



جامعة أبو بكر بلقايد - تلمسان



Université Abou Bekr Belkaïd de Tlemcen
Faculté de Technologie
Département de Génie Biomédical
Laboratoire de Recherche de Génie Biomédical

MEMOIRE DE PROJET DE FIN D'ETUDES

Pour l'obtention du Diplôme de

MASTER en GENIE BIOMEDICAL

Spécialité : Signaux et Images en Médecine

Présenté par : BENSALAH Ahlem et CHETTOUH Rokia

Conception d'une interface graphique pour une analyse du signal électroencéphalogramme (EEG) par la transformée en ondelettes discrète et la décomposition modale empirique

Soutenu le 25 Mai 2016 devant le Jury

M.	DJEBBARI Abdelghani	<i>MCA</i>	Université de Tlemcen	Président
M.	HADJ SLIMANE Zine-Eddine	<i>Pr.</i>	Université de Tlemcen	Encadreur
M.	TAOULI Sidi Ahmed	<i>MCB</i>	Université de Tlemcen	Examineur

Année universitaire 2015-2016

REMERCIEMENT

Nous profitons de cette occasion de présentation de ce mémoire pour exprimer notre haute gratitude à « ALLAH » de ce qu'il a été crédité et atteint aujourd'hui et pour nous avoir donné le courage et la patience durant ce travail.

Nous tenons dans un premier temps à exprimer nos plus vifs remerciements à notre encadreur Mr. Zinedine HADJ SLIMANE qui nous a guidés avec grande patience tout au long de l'élaboration de ce travail et qu'il ne nous a rien refusé malgré ses nombreuses responsabilités délicates, pour ses précieux conseils et sa modestie exemplaire.

Nous remercions Mr. Abdelghani DJEBBARI pour nous avoir fait l'honneur de présider ce jury aussi nous tenons à remercier Mr. Sidi Ahmed TAOULI pour avoir accepté d'examiner ce travail et donc faire partie du jury de soutenance.

Nos gratitudes vont aussi à nos enseignants et responsables de la filière de génie biomédical, sans oublier nos collègues qui ont contribué à créer une ambiance de travail agréable et propice à la coopération et au partage d'expériences.

Et enfin, nous remercions nos parents qui nous ont soutenus, encouragé et surtout subventionné tout au long de ce travail. Sans eux tout aurait été beaucoup plus difficile.

Dédicace

Je dédie ce modeste mémoire :

A la mémoire de mes grands parents

Puisse ALLAH les accueillir dans son infinie miséricorde

A mes chers parents ...

A celui qui a toujours garni mes chemins avec force et lumière ... mon très cher père

A la plus belle perle du monde ... ma tendre mère

Aucune dédicace, ne pourrait exprimer mes sincères sentiments, pour leur patience illimitée, leur encouragement contenu, en témoignage de mon profond amour et respect pour leurs grands sacrifices.

A mes chers frères et chères sœurs

Je leur souhaitant tout le succès ... tout le bonheur

A mon binôme pour la sœur agréable qu'elle était et qu'elle restera pour moi

A mes adorables amies

Merci pour l'ambiance, les bons moments et les souvenirs que vous m'avez donné ...

A toute personne

Qui m'a aidé à franchir un horizon dans ma vie ...

Aimablement

Rokja CHETTOUH



Dédicace

Au nom d'ALLAH clément et miséricordieux

Je dédie ce modeste travail à :

Mes chers parents qu'ils trouvent ici l'hommage de ma gratitude qui, si grande qu'elle puisse être, ne sera à la hauteur de ses sacrifices et ses prière pour moi, le soutien et la patience.

Mes sœurs, en témoignage de fraternité, avec mes souhaites de bonheur, de santé et de succès. Et à tous les membres de ma famille.

Mon binôme qui a contribué à la réalisation de ce travail.

Mes chères amies qu'elles trouvent ici l'expression de mes sentiments les plus dévoués et mes vœux les plus sincères.

Mes professeurs qui ont contribué de près ou de loin à la réalisation de ce modeste travail.

*Qu'ALLAH le tout puissant vous préserve tous
et vous procure sagesse et bonheur.*

Ahlem BENSALAH



TABLE DES MATIRES

Introduction générale.....	1
----------------------------	---

Chapitre I : Electroencéphalographie EEG

I. 1. Introduction.....	3
I. 2. Le système nerveux	3
I. 2.1. Le cerveau.....	3
I. 2.2. L'encéphale.....	4
I. 2.3. Les neurones.....	5
I. 3. L'électroencéphalographie (EEG).....	7
I. 3.1. Historique.....	7
I. 3.2. Définition	8
I. 3.3. Intérêt	8
I. 3.4. Rythme cérébral	9
I. 3.4.1. Définition	9
I. 3.4.2. Les catégories des rythmes cérébraux.....	9
I. 3.5. Les électrodes.....	13
I. 3.5.1. Type des électrodes.....	13
I. 3.5.1.1. L'électrode tampon.....	13
I. 3.5.1.2. L'électrode cupule.....	13
I. 3.5.1.3. L'électrode aiguille (ou sous cutanée).....	13

I. 3.5.2. Emplacement des électrodes	14
I. 3.6. Déroulement de l'examen.....	15
I. 3.7. Lecture du tracé	16
I. 4. Conclusion	17

**Chapitre II : Etude théorique sur la transformation en ondelettes discrète (TOD)
et la décomposition modale empirique (EMD)**

II. 1. Introduction	18
II. 2. La transformée de Fourier	18
II. 3. La Transformée de Fourier à court Terme (TFCT).....	20
II. 4. Transformation en ondelettes.....	23
II. 4.1. Bref historique.....	23
II. 4.2. Définition.....	24
II. 4.3. Transformée continue en ondelettes.....	25
II. 4.4. Transformée discrète en ondelettes.....	25
II. 4.5. Les familles d'ondelettes.....	27
II. 4.5.1. L'ondelette de Daubechies (db).....	27
II. 4.5.2. L'ondelette de Symlet (sym).....	28
II. 4.5.3. L'ondelette de Coiflet (coif).....	28

II. 4.5.4. L'ondelette de Biorthogonale (bior).....	29
II. 5. La décomposition modale empirique.....	30
II. 5.1. Bref historique.....	30
II. 5.2. Principe de l'EMD.....	31
II. 5.3. Algorithme de la décomposition modale empirique.....	32
II. 5.4. Paramètres significatifs d'EMD.....	42
II. 5.4.1. Critère d'arrêt du tamisage.....	42
II. 5.4.2. Le choix de la méthode d'interpolation.....	42
II. 6. Conclusion.....	43

Chapitre III : Analyse du signal EEG par l'EMD et TOD

III. 1. Introduction	44
III. 2. Matériels et Méthodes.....	44
III. 2.1. Données.....	44
III. 2.2. La transformée en ondelettes discrète.....	45
III. 2.2.1. Choix de l'ondelette mère.....	45
III. 2.2.2. Choix de niveau.....	48
III. 2.2.3. L'application de la TOD.....	48
III. 2.2.4. Analyse spectrale.....	51
III. 2.3. La décomposition modale empirique (EMD).....	53

III. 2.3.1. Comment savoir le nombre d'IMFs obtenues ?.....	53
III. 2.3.2. L'application de l'EMD.....	53
III. 2.3.3. Analyse spectrale.....	56
III. 3. Résultats et Discussion.....	59
III. 4. Etude comparative entre les deux méthodes TOD et EMD.....	66
III. 5. Conclusion.....	70

Chapitre IV : Présentation de l'interface graphique

IV. 1. Introduction.....	72
IV. 2. Le logiciel utilisé.....	72
IV.3. Présentation des fenêtres.....	72
IV.3.1. Fenêtre principale.....	73
IV.3.2. Fenêtres secondaires.....	73
IV. 3.2.1. Fenêtre secondaire1.....	73
IV. 3.2.2. Fenêtre secondaire 2.....	74
IV.3.3. Fenêtre de la base de données.....	75
IV.3.4. Fenêtre d'analyse par transformée en ondelettes discrète.....	76
IV.3.5. Fenêtre d'analyse par décomposition modale empirique.....	78
IV.3.6. Fenêtre de comparaison.....	79
IV.4. Conclusion.....	81
Conclusion générale.....	82

LISTE DES FIGURES

Figure I.1 : Anatomie du cerveau	4
Figure I.2 : Structure de l'encéphale	5
Figure I.3 : Structure d'un neurone.....	7
Figure I.4 : Représentation de rythme Delta.....	10
Figure I.5 : Représentation de rythme Thêta.....	10
Figure I.6 : Représentation de rythme Alpha	11
Figure I.7 : Représentation de rythme Bêta	12
Figure I.8 : Représentation de rythme Gamma	12
Figure I.9 : L'emplacement standard des électrodes selon le système international '10/20'	15
Figure I.10 : Tracé d'un signal EEG normal	17
Figure II.1 : (a) Représentation temporel (b) Représentation fréquentielle.....	19
Figure II.2 : Comparaison des TFCT de signaux constitués des mêmes sinusoïdes mais qui se suivent dans un ordre différent.....	21
Figure II.3 : Conséquence d'un fenêtrage sur la TF d'une sinusoïde.....	21
Figure II.4 : Exemple de fonction d'ondelette (ondelette de Morlet).....	24
Figure II.5 : Les approximations et les détails.....	26
Figure II.6 : L'arbre de décomposition d'ondelette.....	26
Figure II.7 : Les ondelettes de Daubechies.....	27

Figure II.8 : Les ondelettes de Symlet.....	28
Figure II.9 : Les ondelettes de Coiflet.....	29
Figure II.10 : Les ondelettes de Biorthogonale	30
Figure II.11 : Illustration du processus de tamisage	35
Figure II.12 : Illustration des effets du processus de tamisage répété.....	36
Figure II.13 : Après deux tamisages, le résultat est beaucoup amélioré mais nécessite plus de tamisage pour éliminer l'asymétrie.....	37
Figure II.14 : (a) processus du tamisage répété 5 fois; (b) extraction de l'IMF1.....	38
Figure II.15 : Processus du tamisage pendant l'extraction de l'IMF 4 (L'IMF 4 est obtenue après 42 tamisages).....	38
Figure II.16 : Processus du tamisage pendant l'extraction de l'IMF 5 (L'IMF 5 est obtenue après 13 tamisages).....	39
Figure II.17 : Processus du tamisage pendant l'extraction de l'IMF 6 (L'IMF 6 est obtenue après 8 tamisages).....	39
Figure II.18 : Processus du tamisage pendant l'extraction de l'IMF 7 (L'IMF 7 est obtenue après 21 tamisages).....	40
Figure II.19 : Décomposition modale empirique : différentes composantes IMF et résidu final du signal $x(t)$	41
Figure III.1 : Les 23 chaînes de l'enregistrement EEG sous MATLAB.....	45
Figure III.2 : Décomposition par TOD.....	49
Figure III.3 : Analyse du signal 2 par la transformée en ondelettes discrète.....	50
Figure III.4 : Représentation du signal 2 et son spectre.....	51

Figure III.5 :	Analyse spectrale de la dernière approximation et de tous les détails...	52
Figure III.6 :	Représentation des IMFs du signal 2 (IMF1 à 15)	54
Figure III.7 :	Représentation des IMFs du signal 2 (IMF16 à 30)	55
Figure III.8 :	Représentation des IMFs du signal 2 (IMF31 à 36)	56
Figure III.9 :	Analyse spectrale des IMFs (1..15)	57
Figure III.10 :	Analyse spectrale des IMFs (16..30)	58
Figure III.11 :	Analyse spectrale des IMFs (31..36)	59
Figure III.12 :	Signal original et la dernière approximation (ap5).....	60
Figure III.13 :	Les ondes cérébrales de la 2 ^{eme} chaine.....	62
Figure III.14 :	Signal reconstruit sans détail 1.....	63
Figure III.15 :	Les 10000 premiers échantillons.....	64
Figure III.16:	Signal obtenu après l'élimination d'IMF1+IMF2+IMF3+IMF4+IMF5+IMF6+IMF7.....	65
Figure III.17 :	Les 10000 premiers échantillons.....	66
Figure IV.1 :	fenêtre principale.....	73
Figure IV.2 :	fenêtre secondaire 1.....	74
Figure IV.3 :	fenêtre secondaire 2.....	75
Figure IV.4 :	fenêtre de la base de données.....	76
Figure IV.5 :	fenêtre d'analyse par transformée en ondelettes discrète.....	77
Figure IV.6 :	fenêtre d'analyse par décomposition modale empirique.....	79
Figure IV.7 :	fenêtre de comparaison.....	80

Liste des tableaux

Tableau III.1 : Résultats obtenus en utilisant l'ondelette Daubechies.....	48
Tableau III.2 : Résultats obtenus en utilisant l'ondelette Symlet.....	49
Tableau III.3 : Résultats obtenus en utilisant l'ondelette Coiflet.....	49
Tableau III.4 : Résultats obtenus en utilisant l'ondelette Biorthogonal.....	49
Tableau III.5 : Résultats obtenus en utilisant l'ondelette Biorthogonale réversible.....	49
Tableau III.6 : Lien entre les niveaux de décomposition (approximation ou détail) et les ondes cérébrales.....	64
Tableau III.7 : Débruitage par TOD.....	73
Tableau III.8 : Débruitage par EMD.....	74

LISTE DES ABREVIATIONS

EEG : ElectroEncéphaloGraphie.

TF : Transformé de Fourier.

TFCT : Transformée de Fourier à Court Terme.

TO : Transformée en Ondelette.

TOD : Transformée en Ondelettes Discrète.

TOC : Transformée en Ondelettes Continue.

EMD : Décomposition Modale Empirique.

IMF : Intrinsic Mode Function.

SNR : Rapport Signal sur Bruit.

GUI : Graphical User Interface.

*Introduction
générale*

Introduction générale

Dans le domaine médical, au cours du bilan pré chirurgical des anomalies neuronales l'exploration de l'activité cérébrale est essentielle pour la décision. Cette activité électrique neuronale produit une oscillation électromagnétique mesurable grâce à l'électroencéphalogramme (EEG).

L'électroencéphalogramme (EEG) est un examen qui permet d'enregistrer l'activité électrique du cerveau en recueillant le signal des neurones au moyen d'électrodes. Cette activité correspond à des différences de potentiel électrique entre deux électrodes le plus souvent les électrodes sont disposées sur le scalp selon le système 10-20.

L'enregistrement EEG est considéré comme outil de diagnostic en neurophysiologique mais jusqu'à présent, l'analyse EEG repose encore sur l'analyse visuelle. Pour cela plusieurs méthodes ont été proposées à fin d'analyser et de traiter l'information portée par l'EEG. Parmi celles-ci, la transformée en ondelettes discrètes et la décomposition modale empirique sont apparues comme des outils très puissants capables de caractériser les composantes fréquentielles des signaux EEG.

Si on remarque bien le titre du mémoire on trouve qu'il regroupe 3 objectifs combinés entre eux, l'analyse d'un signal EEG par deux approches (TOD et EMD), la comparaison entre elles et la conception d'une interface graphique sous l'environnement MATLAB qui rassemble les deux premiers objectifs.

Notre thèse est organisée en quatre chapitres. Nous dressons dans le premier chapitre l'activité du cerveau, des notions générales sur l'électroencéphalogramme ainsi que les différents rythmes cérébraux et le montage des électrodes. Dans la deuxième chapitre nous présentons un aperçu sur les méthodes d'analyse des signaux non stationnaires, dans notre étude on parle précisément sur la transformée en

ondelettes discrète (TOD) et la décomposition modale empirique (EMD). A travers le chapitre trois et sur une base de données réelle les deux méthodes sont appliquées afin de quantifier les performances de chacune et on souligne ses ressemblances et différences. La présentation de l'interface graphique fait l'objet du quatrième chapitre.

Chapitre I

Electroencéphalographie

EEG

I. 1. Introduction

L'activité neurale dans le cerveau humain commence à partir des parties du développement prénatal. Ces activités ou signaux produits par le cerveau sont électriques en nature et représentent non seulement la fonction de cerveau mais également le statut du corps entier.

Au présentement, l'électroencéphalographie (EEG) est l'une des méthodes qui peut enregistrer les changements fonctionnels et physiologiques dans le cerveau avec résolution temporelle élevée des interactions neuronales au niveau de réseau.

I. 2. Le système nerveux

Le système nerveux humain est responsable de l'envoi, de la réception et du traitement des influx nerveux. Tous les muscles et les organes du corps dépendent de ces influx pour fonctionner.

I. 2.1. Le cerveau

Le cerveau est l'organe central qui supervise le système nerveux central. Il est situé dans la boîte crânienne. Le cerveau fait suite au mésencéphale. Il est constitué de deux hémisphères cérébraux, séparés l'un de l'autre par une scissure inter-hémisphérique, mais réunis par un réseau de fibres blanches appelées « commissures ».

Dans chaque hémisphère cérébral est creusée une cavité, les ventricules latéraux, qui communiquent avec une cavité centrale située entre les deux hémisphères, le 3^{ème} ventricule.

Le cerveau comprend deux régions distinctes par ailleurs :

- La surface extérieure correspond à la surface de chaque hémisphère, plissée, faite de substance grise qui est constituée de corps cellulaires de neurones, se trouve dans le cortex cérébral et dans certains corps centraux, comme le thalamus.

- Les formations profondes, constituées de substances blanches qui composée de fibres nerveuses, fait communiquer les différentes parties du système nerveux central [1].

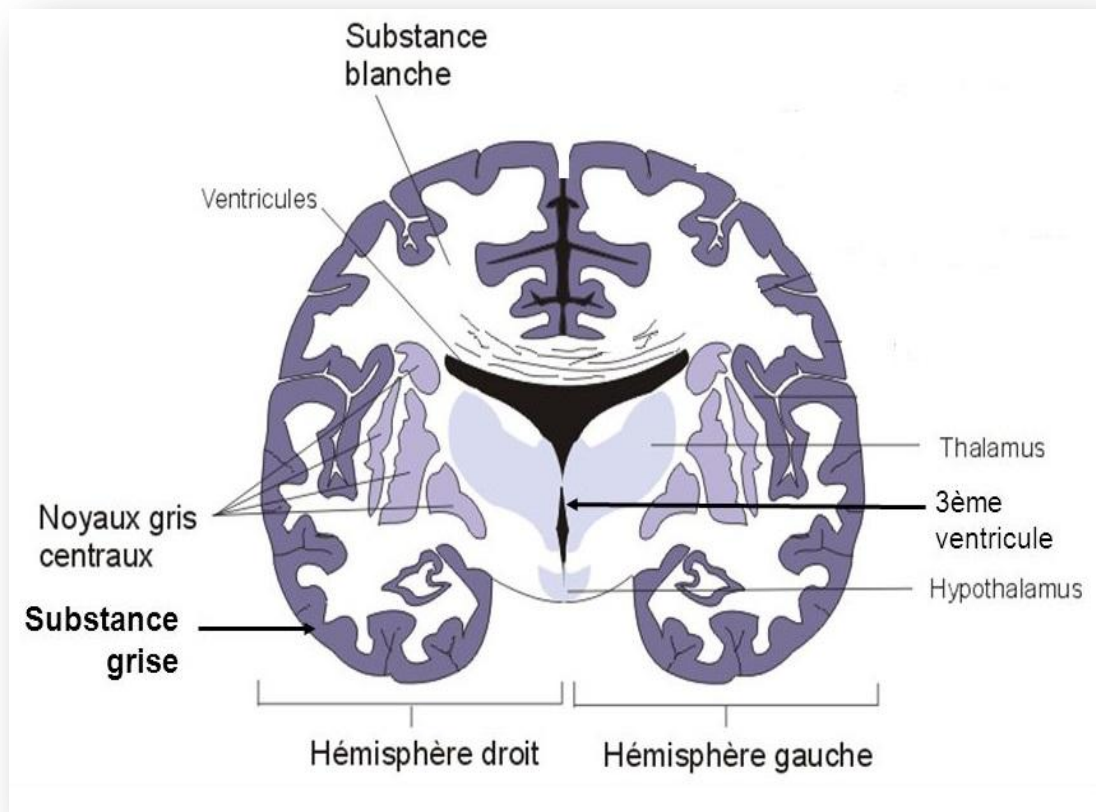


Figure I.1 : anatomie du cerveau

I. 2.2. L'encéphale

Élément central du système nerveux, l'encéphale est logé dans la boîte crânienne, où il communique avec le reste du corps par l'intermédiaire des nerfs crâniens et de la moelle épinière. Il est formé du tronc cérébral, du cervelet et surtout du cerveau, qui constitue près de 90 % de son volume [2].

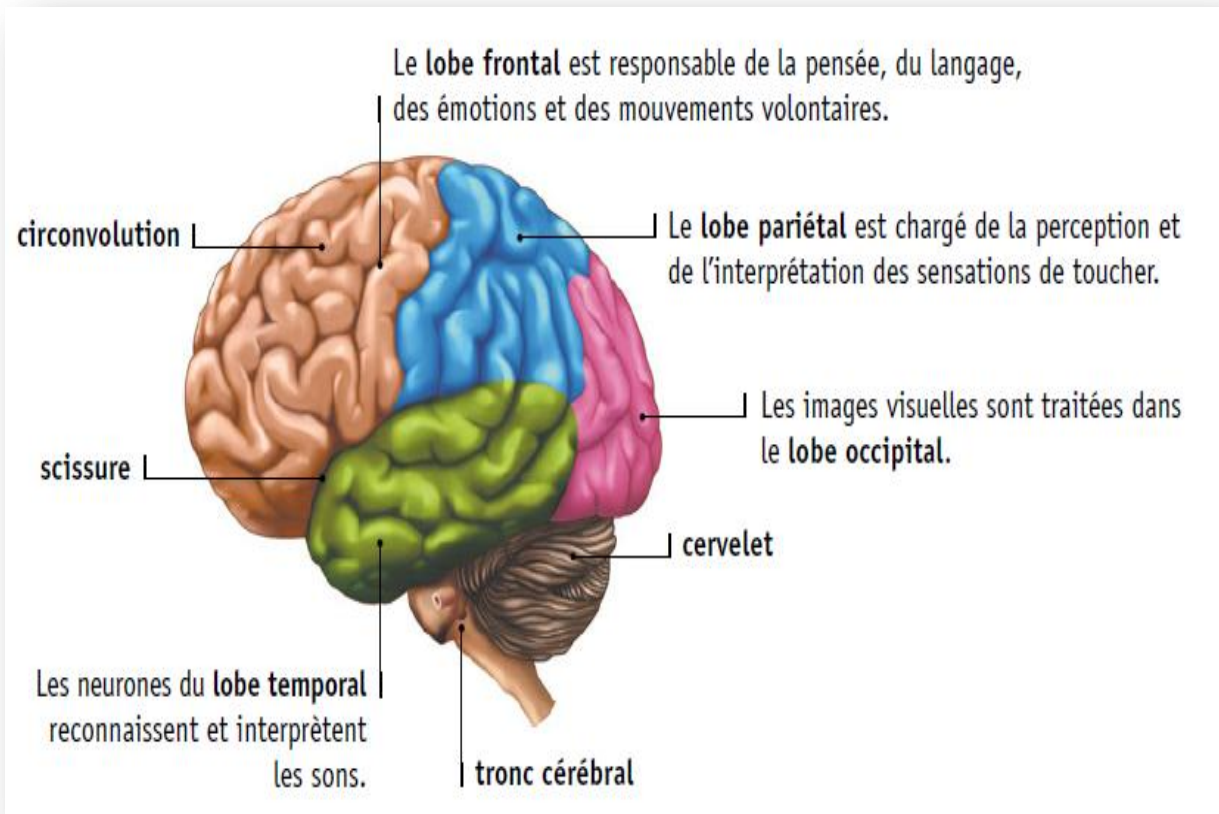


Figure I.2 : structure de l'encéphale

I. 2.3. Les neurones

À la base du système nerveux figurent les neurones, des cellules hautement spécialisées possédant la particularité de véhiculer des signaux électriques et de les transmettre à d'autres cellules (nerveuses, musculaires, glandulaires...). Qui soit moteur, sensitif ou d'association, un neurone est toujours constitué d'un corps cellulaire et de prolongements plus ou moins nombreux. Parmi ces prolongements, on distingue les dendrites, des ramifications chargées de recevoir les influx électriques, et l'axone, chargé de les transmettre [2].

- L'axone

Structure spécifique au neurone, l'axone est un prolongement cellulaire qui se détache du corps cellulaire au niveau d'un cône d'implantation, puis s'étend sur une distance variant entre 1 mm (dans le cerveau) et 1 m (dans la jambe). La plupart des axones sont recouverts de myéline, une substance lipidique de couleur blanche.

Enroulée dans des cellules de Schwann (ou des oligodendrocytes dans le système nerveux central), la myéline forme une gaine divisée en segments par des étranglements, les nœuds de Ranvier [2].

- Les synapses

Le message nerveux passe d'un neurone à un autre dans une région appelée « synapse ».

Le plus souvent, les deux neurones ne sont pas en contact direct et demeurent séparés par une très mince fente, si bien que le signal électrique doit être converti en un signal chimique pour que la transmission ait lieu.

Lorsqu'un influx nerveux atteint le bouton terminal, des neurotransmetteurs sont libérés dans la fente synaptique par les vésicules qui les contiennent. Au moment où ces molécules entrent en contact avec les récepteurs du neurone postsynaptique, ceux-ci génèrent un signal électrique [2].

- Les dendrites

Les dendrites sont des prolongements du corps cellulaire des neurones dont elles partagent les organites (à l'exception du noyau et des lysosomes). Elles sont des zones réceptrices des messages nerveux.

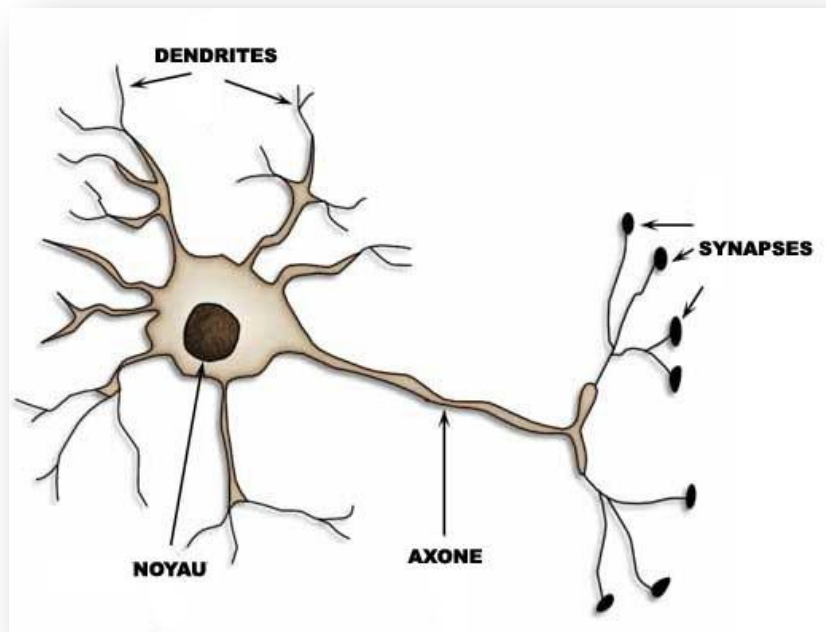


Figure I.3 : structure d'un neurone

I. 3. L'électroencéphalographie (EEG)

I. 3.1. Historique

L'histoire de l'électroencéphalographie commence avec le scientifique et médecin britannique Richard Caton qui, en 1875, détecta chez le singe et le lapin « la présence de courants électriques attestée par des oscillations du galvanomètre ». Le neurologue allemand Hans Berger appliqua à l'homme cette technique et enregistra le premier EEG en 1929 sous forme de « variations permanentes de potentiel enregistrées avec des électrodes impolarisables appliquées sur une lacune crânienne » ou « à la surface du crâne intact ».

L'inscription à jet d'encre, introduite par Grass en 1935, permit de visualiser les activités électriques sur papier. Les bases de l'examen furent posées dès 1945 et sont toujours appliquées aujourd'hui. Depuis quelques années, avec l'avènement des micro-ordinateurs, l'enregistrement papier est remplacé par l'enregistrement numérique [3].

I. 3.2. Définition

L'électroencéphalographie (EEG) est une méthode d'exploration cérébrale qui mesure l'activité électrique du cerveau par des électrodes placées sur le cuir chevelu souvent représentée sous la forme d'un tracé appelé électroencéphalogramme.

Les courants recueillis sont surtout ceux générés au niveau des dendrites des neurones pyramidaux que l'on retrouve massivement dans le cortex. Ceux-ci ont une orientation parallèle, ce qui amplifie le signal de leur activité commune.

Comparable à l'électrocardiogramme qui permet d'étudier le fonctionnement du cœur, L'EEG est un examen indolore et non-invasif qui renseigne sur l'activité neurophysiologique du cerveau au cours du temps et en particulier du cortex cérébral soit dans un but diagnostique en neurologie, soit dans la recherche en neurosciences cognitives.

Le signal électrique à la base de l'EEG est la résultante de la sommation des différentes oscillations produites par différentes assemblées neuronales, chacune de ces « harmoniques » se superposant pour produire le tracé global enregistré. Celui-ci offre d'ailleurs pour l'analyse les deux mêmes caractéristiques que les ondes sonores : la fréquence d'oscillation et son amplitude

Les fréquences des ondes cérébrales s'étendent de 0.25 Hz à environ 60 Hz (1 Hertz étant une oscillation par seconde). L'état de conscience de la personne (éveil, sommeil, rêve...) a une importance déterminante sur la fréquence de l'électroencéphalogramme [4].

I. 3.3. Intérêt

Cet examen est habituel chaque fois qu'une épilepsie ou un dysfonctionnement de l'activité cérébrale est suspecté. Les indications de l'E.E.G sont très vastes : il peut aider à évaluer certaines pathologies psychiatriques, neurologiques, post-traumatiques

et peut être utile dans l'évaluation de la qualité du sommeil et de l'évaluation des comas en milieu de réanimation. Il permet d'apprécier l'activité cérébrale à un moment donné et peut en révéler une anomalie.

I. 3.4. Rythme cérébral

I. 3.4.1. Définition

Un rythme cérébral désigne une oscillation électromagnétique dans une bande de fréquences donnée résultant de l'activité électrique cohérente d'un grand nombre de neurones du cerveau telle qu'on peut l'observer en électroencéphalographie (EEG). Ces ondes sont de très faible amplitude, elles sont de l'ordre du microvolt (chez l'être humain) et ne suivent pas toujours une sinusoïde régulière [5].

On divise les ondes cérébrales (l'activité cérébrale) en 5 catégories. Selon la fréquence des ondes émises ou leur nombre d'oscillations par seconde de ces ondes en hertz (Hz). Un hertz 2 qui vaut 0 une ondulation par seconde.

Le cerveau humain émet des ondes 4 à 45 oscillations par secondes. Ces ondes cérébrales mesurent entre 10 et 100 Méga mètre. Ces ondes cérébrales ont une très faible amplitude, une fréquence très courte (quelque hertz). Et une faible puissance (quelques microvolts).

I. 3.4.2. Les catégories des rythmes cérébraux

Des profils de fréquences s'apparentant à certaines activités ont pu être établis. Ainsi, on distingue les rythmes :

- Le rythme Delta (0.5-3.5 Hz)

Le dernier des quatre cycles de fonctionnement de notre cerveau. Il correspond véritablement à la zone de l'inconscient, le sommeil très profond et plus nous fonctionnons en dessous de 4 cycles/secondes, plus nous sombrons dans des états qui s'approchent de la mort physique. Dans cette zone, seules les fonctions vitales sont assurées par le cerveau. Lorsque l'encéphalogramme affiche un tracé plat, cela signifie

la mort cérébrale... n'ayant plus d'activité cérébrale, l'individu est considéré comme mort physiquement.

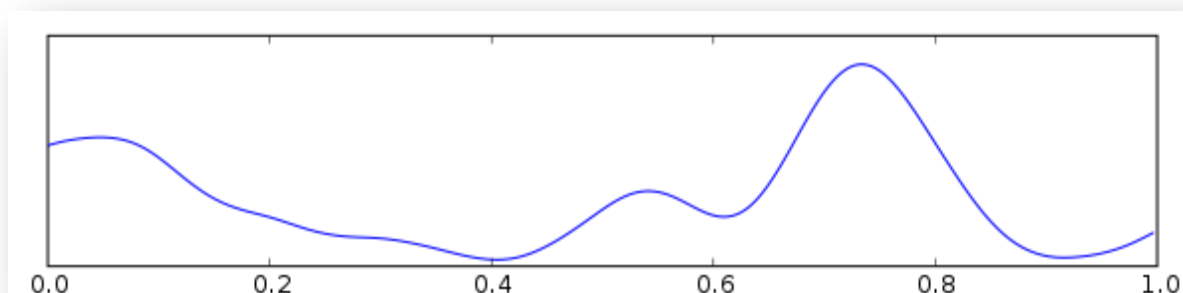


Figure I.4 : représentation de rythme Delta

- Le rythme Thêta (4-8 Hz)

Les ondes thêta ont une fréquence de 4 à 8 Hz et sont en liaison avec la créativité, intuition, la rêverie. C'est un dépôt pour la mémoire, les émotions et les sensations : c'est le rythme du sommeil. Le rythme thêta est censé refléter l'activité du système limbique et de la région de l'hippocampe. On observe ce rythme dans l'inquiétude, l'activation et l'inhibition comportementale. C'est état de relaxation profonde, de plein éveil, Au niveau Thêta, nous trouvons aussi la zone correspondant au sommeil hypnotique et la zone d'insensibilité à la douleur.

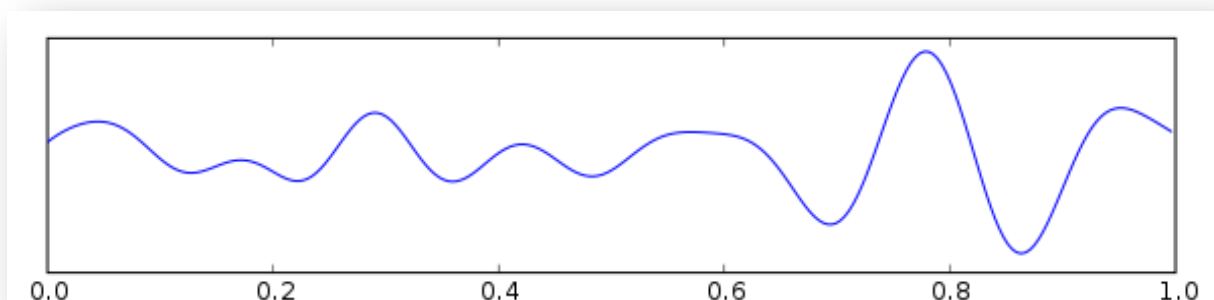


Figure I.5 : représentation de rythme Thêta

- Le rythme Alpha (8-12 Hz)

Il est intéressant de noter qu'à ce rythme, les deux hémisphères du cerveau arrivent à fonctionner ensemble dans une harmonie parfaite alors que lors du rythme Beta, nous fonctionnons souvent avec un hémisphère dominant, (le gauche dans la plupart des cas), ce qui privilégie le travail analytique et la réflexion mais ce qui nous « prive » de toute la perception intuitive, créative et globale de l'hémisphère droit. De par leur grande amplitude, les ondes alpha furent les premiers signaux identifiés par l'inventeur de l'EEG, Hans Berger.

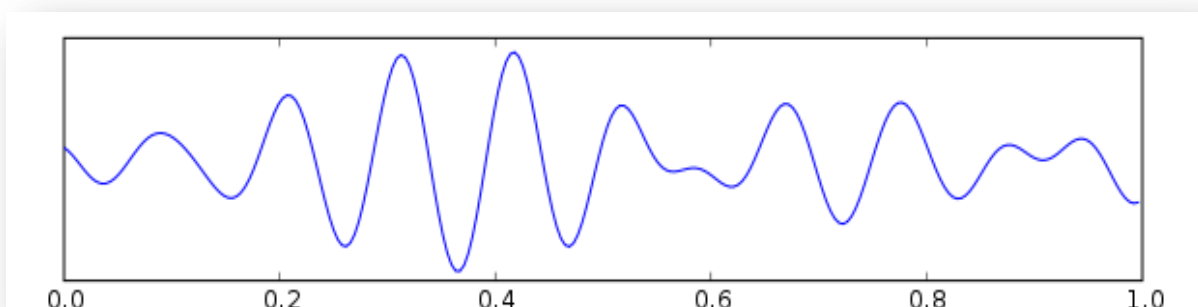


Figure I.6 : représentation du rythme Alpha

- **Le rythme Bêta (12-45 Hz)**

Le rythme bêta est en réalité un rythme mesuré par l'EEG représentant une activité électrique cérébrale particulière qui survient lors de deux moments différents :

- Lors de l'état d'éveil : C'est un état d'activité intense, de concentration ou d'anxiété.
- Lors des phases de sommeil paradoxal : C'est l'état dans lequel se produisent les rêves.

Le rythme bêta se caractérise par une amplitude faible, généralement de l'ordre de 5 à 15 microvolts. Cependant, on peut observer des amplitudes plus fortes allant jusqu'à 30 microvolts. Il se caractérise aussi par une forte fréquence, allant de 12 à 45 Hz. Ce rythme est enregistré sur la partie fronto-centrale du cortex.

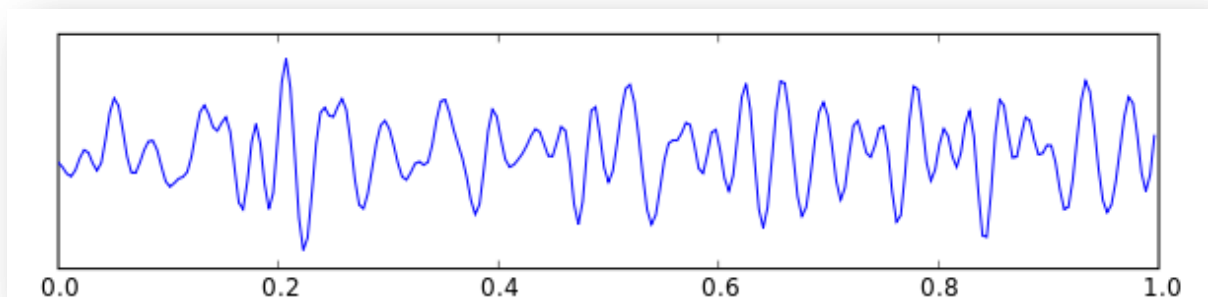


Figure I.7 : représentation de rythme Bêta

- **Le rythme Gamma (35-80 Hz)**

Les ondes gamma est une fréquence de 35 Hz à 80 approximativement. C'est le seul groupe de fréquence présent dans chaque partie du cerveau. Quand le cerveau doit traiter simultanément l'information de différents secteurs, l'activation d'une fréquence de 40Hz favorise l'information entre les secteurs exigés pour un traitement simultané. Une bonne mémoire est associée à l'activité de 40Hz, tandis qu'une insuffisance d'ondes de 40Hz crée des incapacités d'étude [6].

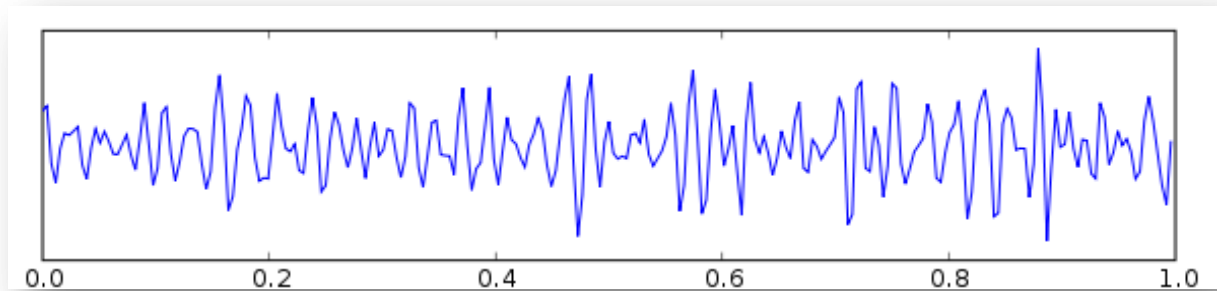


Figure I.8 : représentation de rythme Gamma

I. 3.5. Les électrodes

I. 3.5.1. Types des électrodes

Les différentes électrodes sont de trois types :

I. 3.5.1.1. L'électrode tampon

- Elle a la forme d'un petit dôme de 2cm² à la base, en argent chloruré, recouvert d'un tampon de tissu imbibé d'eau saline.
- Elle est simplement placée sur le scalp après dégraissage du cuir chevelu et application d'une pâte conductrice.
- Elle est maintenue par un casque de caoutchouc épousant le crâne du sujet.

I. 3.5.1.2. L'électrode cupule

- Elle a la forme d'un disque en argent de 5mm de diamètre, dont la cupule centrale permet l'application d'une pâte conductrice.
- Elle est collée sur le crâne par un carré de gaze imbibé de Collodion ou Tensive.

I. 3.5.1.3. L'électrode aiguille (ou sous cutanée)

- Elle a la forme d'une aiguille hypodermique, argentée ou en acier inoxydable.

- Elle est introduite juste sous la peau, parallèlement à la surface [7].

I. 3.5.2. Emplacement des électrodes

L'emplacement est standardisé par une nomenclature internationale appelée 'système 10/20'. Chaque électrode porte un nom précis. Les électrodes de la ligne médiane reçoivent le suffixe 'z'.

Initialement le suffixe était 0 (zéro), mais pour éviter la confusion avec la lettre 'o' (et la localisation occipitale) on a préféré la lettre 'z' (pour zéro). Le nombre d'électrodes varie de 8 à 21 en routine ; il peut être plus important selon les indications.

L'emplacement des électrodes doit être parfaitement symétrique et reproductible :

- Mesurer la distance nasion-inion sur la ligne médiane.
- Mesurer la distance entre les 2 points pré-auriculaires droit et gauche : l'intersection de ses deux lignes longitudinale et transverse définit C_z ou Vertex.
- Sur la ligne médiane, placer F_z et P_z respectivement en avant et en arrière de C_z à 20% de la distance nasion-inion.
- Sur la ligne transverse, placer T3, C3, C4 et T4 respectivement à gauche et droite de C_z à 10 et 20% de la distance entre les deux points pré-auriculaires.
- Sur la ligne médiane repérer F_p et O respectivement à 10% en avant et 10% en arrière de la ligne nasion-inion, mesurer la distance entre F_p et O en passant par T3 et placer les électrodes F_p1 , F7, T3, T5 et O1 respectivement placées à 10, 20, 20, 20 et 10% de cette distance.
- Placer de façon identique les électrodes à droite F_p2 , F8, T4, T6 et O2
- Placer F3 à mi-distance de F_p1 -C3 et F_z -F7 et F4 à mi-distance de F_p2 -C4, F_z -F8.

- Placer P3 à mi-distance de C3-O1 et Pz-T5 et P4 à mi-distance de C4-O2 et Pz-T6.

Une fois toutes les électrodes placées, il faut vérifier qu'elles sont équidistances d'avant en arrière et de droite à gauche. La symétrie doit être parfaite [8].

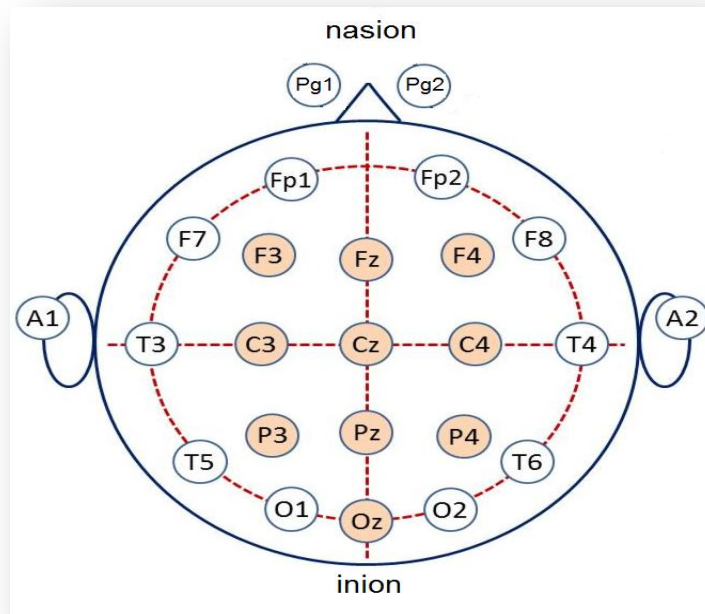


Figure I.9 : l'emplacement standard des électrodes selon le système international '10/20'

I. 3.6 Déroulement de l'examen

- L'enregistrement est effectué dans une pièce lumière tamisée, à l'abri du bruit.
- Le casque de caoutchouc, relié à une mentonnière est placé sur le crâne.
- Les électrodes sont placées, après décapage et dégraissage du cuir chevelu à leur niveau
- Les électrodes sont reliées à la boîte mère de l'appareillage par des fils de connexion de longueur suffisante pour permettre d'éventuels déplacements de la tête.

- Le patient doit être confortablement placé en position demi- assise, dans un fauteuil dossier avec accoudoirs ajustables, la tête et la nuque reposant sur un appui en mousse.
- Le relâchement musculaire doit être total, l'enregistrement pourra alors débuter, le patient étant calme, détendu [7].

I. 3.7. Lecture du tracé

Toute affection cérébrale perturbe les rythmes cérébraux, la lecture du tracé consiste à distinguer les anomalies électriques des artefacts habituels (mouvements, activité musculaire, ECG, pulsation artérielle ...). Chaque lecteur a sa façon d'abord un tracé EEG. Il est conseillé de regarder les régions pariéto-occipitales et de compter le nombre d'ondes par secondes, ce qui donne la fréquence du rythme de fond.

La symétrie d'amplitude et de fréquence de ces rythmes sur les deux régions pariéto-occipitales est vérifiée, puis leur réactivité à l'ouverture des yeux est précisée : blocage des rythme, atténuation ou absence d'effet. Une fois les rythme de fond connus ; les anomalies qui s'y superposent ou qui s'y entremêlent sont décrites en précisant leur fréquence, leur voltage, leur morphologie et leur réactivité. Les anomalies peuvent être monomorphe, polymorphes, en bouffées généralisées, en bouffées rythmiques généralisées ou surtout frontales (FIRDA), sous forme de pointes ondes, de polypointes ondes, d'ondes triphasique pointues ou d'ondes épileptiques périodiques latéralisées à un hémisphère (PLEDS) [9].

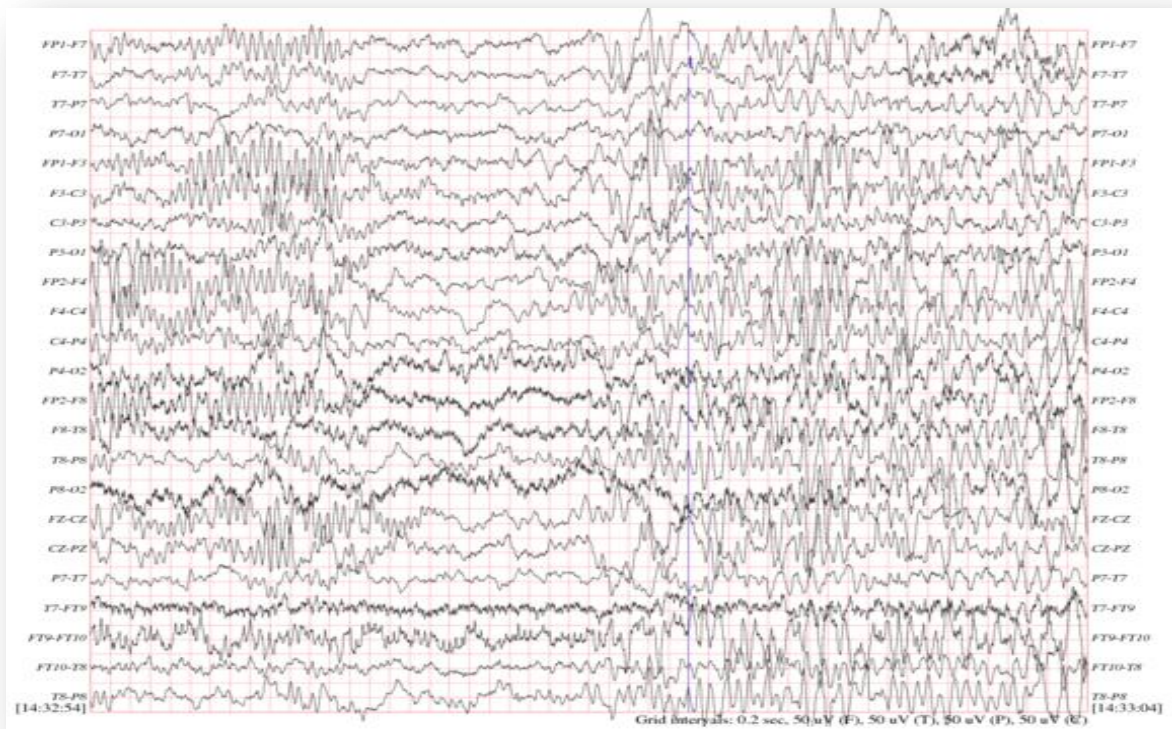


Figure I.10 : tracé d'un signal EEG normal

I. 4. Conclusion

L'électroencéphalographie (EEG) est une des techniques les plus utilisées pour l'étude et la mise en évidence de l'activité électrique cérébrale. Il s'agit en outre de la seule technique de monitoring permettant une évaluation rapide de l'activité cérébrale au lit du malade. Elle n'a, à ce jour, aucune contre indication ni effet secondaire connu.

En effet, l'analyse des EEG de surface est une étape importante dans le raisonnement scientifique et clinique qui mène au diagnostic.

Chapitre II

*Etude théorique sur la
transformation en
ondelettes discrète
(TOD) et la
décomposition modale
empirique (EMD)*

II. 1. Introduction

Que ce soit en mathématique ou en physique, la transformée de Fourier a été pendant longtemps un des outils les plus utilisés pour le traitement du signal. Cette représentation est bien adaptée pour traiter des signaux stationnaires. Par contre cette transformation reste imparfaite pour la description de phénomènes transitoires.

Pour résoudre ce problème, des représentations dites temps-fréquence ont été proposées afin d'analyser des signaux rencontrés en pratique.

Dans ce chapitre, on va présenter deux méthodes d'analyse temps-fréquence, la transformation en ondelettes et la décomposition modale empirique (EMD). Ces méthodes sont maintenant très à la mode et qu'on a parfois en faire les outils adaptés à tous les signaux non stationnaires. Le signal EEG est à ce titre exemplaire.

II. 2. La transformée de Fourier

La représentation d'un signal $s(t)$ par son graphe classique, qui correspond à une décomposition sur la base continue des distributions de Dirac et qui donne une information précise en temps et la représentation dans la base de Fourier, qui informe sur le contenu fréquentiel. Le calcul de la transformée de Fourier d'un signal (Figure II.1 (b)) permet de retrouver les fréquences des oscillations mais pas les informations temporelles concernant celles-ci.

La transformée de Fourier d'un signal est relativement aisée. Elle se formule de la façon suivante :

$$X(f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \exp^{-j2\pi ft} dt \quad (\text{II. 1})$$

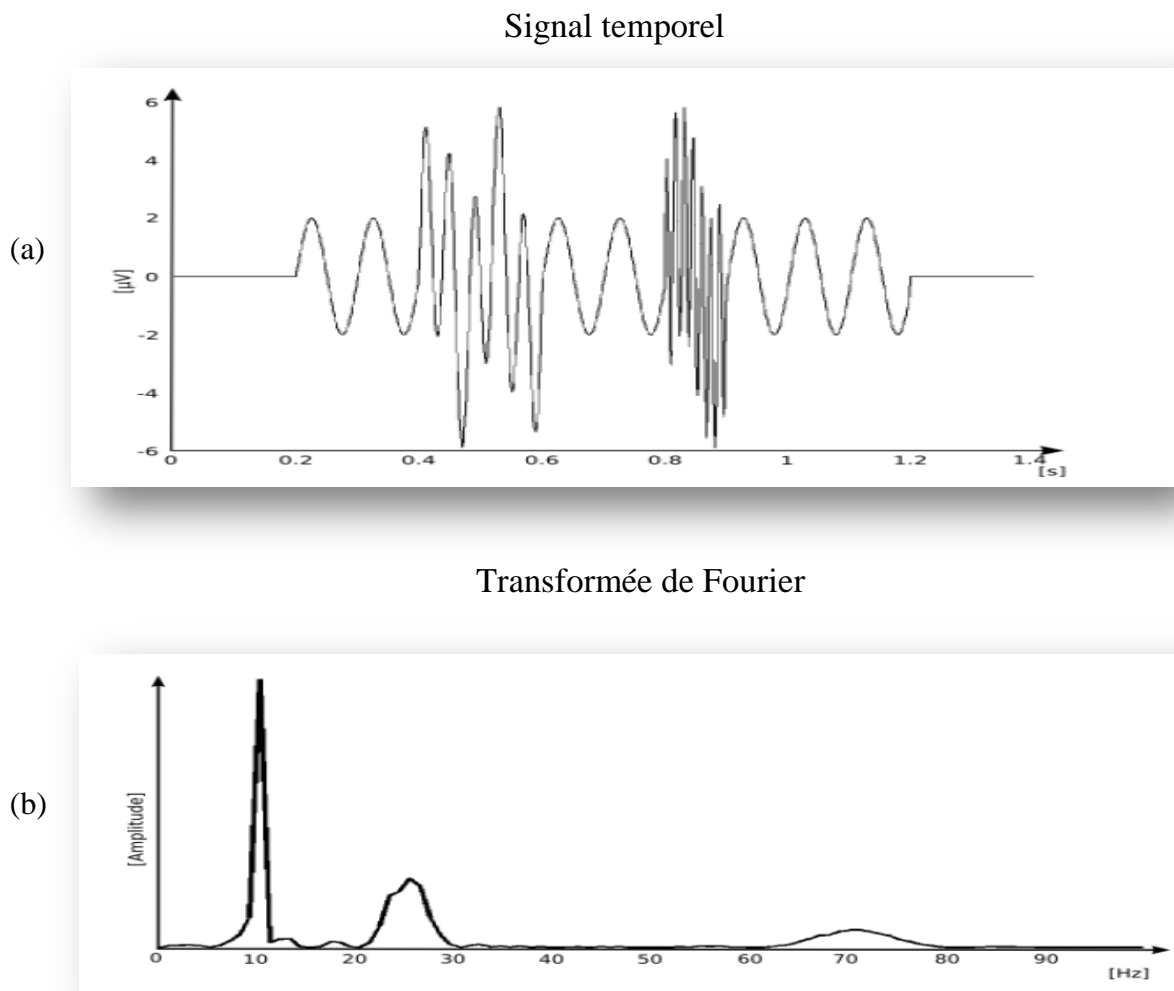
Où $X(f)$ est la transformée de Fourier du signal $x(t)$

Pour un signal numérisé (discret), la transformation s'écrit :

$$X(k) = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} x(n) e^{-j2\pi \frac{nk}{N}} \quad (\text{II. 2})$$

Où $X(k)$ est la transformée de Fourier discrète (TFD) du signal $x(n)$.

Considérons par exemple le signal $S(t)$ qui est composé de trois oscillations de 10Hz (de 0, 2s à 1, 2s), 25Hz (de 0, 4s à 0, 6s) et 70Hz (de 0, 8s à 0, 9s). La fréquence d'échantillonnage est de 1000Hz.



**Figure II.1 : (a) représentation temporel
(b) représentation fréquentielle**

Les trois pics correspondent aux trois fréquences des oscillations : 10Hz, 25Hz et 70Hz. Celle à 10Hz est de plus grande amplitude, cette oscillation est la plus présente dans le signal (1 seconde).

Naturellement, chacune des représentations, temporelle et fréquentielle, contient les informations de l'autre, puisque la transformation de Fourier permet de passer de l'une à l'autre. Les sections suivantes développent les transformations développées afin de représenter une information mixte [10] [11].

II. 3. La Transformée de Fourier à court Terme (TFCT)

L'idée est d'analyser le signal segment par segment (ou fenêtre par fenêtre). La longueur de ce segment est constante et doit être telle que la portion de signal fenêtré soit stationnaire. Alors, la TF de chaque portion de signal fenêtré est calculée comme suit (le centre de la fenêtre étant placée au temps τ) :

$$STFT_x^w(\tau, f) = \int_t^{+\infty} x(t) \cdot w^*(t - \tau) \cdot e^{-j2\pi ft} dt \quad (\text{II. 3})$$

Où $w(t)$ est la fenêtre de largeur T et centrée en τ qui permet d'extraire une portion de signal w^* dénote le complexe conjugué de w . Le résultat obtenu correspond donc à une représentation temps-fréquence du signal.

Exemple : Soient deux signaux A et B constitués de sinusoides se succédant dans un ordre différent. Leurs TF sont identiques mais leur TFCT (calculées sur des fenêtres de 0.50 sec) permet de les distinguer puis qu'elles mettent en évidence les fréquences dominantes relatives à chaque période de temps.

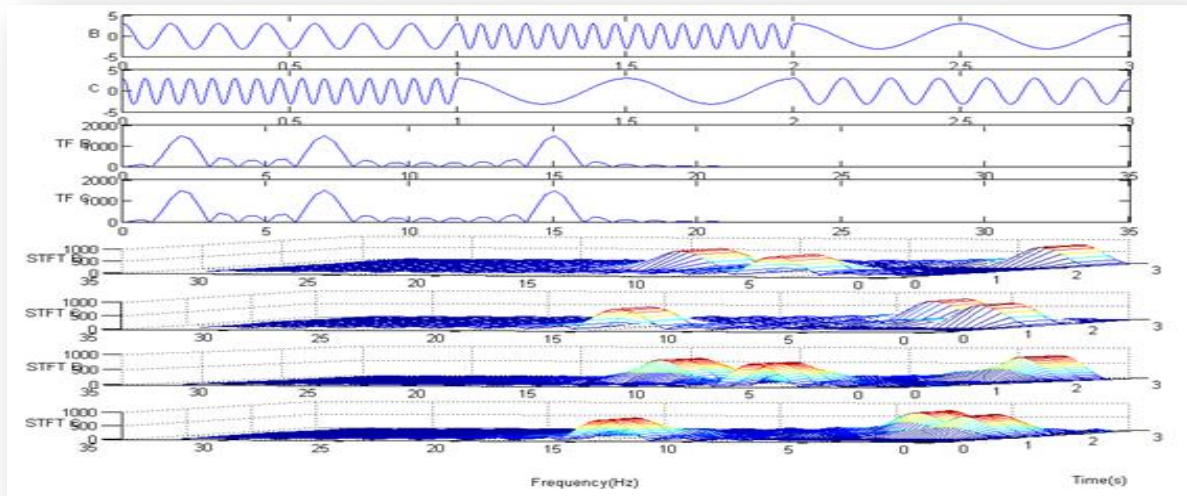


Figure II.2 : comparaison des TFCT de signaux constitués des mêmes sinusoïdes mais qui se suivent dans un ordre différent.

En fenêtrant le signal, on multiplie en fait le signal par une fenêtre rectangulaire (ou de hamming, etc.). Ceci correspond dans le domaine fréquentiel à effectuer un produit de convolution de leur transformée de Fourier. Ainsi, pour une sinusoïde, nous obtenons :

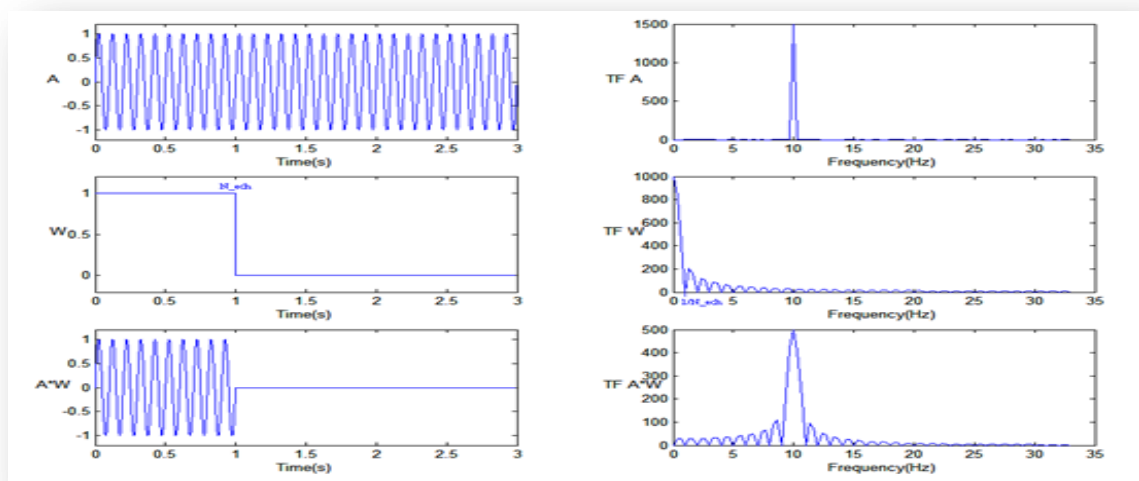


Figure II.3 : conséquence d'un fenêtrage sur la TF d'une sinusoïde

On constate dès lors bien, la perte de résolution dans le domaine fréquentiel puisque "le pic s'est élargi". De ce fait, nous ne savons plus exactement quelles composantes de fréquence existent dans le signal, mais plutôt quelles sont les bandes de fréquence qui existent.

Si nous comparons la TFCT à la TF, nous pouvons dire que cette perte de résolution est due au fait que les fonctions $e^{j\omega t}$ ne sont plus multipliées et intégrées de $-\infty$ à $+\infty$ mais de $-T/2$ à $T/2$.

- Pour obtenir une résolution fréquentielle parfaite, il nous faudrait une fenêtre de longueur infinie, mais alors, nous aurions le même problème qu'au départ au sujet de la stationnarité du signal.

Ce problème est en fait lié au principe d'incertitude d'Heisenberg exprimant que les résolutions en temps et en fréquence ne peuvent être arbitrairement petites en même temps car :

$$\Delta t \cdot \Delta f \geq \frac{1}{4\pi} \quad \text{Avec} \quad \begin{cases} \Delta t^2 = \frac{\int t^2 |w(t)|^2 dt}{\int |w(t)|^2 dt} \\ \Delta f^2 = \frac{\int f^2 |W(f)|^2 df}{\int |W(f)|^2 df} \end{cases} \quad (\text{II.4})$$

Donc

- La fenêtre ne doit pas être trop grande pour que le signal fenêtré soit stationnaire et que la résolution temporelle soit correcte.
- Mais elle ne doit pas être trop petite non plus pour que les lobes correspondant à la TF de la fenêtre ne soient pas trop larges et pour que la résolution fréquentielle soit correcte [12].

II. 4. Transformation en ondelettes

II. 4.1. Bref historique

Le traitement du signal a pour principal objet la description des signaux liés au monde réel dans un but de traitement, d'identification, de compression, de compréhension ou de transmission.

Dans ce contexte, les transformations linéaires ont toujours joué un très grand rôle, et parmi ces dernières, la plus célèbre et la plus anciennement étudiée est la transformation de Fourier (1822). Cette transformation permet d'explorer la composition fréquentielle du signal. Lors de cette transformation le signal est décomposé sur un ensemble de signaux de «base» qui sont les cosinus et sinus ou l'exponentielle imaginaire, mais, très tôt dans l'histoire du traitement du signal, il est apparu que la décomposition obtenue n'était pas toujours la plus satisfaisante et la première transformation en ondelettes (le nom n'est pas encore utilisé) est proposée par Haar en 1910; il serait plus judicieux de parler alors de «paléo-ondelette». La transformée en ondelettes est un outil qui découpe les données, les fonctions ou les opérateurs en composantes fréquentielles suivant une résolution adaptée à l'échelle. Les précurseurs conscients de cette technique ont été des mathématiciens (Calderon 1964), des physiciens (Aslaken et Klauder en 1968, Paul en 1985), et surtout des ingénieurs (ou des chercheurs en sciences pour l'ingénieur) comme Esteban et Galand (1977), Smith et Barnwell (1986), Vetterli (1986), nous pourrions parler dans leur cas de «pré-ondelette». Mais le premier à avoir utilisé la méthode et le premier à avoir proposé le nom d'ondelettes fut Jean Morlet (1983).

Le problème traité par Morlet était celui de l'analyse de données issues de sondages sismiques effectués pour des recherches géologiques; ces données faites de nombreux transitoires sont particulièrement adaptées à une technique d'analyse conservant la notion de localisation de l'événement tout en fournissant une information sur son contenu fréquentiel ce qui est tout l'intérêt de ce type de transformation. Les résultats obtenus par Morlet et formalisés par le physicien Alex

Grossmann ont rapidement éveillé l'attention de nombreux chercheurs et bientôt des bases mathématiques solides ont été mises en place faisant apparaître la notion de base orthogonale (Y.Meyer 1985), d'analyse multirésolution (S. Mallat 1989) et d'ondelettes à support compact (I. Daubechies 1988). Les ondelettes modernes étaient nées [13].

II. 4.2. Définition

L'analyse en ondelette constitue une suite logique des travaux abordés dans le cadre de l'analyse temps-fréquence. L'apport de cette technique est l'utilisation d'une famille d'atome temps-fréquence obtenue en dilatant et en translatant une ondelette analysante. La famille d'ondelette est déduite à partir d'ondelette mère par la formulation suivante :

$$\Psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \Psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (\text{II. 5})$$

Avec a correspondant au facteur d'échelle. Ainsi définir $|a| < 1$ dilate la fonction (t) et prendre $|a| > 1$ la comprime, b correspond au paramètre de translation.

Le paramètre d'échelle a de la transformée en ondelette est comparable à celui du paramètre fréquence de la transformée de Fourier à court terme (TFCT) [10].

L'ondelette mère $\Psi(t)$ représente une courte oscillation de moyenne nulle. Un exemple est illustré sur la figure II.4.

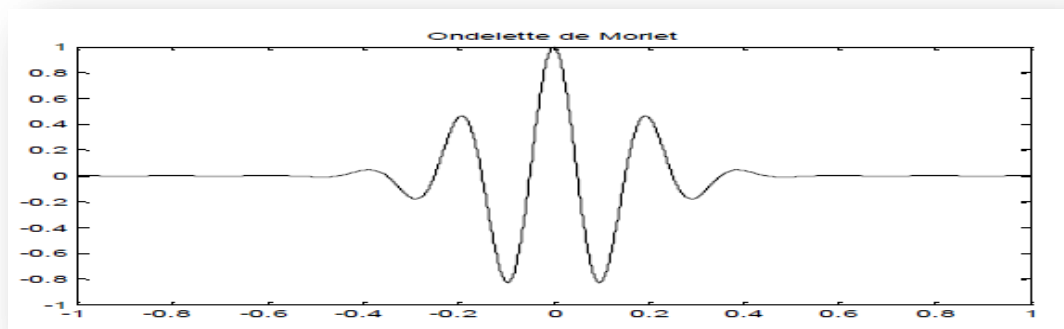


Figure II.4 : exemple de fonction d'ondelette (ondelette de Morlet)

II. 4.3. Transformée continue en ondelettes

La transformée en ondelette continue (TOC) d'un signal $x(t)$ est donnée par :

$$W(a, b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{+\infty} \Psi\left(\frac{t-b}{a}\right) x(t) dt \quad (\text{II. 5})$$

Où $\Psi(t)$ est l'ondelette mère analysante, a est un facteur d'échelle de dilatation temporelle et b est un facteur de translation dans le temps.

Le résultat de la transformation en ondelettes continue (TOC) est donc des coefficients W fonction de a (facteur d'échelle) et de b (facteur de translation).

Les coefficients $W(a,b)$ décrivent la corrélation entre le signal à analyser et l'ondelette mère analysante.

La transformation en ondelettes continue (TOC) produit une représentation temps échelle similaire à celle de la représentation temps-fréquence produite par la transformée de Fourier à court terme (TFCT) [10].

II. 4.4. Transformée discrète en ondelettes

Lorsque les paramètres d'échelle et de translation a et b prennent des valeurs discrètes avec : $a=2^j$ et $b=n.2^j$, Où j et n sont des nombres entiers.

On obtient alors la transformation en ondelettes discrètes (TOD) définie par la relation suivante :

$$W(i, m) = 2^{-\frac{i}{2}} \sum_{n \in \mathbb{Z}} x(n) \Psi\left(\frac{n}{2^i} - m\right) \quad (\text{II. 6})$$

L'inconvénient majeur de la transformée en ondelettes discrète (TOD) est qu'elle produit un nombre élevé de coefficients pour représenter un signal exigeant un temps de calcul élevé pour reconstituer le signal d'origine.

La transformée en ondelettes discrète décompose le signal en deux parties :

- les approximations qui correspondent à la basse fréquence.
- les détails qui correspondent à la haute fréquence.

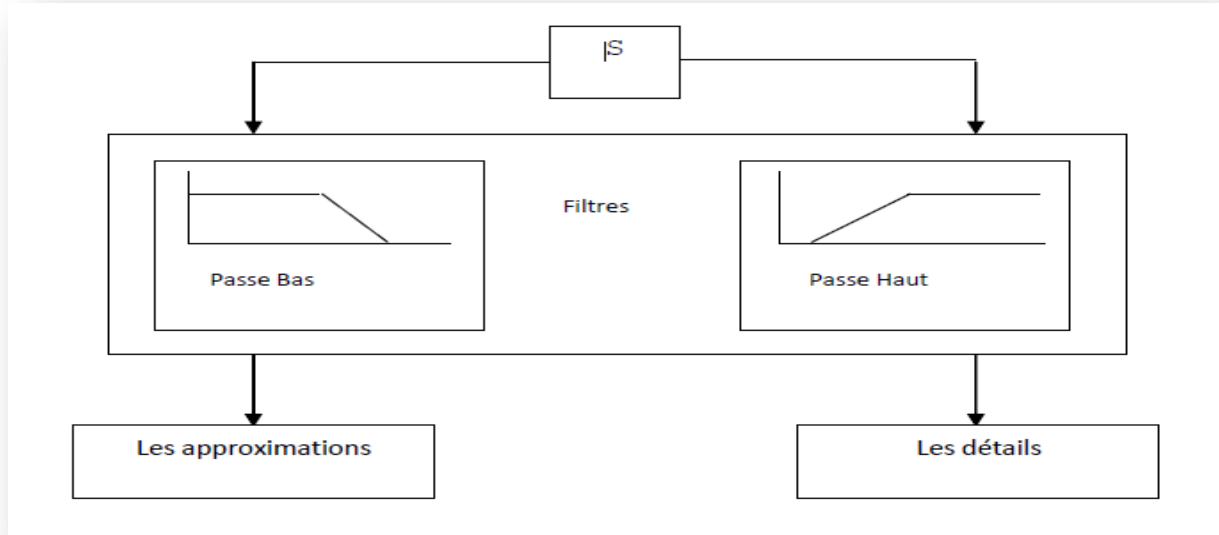


Figure II.5 : les approximations et les détails

Le processus de décomposition peut être réitéré, de sorte qu'un signal peut être décomposé en plusieurs composantes de basse résolution : ceci s'appelle l'arbre de décomposition d'ondelette [10].

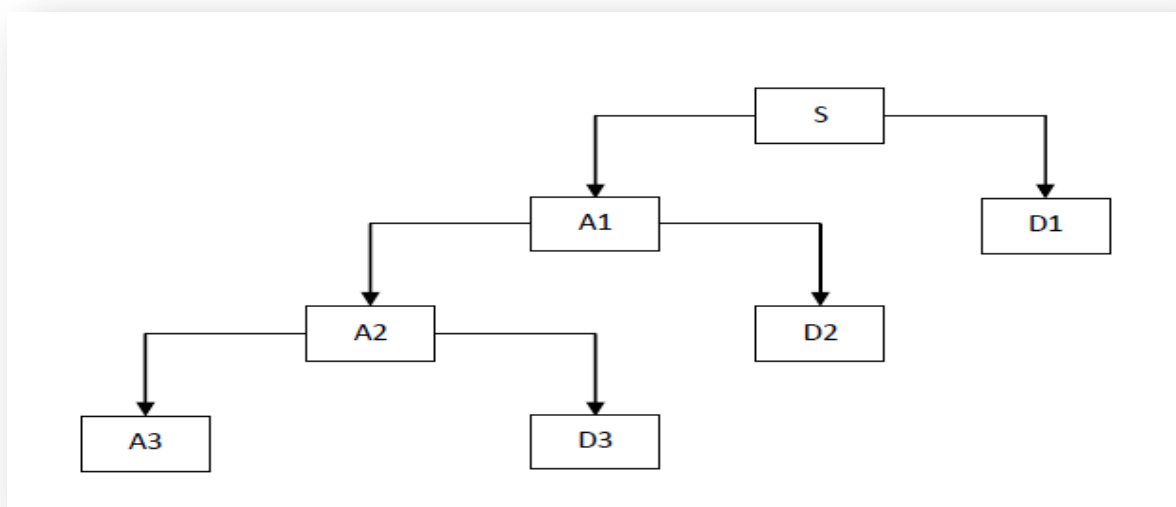


Figure II.6 : l'arbre de décomposition d'ondelette

II. 4.5. Les familles d'ondelettes

II. 4.5.1. L'ondelette de Daubechies (db)

L'ondelette de Daubechies est la famille la plus connue des ondelettes orthonormales à support compact de régularité arbitraire. Ses ondelettes sont généralement dénommées par le nombre de coefficients a_k non nuls, on parlera donc d'ondelettes Daubechies 2, Daubechies 3, Daubechies 4, etc.

Quand l'ordre augmente, les supports grandissent ainsi que la régularité des ondelettes.

Les ondelettes à support compact ne sont pas symétriques ce qui peut être un problème dans certains cas [14].

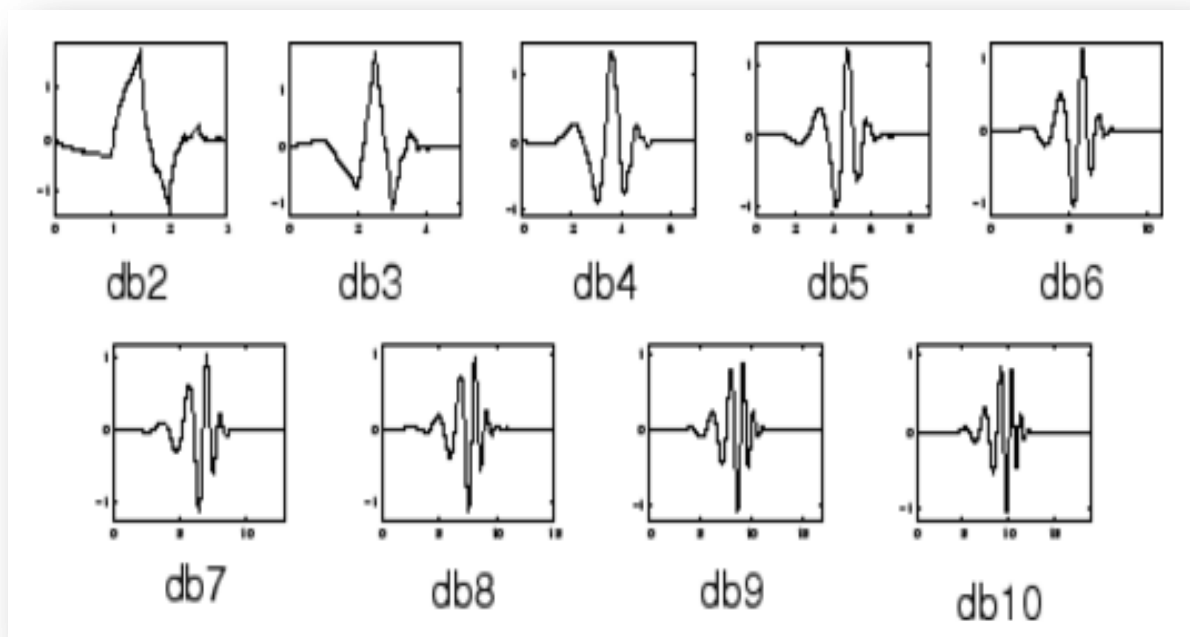


Figure II.7 : les ondelettes de Daubechies

II. 4.5.2. L'ondelette de Symlet (sym)

Les symlets (symN) constituent une famille d'ondelettes presque symétrique, proposée par I. Daubechies en modifiant la construction des dbN. A part la symétrie, les autres propriétés des deux familles sont similaires. Les symlets d'ordre 2 à 8 (sym1 est simplement l'ondelette de Haar) [15].

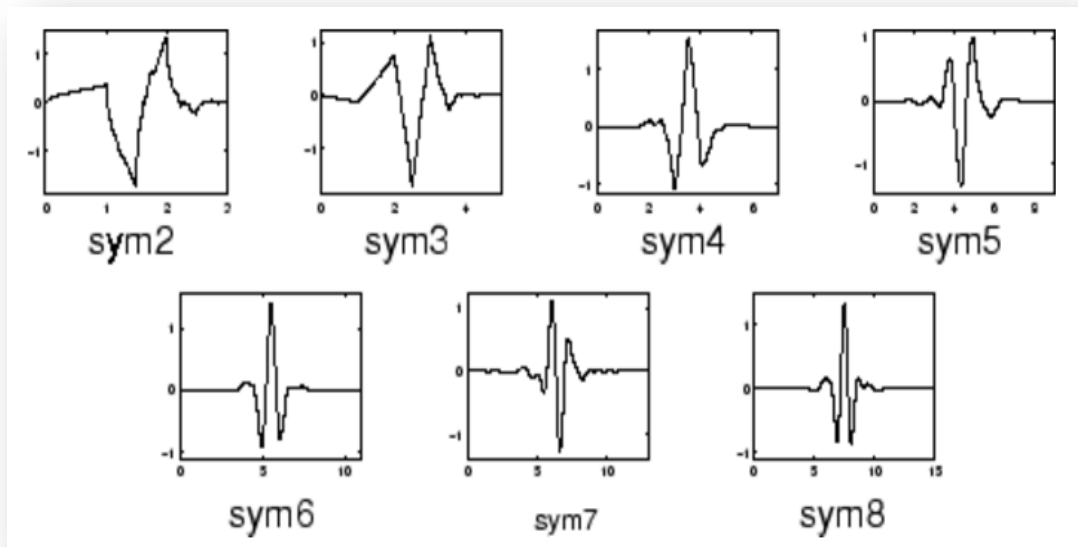


Figure II.8 : Les ondelettes de Symlet

II. 4.5.2. L'ondelette de Coiflet (coif)

Construite par I. Daubechies sur la demande de R. Coifman, les coiflets (coifN) constituent une famille d'ondelettes possédant une propriété inhabituelle. Non seulement, comme pour les deux familles précédentes, l'ondelette ψ associée à coifN à $2N$ moments nuls [15].

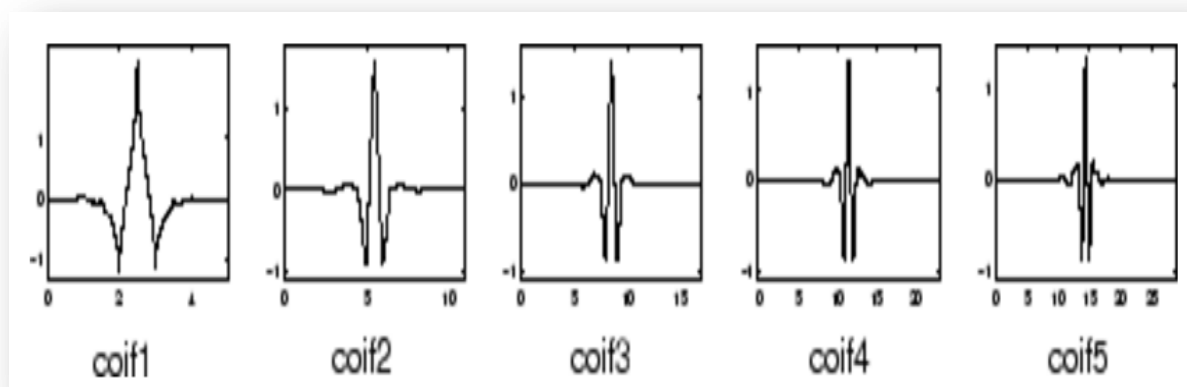


Figure II.9 : Les ondelettes de Coiflet

II. 4.5.3. L'ondelette de Biorthogonale (bior)

Cette famille d'ondelettes présente la propriété de phase linéaire, qui est nécessaire pour le signal et la reconstruction de l'image. En utilisant deux ondelettes, l'une pour la décomposition (sur le côté gauche) et l'autre pour la reconstruction (du côté droit) à la place du même seul, des propriétés intéressantes sont dérivées.

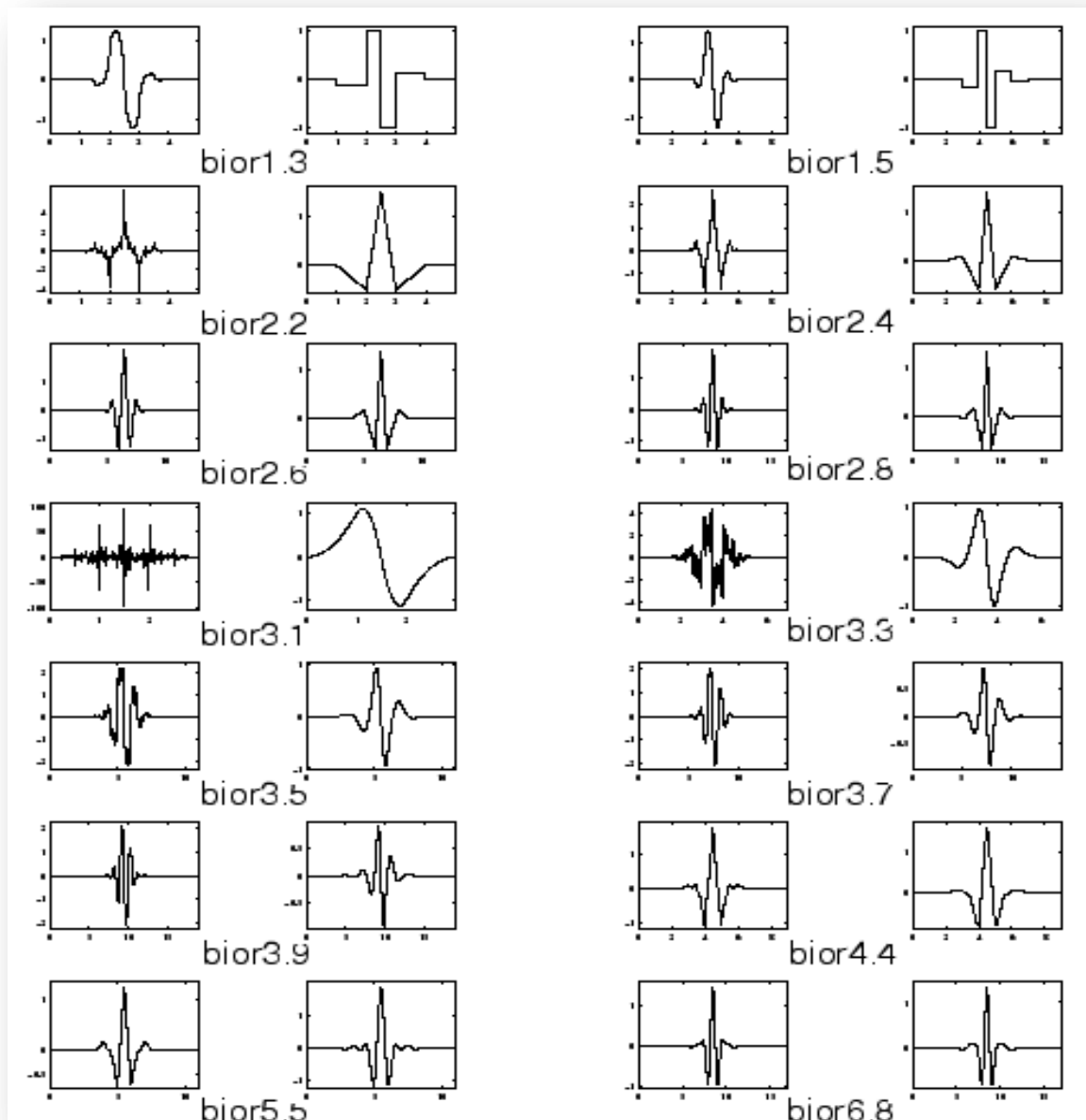


Figure II.10 : les ondelettes de Biorthogonale

II. 5. La décomposition modale empirique

II. 5.1. Bref historique

La décomposition modale empirique ou EMD est une méthode d'analyse de signal mise au point en 1998, par Norden HUANG ingénieur à la NASA, pour l'étude

de données océanographiques. Par la suite a été introduite dans d'autres domaines d'applications (Gri 2006) [16].

II. 5.2. Principe de l'EMD

La décomposition modale empirique (EMD) est une méthode tranchante pour l'analyse des séries temporelles non-linéaires et non stationnaires.

L'idée de la décomposition est alors la suivante : il s'agit de considérer un signal en tant que superposition de différentes oscillations monocomposantes, chacune ayant une échelle caractéristique différente. Chaque oscillation est appelée « mode » ou fonction modale intrinsèque appelées « modes » ou fonctions modales intrinsèques (FMI, ou IMF en anglais, pour Intrinsic Mode Function), lorsqu'elle satisfait à deux conditions :

(i) la différence entre le nombre de minima locaux et le nombre de traversée du zéro « zero crossing » doit être zéro ou un.

(ii) la moyenne glissante de la somme de l'enveloppe définie par les maxima locaux et l'enveloppe définie par les minima locaux est nulle. La décomposition est faite de façon itérative, en considérant à chaque étape le signal comme étant la somme d'une composante basse fréquence (le résidu, qui est une tendance locale) et d'une composante haute fréquence (l'IMF).

L'extraction de ces modes se fait par un processus itératif appelé "tamisage" et chaque mode possède une fréquence caractéristique, dont la valeur peut être estimée par exemple par leur densité spectrale.

L'itération est alors poursuivie en décomposant à nouveau le résidu obtenu, selon le même principe, pour extraire un nouveau résidu et une nouvelle IMF. À la fin de la décomposition, la méthode EMD exprime une série temporelle $x(t)$ comme la somme d'un nombre fini d'IMF $C_i(t)$ et un résidu final $r_n(t)$ [8].

$$x(t) = \sum_{i=1}^N C_i(t) + rn(t) \quad (II.7)$$

II. 5.3. Algorithme de la décomposition modale empirique

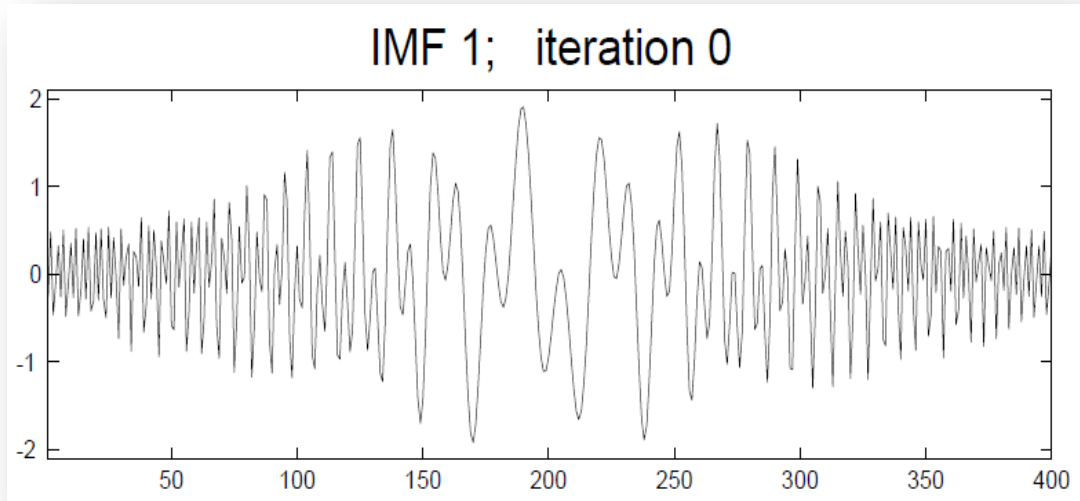
L'algorithme précis est le suivant :

1. Identification des extrema locaux du signal $x(t)$.
2. Connexion des maxima locaux pour former une enveloppe supérieure $e_{\max}(t)$, obtenue par une interpolation spline cubique. La même chose est faite pour l'enveloppe inférieure $e_{\min}(t)$.
3. Estimation de la moyenne $m_1(t) = (e_{\max}(t) + e_{\min}(t))/2$.
4. Soustraction de la moyenne pour obtenir le détail local $h_1(t) = x(t) - m_1(t)$.
5. On considère alors $h_1(t)$: si ce dernier satisfait aux conditions pour être une IMF, il s'agit de la première IMF, notée $C_1(t) = h_1(t)$, qui est soustraite du signal d'origine et le premier résidu $r_1(t) = x(t) - C_1(t)$ est la nouvelle série à analyser, qui est réinjectée dans la procédure à l'étape 1. Si $h_1(t)$ n'est pas une IMF, on utilise un processus de tamisage (en anglais « sifting process ») appliquée autant de fois que nécessaire pour obtenir une IMF. Dans le processus de tamisage, $h_1(t)$ est considéré comme la nouvelle série, les extrema locaux sont estimés, les enveloppes supérieures et inférieures sont formées et leur moyenne notée $m_{11}(t)$. Cette moyenne est soustraite de $h_1(t)$, fournissant $h_{11}(t) = h_1(t) - m_{11}(t)$. Si $h_{11}(t)$ n'est pas une IMF, le processus de tamisage est répété, jusqu'à ce que la composante $h_{1k}(t)$ satisfasse la condition pour être une IMF. À la fin de ce processus, la première IMF est notée $C_1(t) = h_{1k}(t)$ et le résidu $r_1(t) = x(t) - C_1(t)$ est considéré comme une nouvelle série à l'étape 1 [17].

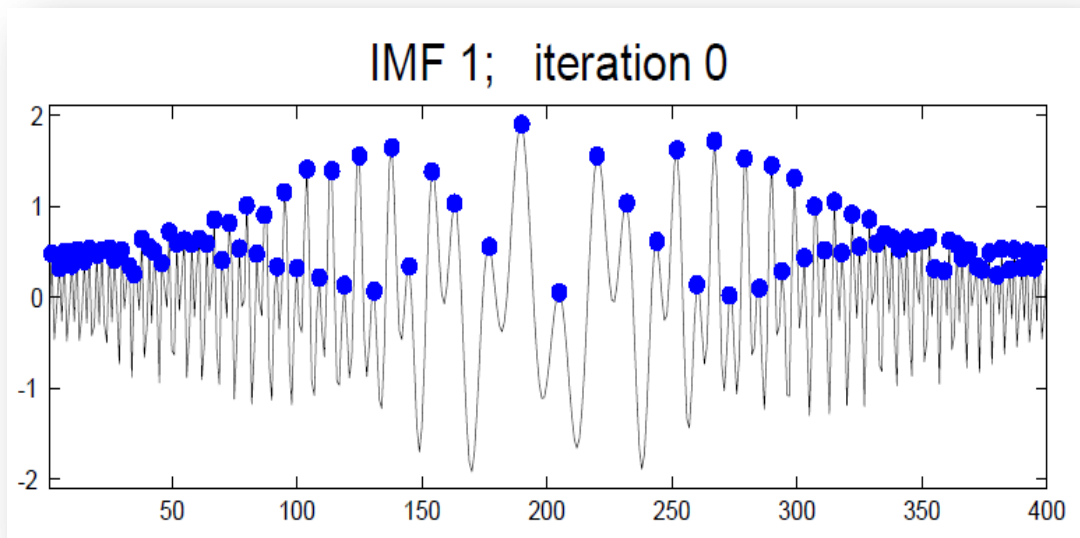
En pratique, les IMFs sont quasi orthogonaux (mutuellement non corrélés). L'algorithme ci-dessus fonctionne en général, sans hypothèse a priori, de façon auto-adaptative.

- Pour mieux comprendre l'algorithme, nous renforçons par les figures ci-dessous :

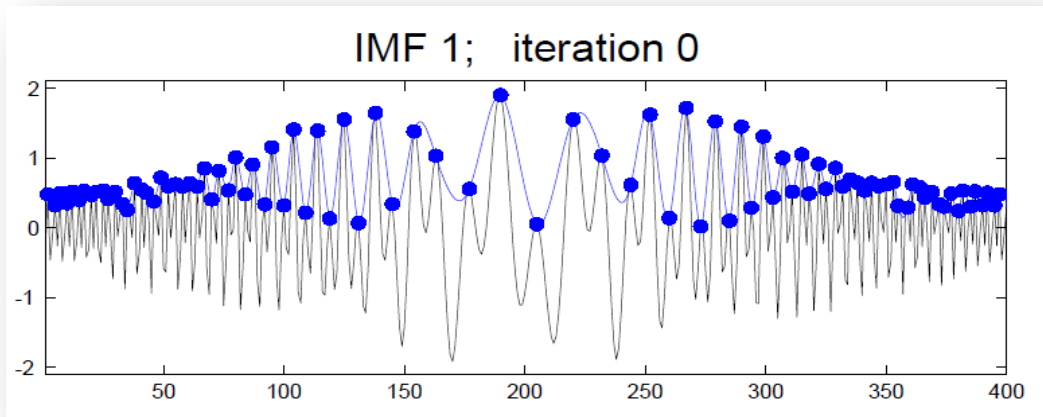
Supposons qu'on a un signal $x(t)$



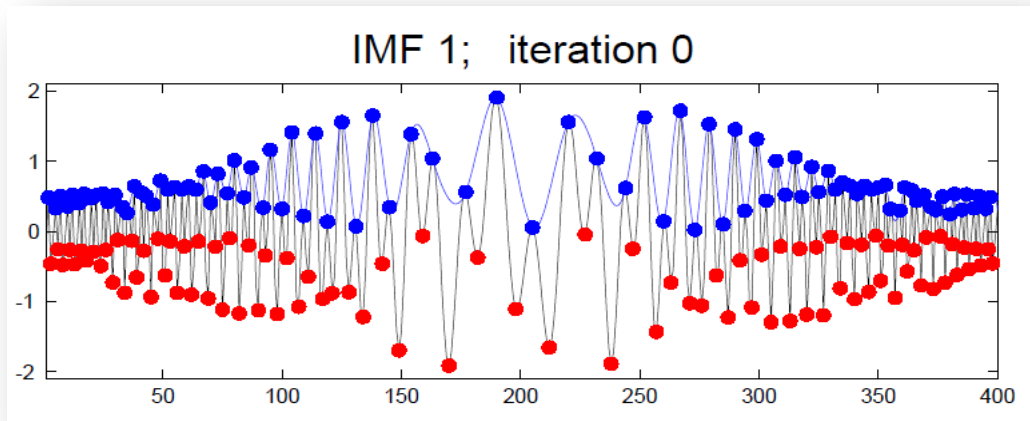
(a)



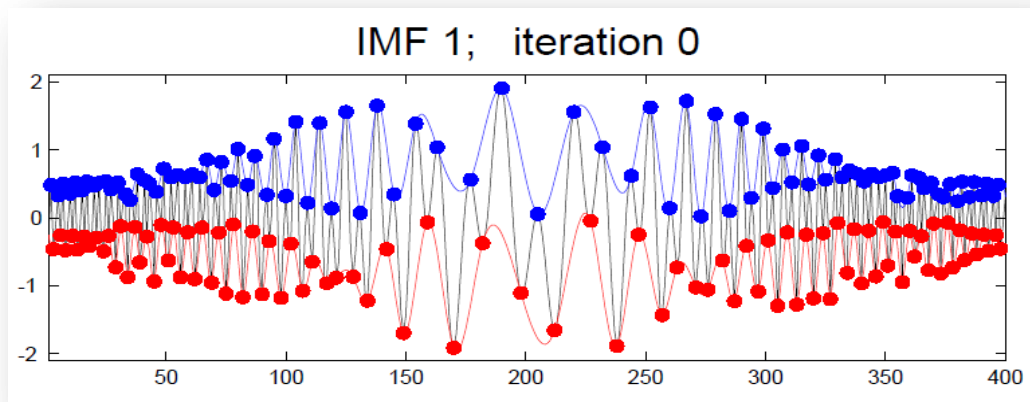
(b)



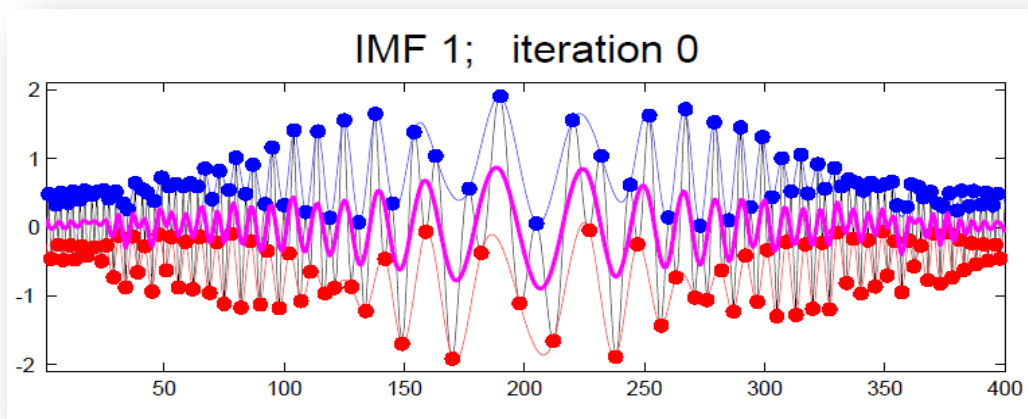
(c)



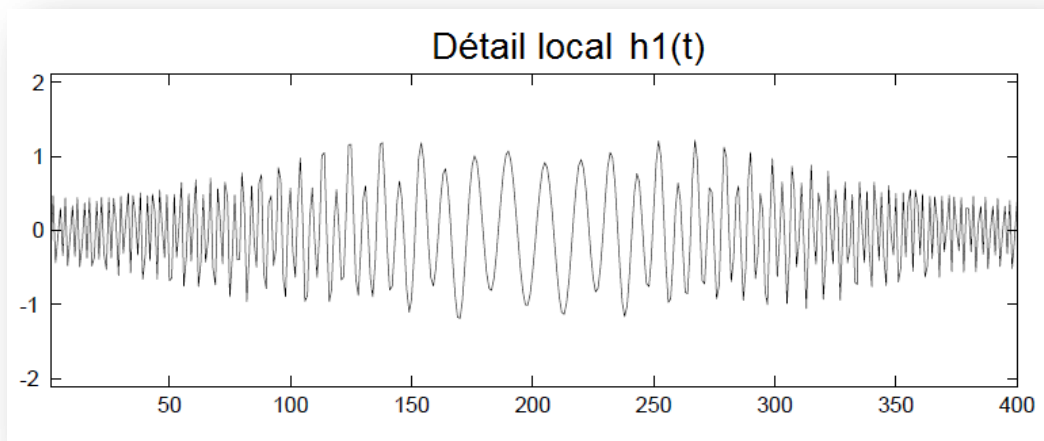
(d)



(e)



(f)



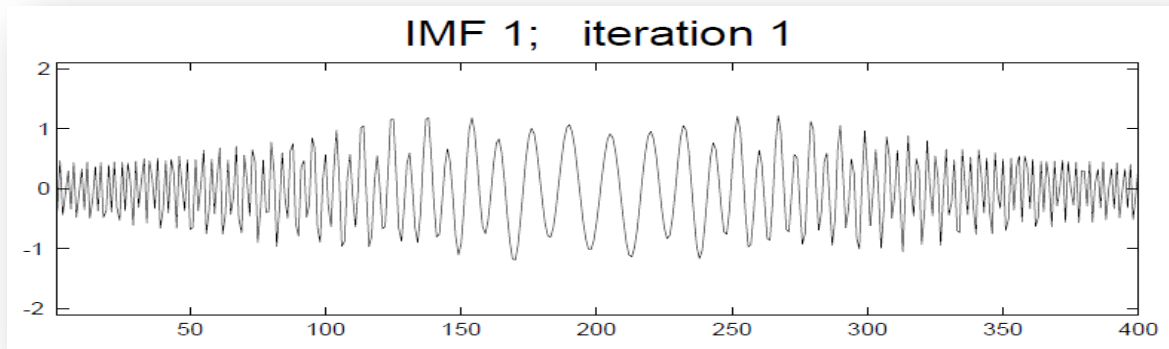
(g)

Figure II.11 : illustration du processus de tamisage : (a) signal original ; (b) détection des maxima locaux ; (c) Interpolation (par une spline cubique) des maxima, pour définir une enveloppe $e_{\max}(t)$; (d) détection des minima locaux ; (e) Interpolation (par une spline cubique) des minima, pour définir une enveloppe $e_{\min}(t)$; (f) calcul du moyenne locale ; (g) détail local : différence entre le signal original et la moyenne locale.

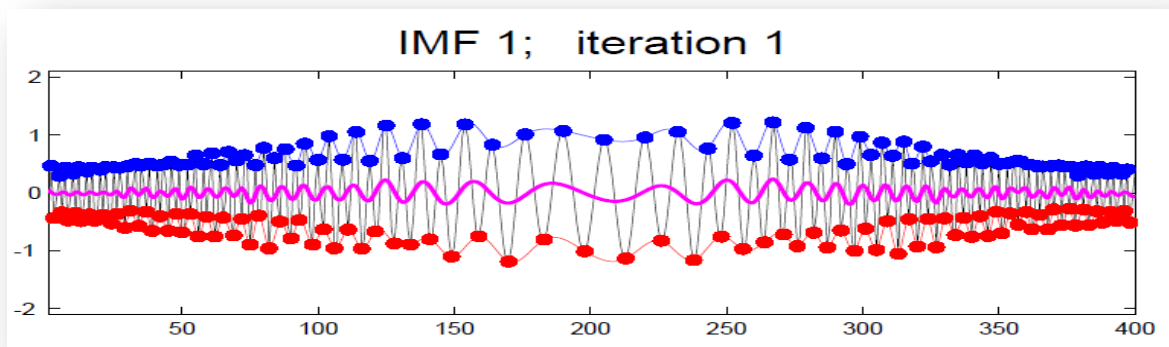
Si le détail local $h_1(t)$ vérifie les conditions pour être une IMF, alors on le considère comme IMF1 et on le soustrait du signal original $x(t)$ pour obtenir le premier résidu

$r_1(t)$ qui va être considéré à son tour comme nouvelle série à analyser pour obtenir l'IMF2.

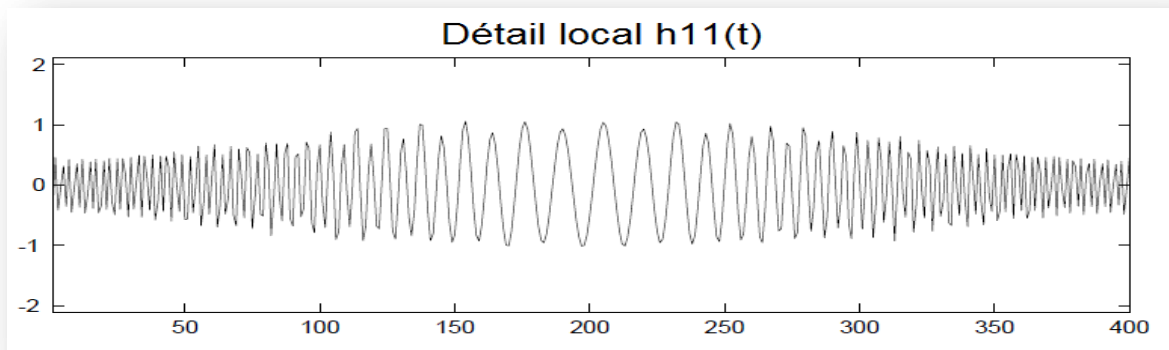
Sinon, on utilise un processus de tamisage plus d'une fois jusqu'à l'obtention d'une IMF1, comme il est illustré dans les figures ci-dessous.



(a)



(b)



(c)

Figure II.12 : Illustration des effets du processus de tamisage répété : (a) $h_1(t)$ est

considéré comme une nouvelle série ; (b) détection des extrema locaux, la construction des enveloppes supérieur et inférieur par l'interpolation des extrema et le calcul de la moyenne locale $m_{11}(t)$; (c) obtention du nouveau détail local $h_{11}(t)$ par la soustraction entre la nouvelle série $h_1(t)$ et la moyenne locale $m_{11}(t)$.

Si $h_{11}(t)$ n'est pas encore une IMF, le processus de tamisage est répété (dans notre exemple le résultat reste asymétrique et n'est pas une IMF).

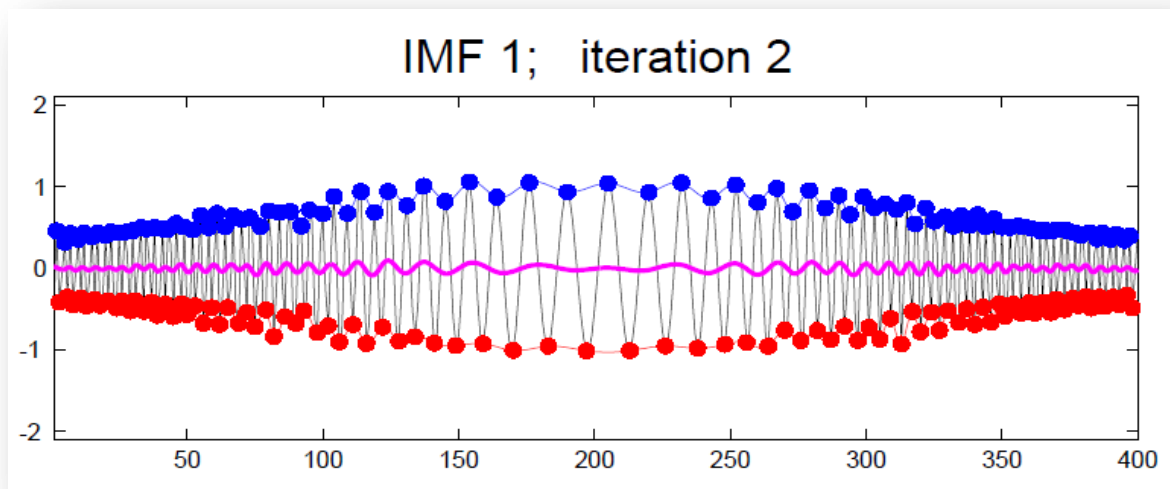
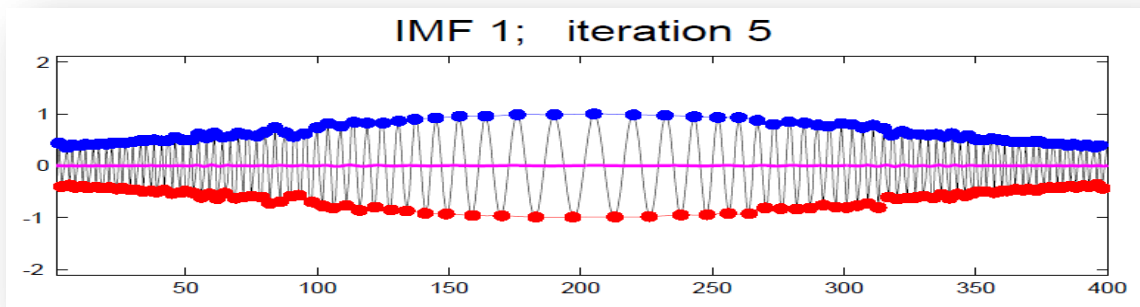
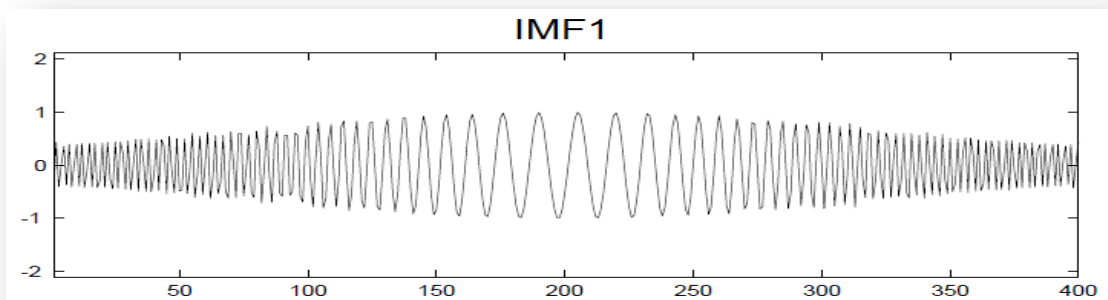


Figure II.13: après deux tamisages, le résultat est beaucoup amélioré mais nécessite plus de tamisage pour éliminer l'asymétrie

On peut répéter cette procédure de tamisage k fois, jusqu'à ce que h_{1k} soit une IMF. L'IMF finale est représentée dans la figure ci-dessous après cinq tamisages et le premier résidu $r_1(t) = x(t) - h_{1k}(t)$ est considéré comme une nouvelle série à analyser dans la deuxième étape.



(a)



(b)

Figure II.14 : (a) processus du tamisage répété 5 fois; (b) extraction de l'IMF1

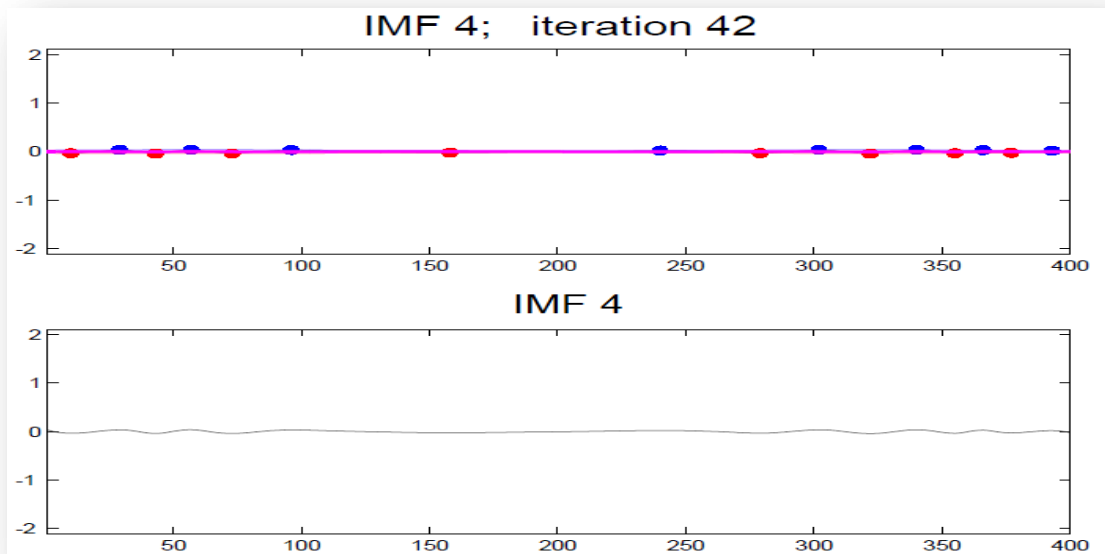


Figure II.15 : processus du tamisage pendant l'extraction de l'IMF 4 (L'IMF 4 est obtenue après 42 tamisages)

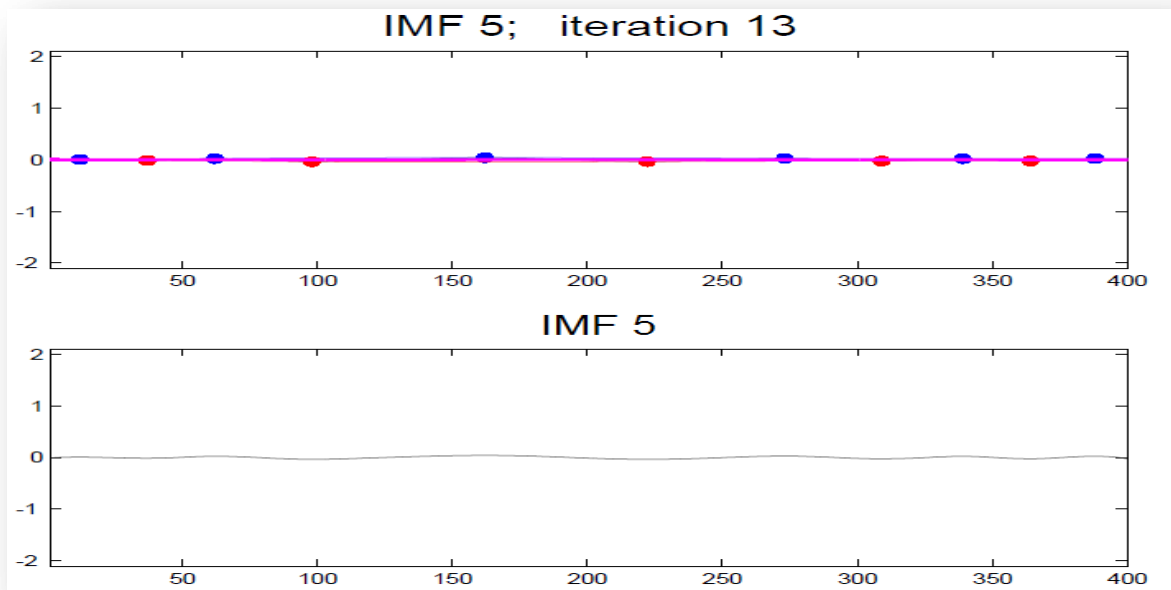


Figure II.16 : Processus du tamisage pendant l'extraction de l'IMF 5 (L'IMF 5 est obtenue après 13 tamisages)

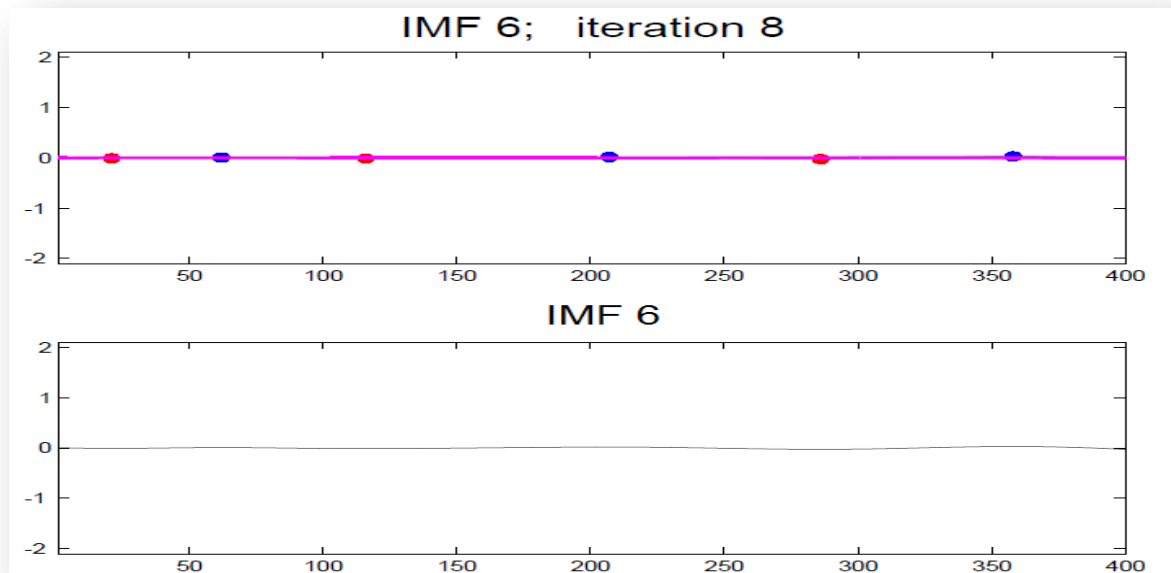


Figure II.17 : processus du tamisage pendant l'extraction de l'IMF 6 (L'IMF 6 est obtenue après 8 tamisages)

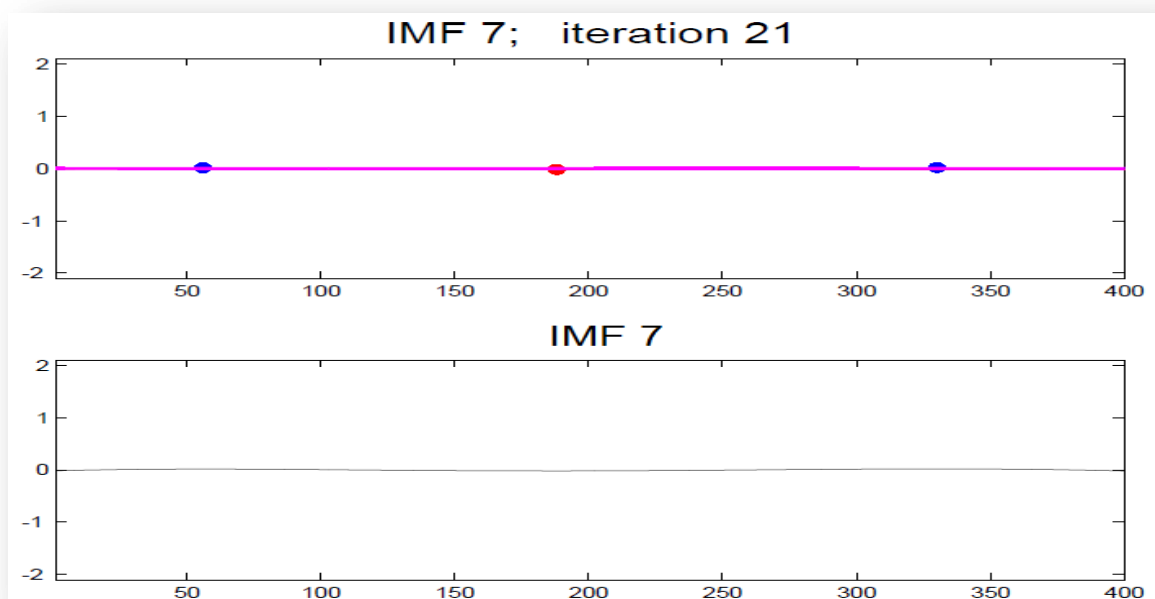


Figure II.18: Processus du tamisage pendant l'extraction de l'IMF 7 (L'IMF 7 est obtenue après 21 tamisages)

Le processus de tamisage s'arrête après l'extraction de l'IMF8 quand le résidu $m(t)$ devient une fonction monotone et à partir de laquelle IMF n'est plus extrait (Figure II.19).

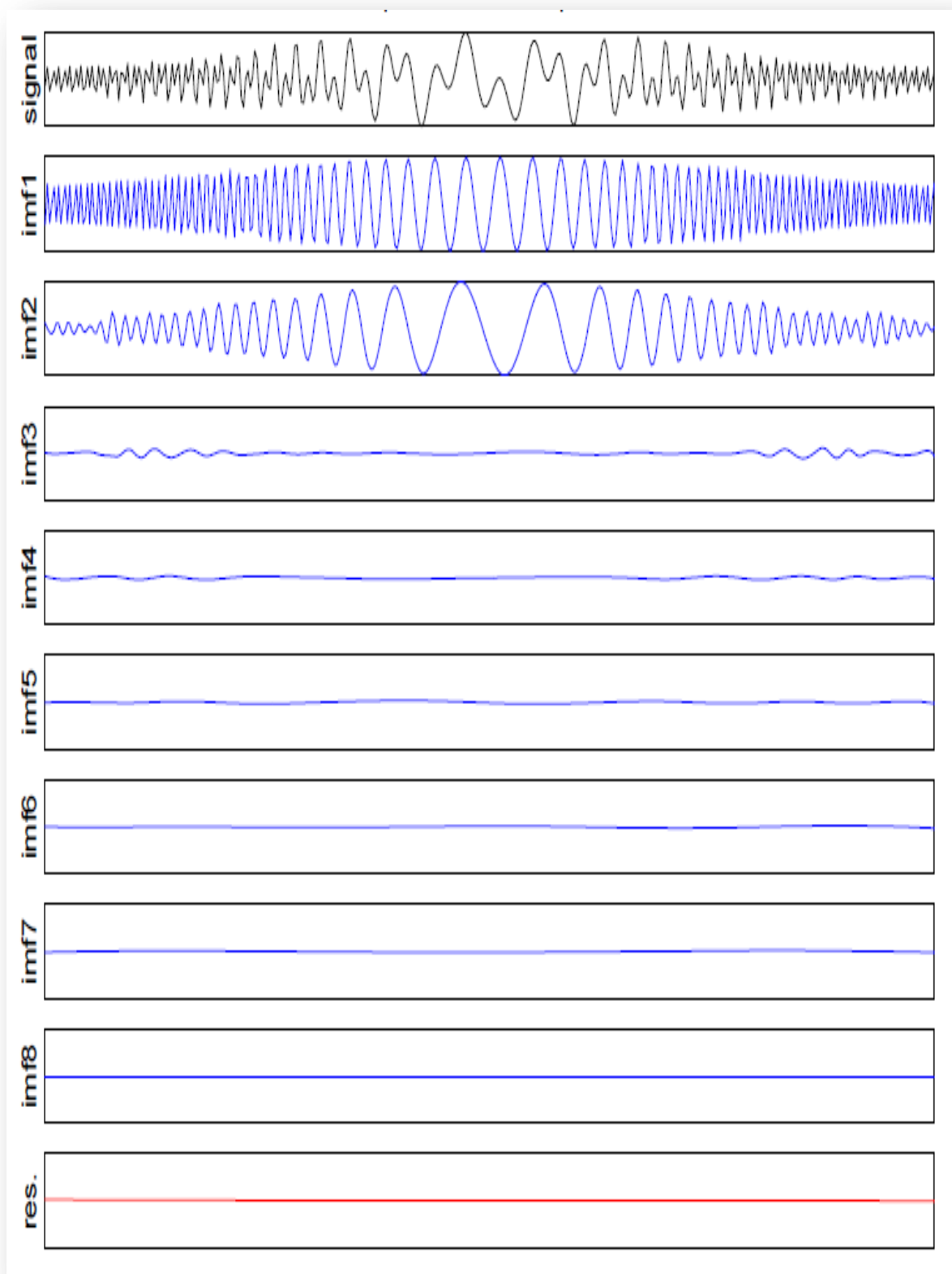


Figure II.19 : décomposition modale empirique : différentes composantes IMFs et résidu final du signal $x(t)$

II. 5.4. Paramètres significatifs d'EMD

Le résultat de la décomposition par l'EMD dépend du choix de deux paramètres importants : le critère d'arrêt et la technique d'interpolation utilisée.

II. 5.4.1. Critère d'arrêt du tamisage

L'objectif du tamisage (sifting process) est d'extraire une IMF du résidu laissé par l'itération précédente de l'algorithme de l'EMD. On a vu que la définition d'une IMF résidait en deux points : la différence d'au plus un entre le nombre de zéros et le nombre d'extrema, et la moyenne locale nulle. La première condition découle de la seconde, 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 (Nécessité de s'arrêter avant une IMF parfaite) [18].

II. 5.4.2. Le choix de la méthode d'interpolation

La méthode d'interpolation par splines cubiques est la méthode qui est le plus couramment retenue dans les différentes implémentations de l'algorithme de l'EMD. Comme il est expliqué dans plusieurs recherches, les autres types d'interpolation linéaire ou polynomiale, ont tendance à faire augmenter significativement le nombre d'itérations du sifting process et à capturer des fréquences dans des IMFs où elles ne devraient pas se trouver. C'est pourquoi on choisit les splines cubiques, qui présentent un bon compromis entre les exigences de simplicité et de décomposition adéquate [18].

Le couplage de la méthode d'interpolation par splines avec le bon choix du critère d'arrêt assure un bon résultat de la décomposition de signal.

II. 6. Conclusion

Dans ce chapitre, on a essayé d'expliquer les deux méthodes utilisées dans notre travail de façon courte et au même temps explicite. La transformée en ondelettes discrètes est la plus connue et ancienne au contre de la décomposition modale empirique qui est une technique récente, mais les deux restent des méthodes d'analyse temps-fréquence de signaux qui ont déjà motivé plusieurs nombre d'études.

Chapitre III

*Analyse du signal EEG
par l'EMD et TOD*

III. 1. Introduction

Dans ce chapitre, on cherche à faire une analyse du signal électroencéphalogramme EEG par deux méthodes, l'une vise à décrire, en fournissant des informations sur la régularité locale, l'évolution temporelle d'un signal à différentes échelles de temps appelée la transformée en ondelettes, et l'autre c'est une technique récente de décomposition locale et auto-adaptative de signaux non stationnaires, on parle ici sur la décomposition modale empirique (EMD).

Notre travail se base :

- A faire une étude comparative entre les deux approches en donnant une interprétation spectrale, en soulignant ses ressemblances et différences et en quantifiant les performances de chacune.
- A conclure la méthode performante qui rehausse au mieux les signaux d'intérêt et donne des résultats satisfaisants.

III. 2. Matériels et Méthodes

III. 2.1. Données

La base de données utilisée dans notre travail contient un enregistrement EEG d'un cas normal. L'enregistrement EEG est échantillonné à 256 échantillons par seconde, ils contiennent 23 des signaux (chaines); remarquons que la taille des signaux normaux est de 99001 échantillons, acquis à partir de différents électrodes positionnées sur le scalp selon le système international de 10/20 Jasper.

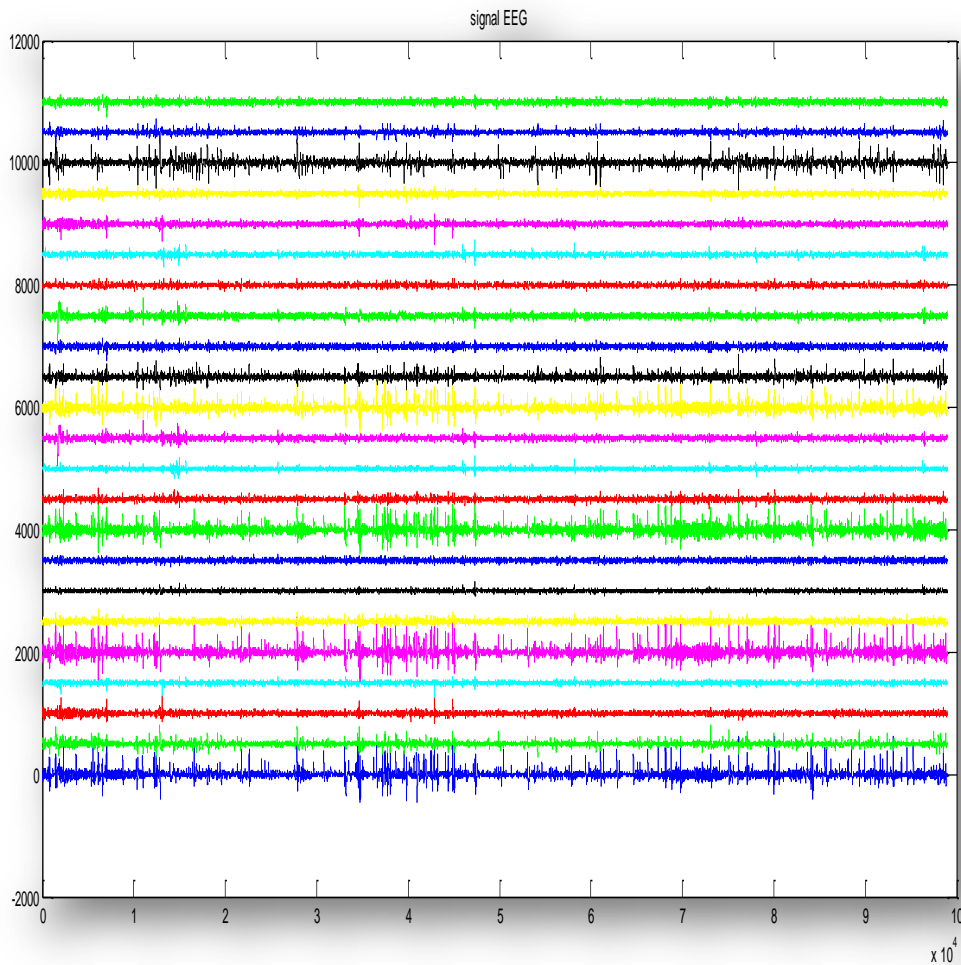


Figure III.1 : les 23 chaînes de l'enregistrement EEG sous MATLAB

III. 2.2. La transformée en ondelettes discrète

III. 2.2.1. Choix de l'ondelette mère

La transformée en ondelettes nécessite un bon choix d'ondelette mère analysante pour les différentes applications en traitement numérique du signal. En effet, le choix de l'ondelette utilisée pour la décomposition temps-échelle est le point le plus important.

- Le choix sera effectué sur la base d'un test de plusieurs ondelettes analysantes. Ceci se fera sur l'étude de l'erreur, existant entre le signal original et le signal de synthèse (signal après reconstruction).

- L'ondelette analysante choisie sera celle qui présentera la plus faible erreur.

Il existe différentes méthodes pour quantifier l'erreur entre le signal original et le signal reconstruit, ici on va citer deux méthodes :

- La 1^{ère} méthode consiste à calculer l'erreur par l'addition des valeurs absolues de la différence existante entre les deux signaux (c'est celle qu'on a utilisé dans notre travail).

$$\text{Erreur} = \text{sum}(\text{abs}(\text{signal original} - \text{signal reconstruit}))$$

- La 2^{ème} méthode fait appel à l'erreur quadratique moyenne (MSE), le code suivant représente le calcul du MSE.

$$\mathbf{D} = \text{signal original} - \text{signal reconstruit}$$

$$\mathbf{\Sigma} = \text{sum}(\mathbf{D} * \mathbf{D})$$

$$\mathbf{MSE} = \text{sqrt}(\mathbf{\Sigma} / \text{length}(\text{signal original}))$$

Où length (signal original) représente la taille du signal.

On cite les ondelettes utilisées dans l'analyse :

- Daubechies (db)
- Symelet (sym)
- Coiflet (coif)
- Biorthogonal (bior)
- Biorthogonale réversible (rbior)

ondelette	Db1	Db2	Db3	Db4	Db5	Db6
erreur	1.08*10 ⁻⁹	2.42*10 ⁻⁵	2.81*10 ⁻⁶	5.24*10 ⁻⁶	7.88*10 ⁻⁶	6.14*10 ⁻⁶

Tableau III.1 : résultats obtenus en utilisant l'ondelette Daubechies

ondelette	Sym2	Sym3	Sym4	Sym5	Sym6	Sym7
erreur	$2.42 \cdot 10^{-6}$	$2.81 \cdot 10^{-5}$	$1.97 \cdot 10^{-6}$	$6.78 \cdot 10^{-7}$	$3.15 \cdot 10^{-6}$	$2.82 \cdot 10^{-6}$

Tableau III.2 : résultats obtenus en utilisant l'ondelette Symlet

ondelette	Coif1	Coif2	Coif3	Coif4	Coif5
erreur	$3.61 \cdot 10^{-6}$	$4.49 \cdot 10^{-5}$	$2.39 \cdot 10^{-6}$	$1.09 \cdot 10^{-4}$	0.0242

Tableau III.3 : résultats obtenus en utilisant l'ondelette Coiflet

ondelette	Bior1.1	Bior1.5	Bior2.2	Bior2.4	Bior2.6	Bior2.8
erreur	$1.07 \cdot 10^{-9}$	$1.16 \cdot 10^{-9}$	$1.43 \cdot 10^{-9}$	$7.68 \cdot 10^{-10}$	$7.98 \cdot 10^{-10}$	$1.12 \cdot 10^{-9}$

Tableau III.4 : résultats obtenus en utilisant l'ondelette Biorthogonal

ondelette	rbio1.1	rbio1.1	rbio1.5	rbio2.2	rbio2.4	rbio2.6
erreur	$1.07 \cdot 10^{-9}$	$1.12 \cdot 10^{-9}$	$1.12 \cdot 10^{-9}$	$1.44 \cdot 10^{-9}$	$8.10 \cdot 10^{-10}$	$8.44 \cdot 10^{-10}$

Tableau III.5: résultats obtenus en utilisant l'ondelette Biorthogonale réversible

A partir des résultats présentés dans les tableaux au-dessus, on distingue parmi les familles d'ondelettes étudiées les ondelettes optimales pour cette analyse sont : bior2.4, coif3, db1, sym5, rbio2.4.

Le calcul de l'erreur est utilisé pour distinguer laquelle des ondelettes (db1, sym5, coif3, bior2.4 et rbior2.4) peut être utilisée de façon convenable, au plus que le calcul de l'erreur on peut calculer l'énergie du signal et l'énergie du signal reconstruit.

D'après la comparaison des résultats trouvés par le calcul de l'erreur on a retrouvé que l'ondelette Biorthogonal d'ordre (2.4) considérait comme une ondelette mère la plus convenable car l'erreur de reconstruction est minimale par cette ondelette et l'énergie du signal est conservée (l'énergie du signal original = l'énergie du signal reconstruit).

III. 2.2.2. Choix de niveau

Le choix du nombre de niveau de décomposition été choisi tout d'abord visuellement à l'aide de l'interface 'wavemenu' qui existe sur MATLAB.

Mais dans notre étude, on a trouvé que le choix du niveau (qui est choisi par test) a une relation d'une part avec le nombre des ondes cérébrales et d'autre part avec l'apparition de toutes les ondes.

III. 2.2.3. L'application de la TOD

Les signaux de l'enregistrement EEG ont une fréquence d'échantillonnage égale à 256 Hz. Selon le théorème de Shannon ($f_s \geq 2 * f_{\max}$ ou f_{\max} est la fréquence maximale du signal, f_s est la fréquence d'échantillonnage) la fréquence maximale de ces signaux est de 128 Hz et cette dernière a une importance dans la décomposition.

La décomposition du signal EEG donc a été fait à 5 niveaux, à chaque niveau on calcule un signal de haute fréquence (détail) et un signal de basse fréquence (approximation), comme il est illustré ci-dessous :

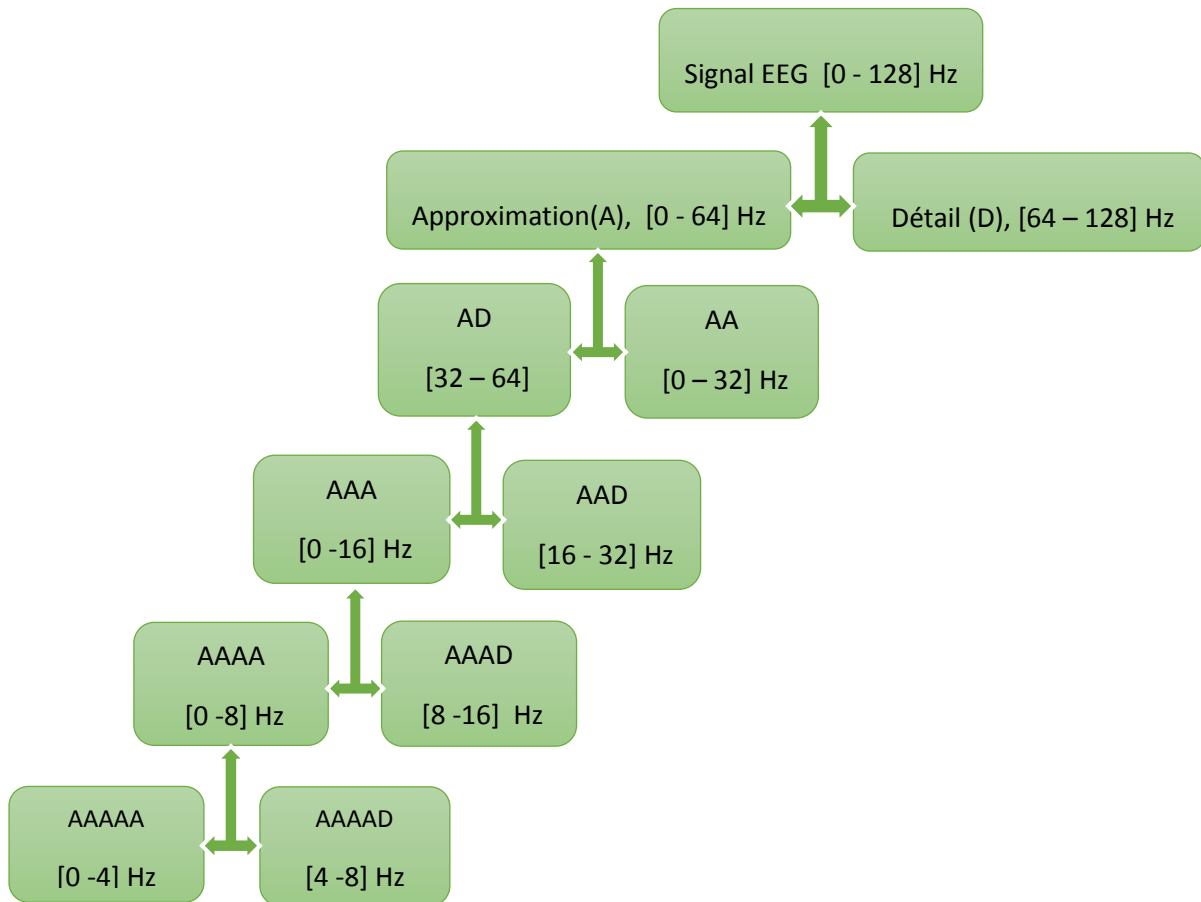


Figure III.2 : décomposition par TOD

Comme c'est déjà mentionné dans les paragraphes précédents, l'ondelette optimale pour l'analyse du signal EEG c'est bior d'ordre 2.4 avec un choix du niveau égal à 5. Prenant à titre d'exemple la décomposition par transformée en ondelettes discrète du signal 2 (le signal est choisis par hasard) de l'enregistrement EEG, ce signal sera décomposé en approximations (A1 à A5) et en détails (D1 à D5), ce qui est présenté dans la figure III.3.

Remarque :

Après la décomposition on remarque que l'allure de la dernière approximation (ap5) est la plus semblable au signal original.

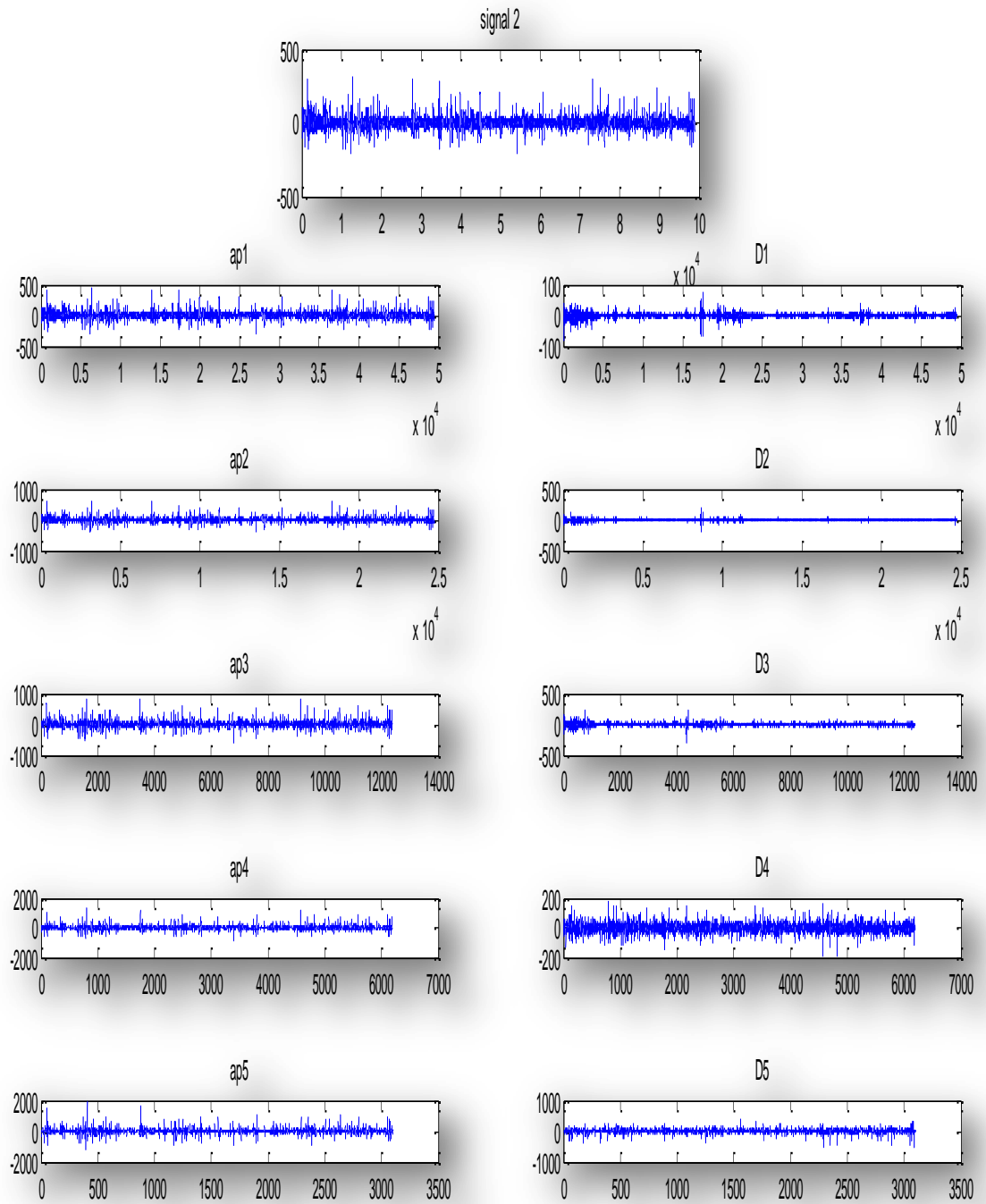


Figure III.3 : analyse du signal 2 par la transformée en ondelettes discrète

III. 2.2.4. Analyse spectrale

Pour voir les fréquences contenues dans le signal EEG, on le représente sous la forme d'un diagramme amplitude-fréquence appelé spectre qui définit la répartition de la puissance du signal dans domaine fréquentiel. En figure III.4, une DSP de l'enregistrement EEG (chaîne 2) est calculée par la méthode welch.

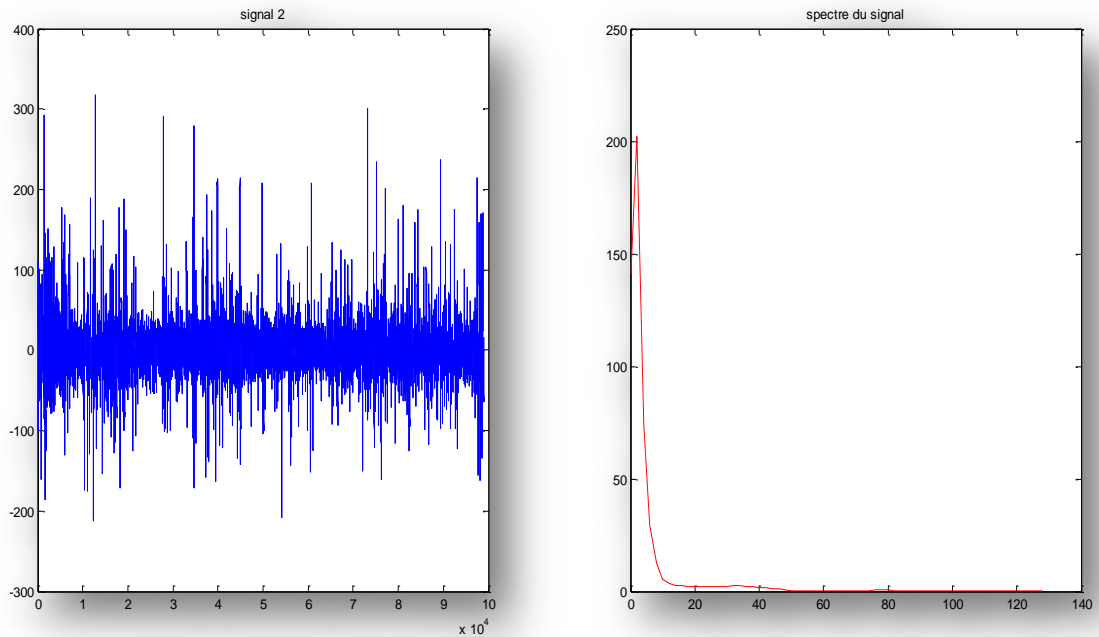


Figure III.4 : représentation du signal 2 et son spectre

Remarque :

D'après la figure la fréquence dominante dans le signal EEG (chaîne 2) est 2 Hz avec une amplitude est égale à 202.

Puisque nous savons que la décomposition en ondelettes décompose le signal en signaux sachant que la synthèse se fait par la somme de la dernière approximation et tous les détails et que l'analyse spectrale fournit des informations sur la distribution fréquentielle, alors on la représente dans la figure III.5.

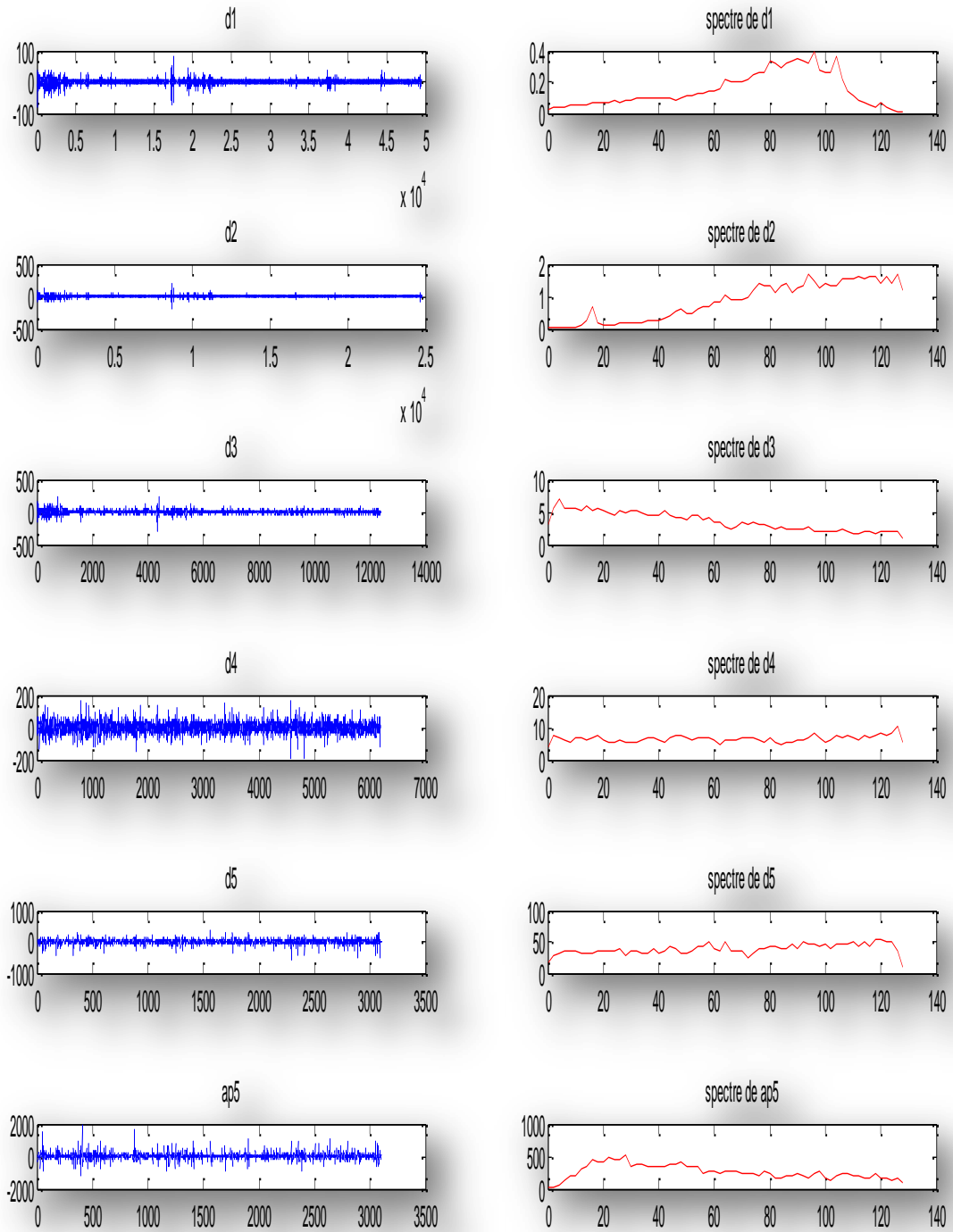


Figure III.5 : analyse spectrale de la dernière approximation et de tous les détails

Remarque :

La figure confirme que les fréquences sont distribuées de façon proche ce qui empêche de déterminer la fréquence dominante dans chaque détail et approximation. On justifie ça par la complexité qui caractérise le signal EEG (le signal EEG contient un nombre considérable de fréquences).

III. 2.3. La décomposition modale empirique (EMD)

III. 2.3.1. Comment savoir le nombre d'IMFs obtenues ?

Comme on a déjà vu dans le chapitre précédent, implémentation de l'EMD nécessite de faire des choix, notamment en ce qui concerne le critère d'arrêt du sifting process, ce qui est profondément relié à la libre interprétation de la moyenne locale nulle dans la définition d'une IMF. Ces choix faussent donc en partie la légitimité de la méthode, car ils ne se basent que sur des constatations empiriques et pas sur des preuves mathématiques. Le critère d'arrêt est cependant nécessaire pour que l'algorithme termine en un nombre fini d'étapes.

Donc, on peut savoir le nombre d'IMFs obtenues empiriquement par des tests et pas à base des calculs numériques, comme on a fait précédemment dans le choix d'ondelette.

III. 2.3.2. L'application de l'EMD

Dans cette partie on va analyser le signal EEG par la méthode de décomposition modale empirique qui consiste à décomposer le signal comme la somme de composantes hautes fréquences et basses fréquences extraites directement du signal ou les hautes fréquences sont les IMFs et les basses fréquences représentent le résidu.

On applique l'EMD sur notre signal (signal 2 de l'enregistrement EEG) et on a trouvé que l'implémentation de l'algorithme (sous MATLAB) sur tout le signal prend un temps d'exécution assez long (parce que le nombre d'échantillons est très grand, 99001 échantillons). Le résultat est illustré dans les figures III.6, III.7 et III.8.

Dans notre étude et expérimentalement, le processus s'arrête à la 36^{ème} IMF.

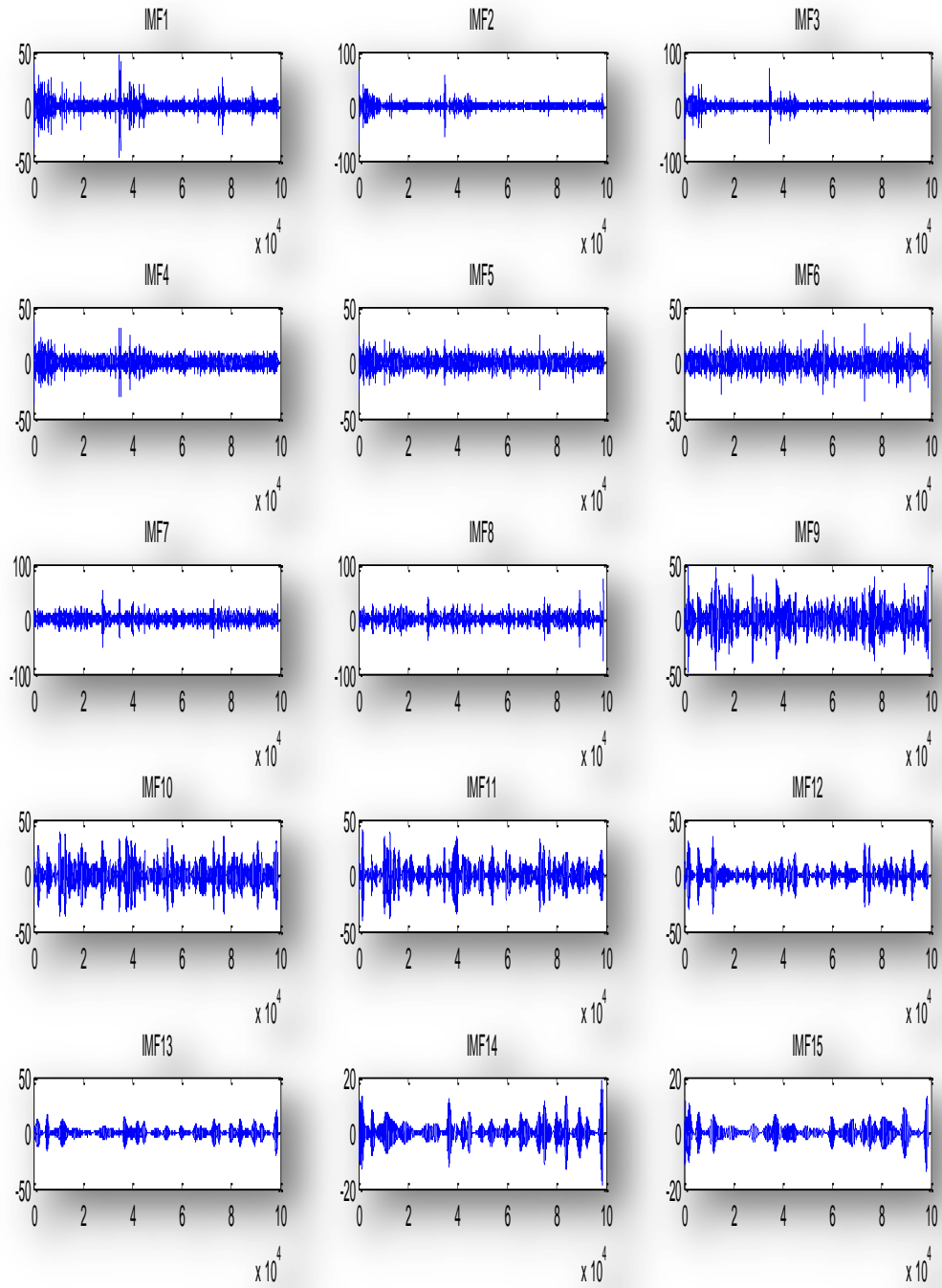


Figure III.6 : représentation des IMFs du signal 2 (IMF1 à 15)

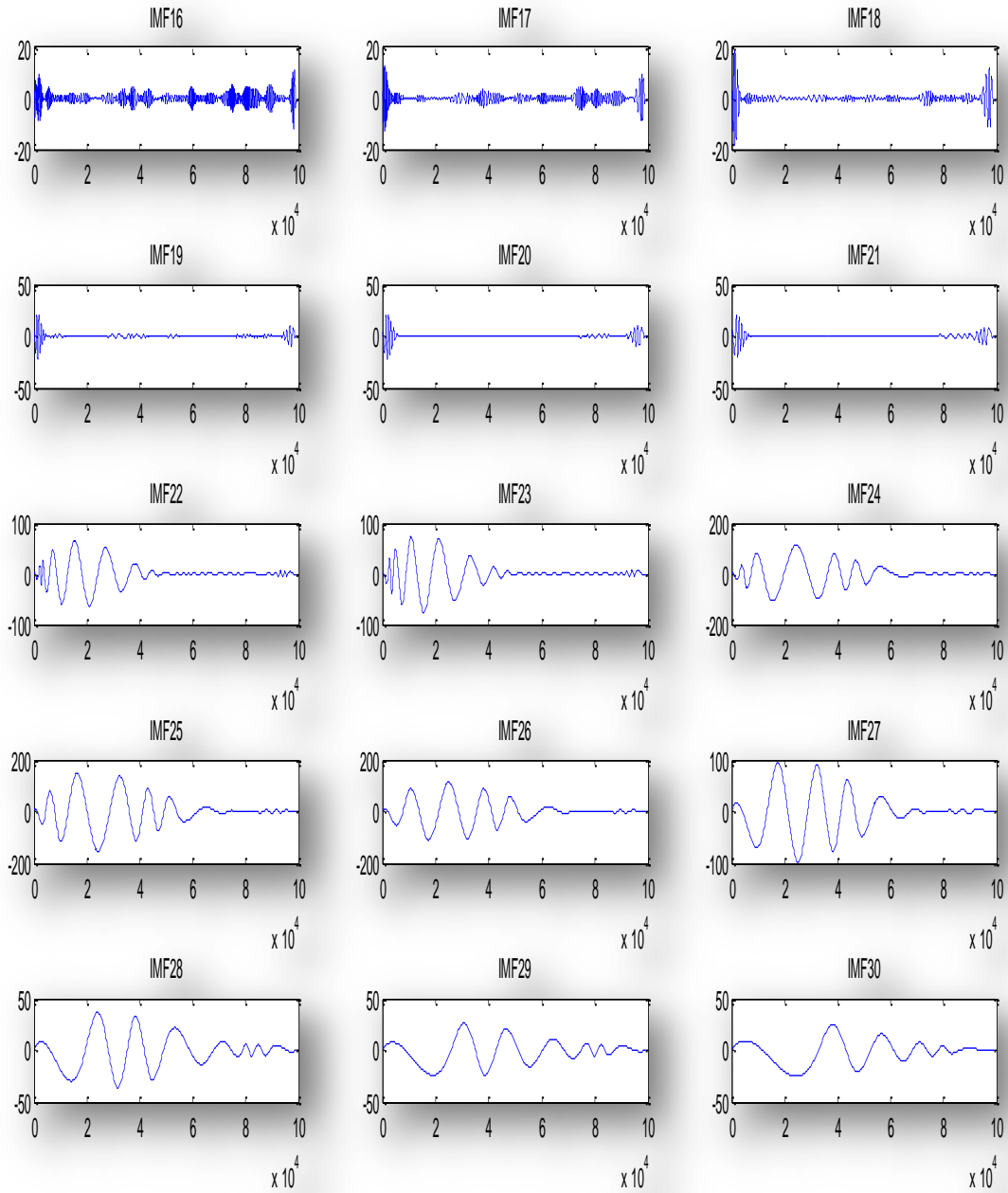


Figure III.7: représentation des IMFs du signal 2 (IMF16 à 30)

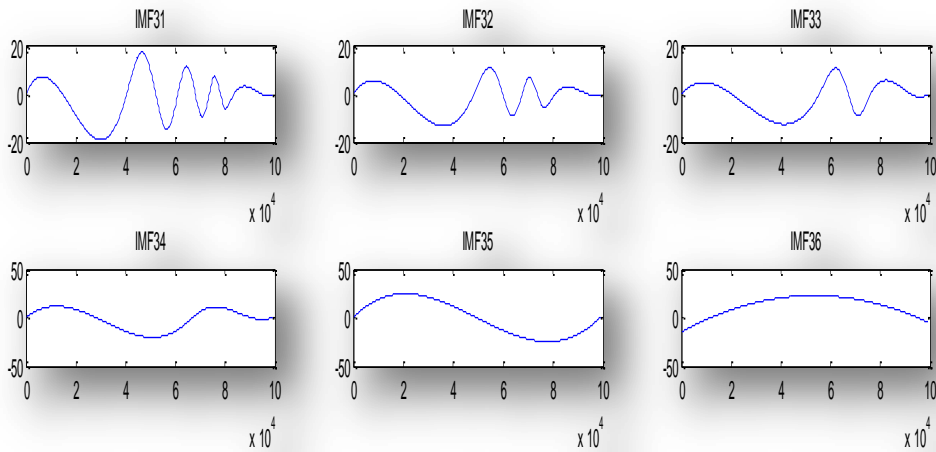


Figure III.8 : représentation des IMFs du signal 2 (IMF31 à 36)

Remarque

Les IMFs vont de la plus oscillante à la moins oscillante. On remarque également que le nombre d'extrema diminue à chaque itération. De plus, l'amplitude des variations est aussi décroissante.

III. 2.3.3. Analyse spectrale

Comme la première méthode, on a appliqué aussi l'analyse spectrale sur les composantes IMFs reconstruites par l'EMD pour avoir l'information locale. La figure suivante montre le spectre de chacune d'IMF.

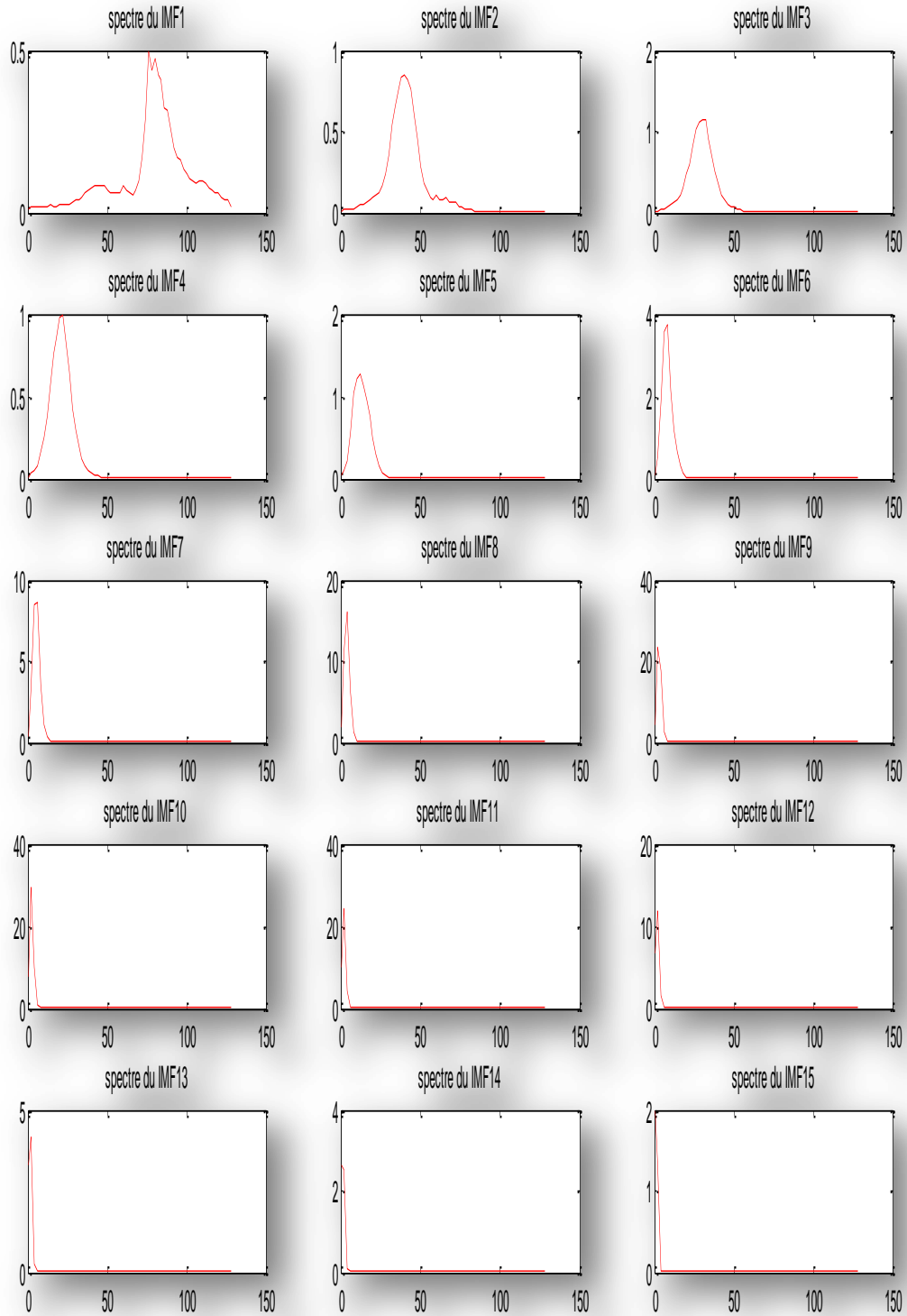


Figure III.9 : analyse spectrale des IMFs (1..15)

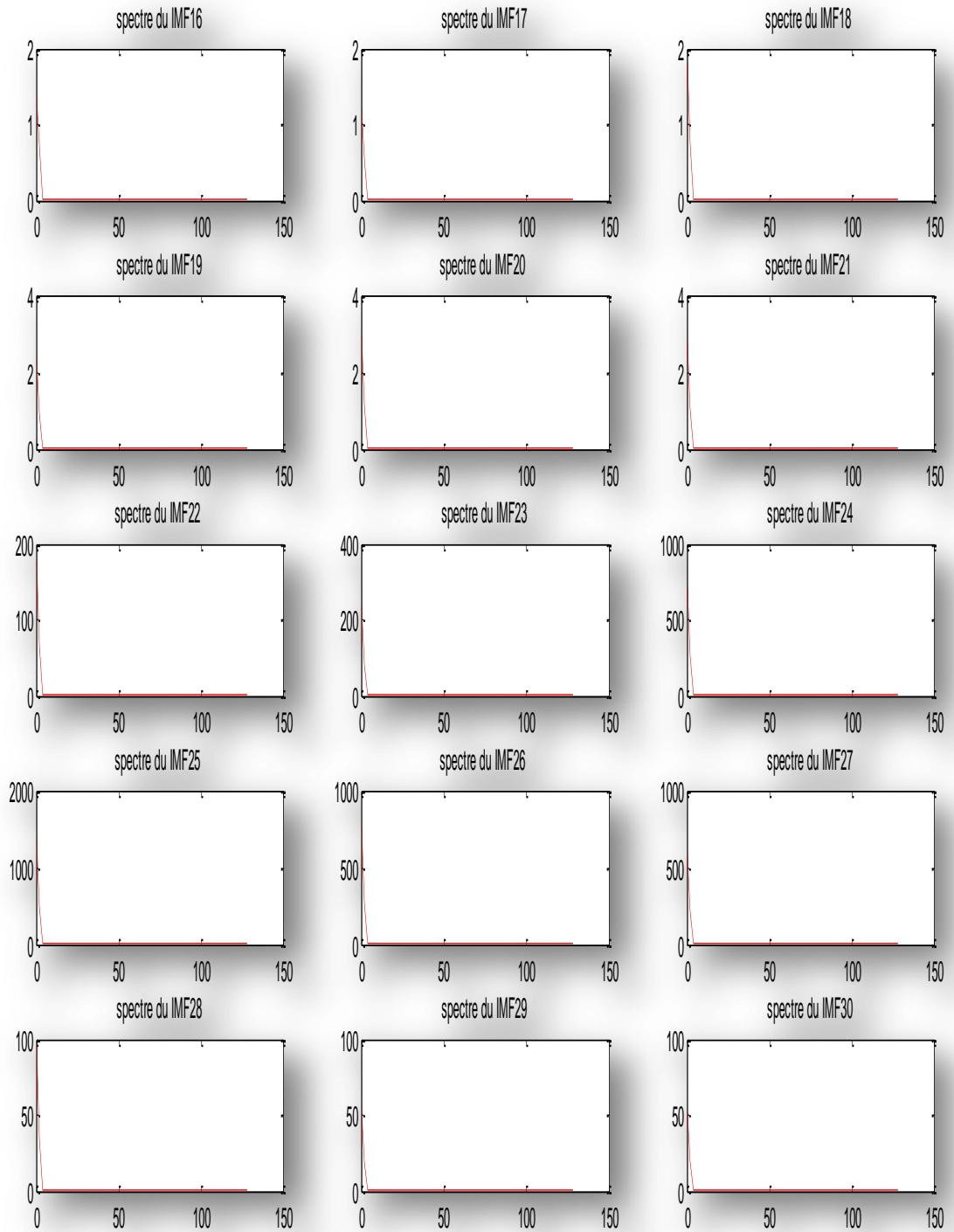


Figure III.10 : Analyse spectrale des IMFs (16..30)

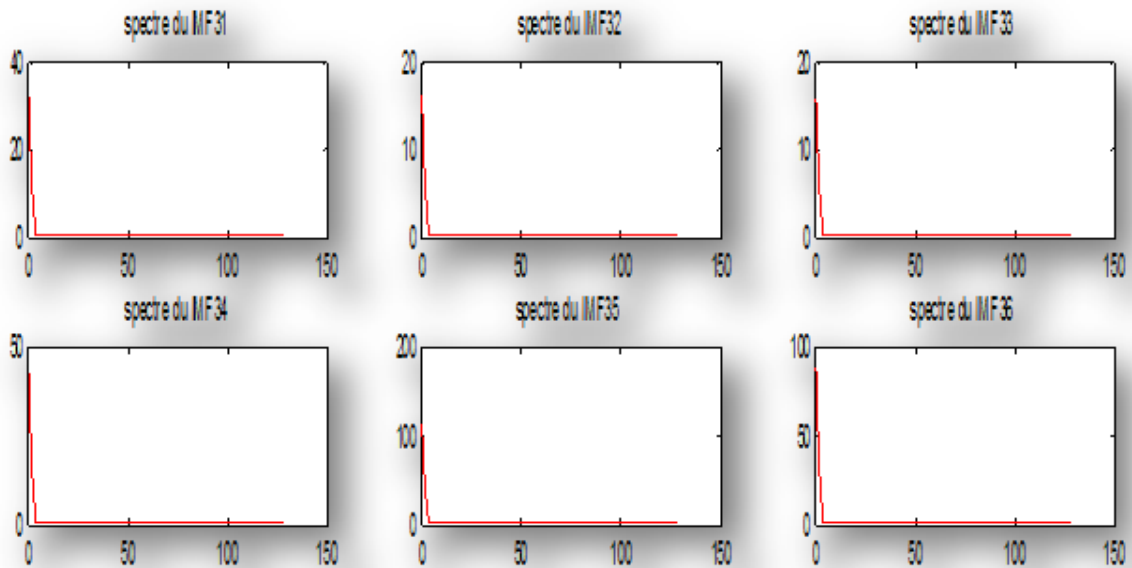


Figure III.11: Analyse spectrale des IMFs (31..36)

Remarque

On remarque bien que chaque IMF est modulée en amplitude et en fréquence, et lorsque le nombre des IMFs augmente la gamme fréquentielle s’approche aux basses fréquences.

III. 3. Résultats et Discussion

Nous appliquons les méthodes décrites ci-dessus (mises en œuvre dans MATLAB) sur un signal EEG.

Tout d’abord, la première des choses qui nous attire lors de l’affichage des résultats de la TOD c’est que l’allure de la dernière approximation (ap5) est plus semblable au signal original.

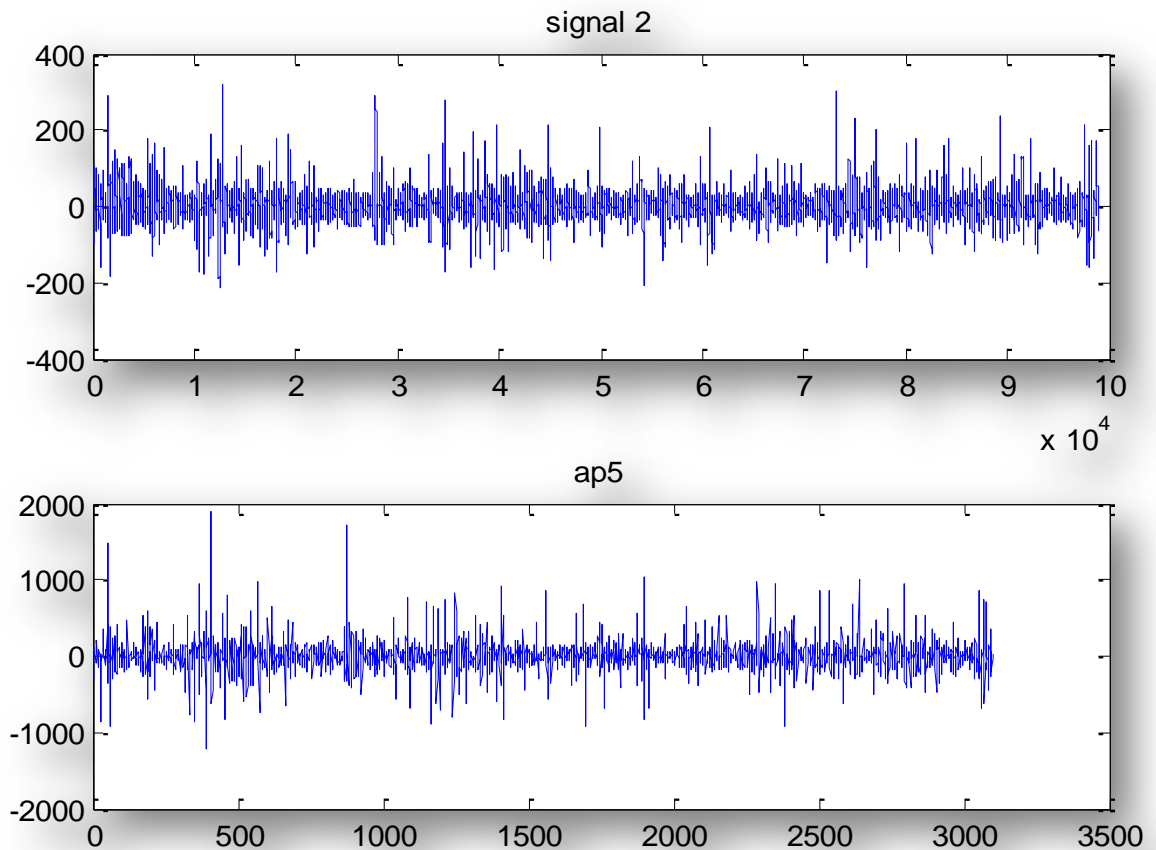


Figure III.12 : signal original et la dernière approximation (ap5)

Néanmoins, cette ressemblance de l'allure ne désigne pas que l'information utile existe seulement sur la dernière approximation, on peut aussi trouver l'information dans les détails comme il est montré dans les paragraphes suivants.

La transformée en ondelettes discrète nous a permis d'extraire directement les différentes ondes cérébrales (delta, thêta, alpha, bêta et gamma) constituant le signal EEG et les quantifier sur leur bande fréquentielle. Comme il est indiqué dans le chapitre I, les rythmes (ondes) cérébraux et leurs fréquences, l'onde delta de 0.5 à 3.5Hz, thêta de 4 à 8 Hz, alpha de 8 à 12 Hz, bêta de 12 à 45 Hz et l'onde gamma occupe la bande fréquentielle supérieure à 35 Hz.

D'après le résultat de la TOD et la figure III.2, on constate qu'un lien existe entre les bandes fréquentielles des ondes cérébrales et les niveaux de décomposition. Alors

chacune des ondes est affectée de l'approximation ou du détail correspondant à sa bande spectrale.

On représente dans le tableau suivant le lien entre les ondes cérébrales et les niveaux de décomposition d'un côté et l'approximation ou détail les correspondant d'un autre côté.

La bande fréquentiel	[0.5 : 3.5] Hz	[4 : 8] Hz	[8 : 12] Hz	[12 : 45] Hz	[35 : 80] Hz
Le niveau de décomposition	Cinquième	Cinquième	Quatrième	Troisième	Deuxième
Approximation Ou détail	La 5 ^{eme} approximation	Le 5 ^{eme} détail	Le 4 ^{eme} détail	Le 3 ^{eme} détail	Le 2 ^{eme} détail
L'onde cérébrale	Delta	Thêta	Alpha	Bêta	Gamma

Tableau III.6 : lien entre les niveaux de décomposition (approximation ou détail) et les ondes cérébrales

La séparation des ondes cérébrales donc est effectuée par la transformée en ondelettes discrète comme il est illustré dans la figure III.13 qui représente l'extraction des ondes à partir d'un enregistrement EEG, le tracé est accomplis pour la chaine 2.

Alors on peut faire l'extraction des ondes cérébrales directement à partir de la TOD sans passer par l'analyse spectrale parce qu'on connaît bien comment la répartition de la fréquence maximale s'effectue. Cependant, quand on a fait l'analyse spectrale des approximations et des détails obtenus, les bandes fréquentielle des ondes

ne sont pas apparues clairement dans le spectre résultant ce qui nous empêche d'extraire les ondes.

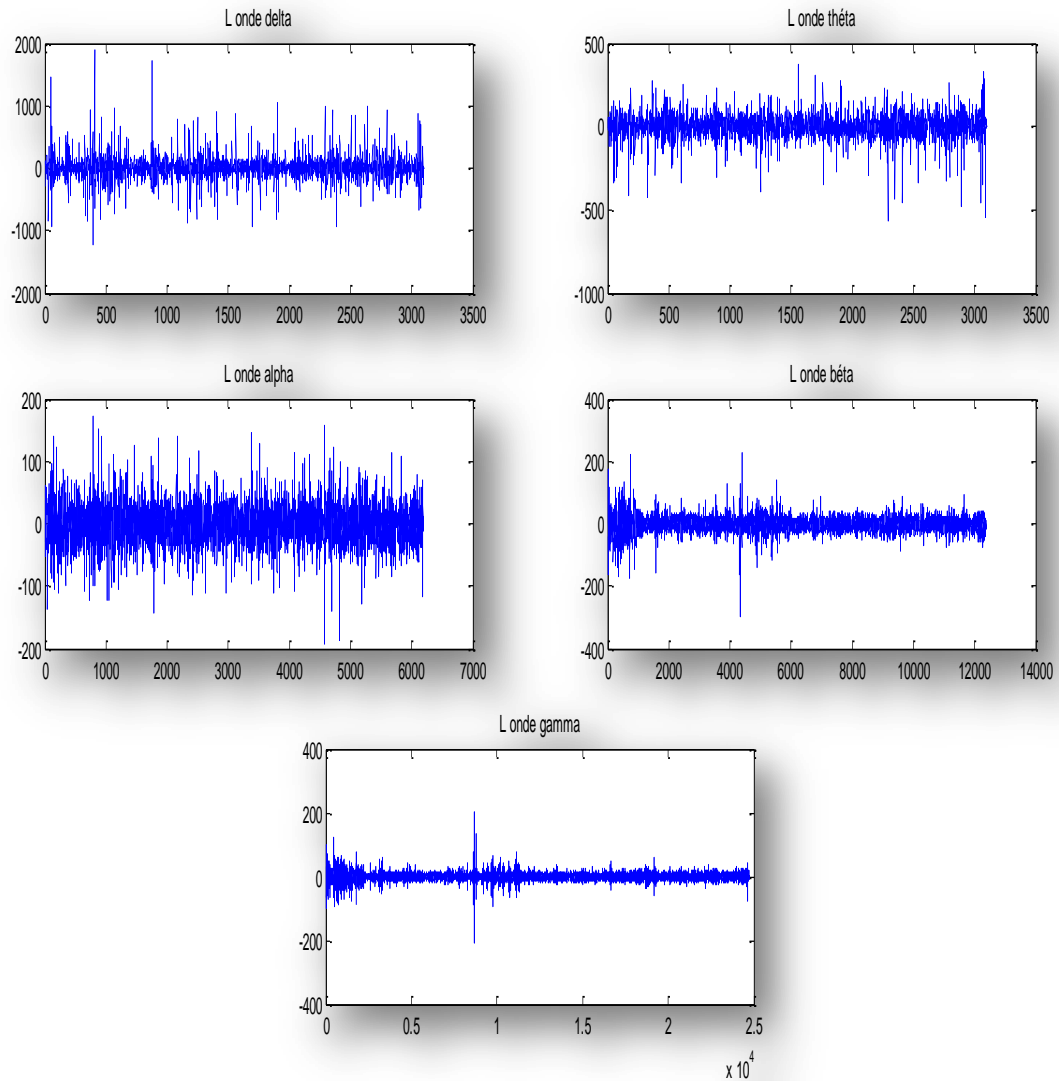


Figure III.13 : les ondes cérébrales de la 2^{eme} chaine

D'autre coté, la théorie dit que la reconstruction du signal original après l'application de la TOD se fait par la somme de la dernière approximation avec tous les détails. Pratiquement nous pouvons effectuer la théorie mais l'intéressant dans

notre cas c'est qu'on peut faire la reconstruction sans le détail 1 parce qu'il ne porte aucune information utile comme c'est illustré dans le tableau III.6.

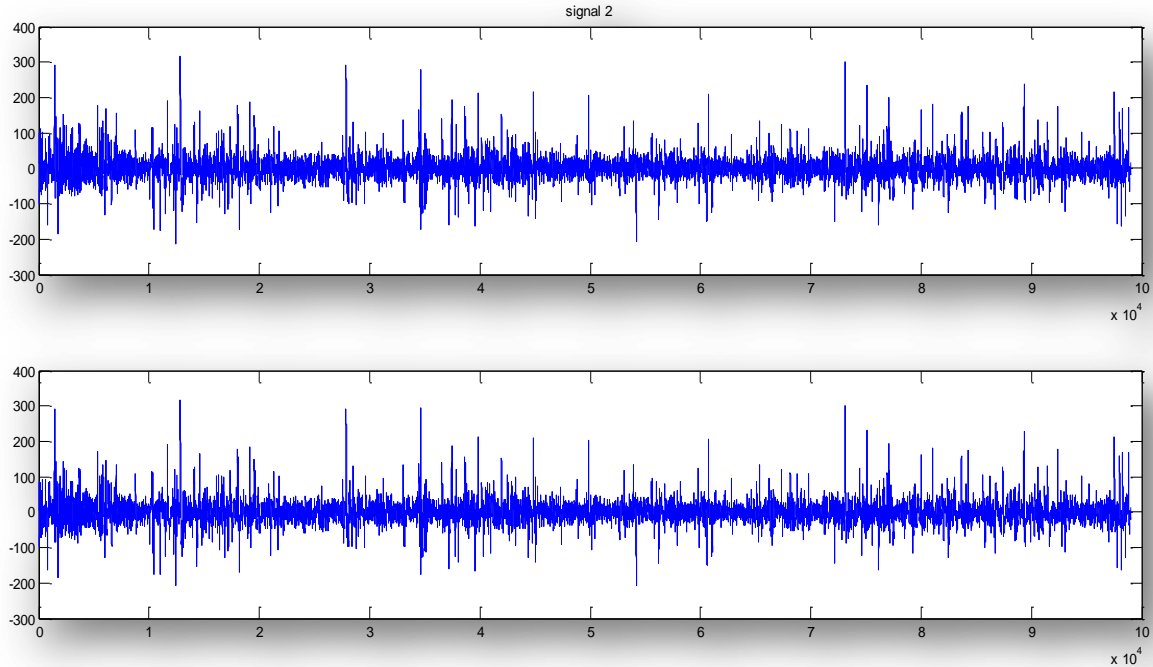


Figure III.14 : signal reconstruit sans détail 1

On fait un zoom de 10000 premiers échantillons pour bien voir le signal reconstruit.

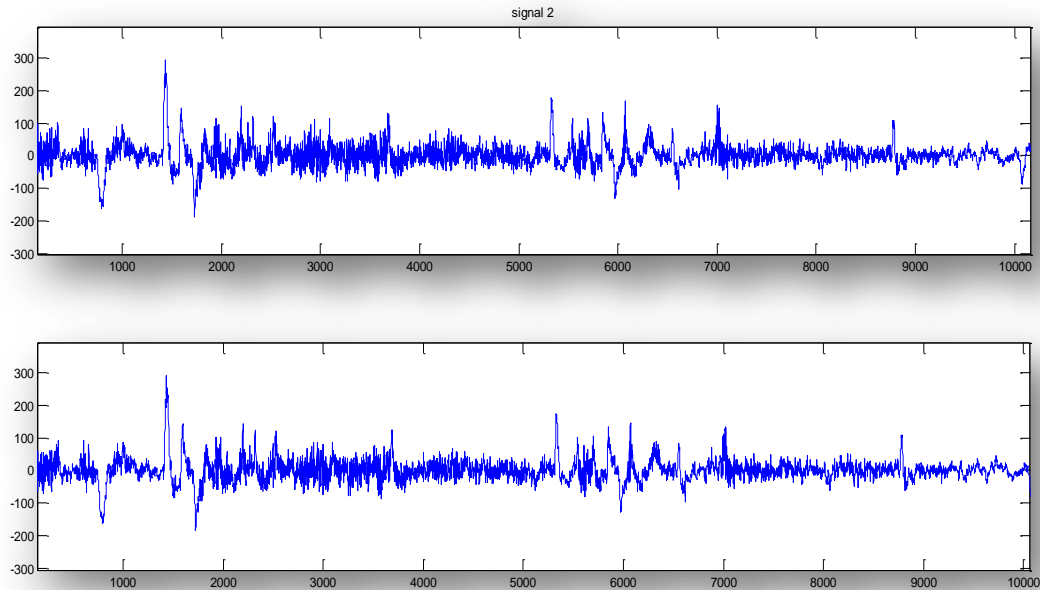


Figure III.15 : les 10000 premiers échantillons

Par rapport à l'autre méthode (EMD), on commence par l'étude des résultats obtenus où la décomposition effectuée par EMD donne 36 IMFs ont été tracées (Voir les figures III.6, III.7 et III.8).

On remarque que l'EMD explore le signal depuis les plus hautes fréquences (IMF1) vers les basses fréquences (IMF33) et les valeurs faibles de l'IMF (34,35 et 36) et du résidu peuvent être considérées comme raisonnablement négligeables. L'interprétation visuelle des IMFs conduit à déduire que ces dernières n'ont aucune signification c'est-à-dire on ne peut pas extraire des informations utiles concernant les ondes cérébrales par l'œil. Pour cela on s'oriente vers l'analyse spectrale des IMFs et le résultat a été satisfaisant, le spectre présente une bonne localisation des fréquences (figure III.9, III.10, III.11) ce qui nous a aidé à définir les IMFs qui correspondent aux ondes. L'interprétation des résultats est résumée comme suit :

- IMF1, IMF2, IMF3 et IMF4 représentent toutes les ondes.
- IMF5 et IMF6 représentent la bande fréquentielle qui inclue l'onde beta, alpha, thêta et delta.

- IMF7 et IMF8 représentent la bande fréquentielle qui inclue l'onde alpha, thêta et delta.
- IMF9, IMF10, IMF11, IMF12 et IMF13 représentent la bande fréquentielle qui inclue l'onde thêta et delta.
- IMF14 à IMF36 représente la bande fréquentielle qui inclue l'onde delta.

Néanmoins, quand en regroupant les différentes modes (IMFs) obtenues et on les soustrait du signal original on trouve le résidu (en théorie) mais l'attentif ici, si on fait l'addition des IMFs seulement les plus hautes et après on fait la différence par rapport au signal original on obtient ainsi un signal semblable au signal original.

Dans le même contexte, on a suffisamment testé (sur la plateforme MATLAB) la soustraction entre le signal original et les IMFs les plus hautes et à chaque fois on a changé le nombre des IMFs sommées à condition que ces IMFs soient successives. Nous aboutissons à remarquer que la meilleure allure du signal est obtenue lorsqu'on a choisit les sept premières IMFs (IMF1+ IMF2+IMF3+IMF4+IMF5+IMF6+IMF7). Le signal résultant nous a permet de détecter de façon claire les fluctuations du signal et l'interprétation de cette détection a un rôle important dans le diagnostic.

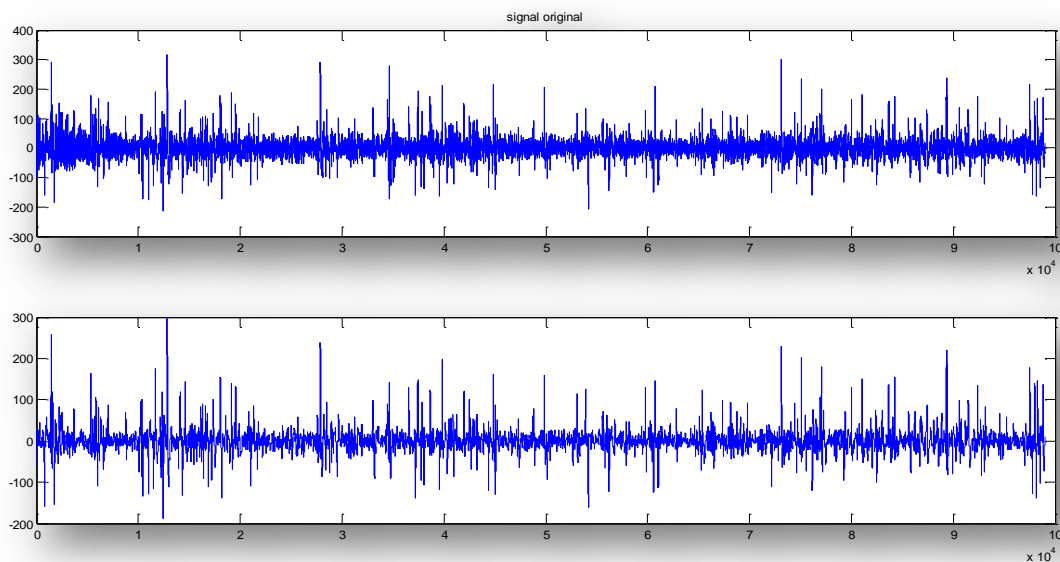


Figure III.16 : signal obtenu après l'élimination d'IMF1+IMF2+IMF3+IMF4+IMF5+IMF6+IMF7

On fait un zoom de 10000 premiers échantillons pour bien voir le signal résultant.

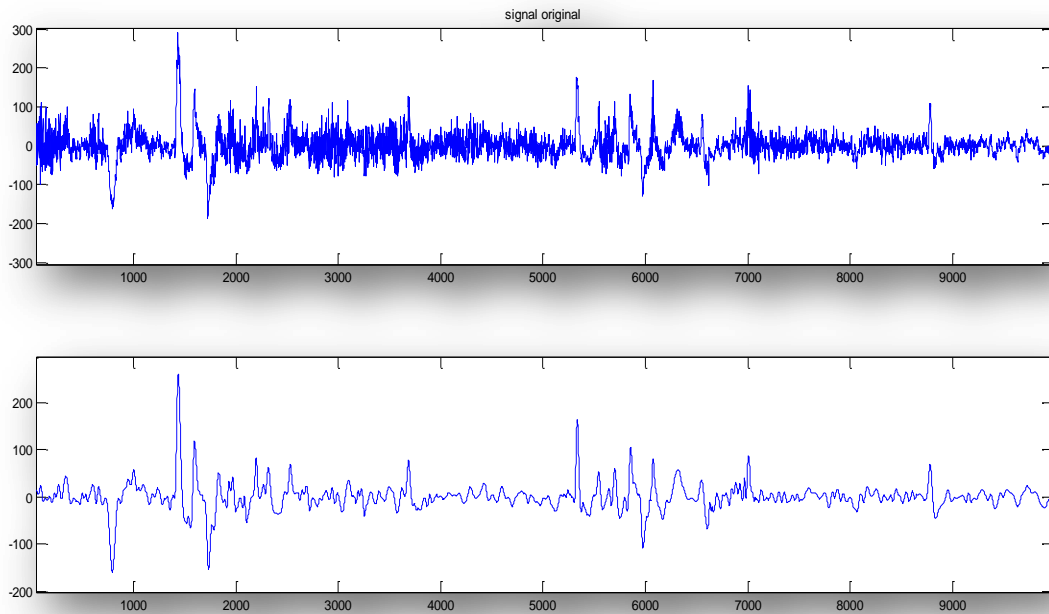


Figure III.17 : les 10000 premiers échantillons

III. 4. Etude comparative entre les deux méthodes TOD et EMD

Un des buts de l'EMD est d'apporter une méthode d'analyse multi-échelle du signal et il est donc naturel de la comparer à des analyses du même type, éprouvées, comme l'analyse par ondelettes. Alors, nous allons essayer ici de comparer entre les 2 méthodes sur des critères simples.

- **Expression analytique**

L'EMD est entièrement pilotée par les données et contrairement à la transformée en ondelettes discrète, cette décomposition ne repose sur aucune famille de fonctions (ondelette mère) définie à priori et cette absence d'expression analytique est considérée comme un défaut.

- **Adaptivité**

L'EMD s'adapte mieux aux données en entrée, et ceci sans le choix de paramètres pour la décomposition. Autrement dit, les fonctions de base sont dérivées du signal lui-même. Par conséquent, l'analyse est adaptative contrairement aux méthodes traditionnelles (transformée en ondelettes) où les fonctions de base sont fixes.

- **Perte d'information et conservation énergétique**

Quand nous calculons l'énergie du signal original et du signal reconstruit une fois par TOD et d'une autre par EMD, on trouve une conservation d'énergie à 100% (énergie = $1,0172 \cdot 10^{08}$). Avec ces données on ne peut pas bien déterminer la méthode la plus performante, alors on a cherché à calculer l'erreur entre le signal original et le signal reconstruit par les 2 méthodes et on a trouvé que l'EMD a une perte d'information moins que la TOD.

$$(\text{erreur EMD}) 7,2931 \cdot 10^{-13} < 2,9002 \cdot 10^{-12} (\text{erreur TOD})$$

On voit que l'erreur est négligeable dans les 2 cas, donc la conservation complète d'énergie qu'on a mentionné précédemment entre le signal original et reconstruit revient à la bonne performance des 2 approches, cependant, on peut conclure que l'EMD conserve l'énergie beaucoup mieux que la TOD.

- **Localisation des fréquences**

D'après les résultats de l'analyse spectrale, on voit que la méthode de l'EMD localise les fréquences instantanées mieux que la décomposition en ondelettes discrète (TOD).

- **Temps de calcul**

Quand nous appliquons les deux méthodes dans l'environnement MATLAB, la TOD ne prend qu'un petit temps pour l'exécution (2.725142 seconds). Par contre l'EMD prend un temps d'exécution énormément grand (6731.705045 seconds).

Alors, l'utilisation de l'EMD pour l'analyse des signaux qui contiennent un grand nombre d'échantillons comme notre cas n'est pas pratique surtout dans les micro-ordinateurs normaux parce que c'est une approche coûteuse en temps de calcul. Pour diminuer un peu le temps de calcul il faudrait d'utiliser des micro-ordinateurs plus puissants ou bien de changer l'environnement de calcul (comme langage C).

- **Débruitage du signal EEG par les deux méthodes**

Pour mieux renforcer notre comparaison on s'oriente vers une opération de débruitage. L'efficacité des deux méthodes se base sur laquelle qui minimise au plus le bruit et donne une bonne estimation du signal original.

En général, le bruit est caractérisé par des composantes hautes fréquences. L'approche de débruitage proposée ici se fonde alors sur l'idée que l'énergie associée au bruit est concentrée majoritairement dans les composantes de haute fréquence et va diminuer pour des fréquences plus basses. Nous sélectionnons les composantes qui nous les voyons significativement associées au bruit et on les met à zéro lors de la reconstruction du signal. La reconstruction partielle avec un nombre réduit de composante s'apparente à du débruitage.

Débruitage par l'EMD

Le débruitage proposée ici repose sur le fait que l'EMD permet d'extraire, séquentiellement et de manière intrinsèque l'énergie présente dans le signal en commençant par les modes de hautes fréquences vers les modes de basses fréquences. La méthode se fonde sur l'hypothèse que les premières IMF (les modes de plus hautes fréquences) sont majoritairement dominées par le bruit et sont peu représentatives d'information propre. Donc on les élimine et le signal débruité est reconstruit avec seulement quelques IMFs dans lesquelles le signal pur prédomine majoritairement.

Débruitage par la TOD

La TOD décrit le signal des petites échelles vers les plus grandes en décomposant le signal en ensemble d'approximations (basses fréquences) et de détails (hautes

fréquences). Alors le même principe de débruitage est utilisé, on sélectionne la composante de plus haute fréquence (le détail 1) et on va la mettre à zéro et la reconstruction partielle de la dernière approximation (ap5) et des derniers détails (d2, d3, d4 et d5) est considérée comme signal débruité.

Application de débruitage

Le signal EEG qui est proposé dans notre étude est déjà bruité avant qu'on l'ajoute un bruit artificiel, à cause de plusieurs facteurs extérieurs. Alors on n'a pas les informations à priori sur les caractéristiques du signal et dans ce cas on va considérer le signal original comme inconnu. Pour y remédier, nous proposons le signal résultant après la reconstruction par EMD pour un signal de 3000 échantillons (parce que l'application de l'EMD sur tout le signal prend un temps énormément grand) en éliminant seulement les deux premières IMFs.

Donc on ajoute un bruit gaussien au signal original avec des rapports signal/bruit (S/B) différents, sachant que le rapport signal/bruit s'écrit sous la forme suivante :

$$(S/B)_{dB} = 20 \log_{10} (E_S/E_B)$$

Où :

E_S : l'énergie du signal original.

E_B : l'énergie du bruit estimé.

La mesure SNR est déterminée afin d'estimer l'efficacité de la réduction du bruit présent dans le signal. Alors, on applique les deux méthodes (TOD et EMD) sur le signal bruité dont les rapports signal/bruit allant de 2 dB à 30 dB. Les résultats des nouveaux SNR sont présentés dans les tableaux ci-dessous :

SNR 1	2	5	10	15	20	25	30
SNR2	4.82	7.86	12.88	17.88	22.09	25.73	27.80

Tableau III.7 : débruitage par TOD

SNR 1	2	5	10	15	20	25	30
SNR2	3.31	5.98	10.06	10.81	11.77	9.50	8.55

Tableau III.8 : débruitage par EMD

Pour la TOD, les résultats obtenus sont très bons et montrent que cette méthode élimine toute la quantité du bruit injecté, mais élimine aussi une quantité de signal original ce qui peut influencer sur l'information utile.

Par rapport à l'EMD, les résultats montrent la capacité de cette méthode à éliminer le bruit injecté (pour 2, 5 et 10dB) sans affecter le signal original de manière significatif. Mais pour les grands rapports signal sur bruit (15, 20, 25 et 30dB), la méthode n'est plus efficace.

Alors, le débruitage par la TOD est très efficace mais ne conserve pas l'énergie du signal contrairement l'EMD qui conserve l'énergie du signal malgré la qualité du débruitage qui est modeste.

III. 5. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons appliqué deux méthodes pour analyser le signal EEG. Les résultats montrent que la TOD et l'EMD ont le même principe qui consiste à décomposer le signal en un ensemble de fonctions caractérisées par leur contenu spectral.

L'un des objectifs est de faire une étude comparative entre la décomposition modale empirique et la transformée en ondelettes discrète pour évaluer les deux approches et conclure au moins laquelle des deux constitue l'approche la plus performante ou bien présente des résultats mieux que l'autre.

Au niveau de l'œil humain la décomposition modale empirique a donné une bonne qualité quand nous comparons l'allure du signal reconstruit par les deux approches par rapport au signal original de sorte que les fluctuations apparaissent clairement. Néanmoins, au niveau de chiffres, on ne peut pas mieux juger entre les deux approches parce que chacune a montré sa force et sa performance dans un point précis.

Une étape de débruitage est faite afin de renforcer la comparaison, la TOD a montré sa grande capacité à débruiter.

Donc, on peut conclure que les deux méthodes sont performantes et donnent des résultats satisfaisants visuellement et quantitativement à part le temps de calcul, ce dernier influe vraiment sur l'utilisation de l'EMD pratiquement.

Chapitre IV

*Présentation de
L'interface graphique*

IV. 1. Introduction

Ce chapitre est dédié à présenter notre application qui est développée dans le cadre du projet de fin d'étude. À partir de l'interface graphique, on peut lancer l'analyse du signal EEG par la transformée en ondelettes discrète (TOD) et la décomposition modale empirique (EMD) de façon plus pratique et facile, et les résultats vont automatiquement être affichés.

IV. 2. Le logiciel utilisé

Pour développer cette application, le logiciel utilisé a été MATLAB (R2012a). Il s'agit d'un langage de programmation de quatrième génération émulé par un environnement de développement du même nom, il est utilisé à des fins de calcul numérique. Développé par la société The MathWorks, MATLAB permet de manipuler des matrices, d'afficher des courbes et des données, de mettre en œuvre des algorithmes, de créer des interfaces utilisateurs.

MATLAB est idéal pour nos besoins et nos objectifs, car il nous permet de programmer tout le nécessaire pour réaliser le traitement de notre signal, et dispose des outils permettant de réaliser des graphiques très élaborés. On peut notamment mentionner l'interface graphique utilisateurs (GUI).

IV. 3. Présentation des fenêtres

L'application réalisée comporte sept fenêtres : une fenêtre principale, deux fenêtres secondaires, une fenêtre présente la base de données, une fenêtre d'analyse par transformée en ondelettes discrète, une fenêtre d'analyse par décomposition modale empirique et une fenêtre de comparaison.

IV. 3.1. Fenêtre principale

Dans la fenêtre principale (figure IV.1), on trouve : le titre du projet, les noms des réalisateurs, l'encadreur du projet et des renseignements sur l'institution dont le projet a été concrétisé. Un bouton « Suivant », permet de se déplacer vers la fenêtre suivante. Le bouton « Quitter » permet de quitter l'application.



Figure IV.1 : fenêtre principale

IV. 3.2. Fenêtres secondaires

IV. 3.2.1. Fenêtre secondaire1

Dans cette fenêtre, une petite indication sur le contexte du projet a été fait, on trouve aussi 3 boutons : « Quitter », « Suivant » et « Retour », ce dernier bouton a pour objectif de faire le retour à la fenêtre précédente.



Figure IV.2 : fenêtre secondaire 1

IV. .3.2.2. Fenêtre secondaire 2

On présente ici un aperçu sur les ondes cérébrales, la signification de chacune et leurs bandes fréquentielles.

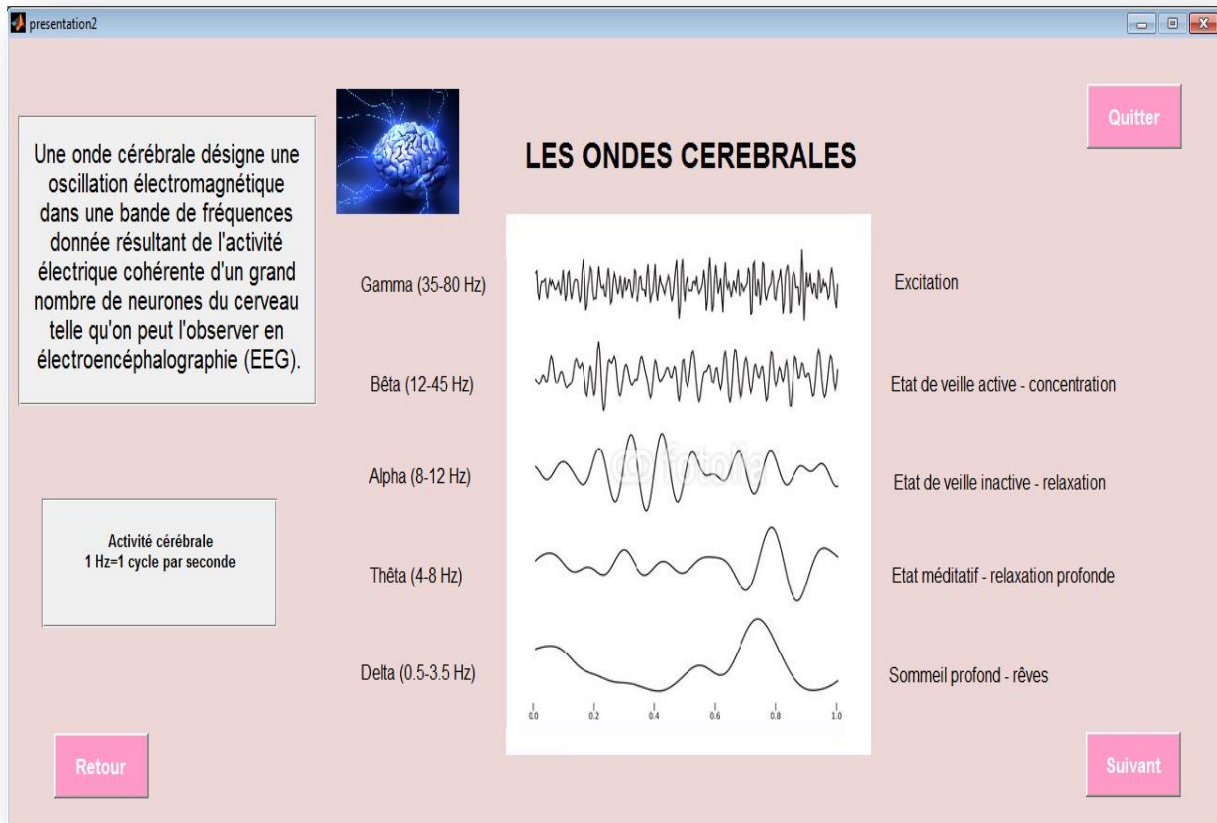


Figure IV.3 : fenêtre secondaire 2

IV. 3.3. Fenêtre de la base de données

Dans cette fenêtre on va présenter notre enregistrement EEG ou il y a :

- Le bouton « Tracer signal EEG » pour afficher l'enregistrement EEG.
- Le bouton « Normalisation » permet de séparer les signaux de l'enregistrement en les affichant de manière superposée.
- Un pop-up menu pour choisir le signal à analyser parmi les 23 signaux de l'enregistrement EEG.
- Le bouton « Echantillonner » pour prendre du signal un nombre fini d'échantillons qui est saisi dans un espace « édit texte ».

- Le Data size pour afficher la taille du signal.
- Les boutons « Retour » et « Suivant » permettent de se déplacer vers les autres fenêtres.
- Le bouton quitter pour fermer l'application.

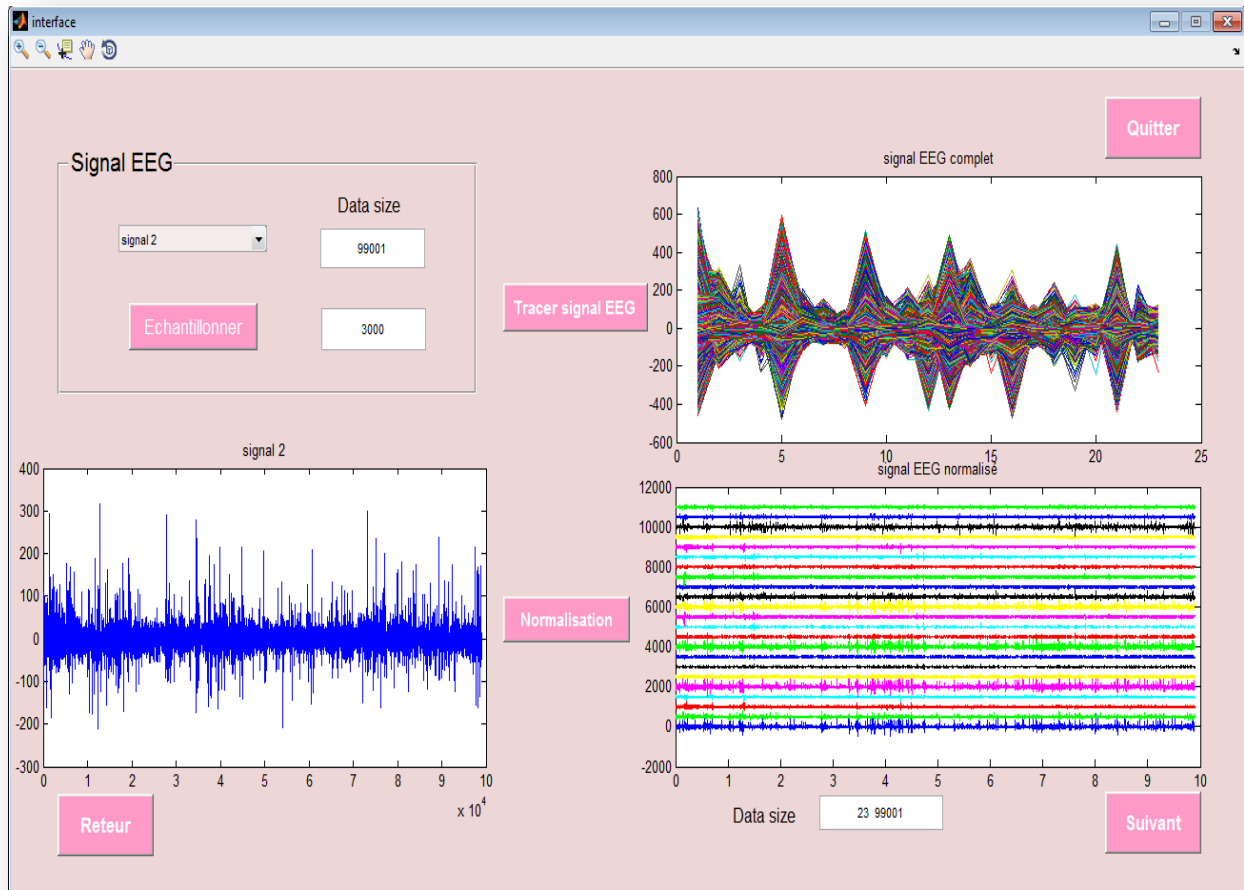


Figure IV.4 : fenêtre de la base de données

IV. 3.4. Fenêtre d'analyse par transformée en ondelettes discrète

Cette fenêtre permet de :

- Choisir un signal et de l'afficher à l'aide du pop-up menu.

- Faire le choix des paramètres nécessaires pour effectuer une décomposition en ondelettes discrète. Ces paramètres sont:
 - L'ondelette mère.
 - Le niveau de la décomposition.
- Afficher les approximations et les détails à partir de deux boutons nommés « approximations » et « détails ».
- Afficher l'erreur de reconstruction pour chaque ondelette choisie.
- Revenir à la fenêtre précédente ou passer à la fenêtre suivante par les boutons « retour » et « suivant ».

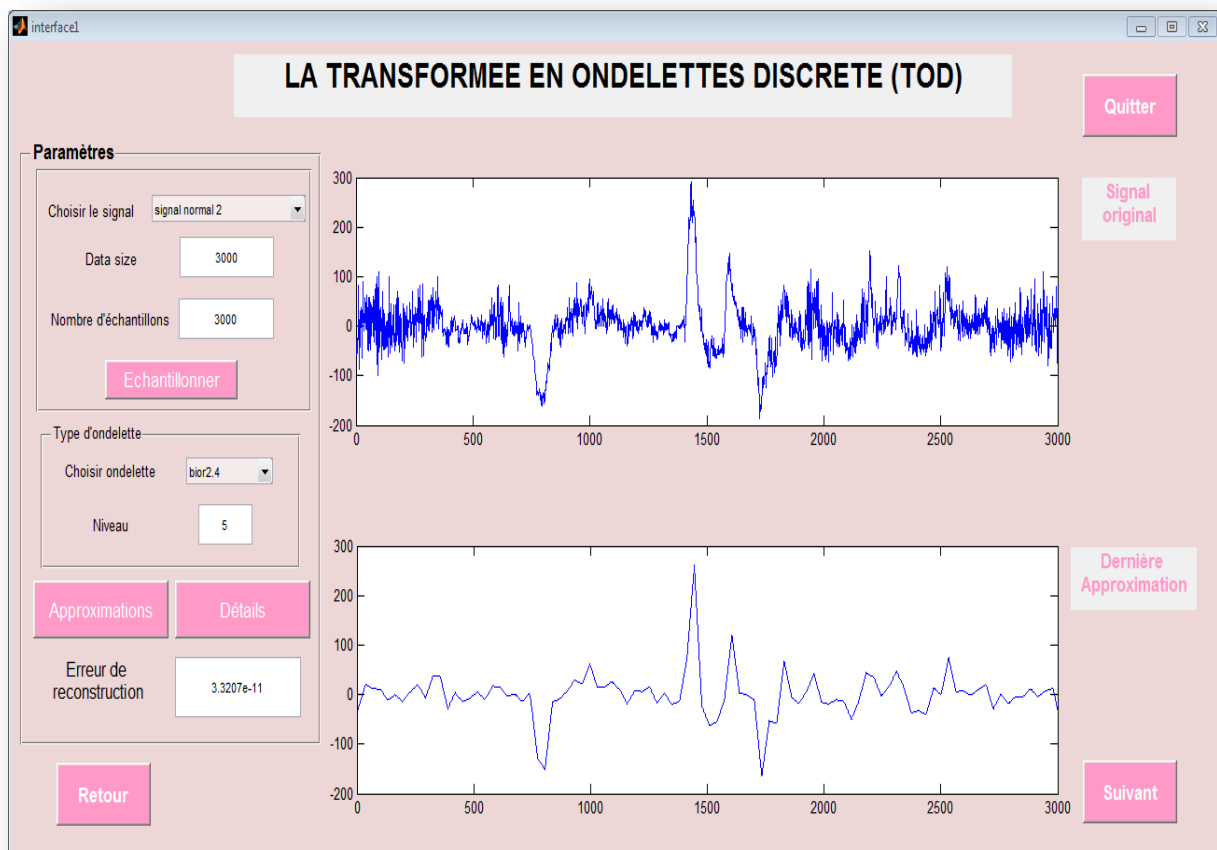


Figure IV.5 : fenêtre d'analyse par transformée en ondelettes discrète

IV. 3.5. Fenêtre d'analyse par décomposition modale empirique

Cette fenêtre est organisée comme suit :

- Un pop-up menu pour choisir le signal à analyser et de l'afficher dans un axe approprié.
- Afficher la taille du signal choisit dans la zone nommée « Data size ».
- Saisir le nombre d'échantillons pour ne pas faire la décomposition sur tout le signal (comme c'est déjà mentionné dans le chapitre 3, on fait un échantillonnage afin de réduire le temps d'exécution lors de la décomposition modale empirique parce que la taille du signal est assez grande).
- Le bouton « Echantillonner » permet d'échantillonner le signal.
- Saisir le nombre des IMFs.
- Afficher les IMFs résultantes à l'aide du bouton « IMFs ».
- Afficher le résidu à partir du bouton « Résidu ».
- Revenir à la fenêtre précédente ou passer à la fenêtre suivante par les boutons « retour » et « suivant ».
- Une partie en bas qui sert à afficher le signal reconstruit par la méthode de façon plus agréable en éliminant seulement un certain nombre d'IMFs par un click sur le bouton « Eliminer ».

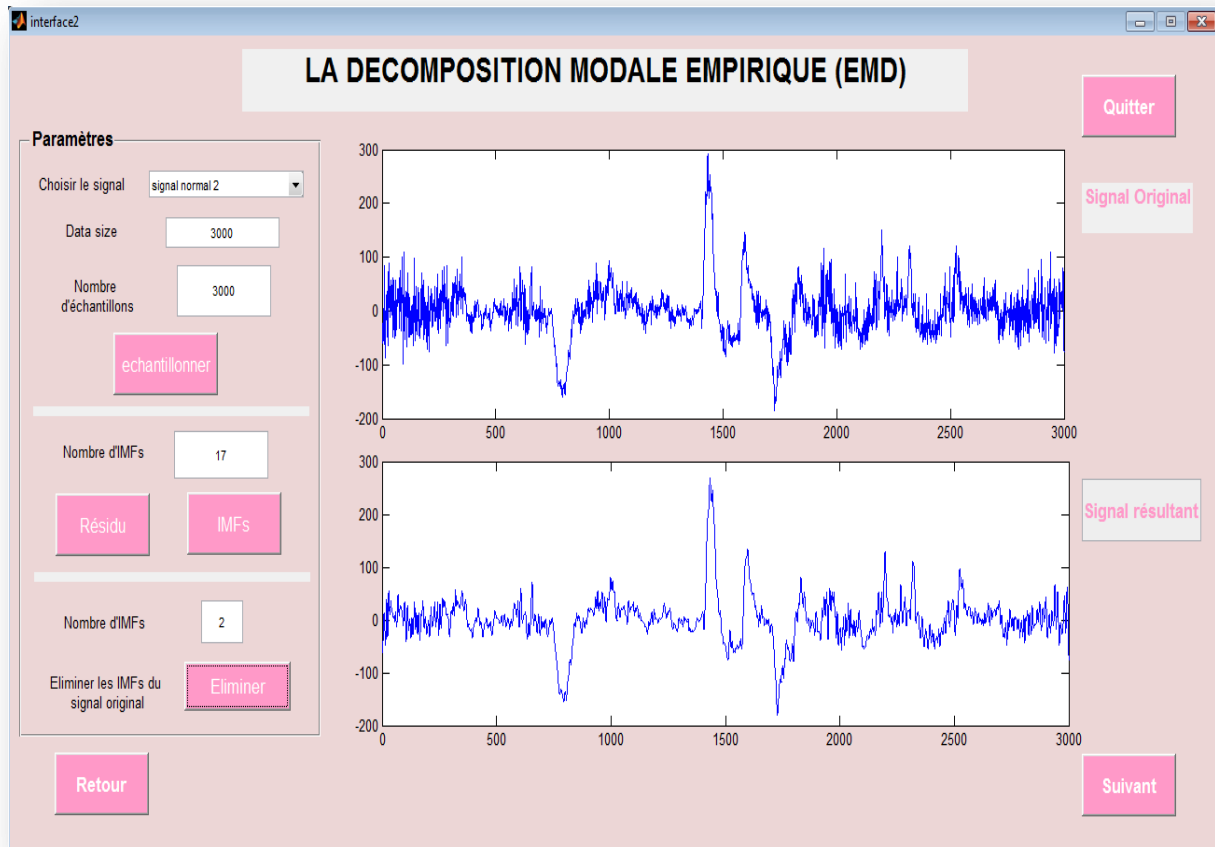


Figure IV.6 : fenêtre d'analyse par décomposition modale empirique

IV. 3.6. Fenêtre de comparaison

Cette fenêtre nous permet à faire une petite comparaison entre les deux méthodes en calculant certains paramètres.

- Un pop-up menu pour choisir le signal à analyser et l'afficher dans l'axe approprié.
- Afficher la taille du signal choisit dans la zone nommée « Data size ».
- Saisir un nombre d'échantillons dans un espace « edit_text ».
- Faire l'échantillonnage du signal par le bouton « Echantillonner ».
- Dans la partie appropriée à l'application du bruit, on saisit le rapport signal/bruit dans un espace « edit_text » pour bruiteur le signal.

- Le bouton « Débruiter » sert à débruiter le signal par les deux méthodes.
- La mesure de l'énergie du signal original et du signal reconstruit par TOD et EMD a été faite par le bouton « Energie » et les résultats sont obtenus dans les espaces « edit_text » appropriés.
- L'affichage de l'erreur de reconstruction entre le signal original et le signal reconstruit par les deux méthodes, a été fait par le bouton « Erreur de reconstruction » et les résultats sont obtenus dans les espaces « edit_text » appropriés.
- Le bouton « Temps de calcul » sert à afficher le temps d'exécution concernant chacune des méthodes.
- Le bouton « SNR » a pour objectif de calculer le nouveau rapport signal/bruit afin d'évaluer la capacité des 2 méthodes à débruiter.

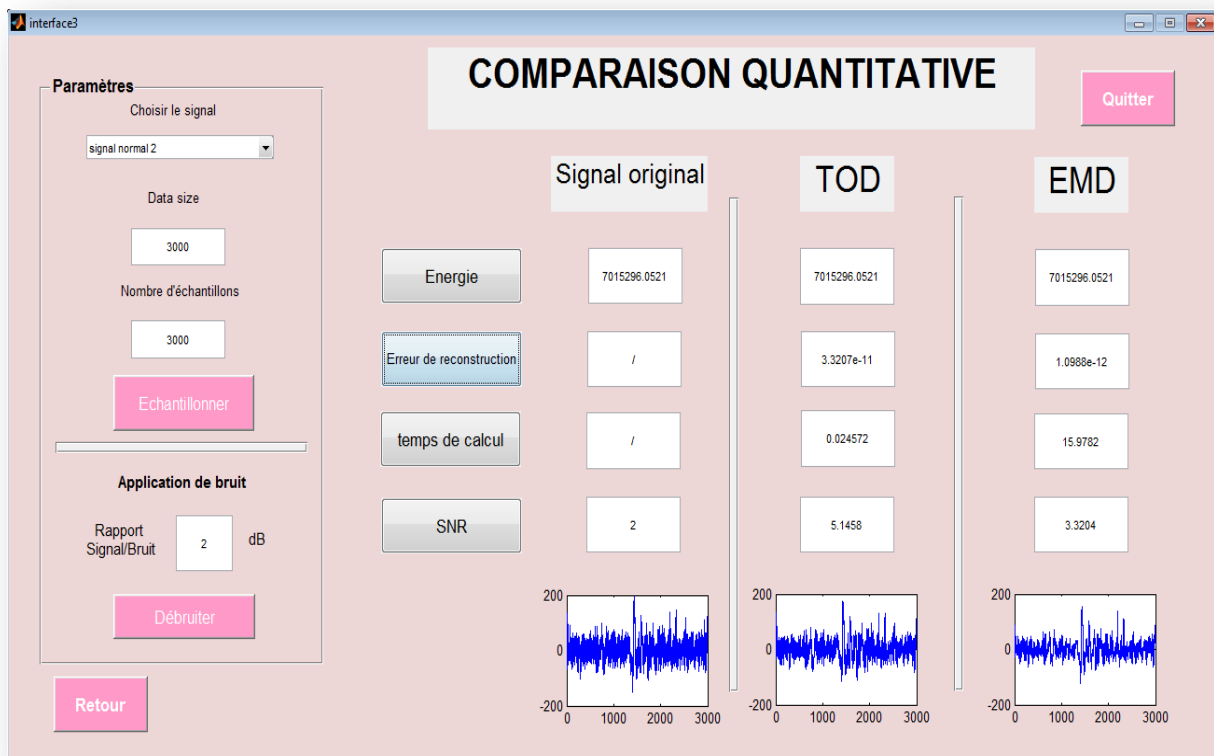


Figure IV.7 : fenêtre de comparaison

IV. 4. Conclusion

Ce chapitre est consacré pour la description de l'interface graphique. On a élaboré la partie pratique de notre étude concernant l'analyse du signal EEG par deux approches (TOD et EMD) dans une application sous l'environnement MATLAB pour créer un canal de dialogue entre les utilisateurs et la machine.

*Conclusion
générale
et perspectives*

Conclusion générale

L'analyse du signal EEG est une étape très importante dans le diagnostic médical. Il est de grande importance de ne pas perdre l'information potentiellement utile à l'analyse. Plusieurs approches d'analyse sont proposées dans la littérature. Dans notre travail, on a utilisé la transformée en ondelettes discrète et la décomposition modale empirique.

Notre travail a pour objectif d'analyser le signal EEG par la TOD et EMD en développant une application de représentation sous MATLAB qui permet un dialogue avec les utilisateurs, et les différents résultats ont été présentés. Une comparaison entre les deux approches a été faite afin d'évaluer la performance de chacune.

Tout d'abord, nous avons commencé par une étude générale sur l'examen électroencéphalographie, en passant par une étude théorique sur les deux approches proposées.

Dans la partie pratique, on a fait l'analyse en appliquant les deux méthodes sous MATLAB et en général les résultats sont satisfaisants.

L'EMD a montré une capacité d'analyse, de séparation de composantes et d'adaptation à la décomposition temporelle des signaux non-stationnaires. Néanmoins, le grand défaut de l'EMD est son absence d'expression analytique. L'EMD étant un algorithme, il n'y a pas de fondement mathématique sous-jacent à cette décomposition, comme pour les ondelettes.

D'une autre part, le temps de calcul a ajouté au crédit de la TOD comme méthode plus pratique et moins coûteuse en temps d'exécution.

Afin de soutenir l'étude comparative, on a ajouté une étape de débruitage de sorte qu'on a bruité le signal artificiellement et nous avons appliqué le débruitage par les deux méthodes sous une telle approche. Les résultats montrent que la TOD est un outil efficace dans le contexte du débruitage malgré la perte significative de l'information utile.

On conclue donc que les deux méthodes offrent des performances plus intéressantes à certains points ce qui nous empêche à déduire de façon définitive la meilleure approche.

Perspectives

Le travail présenté dans ce mémoire peut être étendu dans diverses directions. Nous présentons ici une liste non finie des améliorations, applications et adaptations possibles. On peut citer :

- Les résultats de l'analyse peuvent être améliorés si la base de données utilisée est connue et identique.
- Il sera intéressant de tester d'autres types d'ondelette comme les ondelettes de seconde génération.
- Il serait intéressant de coupler l'efficacité des deux méthodes ou d'hybrider l'algorithme de l'EMD avec d'autres algorithmes.
- Il sera intéressant aussi d'appliquer l'EMDPlus au lieu l'EMD classique pour améliorer le débruitage, la détection et la localisation dans le temps des anomalies dans le cas de la présence d'une maladie.

Bibliographie

- [1] Comprendre notre organisme et son fonctionnement Manuel d'anatomie et de physiologie page 77.
- [2] Conçu par QA International, « Le corps humain comprendre notre organisme et son fonctionnement », page 44-45-48, Montréal (Québec), Canada, 2008.
- [3] Antonia Pérez-Martin, Iris Schuster, Michel Dausat , « Travaux Pratiques de Physiologie », page 36, Faculté de Médecine Montpellier-Nîmes, Novembre 2006.
- [4] <https://fr.wikipedia.org/wiki/%C3%89lectroenc%C3%A9phalographie>.
- [5] https://fr.wikipedia.org/wiki/Rythme_c%C3%A9r%C3%A9bral.
- [6] <http://www.mental-waves.com/ondes-cerebrales-et-synchronisation/>.
- [7] Anita DUBUC, « L'ELECTRO ENCEPHALOGRAMME ELECTRO-E.E.G », Infirmière-Service de Neurophysiologie du Pr WEBER.
- [8] Hervé VESPIGNANI, « L'EEG De la Technique à la Clinique », page 13, 2003.
- [9] Chantal Hausser-Hauw, « manuel de l'EEG de l'adulte veille et sommeil », Elsevier Masson, page 7, 2007.
- [10] Z.E. Hadj slimane, « Cours et TP de traitement du signal avancée », Département Génie Electrique et Electronique, université de Tlemcen.
- [11] Christine Fernandez-Maloigne Joël Paquereau « thèse Méthodologie d'analyse des synchronisations neuronales dans les signaux EEG à l'aide de graphes d'informations temps-fréquence », Faculté des Sciences Fondamentales et Appliquées.
- [12] Patrice Abry, « Ondelettes et turbulence. Multirésolutions, algorithmes de décomposition, invariance d'échelles », Diderot Editeur, Paris 1997.

- [13] Frédéric Truchetet, Editions Hermes « Ondelettes pour le signal numérique », Paris 1998.
- [14] Lyonnet Amandine, Gardey Maëlys « LES ONDELETTES », Master 1 - Ingénierie Mathématique, université Claude Bernard, Année universitaire 2013/2014
- [15] ABID Tarek, « analyse du signal ECG par les ondelettes ». Mémoire de Magister. Option intelligence artificielle. Département d'informatique. Faculté des sciences de l'ingénieur. Université d'Annaba, 2008
- [16] Ouadi BEYA (DUT GEII), Bushra JALIL, Eric FAUVET, Olivier LALIGANT, Lew LEW YAN VOON, « Application de la Décomposition Modale Empirique à l'étude de signaux cardiaques ».
- [17] Yongxiang Huang, François G. Schmitt, Zhiming Lu et Yulu Liu, « Analyse de l'invariance d'échelle de séries temporelles par la décomposition modale empirique et l'analyse spectrale de Hilbert », page 483, Université de Science et Technologie de Lille- Université de Shanghai, avril 2008.
- [18] Maud Kerebel, Luc Pellissier, Daniel Stan, « L'Empirical Mode Decomposition, algorithmes et utilisations », page 18-19, Juin 2011.

ANNEXE

EMDPlus

L'EMDPlus est une variante du principe de base de l'EMD. Au lieu d'extraire la moyenne des enveloppes à chaque itération, il suffit de l'ajouter au signal. Etant donné que les 3 premières étapes de l'EMDPlus sont identiques à celles de l'EMD, il n'y a que l'étape 4 qui change :

Etape 4 : On **ajoute** cette moyenne au signal original et on obtient l'**IMF1**.

Résumé

Les signaux de l'électroencéphalographie représentent la somme des potentiels générés par des populations de neurones, et possèdent un aspect oscillatoire qui se visualise sous forme aléatoire et imprévisible difficile à analyser. Dans ce mémoire nous proposons la transformée en ondelettes discrète et la décomposition modale empirique comme deux approches d'analyse. Donc l'objectif principal de ce travail sert à développer une application sous la plateforme MATLAB pour faire l'analyse du signal EEG par les deux méthodes proposées. Une étude comparative entre les approches a été faite comme objectif secondaire.

Mots clés :

L'électroencéphalogramme (EEG), la transformée en ondelettes discrète (TOD), la décomposition modale empirique (EMD).

Abstract

Electroencephalography signals represent the sum of potentials generated by populations of neurons, and have an oscillatory aspect that is visualized as random and unpredictable as difficult to analyze. In this memory we propose the discrete wavelet transform and the empirical modal decomposition as two approaches of analysis. The main objective of this work is to develop an application under platform MATLAB to make the analysis of the EEG signal by the two proposed methods. A comparative study between the approaches was made as secondary objective.

Keywords :

The electroencephalogram (EEG), the discrete wavelet transform (DWT), Empirical Mode Decomposition (EMD).

الملخص

الإشارات الكهربائية الدماغية هي مجموع الكمونات التي تولدها الخلايا العصبية ولها مظهر تذبذبي حيث تظهر بشكل عشوائي وغير متوقع مما يصعب تحليلها. في هذه المذكرة نقتراح طريقتين تحليليتين ألا و هما تحويل الموجات المنفصلة (TOD) و تحليل الوضع التجريبي (EMD). الهدف الرئيسي من عملنا موجه لتطوير تطبيق خاص بتحليل الإشارة (EEG) بالطريقتين المقترحتين سابقا و هذا بواسطة برنامج الماتلاب (MATLAB)، أما المقارنة بين الطريقتين فقد استخدمت كهدف ثانوي.

الكلمات المفتاحية :

إشارة كهربائية دماغية (EEG)، تحويل الموجات المنفصلة (TOD)، تحليل الوضع التجريبي (EMD).