on prend un enregistrement vocal.

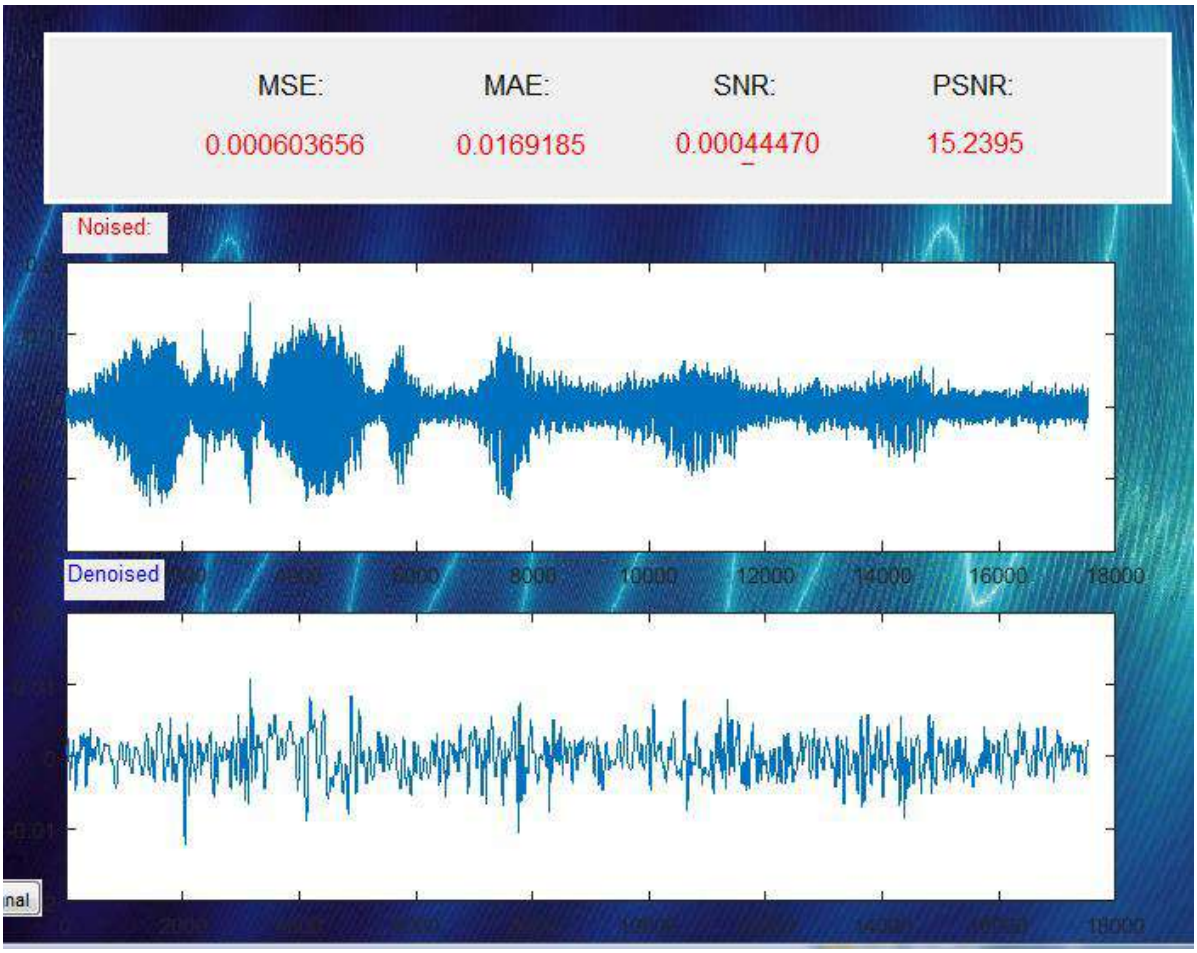


FIG III.8 : Débruitage d'un enregistrement vocal par EMD et Analyse de Hurst

II.3.6 Simulation du programme de débruitage par EMD-Ondelette

Pour la simulation on prend le même enregistrement vocal.



FIG III.9: Débruitage d'un enregistrement vocal par EMD-Ondelette

I

D'après le résultat on a :

1-réussite de la méthode EMD -Ondelette pour le débruitage des signaux. Le SNR et le PSNR est plus grand que la méthode EMD-Analyse de Hurst.

2-On peut entendre l'enregistrement débruité ce qui signifie que les pertes en informations sont limités .

III.4.Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté les résultats de simulation de l'opération de débruitage de la parole en utilisant les trois techniques qui sont débruitage naïve, débruitage par analyse de Hurst et débruitage par EMD-Ondelette. La simulation est effectué en utilisant une interface graphique criée sous matlab dont le but est facilité l'exploitation des différentes techniques d'analyse étudiées dans ce modeste travail. En comparant la méthode EMD-Ondelette avec les autres techniques, on peut affirmer que elle est efficace pour le débruitage d'un signal bruité par un bruit blanc gaussien.

CONCLUSION GENERALE

L'EMD part d'une idée simple et séduisante , isoler d'une courbe sa partie oscillante rapidement en traçant une approximation grossière et répéter le processus.

Contrairement à la transformée de Fourier classique et la transformée en ondelettes qui utilisent des fonctions de base déterminés a priori, la méthode EMD construit directement les fonctions de base à partir du signal lui-même. Pour chaque signal étudié une nouvelle base de fonctions est construite. Son principe est de décomposer un signal en une collection de fonctions oscillantes ou modes appelés en anglais IMFs (intrinsic mode functions) par un processus de tamisage. Elle a été appliquée dans divers domaines du traitement du signal tels que le génie biomédical [25], le diagnostic de pannes mécaniques et le débruitage de la parole , le traitement d'image.

Dans ce travail, nous avons présenté une étude sur une des applications potentielles de l'EMD qui est le débruitage de la parole, nous sommes intéressés à la présentation d'une étude comparative entre trois techniques de débruitage qui sont l'approche naïve, la méthode par analyse de Hurst ,méthode EMD-Ondelette. Nous avons simulé les différents codes en matlab pour voir les performances de l'EMD en matière de décomposition des signaux non stationnaires et de débruitage. Enfin nous espérons que ce travail sera une base d'étude pour les autres étudiants .

Bibliographie

[1] Chainais P. De la transformée de Fourier à l'analyse temps-fréquence bivariée. Bulletin de l'Union des Professeurs de classes préparatoires Scientifiques, 2018, pp.1-19.

[2] Classification des signaux. Disponible sur :

http://perso.univ- lemans.fr/~berger/Signal_MP2/ClasseSignaux/co/Classe_1.html

[3] K. Bockelandt, "Synthèse sonore avec Csound," 2013. Disponible sur :https://openclassrooms.com/fr/courses/1411736-synthese-sonore-avec-csound/1411863-introduction-aux-signaux-periodiques.

[4] "Discussion:Rapport signal sur bruit." Disponible sur : https://fr.wikipedia.org/wiki/Discussion:Rapport_signal_sur_bruit.

[5] BAKKOURY J. Traitement du signal avancé, représentation-temps fréquence. Disponible sur : https://fr.slideshare.net/jbakkoury/analysetempsfrequence.

[6] GARNIER H .Décomposition en série de Fourier ,signaux périodiques. Disponible sur : http://w3.cran.univlorraine.fr/perso/hugues.garnier/Enseignement/TdS/TdS-serie_Fourier.pdf.

[7] Tahon M.Traitement du signal .Disponible sur : http://perso.univ-lemans.fr/~mtahon/doc/cpda_signal.pdf.

[8] "Principe d'incertitude," 2020. Disponible sur:https://fr.wikipedia.org/wiki/Principe_d'incertitude.

[9] C. Charles, "Introduction aux ondelettes," pp 1–22.

[11] Truchetet F.Ondelettes pour le signal numérique. Paris, Hermes, 1998.

[12] Oberlin T . Analyse de Signaux Multi–composantes Contributions à la Décomposition Modale Empirique, aux Représentations temps-fréquence et au Synchrosqueezing. Thèse de doctorat d'université GRENOBLE. Université de GRENOBLE, 2006.

[13] Meignen S. Présentation de l'algorithme EMD et perspectives. Disponible sur : http://www-ljk.imag.fr/membres/Sylvain.Meignen/recherche/CEM1.pdf

[14] Chainais P. EMD.Disponible sur: http://pierrechainais.ec-lille.fr/PUB/EMD/Rapport.pdf

[15] Christophe J. Analyse des signaux non-stationnaires par Transformation de Huang,Opérateur de Teager-Kaiser, et Transformation de Huang-Teager (THT) Thèse de doctorat d'université Rennes:. Université de Rennes, 2005.

[16] "Transformation de Hilbert," 2019. Disponible sur : https://fr.wikipedia.org/wiki/Transformation_de_Hilbert.

[17] Di Palma N, Batailly A , Legrand M. Méthodes de traitement du signal par décomposition en modes empiriques. Disponible sur : https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-01819670.

[18] Meignen S. Différentes Approches Non Linéaires Multi-Echelles pour l'Analyse des Signaux . Ecole Doctorale de Mathématiques Appliquées et d'Informatique.

[19] HAFSI L. Application de la technique EMD pour l'analyse des données signaux de fuite dans les réseaux de distribution d'eau. Thèse de master.

[20] Thioune A. Décomposition Modale Empirique et Décomposition Spectrale Intrinsèque : Applications en traitement du signal et de l'image. Thèse de doctorat d'université Paris Est Val-de-Marne Créteil : Université de Paris Est,2015.

[21] Kerebel M, Pellissier L, Stan D. L'Empirical Mode Décomposition, algorithmes et utilisations.2011.

[22] Boustane T, Quellec G . Implantation de la méthode EMD en C avec interface Matlab. Institut Superieur d'Informatique de Modelisation.

[23] MOHGUEN W. Améliorations de la méthode EEMD. Thèse de MAGISTER option communication d'université FERHAT ABBAS-SETIF-1- : université de FERHAT ABBAS-SETIF-1-,2014.

[24] Rilling G . Décompositions Modales Empiriques Contributions à la théorie, l'algorithmie et l'analyse de performances. Thèse de doctorat d'université de Lyon : université de Lyon ,2007.

[25] BENFRIHA S , HAMEL A. Segmentation d'image par Coopération région-contours. Thèse de Master Professionnel domaine : Informatique et Technologie de l'Information.

[26] Sandeli M . Traitement d'images par des approches bio-inspirées application à la segmentation d'images. Thèse de Magister de l'université de constantine 2 : université constantine 2, 2014.

[27] BENDAOUD M. Développement de méthodes d'extraction de contours sur des images à niveaux de gris. Thèse de doctorat.

[28] Taibaoui M ,Debbar D. La découverte des concepts sémantiques cachés avec plusieurs niveaux d'abstraction pour la recherche d'images.Thèse de MASTER ACADEMIQUE de l'université de Ouargla,2013.

[29] "Bruit numérique," 2020. Disponible sur :https://fr.wikipedia.org/wiki/Bruit_numérique.

[30] Thome N, "Bases du traitement des images Introduction et fondements Bref historique," pp. 1–102, 2016.Disponible sur :http://webia.lip6.fr/~thomen/Teaching/BIMA/cours/intro.pdf

[31] BOULEDJFANE B. Compression de données :Application en télémédecine. Thèse de doctorat de l'université Badji Mokhtar Anaba : université Badji Mokhtar Anaba,2016.

[32] GADA S . Décomposition Modale Empirique:Application à l'analyse de la texture. Thèse de de MAGISTER en Automatique de l'université Paris 12 : l'université Paris 12 , 2013.

[33] Nunes J.C, Niang O , Bouaoune E. La décomposition empirique multimodale bidimensionnelle modifiée pour l'analyse d'images. Université Paris 12.

[34] Makki A, Challioui T. de Recherche Interpolation par des fonctions radiales. Université de Lille, 2019.

[35] Arrazaki M, Zougari T. L'utilisation de fonction radiale de base à support compact pour accélérer le temps de décomposition BEMD. Ecole Nationale des Sciences Appliquées de Tanger, Université Abdelmalek Essaâdi Maroc.

[36] Andaloussi S , Lamard M. Recherche d'images médicales par contenu numérique : Utilisation de signatures construites à partir de la BEMD et la transformée de Hilbert. : Les premières journées doctorales en technologies de l'information et de la communication, Rabat ,2009.

[37] "Traitement d'images Chapitre 04," 2014,pp. 29–32. Disponible sur : https://elearn.univ-ouargla.dz/2013-2014/courses/TI/document/Cours/Image_Chap04.pdf?cidReq=TI.

[38] BENAMMAR A. Méthode de traitement de signaux ultrasonores basées sur la deconvolution dans la détection des defauts .Thèse de doctorat en électronique de l'université Saâd Dahlab. Blida : Université Saâd Dahlab.

[39] BEN NEDJOUE Y, MEKKAOUI B. Débruitage de signal parole par les transformées en ondelettes. Thèse de MASTER Académique en télécommunications.2016.

[40] Barry D. Débruitage d'image par fusion de filtrage spatio-fréquentielle. Thèse de Maîtres sciences (M.Sc.) en informatique.Université des arts et des sciences : Faculté des études supérieures.

[41] Lallouani A. Débruitage d'un signal de la parole corrompu par un bruit colorés en utilisant la transformée en ondelette et implantation sur un processeur de traitement numérique des signaux. Thèse à l'obtention de la maitrise en génie electrique (M.Ing).Université de QUÉBEC, 2004.

[42] Décodage du signal de la parole .Disponible sur ; http://outilsrecherche.over-blog.com/pages/Notes_311_Decodage_du_Signal_de_la_Parole-3082466.html

[43] Consonne sourde,2019.Disponible sur : https://fr.wikipedia.org/wiki/Consonne_sourde.

[44] Sons fricatifs. Disponible sur : https://www.google.com/search?q=sons+fricatifs

[45] "Bruits colorés," 2018.Disponible sur https://fr.wikipedia.org/wiki/Bruits_colorés.

[46] "Loi normale," 2020. Disponible sur https://fr.wikipedia.org/wiki/Loi_normale.

[47] "Espérance mathématique," 2020. Disponible sur https://fr.wikipedia.org/wiki/Espérance_mathématique.

[48] "Ecart type," 2020. Disponible sur : https://fr.wikipedia.org/wiki/Écart_type.

[49] "Bruit additif blanc gaussien," 2020. Disponible sur :https://fr.wikipedia.org/wiki/Bruit_additif_blanc_gaussien.

[50] "Le rapport signal/bruit," 2020. Disponible sur : https://f5zv.pagesperso-orange.fr/RADIO/RM/RM04/RM04c03.html.

[51] Non-decimated Wavelet Transform for a Shift-invariant Analysis Disponible sur . https://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S21794512018000100093.

[52] Sous échantillonnage.Disponible sur : https://www.google.com/search?q=sous+echantiollonage&rlz=1C1RLNS_frDZ870DZ870&oq=sous+echantiollonage&aqs=chrome..69i57j0l7.17119j0j7&sourceid=chrome&ie=UTF-8

[53] Leman H,Carré Ph. Utilisation de la transformée en ondelettes non décimée pour le débruitage du signal électrohystérographique utérin. Université de Technologie de Compiègne 60200 Compiègne, France . 1997

[54] "Transformée en ondelettes discrète - Discrete wavelet transform." Disponible sur :https://fr.qwe.wiki/wiki/Discrete_wavelet_transform.

[55] Singh J . Noise Reduction of Speech Signal using Wavelet Transform with Modified Universal Threshold. International Journal of Computer Applications. 2011.

[56] Johnstone M ,Silverman B. Wavelet threshold estimators for data with correlated noise.1997.

[57] J. Baudot. Les indicateurs d'ecarts. Disponible

sur :http://www.jybaudot.fr/Stats/indicecarts.html.

[58] Erreur moyenne absolue - Mean absolute error.Disponible sur : https://fr.qwe.wiki/wiki/Mean_absolute_error.

[59] Peak signal-to-noise ratio.Disponible sur : https://en.wikipedia.org/wiki/Peak_signal-to-noise_ratio.

[60] Exposant Hurst - Hurst exponent. Disponible sur : https://fr.qwe.wiki/wiki/Hurst_exponent.

[61] Autocorrelation. Disponible sur : https://fr.qwe.wiki/wiki/Autocorrelation.

[62] Aditya S.Denoising signals using empirical mode decomposition and hurst analysis.Disponible sur: https://www.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/52502-denoising-signals-using-empirical-mode-decomposition-and-hurst-analysis.

ANNEXE

Programme de débruitage EMD-Ondelette :

```
[x,Fs]=audioread('test2.wav');Ts=1/Fs;

t=linspace(0,length(x)/Fs,length(x));
figure(1),
plot(t,x);
bruit = randn(1,length(x)); figure,plot(t,bruit);
a = awgn(x,5,'measured');figure(2),
plot(t,a);
y=x;temp=a;
num=0;
den=0;
for i=1:length(temp)
den=den+(y(i)-temp(i))^2;
end
for i=1:length (temp)
num=num+temp(i)^2;
end
SNR1 = 20*log10(sqrt(num)/sqrt(den));
fprintf('signal to noise ratio1 %f db\n',SNR1);
%a=x+0.0001*bruit';
sound(a,Fs)
imf= emd(a); %Computes the EMD
imf=imf' ;
s=size(imf)
for i=1:s(2)
denoised = wden(imf(:,i),'modwtsqtwolog','s','mln',4,'sym4');
figure(i+2); %subplot(3,1,1*i);
%plot (imf(:,i),'g');
plot(imf,'g')
hold on;
plot(denoised)
hold off;
legend(' noisy imf','denoised imf','Location','NorthEastOutside')
title ([' noisy imf-denoised imf',num2str(i)]) ;
axis tight;
hold off;
%%figure(i)          %incase you want to see the IMFs
%plot(imf(:,i)')

end
Denoised_signal=wden(imf(:,1),'modwtsqtwolog','s','mln',4,'sym4')+wden(im
f(:,2),'modwtsqtwolog','s','mln',4,'sym4')+wden(imf(:,3),'modwtsqtwolog',
's','mln',4,'sym4')+wden(imf(:,4),'modwtsqtwolog','s','mln',4,'sym4')+wde
n(imf(:,5),'modwtsqtwolog','s','mln',4,'sym4')+wden(imf(:,6),'modwtsqtwol
og','s','mln',4,'sym4')+wden(imf(:,7),'modwtsqtwolog','s','mln',4,'sym4')
+wden(imf(:,8),'modwtsqtwolog','s','mln',4,'sym4')+wden(imf(:,9),'modwtsq
twolog','s','mln',4,'sym4')+wden(imf(:,10),'modwtsqtwolog','s','mln',4,'s
ym4')+wden(imf(:,11),'modwtsqtwolog','s','mln',4,'sym4')+wden(imf(:,12),'
modwtsqtwolog','s','mln',4,'sym4')+wden(imf(:,13),'modwtsqtwolog','s','ml
n',4,'sym4')+wden(imf(:,14),'modwtsqtwolog','s','mln',4,'sym4');
figure,
plot(t,Denoised_signal);
axis tight;
```

```
sound(Denoised_signal,Fs)
y=Denoised_signal;temp=a;
%c=imf(:,1)';
%plot(imf(:,1)');
%MSE %Mean squared error
mse=0;
for i=1:length(temp)
mse=mse+(y(i)-temp(i))^2;
end
mse=mse/length(temp);
fprintf('mean squared error %f\n',mse);
%MAE %Mean absolute error
mae=0;
for i=1:length(temp)
mae=mae+abs(y(i)-temp(i));
end
mae=mae/length(temp);
fprintf('mean absolute error %f\n',mae);
%SNR and PSNR %signal to noise ratio %peak signal to noise ratio
num=0;
den=0;
for i=1:length(temp)
den=den+(y(i)-temp(i))^2;
end
for i=1:length (temp)
num=num+temp(i)^2;
end
SNR = 20*log10(sqrt(num)/sqrt(den));
PSNR= 20*log10(max(temp)/sqrt(mse));
fprintf('signal to noise ratio %f db\n',SNR);
fprintf('peak signal to noise ratio %f db\n',PSNR);
%Cross correlation
cc = corrcoef(y,temp);
cross_core = cc(1,2);
fprintf('cross correlation %f\n',cross_core);

%[mse]=evaluate_denoising_metrics(a,b);     %evaluates denoising metrics
```

Débruitage des signaux par EMD –Analyse de HURST :

```
function [] = emd_dfadenoising (x)
%Denoising using EMD-DFA
%code published by Aditya Sundar, Texas Instruments/ BITS Pilani K.K.
Birla Goa Campus
%Please contact me on aditsundar@gmail.com for any queries
[x,Fs]=audioread('test2.wav');Ts=1/Fs;
t=linspace(0,length(x)/Fs,length(x));figure(),
plot(t,x);
a = awgn(x,0.1,'measured');
figure(), plot(t,a)
%bruit = randn(1,length(x)); figure,plot(t,bruit);
%a=x+0.001*bruit';
tic
figure(),plot(a);
imf= emd(a); %Computes the EMD
imf=imf' ;    %Store the IMFs as column vectors
```

```
s=size(imf)
h=zeros(1,s(2));
b=a';
for i=1:s(2)
h(i)=estimate_hurst_exponent(imf(:,i)');
if(h<0.5)
b=b-imf(:,i)' ;
%figure(i+10)          %incase you want to see the IMFs
%plot(imf(:,i)')
end
end
figure(2)
plot(b)
sound(b,Fs)
toc
temp=a;
y=b;

%MSE %Mean squared error
mse=0;
for i=1:length(temp)
mse=mse+(y(i)-temp(i))^2;
end
mse=mse/length(temp);
fprintf('mean squared error %f\n',mse);
%MAE %Mean absolute error
mae=0;
for i=1:length(temp)
mae=mae+abs(y(i)-temp(i));
end
mae=mae/length(temp);
fprintf('mean absolute error %f\n',mae);
%SNR and PSNR %signal to noise ratio %peak signal to noise ratio
num=0;
den=0;
for i=1:length(temp)
den=den+(y(i)-temp(i))^2;
end
for i=1:length (temp)
num=num+temp(i)^2;
end
SNR = 20*log10(sqrt(num)/sqrt(den));
PSNR= 20*log10(max(temp)/sqrt(mse));
fprintf('signal to noise ratio %f db\n',SNR);
fprintf('peak signal to noise ratio %f db\n',PSNR);
%Cross correlation
cc = corrcoef(y,temp);
cross_core = cc(1,2);
fprintf('cross correlation %f\n',cross_core);
end
%[mse]=evaluate_denoising_metrics(a,b);     %evaluates denoising metrics
```

Programme de EMD –FFT

```
function imf = emd(x);
fs = 1000;
t = 0:1/fs:1;
x=6*t+cos(8*pi*t)+0.5*cos(40*pi*t)+0.3*cos(80*pi*t);
t = (0:length(x)-1)/fs;
figure,
plot(t,x)
c = x; % copy of the input signal (as a row vector)
N = length(x);
%-------------------------------------------------------------------------
% loop to decompose the input signal into successive IMF
imf = []; % Matrix which will contain the successive IMF, and the residue
while (1) % the stop criterion is tested at the end of the loop

%-------------------------------------------------------------------------
% inner loop to find each imf
h = c;  % at the beginning of the sifting process, h is the signal
   SD = 1; % Standard deviation which will be used to stop the sifting
process
   while SD > 0.3 % while the standard deviation is higher than 0.3
(typical value)

      % find local max/min points
      d = diff(h); % approximate derivative
      maxmin = []; % to store the optima (min and max without distinction
so far)
      for i=1:N-2
         if d(i)==0                          % we are on a zero
            maxmin = [maxmin, i];
         elseif sign(d(i))~=sign(d(i+1))     % we are straddling a zero so
            maxmin = [maxmin, i+1];          % define zero as at i+1 (not
i)
         end
      end

      if size(maxmin,2) < 2 % then it is the residue
         break
      end

      % divide maxmin into maxes and mins
      if maxmin(1)>maxmin(2)               % first one is a max not a min
         maxes = maxmin(1:2:length(maxmin));
         mins  = maxmin(2:2:length(maxmin));
      else                                 % is the other way around
         maxes = maxmin(2:2:length(maxmin));
         mins  = maxmin(1:2:length(maxmin));
      end

      % make endpoints both maxes and mins
      maxes = [1 maxes N];
      mins  = [1 mins  N];


      %-------------------------------------------------------------------
--
      % spline interpolate to get max and min envelopes; form imf
      maxenv = spline(maxes,h(maxes),1:N);
```

```
      minenv = spline(mins, h(mins),1:N);
      m =(maxenv + minenv)/2; % mean of max and min enveloppes
      prevh = h; % copy of the previous value of h before modifying it
      h = h - m; % substract mean to h
      % calculate standard deviation
      eps = 0.0000001; % to avoid zero values
      SD = sum (((prevh - h).^2) ./ (prevh.^2 + eps));

   end

   imf = [imf; h]; % store the extracted IMF in the matrix imf
   % if size(maxmin,2)<2, then h is the residue

   % stop criterion of the algo.
   if size(maxmin,2) < 2
      figure(3);
      plot(h);
      break;

   end

 hold on;  c = c - h; % substract the extracted IMF from the signal

end
[N,M]=size(imf)
 for n=1:N
     subplot(N,2,2*n-1); plot (0:1/fs:1,imf(n,:));
 title ([' IMF',num2str(n)]) ;
subplot(N,2,2*n);
plot(-floor(M/2):floor(M/2),(1/M)*abs(fftshift((fft(imf(n,:))))));
 title (['spectre de IMF',num2str(n)]);
axis([-50 50 0 0.5*max(imf(n,:))]);%grid


 end
return
```

Programme de HHT

```
function imf = emd(x);
fs = 1000;
t = 0:1/fs:1;
x=6*t+cos(8*pi*t)+0.5*cos(40*pi*t)+0.3*cos(80*pi*t);
%t = (0:length(x)-1)/fs;
figure,
plot(t,x)
c = x; % copy of the input signal (as a row vector)
N = length(x);
%-------------------------------------------------------------------------
% loop to decompose the input signal into successive IMF
imf = []; % Matrix which will contain the successive IMF, and the residue
while (1) % the stop criterion is tested at the end of the loop

%-------------------------------------------------------------------------
% inner loop to find each imf
h = c;  % at the beginning of the sifting process, h is the signal
```

```
   SD = 1; % Standard deviation which will be used to stop the sifting
process
   while SD > 0.3 % while the standard deviation is higher than 0.3
(typical value)

      % find local max/min points
      d = diff(h); % approximate derivative
      maxmin = []; % to store the optima (min and max without distinction
so far)

      for i=1:N-2
         if d(i)==0                          % we are on a zero
            maxmin = [maxmin, i];
         elseif sign(d(i))~=sign(d(i+1))     % we are straddling a zero so
            maxmin = [maxmin, i+1];          % define zero as at i+1 (not
i)
         end
      end

      if size(maxmin,2) < 2 % then it is the residue
         break
      end

      % divide maxmin into maxes and mins
      if maxmin(1)>maxmin(2)               % first one is a max not a min
         maxes = maxmin(1:2:length(maxmin));
         mins  = maxmin(2:2:length(maxmin));
      else                                 % is the other way around
         maxes = maxmin(2:2:length(maxmin));
         mins  = maxmin(1:2:length(maxmin));
      end

      % make endpoints both maxes and mins
      maxes = [1 maxes N];
      mins  = [1 mins  N];

      %-------------------------------------------------------------------
--
      % spline interpolate to get max and min envelopes; form imf
      maxenv = spline(maxes,h(maxes),1:N);
      minenv = spline(mins, h(mins),1:N);
      m =(maxenv + minenv)/2; % mean of max and min enveloppes
      prevh = h; % copy of the previous value of h before modifying it
      h = h - m; % substract mean to h
      % calculate standard deviation
      eps = 0.0000001; % to avoid zero values
      SD = sum (((prevh - h).^2) ./ (prevh.^2 + eps));

   end

   imf = [imf; h]; % store the extracted IMF in the matrix imf
   % if size(maxmin,2)<2, then h is the residue

   % stop criterion of the algo.
   if size(maxmin,2) < 2

      break;

   end
```

```
 hold on;  c = c - h; % substract the extracted IMF from the signal

end
[N,M]=size(imf)
 for n=1:N

figure(2) , subplot(N,3,3*n-2); plot (0:1/fs:1,imf(n,:));
 title ([' IMF',num2str(n)]) ;

 end
 [N,M]=size(imf)
for n=1:N
 y = hilbert(imf(n,:));
 hs=y;
phase0=atan2(imag(hs),real(hs));%[imf(n,:);hs].'
phase=unwrap(phase0);
dp=diff(phase);
infq=([0,dp]+[dp,0])/2;
infq=infq/(2*pi*fs);
infq=[infq(2),infq(2:end-1),infq(end-1)];
%inam = sqrt(imag(hs).*imag(hs)+real(hs).*real(hs));

%subplot(N,3,3*n-1);plot(0:1/fs:1,inam);
%xlabel('temps');
%ylabel('am-ins');
subplot(N,3,3*n-1)
 pwelch(hs,256,0,[],fs,'centered')
 %pwelch(hs,fs,0, 'centered')
%legend('Original','hilbert')
%legend('amplitude instantannée de hilbert')

%plot(t(1:50),real(y(1:50)))
%hold on
%%plot(t(1:50),imag(y(1:50)))
%hold off
%axis([0 0.05 -1.1 2])
%legend('Real Part','Imaginary Part')
subplot(N,3,3*n);plot(0:1/fs:1,infq);
%legend('frequence instantannée de hilbert')
xlabel('temps');ylabel('fre-ins');

end
return
end
```