

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR
ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE



N° d'ordre :

Série :

Université Mohammed Seddik

BENYAHIA - Jijel

Faculté des Sciences et de la Technologie

Département : Automatique

Thèse Présentée

Pour l'obtention du Diplôme de **Doctorat 3^{me} Cycle**

Spécialité : **Traitement du Signal et d'Image**

Par :

Abdelhakim Ridouh

Thème :

**Aspects et Performances des Représentations Temps-Fréquence
Applications Biomédicales**

Soutenue le : **31/01/ 2018**, Devant le Jury composé de :

- **Mr. A. BOUKABOU** *Prof. Univ. Mohammed Seddik BENYAHIA, Jijel* Président
- **Mr. D. BOUTANA** *Prof. Univ. Mohammed Seddik BENYAHIA, Jijel* Rapporteur
- **Mr. T. BOUDEN** *Prof. Univ. Mohammed Seddik BENYAHIA, Jijel* Examineur
- **Mr. A. GOUTAS** *M.CA. Université du 20 Aout 1955, Skikda* Examineur

Dédicaces

Je dédie ce modeste travail :

A mes très chers parents, qui ont toujours cru en moi et qui m'ont accompagné moralement tout au long de ce parcours. L'éducation, soin et conseils qu'ils m'ont prodigués et m'ont toujours guidés pour faire les bons choix dans ma vie. Ils m'ont appris comment les rêves difficiles deviennent réalité. Sans leur soutien, encouragement et prières, rien n'aurait été possible, que dieu me les garde,

A ma femme pour la patience et le soutien dont elle a fait preuve pendant toute la durée de cette thèse,

A mes chers frères : KARIM, MOKHTAR, TOUFIK et FERHAT,

A ma grande famille « RIDOUH »,

A mes chers amis NADJIB, HAMZA, NABIL et à leurs familles,

A tous ceux qui sont proches à mon cœur et qui m'encouragent à donner le meilleur en moi.

Hakim

Remerciements

*Ce sont pour vous les premières lignes à faire avant bien d'autres. Pour moi, ce sont les dernières à écrire. Celles-ci pour rappeler que ce n'est pas seulement un mémoire de cent pages mais avant tout un travail qui n'aurait pas pu être mené à bien sans l'aide de nombreuses personnes. Celles-ci n'apparaissent pas forcément dans le manuscrit mais j'essaye ici de les remercier. Avant tout, je commence par remercier celui qui m'a permis d'être la aujourd'hui et m'a donné la chance, la force d'exister et de faire ce modeste travail : Dieu **tout puissant**.*

Je remercie mon encadreur Mr DAOUD BOUTANA Professeur à l'université de Jijel, pour avoir proposé ce sujet et de m'avoir assisté le long de l'élaboration de ce travail, aussi je tiens à lui exprimer ma reconnaissance et gratitude.

Je remercie Mr SALAH BOURENNANE Professeur à l'Ecole Centrale de Marseille, de m'avoir accueilli dans son laboratoire pendant mon stage et de m'avoir assisté durant mes recherches. Je prends compte aussi a remercié Mr MESSAOUD BENIDIR Professeur à l'université Sud -Paris, pour son soutien tout le long de la réalisation de ce travail.

Je remercie tous mes enseignants pendant toutes les années d'études à l'université de Jijel qui ont contribué à ma formation.

Je remercie les membres de jury de m'avoir honoré en acceptant de juger mon travail.

Enfin je remercie toute personne ayant participé de près ou de loin à l'élaboration de ce travail.

Hakim



*Table des
Matières*

Introduction Générale 1

Chapitre I : Généralités sur L'Électroencéphalogramme

I.1. Introduction 5

I.2. Historique 5

I.3. Cerveau humain..... 6

 I.3.1. Structures du cerveau et leurs fonctions..... 6

 I.3.2. Neurophysiologie du cerveau humain..... 7

 I.3.3. Activité électrique 9

I.4. Electroencéphalographie 9

 I.4.1. Electroencéphalogramme 10

 I.4.1.1. Caractéristiques du signal EEG..... 11

 I.4.1.2. Enregistrement du signal EEG 11

 I.4.1.3. Rythmes du signal EEG 15

I.5. Cas d'épilepsie 18

I.6. Conclusion..... 19

Chapitre II : Représentations Temps-Fréquence

II.1. Introduction..... 20

II.2. Généralités 20

 II.2.1. Signal analytique..... 20

 II.2.2. Fréquence instantanée 21

II.3. Transformée de Fourier à court terme (TFCT) 21

 II.3.1. Définitions 21

 II.3.2. Limites de la TFCT 22

II.4. Spectrogramme 24

II.5. Classe générale de Cohen 24

 II.5.1. Représentation de Wigner-Ville 25

 II.5.1.1. Définitions..... 25

II.5.1.2. Propriétés de la RWV	25
II.5.1.3. Limites de la RWV	27
II.5.1.4. Mécanisme de production des interférences	27
II.5.1.5. Réduction des interférences	28
II.5.2. Représentation Pseudo Wigner-Ville Lissée	29
II.5.3. Représentation de Choi-Williams	29
II.6. Conclusion	30

Chapitre III : Transformée en Ondelettes

III.1. Introduction	31
III.2. Ondelettes	31
III.3. Transformées en ondelettes	32
III.3.1. Analyse par transformée en ondelettes	32
III.3.2. Transformée en ondelette continue	33
III.3.2.1. Définitions	33
III.3.2.2. Exemples d'ondelettes continues	35
III.3.3. Transformée en ondelette discrète	37
III.3.3.1. Définitions	37
III.3.3.2. Ondelettes orthogonales	38
III.3.3.3. Ondelettes biorthogonales	42
III.3.4. Analyse Multi-Résolution	42
III.4. Conclusion	45

Chapitre IV : Analyse Temps-Fréquence des Signaux EEG

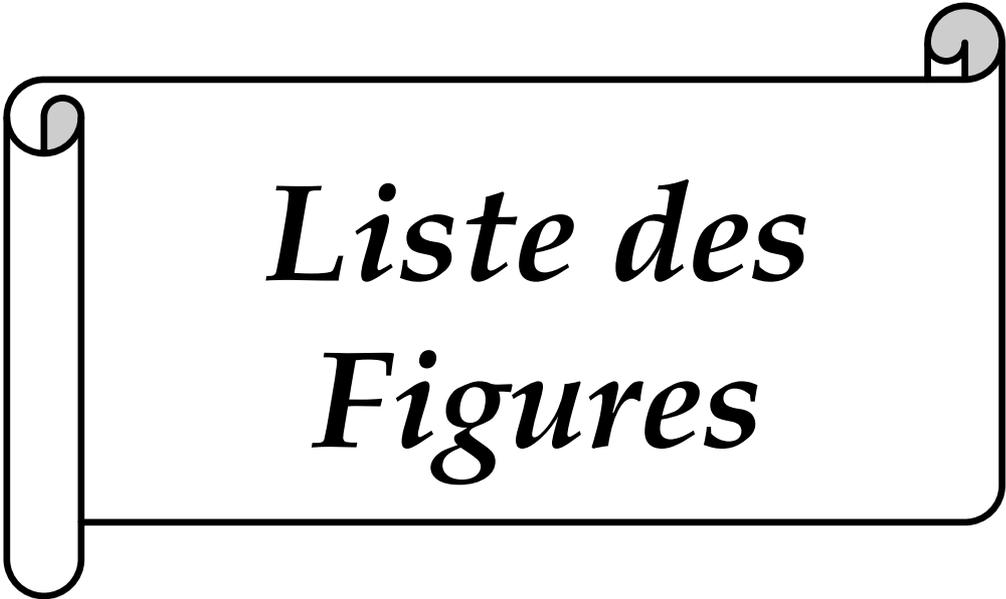
IV.1. Introduction	46
IV.2. Critères utilisés pour l'identification et la classification	46
IV.2.1. Entropie de Rényi	46
IV.2.2. Moyenne mobile	47
IV.2.3. Marginale en fréquence	47

IV.2.4. Fonction de score	48
IV.2.5. Fenêtre d'analyse.....	49
IV.3. Base de données utilisée.....	49
IV.4. Description de la méthode.....	51
IV.4.1. Identification des pics de la crise	52
IV.4.2. Classification des signaux EEG	52
IV.5. Résultats et discussion.....	53
IV.5.1. Identification des pics.....	54
IV.5.1.1. Analyse temps-fréquence	54
IV.5.1.2. Caractérisation des pics de la crise.....	59
IV.5.2. Classification des signaux EEG	64
IV.6. Conclusion.....	73

Chapitre V : Analyse par Ondelettes des Signaux EEG

V.1. Introduction	75
V.2. Ondelettes et EEG.....	75
V.3. Description de la méthode	76
V.3.1. Grandeurs caractéristiques à l'extraction	77
V.3.1.1. Energie.....	77
V.3.1.2. Déviation standard.....	77
V.3.1.3. Entropie.....	77
V.3.1.4. Amplitude	77
V.4. Résultats et discussions	78
V.4.1. Décomposition par TOD.....	78
V.4.2. Extraction des caractéristiques proposées	80
V.4.1.1. Energie.....	80
V.4.1.2. Déviation standard.....	81
V.4.1.3. Entropie.....	83

V.4.1.4. Amplitude des coefficients	84
V.4.3. Application de la moyenne mobile	85
V.5. Conclusion	90
Conclusion Générale.....	91
Bibliographie	93



*Liste des
Figures*

Liste des Figures

Chapitre I

Figure I.1 : Premier enregistrement d'EEG effectué par Hans Berger	6
Figure I.2 : Anatomie du cerveau humain	6
Figure I.3 : Structure simple d'un neurone biologique	8
Figure I.4 : Exemple d'enregistrement EEG.....	10
Figure I.5 : Coupe interne du cerveau humain lors d'enregistrement EEG	12
Figure I.6 : Placement des électrodes selon le système international 10-20	13
Figure I.7 : Rythme Delta.....	15
Figure I.8 : Rythme Thêta	16
Figure I.9 : Rythme Alpha.....	16
Figure I.10 : Rythme Beta.....	17
Figure I.11 : Rythme Gamma.....	17

Chapitre II

Figure II.1 : Application de la TFCT sur un signal $x(t)$	22
Figure II.2 : Deux fenêtres de Gauss (a) étroite et (b) large	23

Chapitre III

Figure III.1 : Exemple d'une onde sinusoïdale	32
Figure III.2 : Ondelette	32
Figure III.3 : Ondelette de Morlet pour différentes échelles et positions	36
Figure III.4 : Ondelette Chapeau Mexicain	37
Figure III.5 : Ondelette de Haar.....	39
Figure III.6 : Fonction d'échelle et fonction d'ondelette d'une ondelette db2	40

Figure III.7 : Fonction d'échelle et fonction d'ondelette d'une ondelette db440

Figure III.8 : Fonction d'échelle et fonction d'ondelette d'une ondelette sym2 41

Figure III.9 : Fonction d'échelle et fonction d'ondelette d'une ondelette sym441

Figure III.10 : Fonction d'échelle et fonction d'ondelette d'une ondelette coif2 41

Figure III.11 : Fonction d'échelle et fonction d'ondelette d'une ondelette coif441

Figure III.12 : Etape de décomposition de l'algorithme de Mallat.....44

Figure III.13 : Etapes d'une décomposition en ondelettes au niveau trois44

Figure III.14 : Etape de reconstruction de l'algorithme de Mallat45

Chapitre IV

Figure IV.1 : Fenêtre de Hamming49

Figure IV.2 : Exemple d'un signal (a) normal et (b) pathologique.....50

Figure IV.3 : Segmentation du signal EEG pathologique51

Figure IV.4 : Segment choisi du signal EEG pathologique51

Figure IV.5 : Variation de l'ER en fonction de longueur de la fenêtre wl en utilisant le spectrogramme.....56

Figure IV.6 : Spectrogramme du signal EEG avec $wl=93$ 56

Figure IV.7 : Profile et MF du signal EEG en utilisant le spectrogramme56

Figure IV.8 : Variation d'ER avec la longueur de la fenêtre wlg en utilisant la RPWVL .57

Figure IV.9 : RPWVL du signal EEG avec $wlh=93$ et $wlg=49$ 57

Figure IV.10 : Profile et MF du signal EEG en utilisant la RPWVL.....57

Figure IV.11 : Variation d'ER en fonction de σ en utilisant la RCW.....58

Figure IV.12 : RCW du signal EEG avec $wlh=93$, $wlg=49$ et $\sigma = 10$ 58

Figure IV.13 : Profile et MF du signal EEG en utilisant la RCW.....58

Figure IV.14 : MF du trame 2, trame 3 et trame 4 en utilisant les trois RTF.....	60
Figure IV.15 : Profil d'ERM estimée avec la RPWVL (signal n 65 du set E)	61
Figure IV.16 : Profil d'ERM estimée avec la RPWVL (signal n 11 du set E)	62
Figure IV.17 : Profil d'ERM estimée avec la RPWVL (signal n 99 du set E)	62
Figure IV.18 : Profil d'ERM estimée avec la RPWVL (signal n 23 du set A).....	63
Figure IV.19 : Profil d'ERM estimée avec la RPWVL (signal n 52 du set A).....	63
Figure IV.20 : Profil d'ERM estimée avec la RPWVL (signal n 99 du set A).....	64
Figure IV.21 : Méthode proposée pour la classification	65
Figure IV.22 : Tracé en contour d'une segmentation de l'image temps-fréquence	66
Figure IV.23 : Energies extraites de l'ensemble E (rouge) et de l'ensemble A (bleu) en utilisant le SP	67
Figure IV.24 : Energies extraites de l'ensemble E (rouge) et de l'ensemble A (bleu) en utilisant la RCW	67
Figure IV.25 : Energies extraites de l'ensemble E (rouge) et de l'ensemble A (bleu) en utilisant la RPWVL	68
Figure IV.26 : MM d'énergies des signaux de l'ensemble E (rouge) et de l'ensemble A (bleu) en utilisant le spectrogramme	69
Figure IV.27 : MM d'énergies des signaux de l'ensemble E (rouge) et de l'ensemble A (bleu) en utilisant la RCW	70
Figure IV.28 : MM d'énergies des signaux de l'ensemble E (rouge) et de l'ensemble A (bleu) en utilisant la RPWVL	70

Chapitre V

Figure V.1 : Etapes de la méthode proposée	76
Figure V.2 : Décomposition en ondelettes d'un signal sain	79
Figure V.3 : Décomposition en ondelettes d'un signal pathologique	79

Figure V.4 : Valeurs des énergies extraites des signaux de l'ensemble A (1:100) et de l'ensemble E (101:200)80

Figure V.5 : Maximums des énergies pour chaque coefficient81

Figure V.6 : Valeurs des DS extraites des signaux de l'ensemble A (1:100) et de l'ensemble E (101:200)82

Figure V.7 : Maximums de la DS pour chaque coefficient82

Figure V.8 : Valeurs d'entropies extraites des signaux de l'ensemble A (1:100) et de l'ensemble E (101:200)83

Figure V.9 : Maximums d'entropie pour chaque coefficient84

Figure V.10 : Maximums d'amplitude pour chaque coefficient84

Figure V.11 : Valeurs de la MM des énergies des ensembles E (rouge) et A (bleu) avec $wl=7$ 86

Figure V.12 : Valeurs de la MM des DS d'ensembles E (rouge) et ensemble A (bleu) avec $wl=6$ 86

Figure V.13 : Valeurs de la MM des entropies des ensembles E (rouge) et A (bleu) avec $wl=14$ 87

Figure V.14 : Valeurs de la MM des amplitudes d'ensembles E (rouge) et A (bleu) avec $wl=6$ 87



*Liste des
Tableaux*

Liste des Tableaux

Chapitre II

Tableau II.1 : Noyaux de quelques représentations temps-fréquence24

Tableau II.2 : Propriétés de la RWV26

Chapitre IV

Tableau IV.1 : Résultats d'ER en utilisant le SP, la RPWVL et la RCW55

Tableau IV.2 : Valeurs minimales d'ER.....59

Tableau IV.3 : Bandes de fréquence des trois segments.....59

Tableau IV.4 : Bandes de fréquence66

Tableau IV.5 : Résultats de la MM71

Tableau IV.6 : Conditions de la fonction score71

Tableau IV.7 : Résultats de la fonction score71

Tableau IV.8 : Performances des résultats.....72

Tableau IV.9 : Précision des performances de travaux réalisés sur la même base de données.....73

Chapitre V

Tableau V.1 : Bandes de fréquence des coefficients de décomposition78

Tableau V.2 : Résultats de la MM en d4, d5 et a588

Tableau V.3 : Résultats de la fonction score89

Tableau V.4 : Performances de la méthode89

Tableau V.5 : Comparaison de la méthode proposée avec d'autres travaux.....90



*Liste des
Abréviations*

Liste des Abréviations

EEG :	ElectroEncéphaloGramme
ECoG :	ElectroCorticoGramme
PA :	Potentiels d'Action
PSP :	Potentiels Post-Synaptiques
RTF :	Représentations Temps-Fréquence
TFCT :	Transformée de Fourier à Court Terme
SP :	Spectrogramme
RWV :	Représentation de Wigner Ville
RPWVL :	Représentation Pseudo Wigner-Ville Lissée
RCW :	Représentation de Choï-Williams
TF :	Transformée de Fourier
TO :	Transformée en Ondelettes
TOC :	Transformée en Ondelettes Continue
TOD :	Transformée en Ondelettes Discrètes
db :	Ondelette de Daubechies
sym :	Ondelette de Symlets
coif :	Ondelette de Coiflets
AMR :	Analyse Multi-Résolution
ER :	Entropie de Rényi
ERM :	Entropie de Rényi Marginale
MF :	Marginal en Fréquence
ENG :	Energie
DS :	Déviation Standard
H :	Entropie
AMP :	Amplitude
MM	Moyenne Mobile



***Introduction
Générale***

Introduction Générale

Le cerveau est l'organe le plus important du corps humain. Il contrôle la plupart des activités du corps, traite, intègre et coordonne les informations qu'il reçoit des organes sensoriels et prend des décisions concernant les instructions envoyées au reste du corps. Le cerveau est contenu et protégé par les os du crâne de la tête [1]. Il est divisé en deux hémisphères cérébraux. Chaque hémisphère est classiquement divisé en quatre lobes: lobe frontal, temporal, pariétal et occipital. Le lobe frontal est associé à des fonctions exécutives, y compris la maîtrise de soi, la planification, le raisonnement et la pensée abstraite, tandis que le lobe occipital est dédié à la vision. Dans chaque lobe, les zones corticales sont associées à des fonctions spécifiques telles que la région sensorielle, motrice et association. Bien que les hémisphères gauche et droit aient une forme et une fonction très similaires, certaines fonctions sont associées d'un côté, comme le langage à gauche et la capacité visuelle-spatiale à droite. Les hémisphères sont reliés par des voies nerveuses. Le cerveau contient un grand nombre de neurones produisant l'activité électrique. L'enregistrement de cette activité à l'aide des électrodes placées sur la tête donne le signal électroencéphalogramme (EEG). En raison de son contenu complexe, le signal EEG est un signal non-stationnaire et le système le plus utilisé pour son enregistrement est appelé le système international 10-20 standardisé.

La méthode d'enregistrement d'un signal EEG est connue sous le nom d'électroencéphalographie. Cette dernière est une technique dédiée pour l'étude des courants électriques dans le cerveau recueillis grâce à des électrodes attachées au cuir chevelu [2]. Ces électrodes sont attachées par des fils à une machine pour l'enregistrement des impulsions électriques. Les résultats sont imprimés ou affichés sur un écran d'ordinateur. L'importance du signal EEG est due à son utilisation comme outil de diagnostic pour détecter les troubles neurologiques pouvant affecter le cerveau. L'un de ces troubles neurologiques auquel, nous nous sommes intéressés est l'épilepsie caractérisée par différents modèles d'impulsions électriques.

L'épilepsie est l'un des troubles neurologiques le plus courant, touchant près de 60 millions de personnes dans le monde entier. La plupart des personnes affectées peuvent être traitées avec succès à l'aide d'une thérapie médicamenteuse (67%) ou de procédures neurochirurgicales (7% à 8%). Néanmoins, 25% des personnes touchées ne peuvent être

traitées par aucune thérapie disponible. Pour les patients réfractaires ayant des crises fréquentes, il a été démontré que la surveillance intensive avec EEG et la vidéo sur une longue période, contribue à la gestion des soins quotidiens et à l'ajustement de la thérapie médicamenteuse. L'épilepsie se caractérise par des rejets d'impulsions nerveuses anormales de courtes durées se produisant soudainement dans une zone spécifique du cerveau [3].

Le signal EEG possède un contenu spectral contenant des rythmes caractérisés par différentes bandes spectrales: Delta (0-4 Hz), Thêta (4-8 Hz), Alpha (8-13 Hz), Beta (13-30 Hz) et Gamma (>30 Hz) [4]. Les analyses spectrale et temporelle peuvent être utilisées pour l'interprétation de l'EEG et la détermination des bandes fréquentielles des différents rythmes. Un neurologue peut faire un diagnostic du patient en analysant ces différentes formes d'ondes.

De nombreux outils mathématiques existent pour extraire l'information utile des observations des signaux EEG. Les Représentations Temps-Fréquence (RTF) facilitent la caractérisation des signaux non-stationnaires dans les domaines du temps et de la fréquence simultanément. L'une des formes les plus élémentaires d'analyse temps-fréquence est la Transformée de Fourier à Court Terme (TFCT), mais elle présente des limitations sur la résolution temps-fréquence car de nombreux signaux réels changent considérablement sur leur durée. Ce qui motive l'usage de l'analyse temps-fréquence permettant de caractériser et manipuler des signaux dont les statistiques varient dans le temps, comme les signaux transitoires. Des techniques plus sophistiquées qui répondent mieux au problème ont été développées, notamment celle des RTF et des ondelettes.

Dans le cas du signal EEG, l'analyse temps-fréquence donne une bonne lecture de la représentation énergétique des différents rythmes en permettant leur signature dans le plan temps-fréquence. Aussi, ils peuvent être analysés en fonction des résultats de leur RTF en utilisant des techniques de traitement d'image qui attribuent une image temps-fréquence particulière. Cette image peut être segmentée en plusieurs sous-images à l'aide d'une fenêtre tempo-fréquentielle pour extraire des caractéristiques pertinentes des signaux EEG.

La Transformée en Ondelette Discrète (TOD) représente un outil performant d'analyse et de traitement des signaux non-stationnaires en particulier les signaux biomédicaux tel que l'EEG. Son utilisation permet l'élimination des bruits de hautes

fréquences présents dans les signaux EEG ainsi que de la détection des différents rythmes pouvant avoir une relation avec certaines pathologies. L'Analyse Multi-Résolution (AMR) du signal EEG basée sur la TOD permet la décomposition de ce signal en plusieurs niveaux de coefficients engendrant des coefficients de détails et d'approximation afin d'aboutir aux sous-bandes composants le signal à analyser.

Le travail de la thèse est basé sur l'utilisation de quelques méthodes de traitement du signal citées précédemment pour l'analyse des signaux EEG réels extraits d'une base de données largement utilisée dans le domaine de la recherche sur l'électroencéphalographie. Nous avons utilisé essentiellement dans notre contribution l'analyse par les RTF et par ondelette pour mener à bien cette étude ayant pour objet la segmentation, la caractérisation et la classification de signaux EEG. Le travail a permis entre autre d'identifier et de détecter certaines crises d'épilepsie présentes dans les signaux considérés. Nous avons jugé bon d'organiser la thèse selon cinq chapitres.

Le premier chapitre est dédié à la présentation du signal EEG. Nous commençons par un historique décrivant l'évolution de l'électroencéphalographie depuis sa première naissance issue des recherches du neurologue allemand Hans Berger en 1929. Puis on aborde les structures interne et neurophysiologique du cerveau humain afin d'entamer l'enregistrement du signal EEG pouvant présenter ses caractéristiques temporelles et fréquentielles tels que les rythmes physiologique qui composent ce signal. A la fin, nous décrivons une des maladies neurologiques pouvant toucher le cerveau et qui peut être détectée sur le signal EEG, cette maladie est connue sous le nom d'épilepsie.

Le deuxième chapitre est consacré à l'exposé des outils temps-fréquence qui seront utilisées essentiellement pour la détection et l'identification des signaux EEG dans le domaine temps-fréquence. Nous commençons le chapitre par des généralités sur l'analyse temps-fréquence en exposant la notion de stationnarité des signaux, du signal analytique et de la fréquence instantanée. Nous continuons sur la TFCT qui montre ses limites dans le cas des signaux non-stationnaires. Par la suite, nous exposerons les RTF particulièrement ceux utilisés dans notre travail tels que le spectrogramme (SP), la Représentation Pseudo Wigner-Ville Lissée (RPWVL) et la Représentation de Choi-Williams (RCW).

L'analyse par ondelettes est présentée dans le troisième chapitre avec un bref historique sur la définition, l'existence des ondelettes, des exemples d'ondelettes et les types de transformées en ondelettes. Par la suite, nous continuons sur la TOD et l'AMR utilisées qui permettent la décomposition en différents bandes et faciliter une meilleure discrimination entre les coefficients représentatifs des signaux EEG selon les objectifs du travail.

Dans le quatrième chapitre, des applications d'analyse temps-fréquence sur des signaux EEG réels sont exposées. Le chapitre commence par l'exposition de critères et grandeurs utilisées dans la méthode telles que l'Entropie de Rényi (ER) et la Moyenne Mobile (MM) suivi par la description de la méthode proposée puis continue par l'exposé d'une étude comparative d'analyse de certains signaux EEG réels. La méthode traite de l'identification des pics de crise d'épilepsie et de la classification des signaux considérés. En effet, nous utilisons les RTF en conjonction avec l'ER pour identifier les pics de la crise dans le domaine temps-fréquence. L'ER est utilisée pour obtenir les meilleures valeurs de paramètres des RTF engendrant une bonne résolution temps-fréquence. Après l'extraction de l'énergie dans le plan temps-fréquence, un lissage basé sur la MM est appliqué afin de classer les signaux EEG. Enfin, les performances de la méthode seront exposées afin de comparer les résultats avec d'autres travaux et on termine avec une conclusion du chapitre.

La méthode proposée pour l'analyse des signaux EEG en utilisant les ondelettes ainsi que les résultats obtenus seront exposés dans le cinquième chapitre. Notre méthode est basée sur la décomposition des signaux EEG en utilisant la TOD afin d'aboutir aux rythmes caractérisant les signaux EEG. Puis, après l'extraction de quelques caractéristiques telles que l'énergie, l'entropie, la déviation standard et l'amplitude à partir des bandes fréquentielles choisis, un lissage par la MM est effectué sur ces caractéristiques permettant de distinguer entre les signaux EEG normaux et pathologiques.

On termine par une conclusion générale dans laquelle on rassemble l'ensemble des résultats composant notre contribution en termes d'analyse et de classification des signaux EEG considérés ainsi que les perspectives envisagés.



Chapitre I

I.1. Introduction

Le cerveau humain est composé d'un grand nombre de neurones constituant un réseau interne avec des liaisons connues tant à l'échelle microscopique que macroscopique. En effet, le traitement d'enregistrement de l'activité électrique cérébrale est très important pour le diagnostic de différentes pathologies cérébrales. Le signal enregistré est connu sous le nom d'électroencéphalogramme (EEG). Comme la plupart des signaux biomédicaux, les signaux EEG sont des signaux non-stationnaires et contiennent souvent l'information significative concernant les mécanismes d'origine et caractérisant le processus pathophysiologie.

Ce chapitre a pour objectif d'introduire des généralités sur l'EEG. Dans un premier temps, un historique d'évaluation de l'électroencéphalographie est exposé suivie d'une présentation détaillée de la structure neurophysiologique du cerveau humain et le principe de production du signal EEG ainsi que le principe de son enregistrement. Les différents rythmes qui composent le signal EEG sont aussi présentés.

I.2. Historique

L'histoire de l'EEG a commencé depuis plus de 100 ans. Pendant cette durée l'encéphalographie a connu un développement très important. En 1875, le médecin anglais Richard Caton a découvert l'existence des courants électriques dans le cerveau. Il a observé des signaux EEG chez des singes et des lapins. En 1929, le neurologue allemand Hans Berger, a pu amplifier l'activité électrique du cerveau mesurée sur le cuir chevelu humain par l'usage de son matériel radioélectrique ordinaire [5]. Berger est le premier qui a utilisé le terme allemand 'Elektroenzephalogramm' pour décrire les courants électriques générés dans le cerveau. Il a annoncé la possibilité d'enregistrement des courants électriques faibles produits dans le cerveau et qui peuvent être retracés graphiquement sur une bande de papier sans ouvrir le crâne. Son observation à montrer que l'activité change selon le statut fonctionnel du cerveau [6], comme dans l'anesthésie, le sommeil, manque de l'oxygène et dans certaines maladies neurales, comme l'épilepsie. Cette idée a fait la révolution avec la création d'une nouvelle branche de la science médicale connue sous le nom neurophysiologie.

Les bases de plusieurs applications actuelles de l'électroencéphalographie sont nées grâce à H. Berger. Son premier enregistrement des signaux EEG humains est montré sur la

figure I.1. Sa remarque fondamentale est que les changements rythmiques (ondes cérébrales) varient avec l'état de conscience de l'individu.

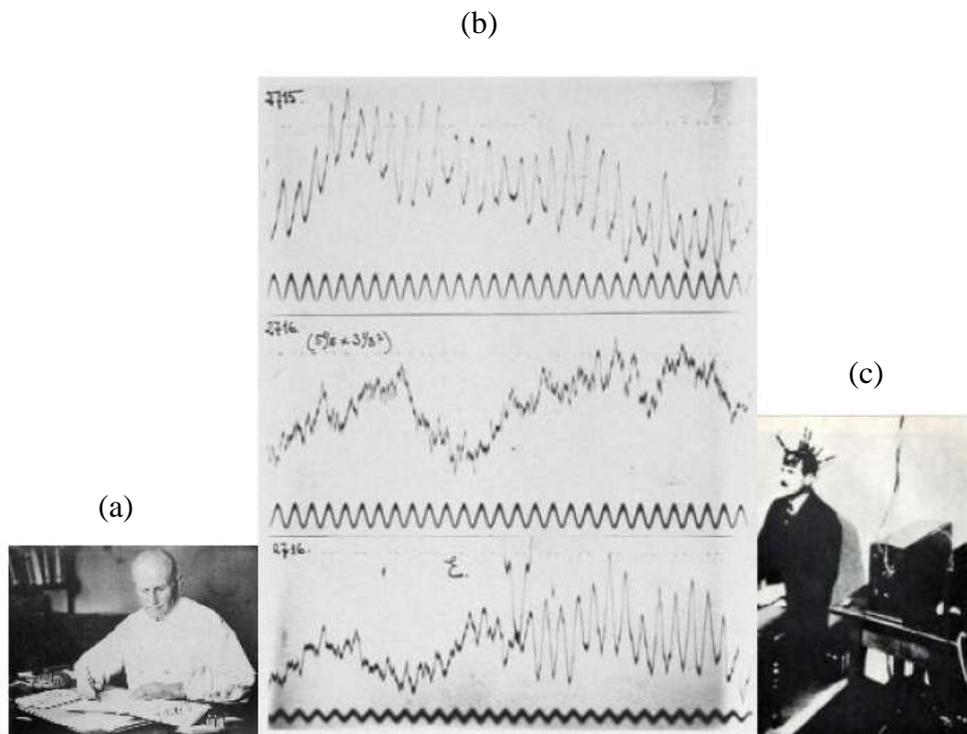


Figure I.1: (a) Hans Berger, (b) enregistrements d'EEG effectués par Berger, (c) patient de Berger.

I.3. Cerveau humain

Le cerveau est le commandant en chef du corps humain. C'est la partie centrale du système nerveux qui régule les fonctions des différents organes dans le corps.

I.3.1. Structures du cerveau et leurs fonctions

Trois grandes parties composent l'anatomie du cerveau humain : cerveau, cervelet et le tronc cérébral [7]. La figure I.2 montre le positionnement de chaque partie.

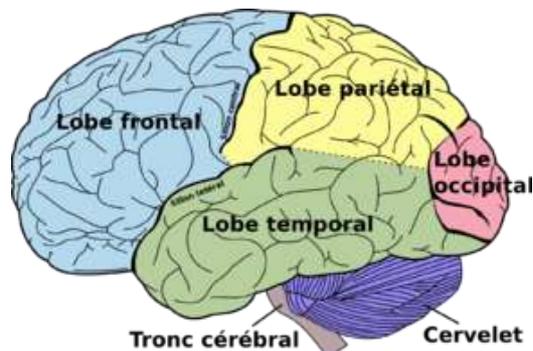


Figure I.2 : Anatomie du cerveau humain.

1. **Cerveau:** C'est la partie la plus importante et la plus grande du cerveau humain. Il est généralement associé à des fonctions cérébrales liées à des émotions, des mouvements, des pensées et des fonctions motrices. La couche externe du cerveau est constituée de tissus neuronaux connus sous le nom de cortex cérébral. Deux hémisphères constituent le cerveau: l'hémisphère droit et l'hémisphère gauche. Chaque hémisphère peut être divisé en quatre lobes [8] qui sont responsables d'une variété de fonctions corporelles :
 - **Lobe Frontal :** Ce lobe est impliqué avec les émotions, la personnalité, le développement moteur, la planification, la résolution de problèmes, le raisonnement, les parties du discours et le mouvement.
 - **Lobe pariétal :** Ce lobe est responsable de la compréhension sensorielle, la reconnaissance, la sensation (douleur par exemple, toucher), la perception des stimuli, l'orientation et le mouvement.
 - **Lobe occipital :** Ce lobe est responsable du traitement visuel.
 - **Lobe temporal :** Ce lobe est impliqué dans le traitement de la reconnaissance des stimuli auditifs, de la parole, de la perception et de la mémoire.
2. **Cervelet :** C'est la deuxième plus grande structure du cerveau et contient plus de la moitié des neurones du cerveau. Il est situé à l'arrière inférieur de la tête et est également divisé en deux hémisphères. Le cervelet est l'une des zones sensibles du cerveau qui est responsable de la perception sensorielle, du contrôle moteur et de la coordination. Le cervelet est également associé à la motricité fine, des mouvements musculaires volontaires, la posture et la régulation de l'équilibre.
3. **Tronc cérébral :** Il est situé au fond du cerveau et relie la moelle épinière au cerveau. Le tronc cérébral considéré comme le groupe principal de l'organisme de contrôle joue le rôle du disque dur pour un ordinateur. Il contrôle les fonctions vitales de l'organisme, y compris la conscience, les mouvements des yeux et de la bouche, la respiration, et le relais des messages sensoriels (le bruit, la chaleur, la douleur, etc.), la pression artérielle, rythme cardiaque et de la faim.

I.3.2. Neurophysiologie du cerveau humain

Le cerveau humain est composé d'environ une centaine de milliards de cellules nerveuses appelées neurones. Ces neurones maintiennent la charge électrique du cerveau. Un neurone a les mêmes parties et les mêmes caractéristiques qu'une autre cellule, mais il a la possibilité de transmettre des signaux électriques et des messages avec d'autres

neurones sur des longues distances grâce à son aspect électrochimique. Le neurone a trois parties principales: le corps cellulaire (soma), l'axone et les dendrites [8, 9]. La figure I.3 montre la structure d'un neurone biologique.

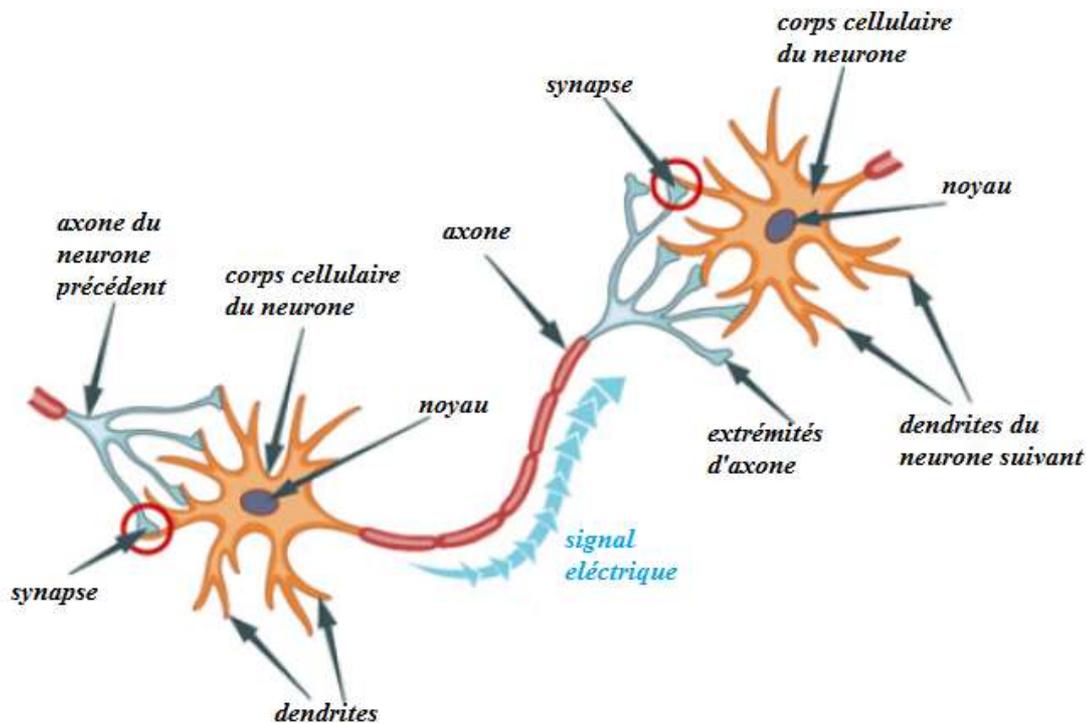


Figure I.3 : Structure simple d'un neurone biologique.

- Le noyau cellulaire est considéré comme le cœur de la cellule, lui fournissant des instructions sur le travail à accomplir.
- L'axone est une longue portion mince du neurone qui relie le noyau de son propre neurone à la dendrite d'un autre neurone.
- La dendrite est une courte section du neurone avec de nombreux emplacements récepteurs pour les neurotransmetteurs qui peuvent être envoyés par un axone appariés. Les dendrites peuvent être situées sur une ou les deux extrémités de la cellule.

Les neurones peuvent communiquer entre eux à travers le lien axone-dendrite grâce au potentiel d'action.

I.3.3. Activité électrique

Le conducteur électrique de volume (le crâne, les méninges, le cortex et le cuir chevelu) génère l'activité électrique du cerveau. Cette activité se produit après l'excitation de beaucoup de neurones du cerveau. Elle reflète de la fonction cérébrale et l'activité électrique de tissu du cerveau.

Les neurones possèdent une membrane ayant la propriété d'être excitable. À l'état de repos, et à cause d'une différence de concentration ionique, une différence de potentiel entre l'extérieur et l'intérieur se produit [10]. En conséquence de ce changement rapide de la charge ionique, une tension est générée à la fois à l'intérieur et à l'extérieur de la membrane cellulaire du neurone [11]. Ces neurones émettent un produit chimique qui est envoyé à un autre neurone à travers la synapse, c'est-à-dire l'écart entre les neurones, afin de déclencher une activité. Les produits chimiques envoyés d'un neurone à un autre pour déclencher sont connus sous le nom neurotransmetteurs.

L'activité électrique des neurones peut être divisée en deux sous-ensembles; les potentiels d'action (PA) et les potentiels post-synaptiques (PSP). Un PA est lancé lorsque le PSP atteint le seuil de conduction pour le neurone post-synaptique. Les PSP s'additionnent dans le cortex et se prolongent vers la surface du cuir chevelu où ils sont enregistrés comme un signal EEG.

Lors de la mesure d'EEG, le cortex cérébral représente la structure la plus pertinente. Il est responsable de l'ordre des tâches cognitives plus élevées, telles que la compréhension linguistique, le mouvement et le traitement de l'information visuelle complexe et la résolution de problèmes. L'activité électrique du cortex cérébral produit la plus grande influence sur les enregistrements EEG à cause de sa position de surface. Nous fournissons plus d'informations sur l'EEG dans la section suivante.

I.4. Electroencéphalographie

L'électroencéphalographie est une des modalités la plus utilisée dans l'étude de l'activité cérébrale. Elle permet une évaluation de l'activité électrique cérébrale à partir des mesures de potentiels électriques recueillis à la surface de la tête. Ces potentiels de surface résultent principalement de l'activité cérébrale, qu'elle soit normale ou pathologique pouvant avoir des caractéristiques très variées, en fonction de l'individu et du contexte de mesure.

L'électroencéphalographie est un test facile à appliquer et permet à un neurologue d'extraire des informations sur le fonctionnement du cerveau au cours du temps. Les médecins et les scientifiques utilisent cette technique pour diagnostiquer les troubles neurologiques et pour étudier les fonctions du cerveau. C'est aussi un outil d'une grande utilité pour les diagnostics de maladies neurologiques par l'étude de l'activité électrique du cerveau, à travers les enregistrements EEG. Cette méthode d'exploration peut être aussi recommandée pour l'étude des troubles de l'attention, le traitement des anomalies, des problèmes d'apprentissage, des troubles du comportement (l'autisme, par exemple), retard de langage, etc.

L'électroencéphalographie a beaucoup d'avantages :

- Une meilleure résolution temporelle (visualisation de phénomènes électriques rapides) ;
- Une meilleure résolution spatiale de la surface du crâne avec l'EEG haute résolution ;
- Une mise en place facile (qui permet l'étude de l'activité dans des environnements peu contraignants et sur des sujets sains) ;
- Un coût relativement réduit par rapport aux autres techniques d'imagerie médicale.

I.4.1. Electroencéphalogramme

La figure I.4 montre un exemple d'enregistrement de l'activité électrique cérébrale sous la forme d'un signal. Il détecte des potentiels de faibles amplitudes très inférieures à celles de l'ECG [12].

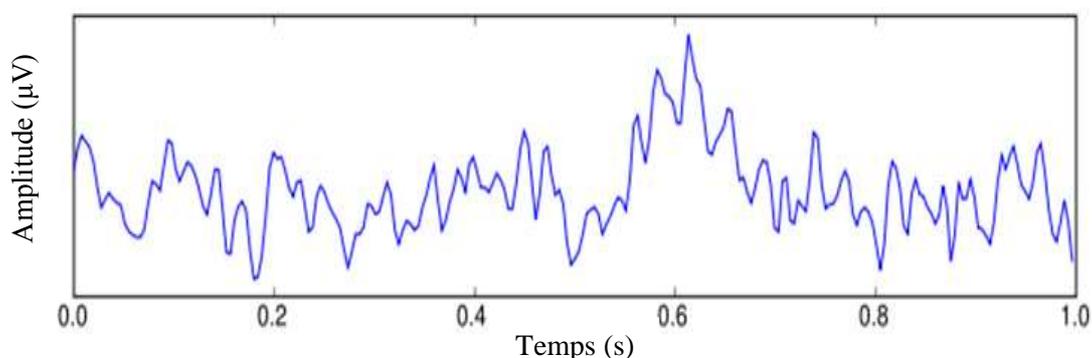


Figure I.4 : Exemple d'enregistrement EEG.

L'EEG des activités de cerveau est un signal aléatoire complexe, il est dans le cortex cérébral et issu de la synthèse des millions de cellules nerveuses.

I.4.1.1. Caractéristiques du signal EEG

Les caractéristiques du signal EEG peuvent être décrites comme suit :

- Le signal EEG est très faible en amplitude mais avec un très fort bruit de fond.
- Le signal EEG est un signal non-stationnaire aléatoire;
- Le signal EEG présente des caractéristiques non linéaires car le tissu biologique et l'application de la fonction de régulation affecteront définitivement le signal électro-physiologique.

I.4.1.2. Enregistrement du signal EEG

Comme il a été décrit précédemment, l'EEG est l'enregistrement de l'activité électrique du cerveau. Durant cet enregistrement, plusieurs électrodes sont placées à différents endroits avec des colles temporaires à la surface du cuir chevelu. Par la suite, chaque paire d'électrodes est reliée à un amplificateur et une machine d'enregistrement EEG. Finalement, les résultats sont enregistrés sur un écran d'ordinateur après conversion des signaux électriques du cerveau en lignes ondulées. En fonction de leur utilisation, les enregistrements EEG peuvent comporter de 1 à 256 électrodes enregistrées en parallèle, ces enregistrements sont appelées EEG multicanaux. Chaque paire d'électrodes est connue sous le nom du canal. Lors d'un enregistrement d'EEG chaque canal produit un signal.

Tout système d'enregistrement des signaux EEG se compose essentiellement:

- Electrodes ;
- Amplificateurs et Convertisseur Analogique Numérique ;
- Dispositif d'enregistrement.

Selon l'endroit de la tête où le signal est capté, on distingue deux types d'EEG :

- Pour l'EEG enregistré à partir de cuir chevelu, les petites électrodes sont placées sur le cuir chevelu avec un bon contact électrique et mécanique.
- Pour l'EEG intracrânienne, des électrodes spéciales implantées dans le cerveau pendant le résultat de la chirurgie.

- Les signaux EEG mesurés directement à partir de la surface corticale en utilisant des électrodes sous-durales sont appelées électrocorticogramme (ECoG).

Une coupe interne lors d'enregistrement EEG est illustrée sur la figure I.5.

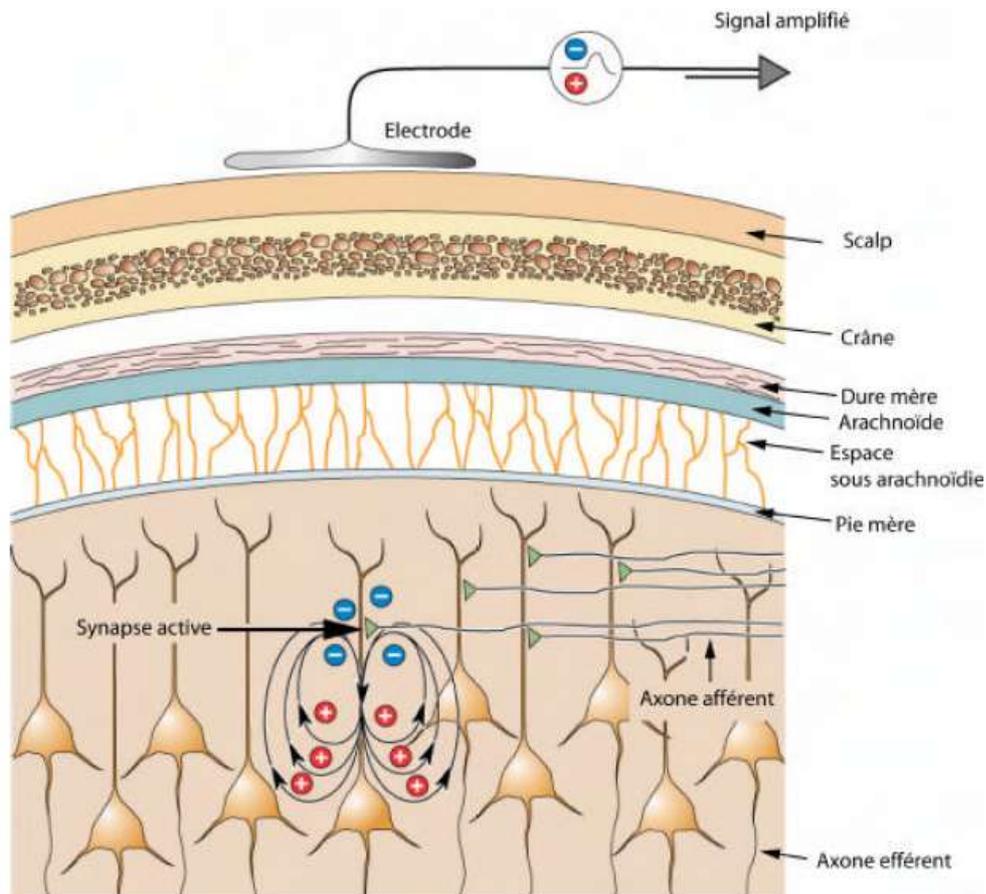


Figure I.5 : Coupe interne du cerveau humain lors d'enregistrement EEG [13].

Chez un adulte normal, l'amplitude du signal EEG varie généralement entre 1 à 100 μV , et lorsqu'il est mesuré avec des électrodes sous-durales telles que des électrodes à aiguille il varie de 10 à 20 mV.

Le signal EEG peut varier en fonction de l'emplacement des électrodes d'enregistrement à cause de l'architecture uniforme du cerveau et l'organisation fonctionnelle du cortex.

Le traitement de différents types d'activités est géré par différents lobes du cortex cérébral, pour cela il est très important de connaître la manière du placement des électrodes. Le système international d'électrodes 10-20 tel que le montre la figure I.6 est la

technique standard pour localiser les électrodes de cuir chevelu [14]. Les distances réelles entre les électrodes voisines sont représentées par les nombres "10" et "20" qui représentent soit 10% ou 20% du fond arrière total ou de la distance droite-gauche du crâne.

La détermination des positions des électrodes s'effectue par deux points principaux :

- **Point nasal** : qui est la région au niveau des yeux entre le front et le nez ;
- **Pointinion** : qui est la proéminence osseuse au crâne bas sur la ligne médiane à l'arrière de la tête.

Chaque emplacement utilise un numéro pour identifier l'emplacement de l'hémisphère et une lettre pour identifier le lobe. Les lettres F, T, C, P et O représentent respectivement le frontale, le temporal, le central, le pariétal et l'occipital. La lettre "z" se réfère à une électrode placée sur la ligne médiane. Les nombres impairs se réfèrent aux positions des électrodes sur l'hémisphère gauche, alors que les nombres pairs se réfèrent à ceux de l'hémisphère droit.

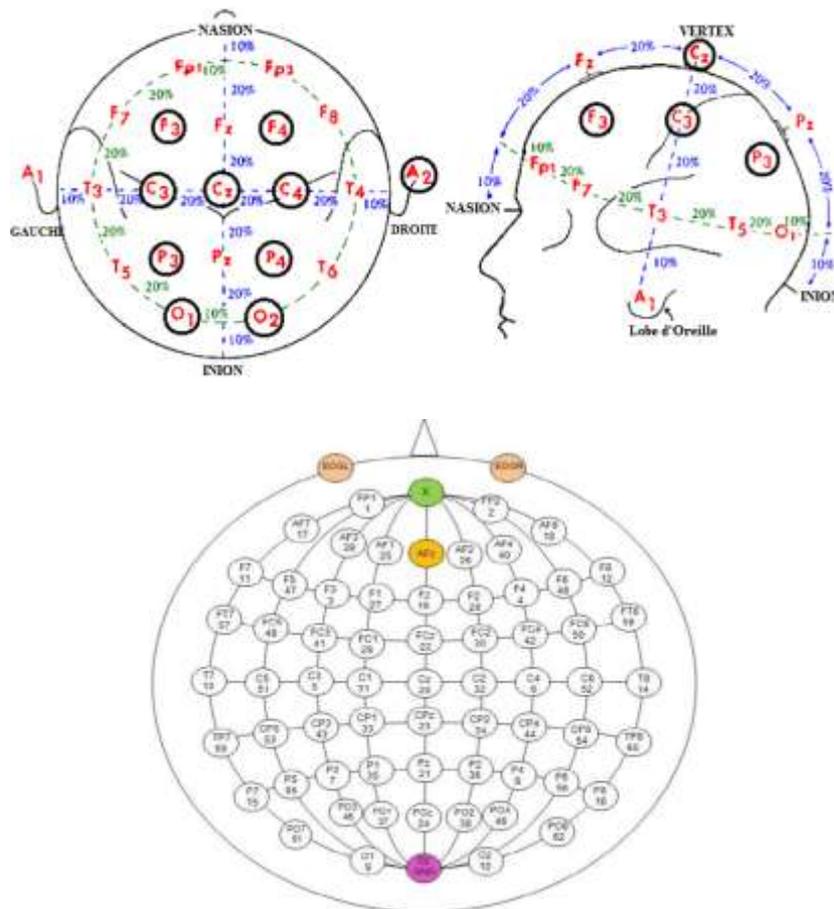


Figure I.6 : Placement des électrodes selon le système international 10-20 [15].

Comme précédemment défini, un signal EEG représente une différence entre les tensions de deux électrodes. La visualisation du signal EEG sur la machine de lecture EEG peut être formée de plusieurs manières. Le placement des électrodes peut être effectué par les montages suivants :

- **Montage Bipolaire :** Dans ce montage la différence entre deux électrodes adjacentes représente un canal qui est décrit généralement par une paire d'électrodes. La série de tous les canaux constitue l'ensemble du montage. Par exemple, le canal "Fp2-F4" représente la différence de tension entre l'électrode Fp2 et l'électrode F4. Le prochain canal dans le montage est "F4-C4" qui représente la différence de tension entre l'électrode F4 et l'électrode C4, et ainsi de suite, à travers l'ensemble du réseau d'électrodes.
- **Montage référentielle :** Chaque canal correspond à la différence entre une certaine électrode et une électrode de référence désigné. Il n'y a pas de position standard pour cette référence. Cependant, il a une position différente de celle des électrodes "d'enregistrement". Les positions médianes sont souvent utilisées car elles n'amplifient pas le signal dans un hémisphère par rapport à l'autre.
- **Montage de référence moyenne :** Pour ce montage, chaque canal à une référence commune d'un signal moyen obtenu à partir des sorties de tous les amplificateurs qui sont additionnées et moyennées.
- **Montage Laplacien :** Chaque canal est représenté par la différence entre une électrode et une moyenne pondérée des électrodes environnantes.

Dans n'importe quel montage d'affichage souhaité, une machine EEG est utilisée pour visualiser les signaux EEG. Puisque tout montage peut être construit mathématiquement par rapport à d'autres, un montage particulier (habituellement référentiel) est généralement utilisé pour numériser et stocker tous les signaux dans le cas des EEG numériques.

Pour étudier et comprendre l'activité cérébrale, l'analyse des tracés EEG est très importante. Un signal EEG à des rythmes fréquentielles pouvant être divisés en cinq catégories décrit dans le paragraphe suivant.

I.4.1.3. Rythmes du signal EEG

Pour comprendre les comportements fonctionnels dans la recherche cognitive et pour suivre l'évaluation des anomalies de l'EEG clinique, il est très important d'étudier la caractéristique en fréquence du signal EEG. Avec des milliards de communautés oscillants de neurones comme sources, les potentiels d'EEG humains se manifestent sous forme d'oscillations empiriques imprévisibles avec des éclats intermittents d'oscillations qui sont généralement classés dans des groupes spécifiques. Ces différents groupes composent le signal EEG et sont connus sous le nom de « rythmes » décrites comme suit [16,17]:

- Le rythme Delta (de bande fréquentielle 0.5-4 Hz) ;
- Le rythme Thêta (de bande fréquentielle 4-8 Hz) ;
- Le rythme Alpha (de bande fréquentielle 8-13 Hz) ;
- Le rythme Bêta (de bande fréquentielle 13-30 Hz) ;
- Le rythme Gamma (de bande fréquentielle supérieure à 30 Hz).

Le comportement, l'âge et le niveau de la concentration du sujet influent directement sur la contribution des différents rythmes du signal EEG. Les désordres métaboliques, les conditions neuro-pathologiques et l'action de drogue influent aussi sur le pattern EEG [18].

- **Rythme Delta**

La gamme de fréquence du rythme delta représenté par la figure I.7 varie entre 0,5 et 4 Hz. Ce rythme est le plus lent et présente la plus grande amplitude par rapport aux autres rythmes. Il apparaît dans l'état de veille, un trouble grave du cerveau et avec des profonds sommeils.

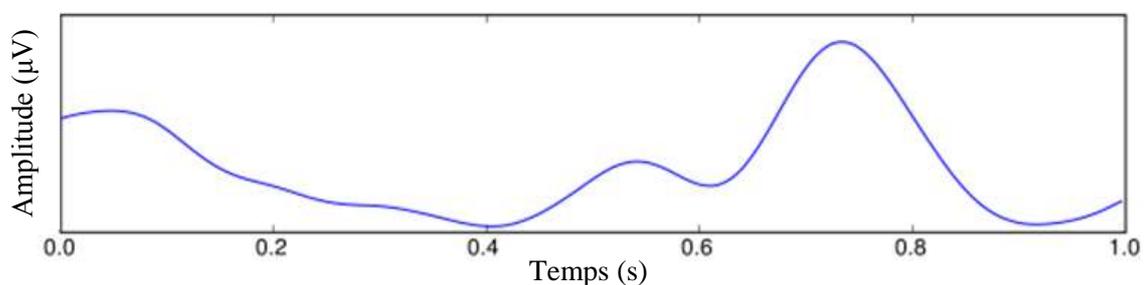


Figure I.7 : Rythme Delta.

- **Rythme Thêta**

Le rythme thêta illustré par la figure I.8 présente une bande de fréquence variant entre 4 et 8 Hz avec une amplitude généralement supérieure à 20 μV . Ce rythme provient de stress émotionnel, en particulier la frustration ou de déception.

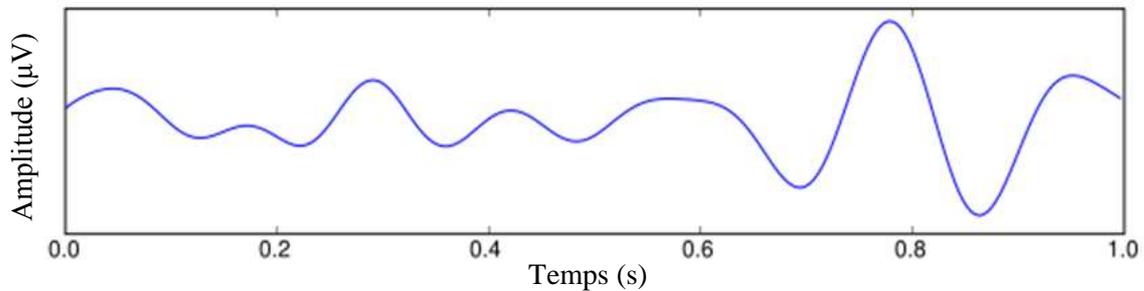


Figure I.8 : Rythme Thêta.

L'activité dans le rythme thêta peut aussi se produire dans des états émotifs; elle peut être également reliée au ralentissement des rythmes alpha provoqués par pathologie.

- **Rythme Alpha**

La gamme de fréquence du rythme alpha (Figure I.9) varie entre 8 et 13 Hz, avec une amplitude varie de 30 à 50 μV . Ce rythme se produit généralement dans les régions postérieures de la tête (lobe occipital) lorsque le sujet à examiner est à yeux fermés ou est dans un état de relaxation. Ils sont atténués ou bloqués par l'effort mental et par l'attention (particulièrement visuel). On appelle activité mu les activités alpha enregistrées dans les zones sensorielles.

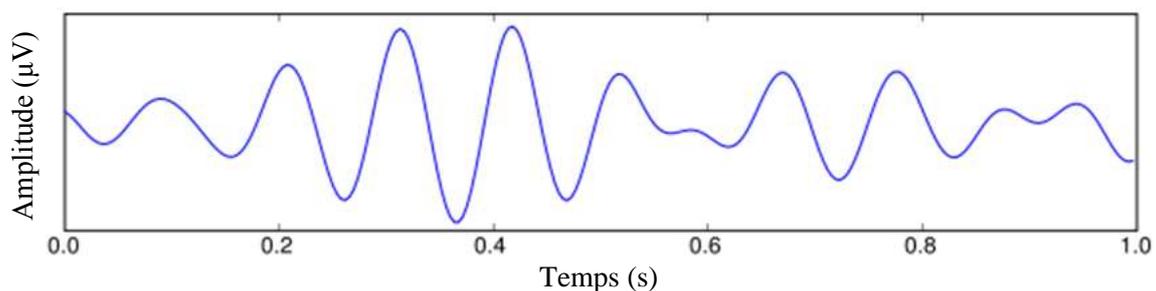


Figure I.9 : Rythme Alpha.

- **Rythme Beta**

La bande de fréquence de ce rythme varie entre 13 et 30 Hz. Sa fréquence est variable de façon symétrique des deux côtés dans la zone frontale et avec une faible

amplitude. Les rythmes bêta sont générés lorsque le cerveau est excité et activement engagé dans les activités mentales. La figure I.10 montre le rythme Beta qui est généralement associé à des attentions actives, à des concentrations sur le monde extérieur ou pour résoudre des problèmes concrets. Elles ne sont pas aussi fortement périodiques que les ondes alpha.

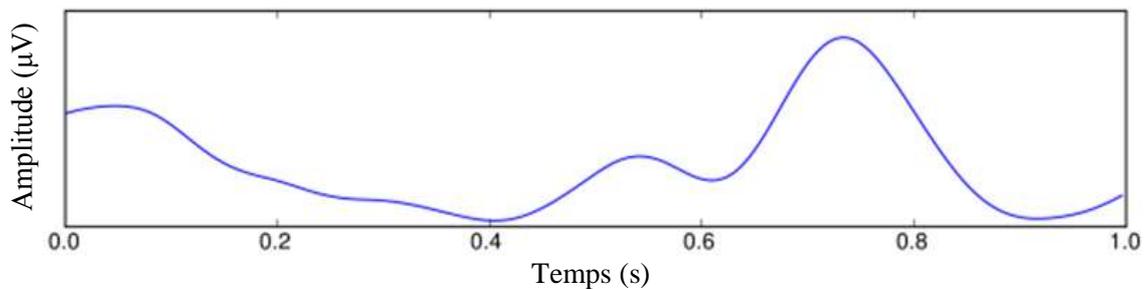


Figure I.10 : Rythme Beta.

- **Rythme Gamma**

Les rythmes Gamma (Figure I.11) sont des rythmes ayant une fréquence supérieure à 30 Hz avec une fréquence maximale d'environ 80 Hz ou 100 Hz. Ce rythme est associé à diverses fonctions cognitives et motrices. Il est relié (par exemple, à l'identification des stimuli sensoriels) au traitement de l'information et au début des mouvements volontaires. Généralement il peut signifier que les rythmes corticaux les plus lents sont liés à un cerveau à vide et au plus rapide à de traitement de l'information.

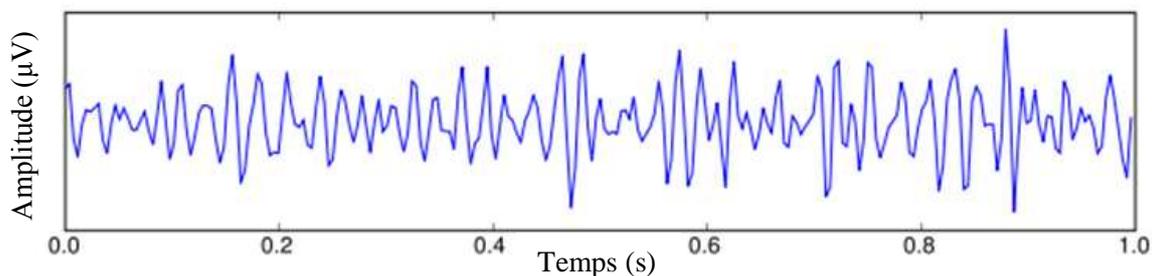


Figure I.11 : Rythme Gamma.

L'importance du signal EEG est basée sur son utilisation comme outil de diagnostic pour détecter et étudier les troubles neurologiques pouvant affecter le cerveau [19]. L'un de ces troubles neurologiques est l'épilepsie.

I.5. Cas d'épilepsie

Chez l'être humain, la maladie neurologique la plus répandue est l'épilepsie. Cette maladie touche plus de 50 millions de personnes dans le monde, et dans les pays en développement près de deux sur trois nouveaux cas sont découverts. Des crises périodiques définies comme des changements brusques dans le fonctionnement électrique du cerveau caractérisent l'épilepsie. Cette dernière résulte des comportements altérés, comme les mouvements brusques, la perte de souffle temporaire, la perte de conscience et la perte de mémoire. Ceux-ci se produisent généralement au bord extérieur du cerveau ou dans le cortex.

Les anomalies dans le câblage du cerveau et le déséquilibre des produits chimiques des neurotransmetteurs peuvent produire l'épilepsie. Le model normal de l'activité neuronale est perturbé par la présence d'épilepsie, provoquant ainsi des émotions, des sensations étranges et des comportements, ou parfois des spasmes musculaires, des convulsions et la perte de conscience [20]. Les neurones peuvent se déclencher jusqu'à 500 fois par seconde, beaucoup plus rapidement que la normale (1-100 μ V) durant une crise. Chez certaines personnes, cela se produit jusqu'à des centaines de fois par jour; pour d'autres, il ne se produit que de temps en temps.

L'analyse du signal EEG est très importante pour détecter et étudier plusieurs types de troubles neurologiques. Elle permet en outre l'extraction d'informations sur le cerveau, avec lesquelles nous pouvons connaître l'état actuel du cerveau et les utiliser comme outil de diagnostic. Dans un signal EEG, on peut observer deux catégories d'activité pathologique: ictale (au cours d'une crise d'épilepsie) et inter-ictale (entre les crises). Généralement, des brusques changements de fréquence caractérisent la mesure d'un signal EEG en cas d'apparition d'une crise d'épilepsie clinique. Durant la période de crise, le rythme alpha est généralement caractérisé par une augmentation de l'amplitude (avec une forme pointue ou non pointue) mais avec une faible réduction de la fréquence.

Parmi les objectifs de ce travail, nous visons à développer des méthodes qui permettent d'identifier les signaux EEG épileptiques pour une aide au diagnostic et au traitement des maladies neurologiques.

I.6. Conclusion

Dans ce chapitre, quelques généralités sur l'EEG ont été présentées; son enregistrement, ses caractéristiques et ses rythmes de fréquences. Depuis son premier enregistrement, le signal EEG se présente comme un signal électro-physiologique non-stationnaire complexe. L'étude de ce signal est d'une très grande importance pour le diagnostic clinique des patients car elle permet de montrer la présence de certains troubles tels que les crises d'épilepsie qui touche un grand nombre de gens dans le monde. En vue de mener cette étude, il est envisagé la présentation de quelques outils de traitement du signal utiles pour l'analyse et l'étude des signaux non-stationnaires tels que les signaux EEG.



Chapitre II

II.1. Introduction

Dans ce chapitre, quelques outils temps-fréquence trouvant leur utilité dans le domaine du traitement du signal, plus particulièrement pour les signaux de nature non-stationnaire sont présentées. Un signal est dit non-stationnaire lorsque ses caractéristiques spectrales varient en fonction du temps. Par exemple les signaux biomédicaux, les signaux de parole, un morceau de musique (chaque note à un temps d'émission et une hauteur)...etc. L'essentiel de l'information est portée par les non-stationnarités : le début, la fin, les transitoires [21]. L'analyse spectrale de Fourier est inefficace pour ce type de signaux car elle montre ses limites lors de la représentation fréquentielle de ces signaux. Pour éviter ce problème, d'autres outils connus sous les noms de Représentations Temps-Fréquence (RTF) permettent en effet de représenter un signal non-stationnaire à la fois dans le domaine temporel et fréquentiel et pouvoir décrire les événements à caractères non-stationnaires. Nous présenterons au début, le Spectrogramme (SP) défini comme étant une autre version de la Transformée de Fourier à Court Terme (TFCT), puis nous continuons sur les RTF composants la classe de Cohen telles que la Représentation de Wigner Ville (RWV), la Représentation Pseudo Wigner-Ville Lissée (RPWVL) et la Représentation de Choi-Williams (RCW).

II.2. Généralités

II.2.1. Signal analytique

Le signal analytique $z(t)$ associé au signal $x(t)$ est défini par l'expression suivante [22]:

$$z(t) = x(t) + jx^*(t) \quad (\text{II.1})$$

Avec : $x(t)$ est la partie réelle, $x^*(t)$ est la Transformée de Hilbert (TH) du signal $x(t)$ donnée par l'expression suivante :

$$x^*(t) = TH\{x(t)\} = \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{x(\tau)}{t - \tau} d\tau \quad (\text{II.2})$$

On a aussi

$$X^*(f) = -j \operatorname{sign}(f)X(f) \quad (\text{II.3})$$

Où :

$$\text{sign}(t) = \begin{cases} -1 & \text{si } f < 0 \\ 0 & \text{si } f = 0 \\ 1 & \text{si } f > 0 \end{cases} \quad (\text{II.4})$$

II.2.2. Fréquence instantanée

La fréquence instantanée permettant de caractériser un comportement fréquentiel local en fonction du temps est donnée par l'expression [23]:

$$f_i(t) = \frac{1}{2\pi} \frac{d}{dt} \arg(z(t)) \quad (\text{II.5})$$

Cette quantité est en fonction du temps, elle correspond à la sinusoïde qui suit au mieux le signal. Cependant elle est adaptée à un signal à bande étroite.

II.3. Transformée de Fourier à court terme

II.3.1. Définitions

La Transformée de Fourier (TF) est la technique de base pour l'analyse de signaux en général. Elle permet l'extraction des informations sur le contenu fréquentiel du signal. La TF fournit une bonne analyse spectrale des signaux stationnaires et pseudo-stationnaires. Mais lorsque les signaux à analyser sont non-stationnaires cette technique possède malheureusement de nombreuses limitations. La TF est insuffisante pour mettre en évidence les caractéristiques évolutives du signal car cette méthode permet de décrire la représentation des composantes fréquentielles du signal $x(t)$ sans renseignement sur l'instant de l'apparition de ces composantes.

La TFCT calcule le contenu fréquentiel du signal localement autour de chaque instant t_0 , contrairement à la TF qui évolue le contenu fréquentiel d'un signal en étudiant surtout son domaine temporel.

Le principe de la TFCT se base sur l'application d'une représentation spectrale de Fourier locale à des segments du signal prélevés séquentiellement à l'aide d'une fenêtre glissante $g(t)$. La TFCT d'un signal $x(t)$ (Figure II.1) peut être donnée par l'équation suivante [24,25] :

$$TFCT_x(t, f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(\tau) g^*(t - \tau) e^{-2\pi j f \tau} d\tau \quad (\text{II.6})$$

Où $x(t)$ représente le signal, $g(t)$ la fenêtre glissante, * est le conjugué complexe.

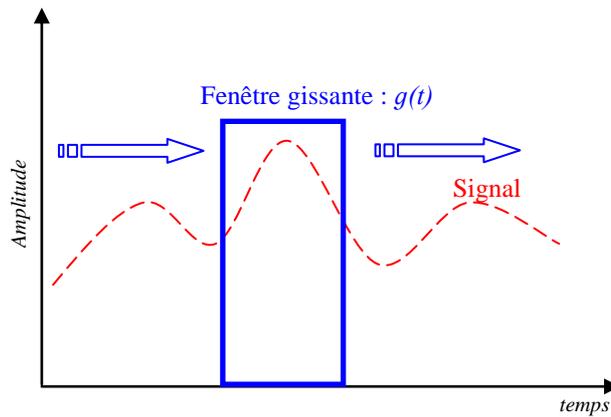


Figure II.1 : Application de la TFCT sur un signal $x(t)$.

On notera bien que la fenêtre que l'on fait glisser sur tout le signal est toujours la même et génère donc la même résolution en temps et en fréquence.

Un cas particulier de la TFCT est la transformée de Gabor. Cette dernière est une TFCT utilisant une fenêtre gaussienne :

$$g(t) = \pi^{-\frac{1}{4}} e^{-\frac{t^2}{2}} \tag{II.7}$$

Elle offre un compromis optimal entre la résolution temporelle et la résolution fréquentielle.

La conservation de l'énergie implique l'égalité:

$$\iint_{\mathfrak{R}^2} |TFCT_x(t, f)|^2 dt df = \int_{-\infty}^{+\infty} |x(t)|^2 dt \tag{II.8}$$

Grâce à Gabor, la formule inverse permet de reconstruire le signal $x(t)$ à partir des $TFCT(t, f)$ dite formule de reconstruction ou de synthèse. La formule de reconstruction est donnée comme suit:

$$x(t) = \iint_{\mathfrak{R}^2} TFCT_x(t, f) g(t) dt df \tag{II.9}$$

II.3.2. Limites de la TFCT

L'inconvénient majeur de la TFCT est le compromis entre la résolution temporelle et fréquentielle [26]:

Une fenêtre $g(t)$ est assez courte en temps génère une mauvaise résolution fréquentielle, autrement dit, on obtient un élargissement du lobe principal. Par contre une fenêtre $g(t)$ très large en temps provoque une bonne résolution fréquentielle c'est-à-dire que l'élargissement du lobe principal est moins important. En plus, on a le problème de l'apparition des lobes secondaires si la longueur de la fenêtre est petite.

La figure II.2 montre deux exemples de fenêtres gaussiennes : la première fenêtre est de petite longueur et la deuxième est large :

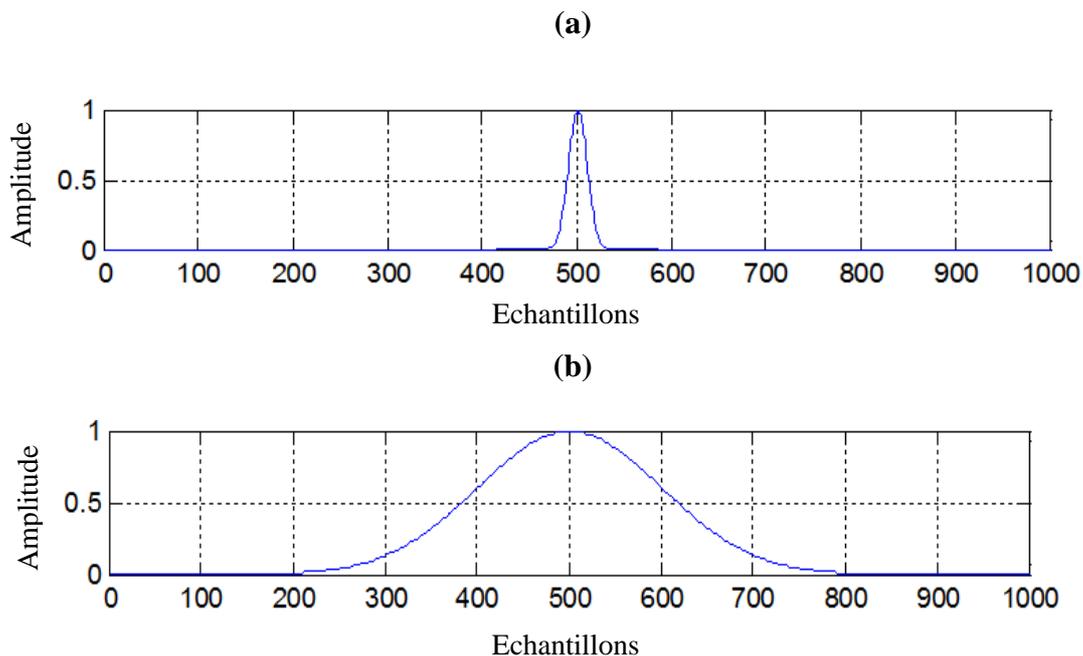


Figure II.2 : Deux fenêtres de Gauss (a) étroite et (b) large.

Ce traitement fait l'hypothèse de stationnarité durant la durée de la fenêtre g quelle que soit la partie du signal considéré. La longueur de la fenêtre est cependant choisie pour respecter cette hypothèse. Ce choix influence directement les propriétés de résolution de la composition ; plus la fenêtre g est petite, plus la résolution temporelle est meilleure mais plus la résolution fréquentielle est mauvaise. Si une haute résolution fréquentielle est nécessaire alors une fenêtre temporelle g large sera utilisée et il sera difficile de respecter les hypothèses de stationnarité et ça qu'on appelle le compromis entre la résolution fréquentielle et temporelle.

II.4. Spectrogramme

Un autre outil temps-fréquence est le SP qui est défini comme le module au carré de la TFCT et il est donné par :

$$S_x(t, f) = |TFCT_x(t, f)|^2 \tag{II.10}$$

II.5. Classe générale de Cohen

L'analyse des signaux non-stationnaires nécessite le recours à des RTF permettant de montrer l'évolution du contenu spectral du signal au cours du temps. Plusieurs RTF ont été développés durant les trois dernières décades.

Les représentations de la classe de Cohen sont par définition des formes bilinéaires énergétiques du signal et dépendent d'une fonction arbitraire à deux variables appelée fonction de paramétrisation ou noyau de la représentation.

Beaucoup de RTF importantes sont des membres de la classe de Cohen s'écrivent sous la forme [27] :

$$C_x(t, f) = \iiint e^{j2\pi\xi(u-t)} \Phi_x(\xi, \tau) x\left(u + \frac{\tau}{2}\right) x^*\left(u - \frac{\tau}{2}\right) e^{-j2\pi f\tau} du d\tau d\xi \tag{II.11}$$

Où t est le temps, f est la fréquence, τ est le décalage temporel, ξ est la fréquence de Doppler et $\Phi(\xi, \tau)$ est appelé noyau ou fonction de paramétrisation de la représentation, $x(t)$ est la forme analytique du signal considéré, $x^*(t)$ son conjugué complexe.

Toutes les représentations bilinéaires découlent de différents choix du noyau $\Phi(\xi, \tau)$. Par conséquent, les propriétés de la RTF sont liées aux propriétés du noyau.

Le tableau suivant illustre quelques exemples des RTF de la classe de Cohen et les noyaux correspondants :

RTF	$\Phi(\xi, \tau)$
Wigner-Ville	1
Pseudo Wigner-Ville Lissée	$G(\xi) h(\tau)$
Choi-Williams	$e^{-(\pi\xi\tau)^2/2\sigma^2}$
Zhao-Atlas-Marks	$h(\tau) \frac{ 2\tau }{a} \text{sinc}\left(\frac{2\pi\xi\tau}{a}\right)$

Tableau II.1 : Noyaux de quelques représentations temps-fréquence.

II.5.1. Représentation de Wigner-Ville

II.5.1.1. Définition

Ces dernières années, la RWV a fait l'objet d'un grand nombre de travaux en traitement du signal et ceci aussi bien sur le plan théorique que dans le domaine des applications. La RWV était développée en mécanique quantique en 1932 par Wigner puis elle a été appliquée en traitement du signal en 1948 par J. Ville.

Par définition, la RWV associée à un signal temporel $x(t)$ d'énergie finie la fonction $W_x(t, f)$ des deux variables temps t et fréquence f [28,29] :

$$W_x(t, f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x\left(t + \frac{\tau}{2}\right) x^*\left(t - \frac{\tau}{2}\right) e^{-2\pi j f \tau} d\tau \quad (\text{II.12})$$

La RWV est un outil largement utilisé pour l'analyse temps-fréquence. Elle possède une bonne résolution temps-fréquence et un nombre important de propriétés théoriques (marginales en temps et en fréquence, une conservation des supports temporel et fréquentiel, ...) [30].

II.5.1.2. Propriétés de la RWV

Cette représentation possède de très bonnes propriétés pour la description du contenu temps-fréquence des signaux. Elle est caractérisée par un ensemble de propriétés :

- La RWV d'un signal quelconque réel ou complexe est toujours réelle (P1). Cette propriété est un des premiers avantages de la RWV puisque cette représentation étant réelle.
- Dans le cas d'un signal réel, la RWV est une représentation paire (P2).
- La translation du signal temporel provoque la même translation temporelle sur la RWV (P3).
- La modulation du signal temporel provoque une translation fréquentielle sur la RWV (P4).
- La conjugaison du signal de départ entraîne un retournement de la RWV (P5).
- Le retournement du signal entraîne une rotation d'angle π sur la RWV (P6). Ceci est un cas particulier des propriétés de la RWV relativement aux changements d'échelle (P7).

- La RWV d'un produit de signaux temporels entraîne une convolution temporelle de la RWV (P8). De la même façon, la RWV d'un produit de convolution de deux signaux se traduit par une convolution fréquentielle de la RWV (P9).

	$h(t)$	$r_t^h(\tau) = h\left(t + \frac{\tau}{2}\right)h^*\left(t - \frac{\tau}{2}\right)$	$W_x(t, f) = \int r_t^x(\tau)e^{-2j\pi f\tau}d\tau$
P1	quelconque	$r_t^*(\tau) = r_t(-\tau)$	$W_x(t, f) \in \mathbb{R}$
P2	$x(t) = x(-t)$	$r_t(\tau) = r_t(-\tau)$	$W_x(t, f) = W_x(t, -f)$
P3	$x(t - t_0)$	$r_{t-t_0}(\tau)$	$W_x(t - t_0, f)$
P4	$x(t)e^{2j\pi f_0 t}$	$r_t(\tau)e^{2j\pi r f_0 \tau}$	$W_x(t, f - f_0)$
P5	$x^*(t)$	$r_t^*(\tau)$	$W_x(t, -f)$
P6	$x(-t)$	$r_{-t}^*(-\tau)$	$W_x(-t, -f)$
P7	$x(at)$	$r_{at}(a\tau)$	$\frac{1}{ a }W_x(at, af)$
P8	$x(t)y(t)$	$r_t^x(\tau)r_t^y(\tau)$	$(W_x * W_y)(t, f)$ Convolution temporelle
P9	$(x * y)(t)$	$\int (r_t^x * r_{t-t'}^y)(\tau)dt'$	$(W_x * W_y)(t, f)$ Convolution fréquentielle

Tableau II.2 : Propriétés de la RWV.

La RWV possède d'autres propriétés parmi lesquelles :

- Propriété marginale temporelle : l'intégration sur l'espace des fréquences donne le spectre d'énergie :

$$\int_{\mathfrak{R}} W_x(t, f)df = |x(t)|^2 \tag{II.13}$$

- Propriété marginale fréquentielle : l'intégration sur l'espace des temps donne la puissance instantanée :

$$\int_{\mathfrak{R}} W_x(t, f)dt = |X(f)|^2 \tag{II.14}$$

- Les moments de premier ordre fournissent directement les caractéristiques locales du signal (fréquence instantané et le retard de groupe) :

$$f_i(t) = \frac{\int_{\mathbb{R}} f W_x(t, f) df}{\int_{\mathbb{R}} W_x(t, f) df} \quad (\text{II.15})$$

$$\tau_g(f) = \frac{\int_{\mathbb{R}} t W_x(t, f) dt}{\int_{\mathbb{R}} W_x(t, f) dt} \quad (\text{II.16})$$

- Elle est compatible avec la plupart des transformations usuelles en traitement du signal : translation, filtrage linéaire, modulation, changement d'échelle,... etc.

II.5.1.3. Limites de la RWV

La structure quadratique de la RWV conduit à la présence de termes d'interférence [31], rendant souvent l'interprétation difficile du plan temps-fréquence ; la non-linéarité de cette transformée a des conséquences désastreuses qui se manifestent par l'apparition d'interférences et d'énergies négative dans la RTF de l'énergie du signal. Ces phénomènes sont remarquables lorsqu'il y a présence de deux événements distincts en temps et en fréquence. Ce phénomène est totalement irréaliste d'un point de vue physique et laisse entrevoir des difficultés d'interprétation de la RWV.

II.5.1.4. Mécanisme de production des interférences

- *Cas d'un signal formé de deux composantes*

On considère un signal $x(t)$ formé par deux composantes donné par :

$$x(t) = x_1(t) + x_2(t) \quad (\text{II.17})$$

La RWV de $x(t)$ est :

$$W_x(t, f) = W_{x_1+x_2}(t, f) \quad (\text{II.18})$$

Après développement on obtient :

$$W_x(t, f) = W_{x_1}(t, f) + W_{x_2}(t, f) + Re[W_{x_1x_2}(t, f)] + Re[W_{x_2x_1}(t, f)] \quad (\text{II.19})$$

Sachant que Re représente la partie réelle de l'inter-représentation de Wigner-Ville définie par :

$$W_{x_1x_2}(t, f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x_1\left(t + \frac{\tau}{2}\right) x_2^*\left(t - \frac{\tau}{2}\right) e^{-2\pi j f \tau} d\tau \quad (\text{II.20})$$

On montre :

$$W_{x_1x_2}(t, f) = W_{x_2x_1}^*(t, f) \quad (\text{II.21})$$

D'où l'expression finale :

$$W_x(t, f) = W_{x_1}(t, f) + W_{x_2}(t, f) + 2\text{Re}[W_{x_1x_2}(t, f)] \quad (\text{II.22})$$

- **Cas général**

On considère un signal formé de $(n - 1)$ composantes donné par l'expression :

$$x(t) = \sum_{i=1}^{n-1} x_i(t) \quad (\text{II.23})$$

On obtient :

$$W_x(t, f) = \sum_{i=1}^{n-1} W_{x_i}(t, f) + 2\text{Re}\left[\sum_{j=1, i \neq j}^{n-1} W_{x_i x_j}(t, f)\right] \quad (\text{II.24})$$

Les composantes du signal interagissent entre elles par couple et engendrent des termes d'interférence. Par conséquent, si un signal contient n composantes, le nombre de termes apparaissant dans le plan temps-fréquence est égale à $N = \frac{n(n-1)}{2}$.

II.5.1.5. Réduction des interférences

Les termes d'interférence existent non seulement comme contribution supplémentaires dans le plan, mais encore que leur niveau accède d'un facteur de 2 à celui des termes du signal. Donc il est intéressant de s'attacher au problème non seulement de réduction de l'importance de ces termes interférentiels, en se basant pour cela de l'analyse qui a été faite suite à leur mécanisme de création. Il y a plusieurs méthodes pour réduire ces interférences basées sur l'utilisation du signal analytique ou d'une fonction de paramétrisation spécifique. Au lieu d'utiliser $x(t)$, on utilise souvent le signal analytique de $x(t)$ donné par l'équation (II.1).

Le signal analytique possède un spectre défini uniquement pour les fréquences positives ce qui permet d'éviter les interactions entre les fréquences positives et négatives du spectre.

La plupart des RTF utilisent un noyau de lissage pour réduire les termes d'interférence de la RWV. Le choix du noyau est crucial puisque c'est lui qui va déterminer la lisibilité de la RTF.

La RWV est défini pour les fréquences positives, sans pertes d'informations. Il existe une version améliorée de la RWV appelée Pseudo Wigner Ville lissée qui fait un lissage en temps et en fréquence.

II.5.2. Représentation Pseudo Wigner-Ville Lissée

On utilise souvent à la place de la RWV une de ses transformations dérivées, appartenant à la classe de Cohen : chaque RTF de cette classe peut être considéré comme résultant d'un filtrage bi-variable en temps et fréquence de la RWV et le choix du filtrage permet de modifier le comportement de la représentation. La RPWVL cherche à diminuer les termes d'interférences dans le plan temps-fréquence, en effectuant la RWV réduite à une « analyse locale », dans un état d'esprit analogue à celui de la TFCT. Elle se déduit de la RWV par introduction d'une fenêtre glissante à court terme simultanément temporelle et fréquentielle, séparable en temps et en fréquence [32].

Le noyau séparable:

$$\Phi(\xi, \tau) = G(\xi) h(\tau) \quad (\text{II.25})$$

La substitution de l'expression du noyau dans la formule de la classe générale de Cohen donne la RPWVL [33] :

$$RPWVL_x(t, f) = \iint h_x(\tau) g_x(u - t) x\left(u + \frac{\tau}{2}\right) x^*\left(u - \frac{\tau}{2}\right) e^{-j2\pi f\tau} d\tau du \quad (\text{II.26})$$

La RPWVL revient donc à effectuer un lissage dans le plan temps-fréquence séparable en temps et en fréquence. Cette séparabilité offre une souplesse de manipulation lors de la réduction des termes d'interférences présents dans la RWV en permettant de permuter l'ordre de lissages [34].

II.5.3. Représentation de Choi-Williams

La RCW cherche à réduire les termes d'interférences de la RWV, tout en conservant une bonne part de ses propriétés. A cet effet, elle est considérée comme une représentation énergétique appartenant à la classe de Cohen. Elle est définie à l'aide d'un noyau conjoint de type gaussien paramétré par la variance σ :

$$\Phi_x(\xi, \tau) = e^{-(\pi\xi\tau)^2/2\sigma^2} \quad (\text{II.27})$$

La substitution de l'expression du noyau dans la formule de la classe générale de Cohen donne l'expression de la RCW:

$$RCW_x(t, f) = \sqrt{\frac{2}{\pi}} \iint_{-\infty}^{+\infty} \frac{\sigma}{|\tau|} e^{-2\sigma^2(u-t)^2/\tau^2} x\left(u + \frac{\tau}{2}\right) x^*\left(u - \frac{\tau}{2}\right) e^{-j2\pi f\tau} dud\tau \quad (\text{II.28})$$

La RCW dépend d'un paramètre σ qui est la variance de la fonction gaussienne, généralement choisi dans l'intervalle $[1, 80]$ et tend, pour σ croissant indéfiniment, vers la RWV.

Les avantages de la RCW tiennent à la satisfaction de nombreuses propriétés, notamment concernant les représentations marginales temporelles et fréquentielles, et à la réduction des termes d'interférences. Inversement, ses inconvénients résultent de la non-conservation des supports temporels et fréquentiels et de ce que la réduction de l'amplitude des interférences, et non leur complète suppression, se fait au prix d'une certaine délocalisation, contrepartie au respect des représentations marginales. Cette transformation a, en particulier, été appliquée en biomédical.

Toutes les autres RTF ont pour objectif de réduire ou éliminer les termes d'interférences.

II.6. Conclusion

Dans ce chapitre nous avons introduit plusieurs outils d'analyse temps-fréquence particulièrement appropriés à l'analyse des signaux non-stationnaires. La TF peut être utilisée pour l'analyse fréquentielle des signaux, mais elle ne peut donner que des informations sur leur contenu fréquentiel et surtout incapable de fournir des indications concernant l'évolution temporelle. Cependant elle reste limitée dans le cas des signaux non-stationnaire. Afin de lever cette limitation, il est préconisé d'utiliser la TFCT ou en particulier sa deuxième version (SP). Cette dernière à l'avantage d'être applicable aux signaux non-stationnaires, mais engendre des inconvénients tels que le compromis entre la résolution fréquentiel et temporelle qui sont dû à la largeur fixe de la fenêtre glissante. Pour résoudre ce problème on a présenté des méthodes bilinéaires telles que la RWV. Cette représentation donne une bonne résolution temporelle et fréquentielle mais elle présente des termes d'interférences. Deux autres outils ont été présentés pour réduire ou éliminer les termes d'interférences. Cependant la RPWVL et la RCW utilisent un noyau pour une meilleure résolution temps-fréquence.



Chapitre III

III.1. Introduction

Durant les dernières années, la Transformée en Ondelettes (TO) est devenue un sujet de recherche très discuté. Cet outil est d'une grande utilité à travers ses applications dans beaucoup de domaines des sciences et de la technologie. Elle permet de représenter le signal en bandes de fréquences indépendantes après transformation décomposition.

L'analyse par ondelettes est un outil mathématique qui s'ajoute aux méthodes classiques d'analyse du signal. Il met l'accent sur les caractéristiques importantes du signal et semble en outre correspondre à des réalités physiologiques du traitement des signaux acoustiques et lumineux chez l'homme [35].

Dans ce chapitre, nous présentons la TO et les motivations de son introduction dans le domaine de traitement du signal, et plus particulièrement celui de la Transformée en Ondelette Discrète (TOD) et de l'Analyse Multi-Résolution (AMR) pour leur contribution dans l'analyse et le traitement sur ordinateur.

III.2. Ondelettes

En 1910 et avant la naissance des ondelettes, Haar a proposé un nouveau outil de traitement des signaux appelé paléo-ondelette (le nom ondelette n'est pas encore utilisé). Cependant, les ondelettes ont été utilisées en premier par Jean Morlet en 1983. Ce dernier s'est intéressé aux problèmes d'analyse de données issues de sondages sismiques effectués pour des recherches géologiques. Le physicien croate Alex Grossmann a formaliser les résultats de Morlet permettant d'ouvrir la porte aux chercheurs qui ont structuré les bases mathématiques faisant apparaître la notion de base orthogonale (Y. Meyer 1985), d'ondelettes à support compact (I. Daubechies 1988) [36] et d'AMR (S. Mallat 1989) [37-39].

La transformation d'un signal est une autre forme pour le représenter et qui n'affecte pas l'information diffusée par le signal. Dans ce contexte, une onde (Figure III.1) est une fonction périodique d'oscillation de temps ou d'espace. En revanche, les ondelettes (Figure III.2) sont des ondes localisées. Elles permettent de concentrer leur énergie dans le temps et l'espace est par conséquent adaptées à l'analyse des signaux transitoires. Tandis que la TF utilise les ondes pour analyser les signaux, la TO emploie des ondelettes d'énergie finie [40].

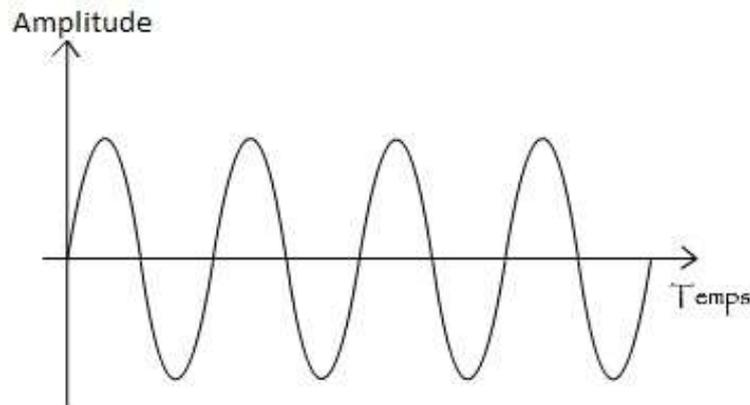


Figure III.1 : Exemple d'une onde sinusoïdale.

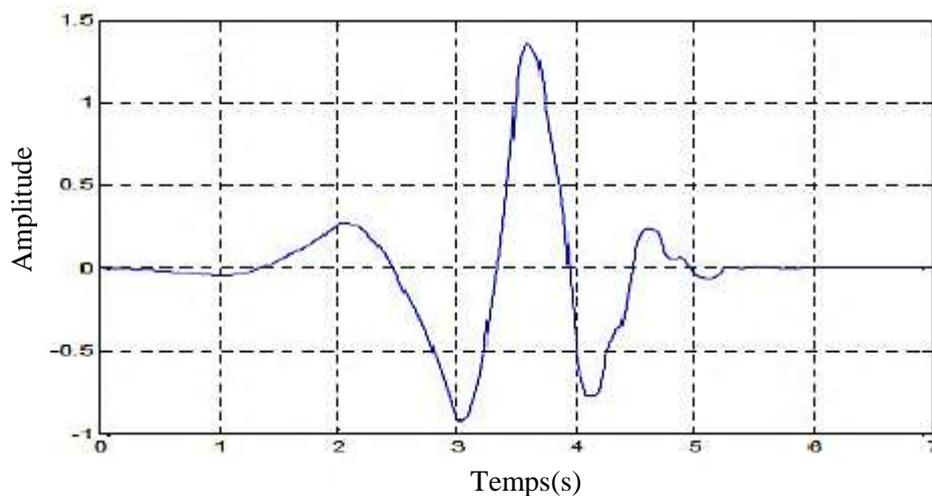


Figure III.2 : Ondelette.

L'analyse par ondelette représente une technique de fenêtrage avec des régions de taille variable. Elle permet l'utilisation d'intervalles en temps assez longue où nous voulons une information de basse fréquence plus précise, et les régions plus courtes en temps où nous souhaitons connaître l'information aux hautes fréquences [41].

III.3. Transformées en ondelettes

III.3.1. Analyse par transformée en ondelettes

Une ondelette $\psi(t)$ est une fonction de moyenne nulle, d'énergie finie et relativement localisée en temps et en fréquence. De la même manière que d'autres outils d'analyse en termes de décomposition, la TO décompose également un signal en « bandes de fréquence » (désignées sous le nom des échelles) en projetant le signal sur un élément d'un ensemble de fonctions de base. Les fonctions de base s'appellent les ondelettes. Les

ondelettes dans une base sont toutes semblables entre elles, se différenciant seulement par l'opération de dilatation et de translation.

Contrairement à la TF, les ondelettes peuvent avoir des variétés infinies qui sont fondamentalement différentes les uns des autres. Ceux qui ont une mesure strictement limitée dans le domaine temporel, sont connus comme les ondelettes discrètes, sinon, elles sont dites les ondelettes continues [42].

III.3.2. Transformée en ondelette continue

III.3.2.1. Définitions

La Transformée en Ondelettes Continue (TOC) consiste à créer, à partir d'une ondelette mère notée ψ une famille d'ondelettes $\psi_{a,b}(t)$:

$$\psi_{ab}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (\text{III.1})$$

Où $a \in \mathbb{R}^{+*}$ est le paramètre d'échelle et $b \in \mathbb{R}$ est le paramètre de translation (le paramètre a engendre une dilatation ou une compression, le paramètre b provoque une translation ou un décalage). On dit également que tout couple $(a, b) \in \mathbb{R}^{+*} \times \mathbb{R}$ définit un atome de la transformée.

Nous pouvons dire que la TOC réalise une projection du signal sur un ensemble de fonctions appelées classiquement "ondelettes" et dont la construction diffère de celle de la TFCT: on remplace la variable fréquence f par celle d'échelle a .

La TOC est la somme des versions mesurées et décalées de l'ondelette mère ψ . C'est une représentation de signaux analogues à $x(t)$ selon les deux paramètres a et b [43]. Le calcul de la TOC donne des coefficients notés C , qui sont des fonctions d'échelle et de translation. Son expression est donnée par:

$$TOC(a, b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \bar{\psi}\left(\frac{t-b}{a}\right) dt = C_f(a, b) \quad (\text{III.2})$$

Les paramètres de translation b et d'échelle a varient de manière continue.

L'équation III.2 donne les coefficients d'ondelettes qui contiennent toutes les informations dont on a besoin pour conduire une analyse temps-échelle ou temps-fréquence. Ces coefficients dépendent du facteur d'échelle a et du facteur de translation b .

Chaque coefficient donne une estimation des fluctuations du signal à l'échelle a autour de l'instant b .

La TOC est calculée, en faisant varier l'échelle sur la fenêtre d'analyse et en décalant la fenêtre suivant l'axe du temps la fonction d'ondelette en effectuant le produit avec le signal suivi d'une intégration sur toute la durée. Les grandes échelles correspondent à des vues globales du signal sans aucun détail et les faibles valeurs d'échelle correspondent à des vues détaillées. En termes de fréquences, de façon similaire, les basses fréquences correspondent aux grandes échelles et fournissent une information globale sur le signal (habituellement sur toute l'étendue du signal), alors que les hautes fréquences correspondent aux faibles échelles et donnent des informations détaillées sur un motif caché dans le signal (généralement de faible durée). Il y a donc une correspondance entre les échelles et les fréquences qui s'exprime comme suit :

- Basse échelle $a \Rightarrow$ ondelette compressée \Rightarrow changement rapide de détails \Rightarrow haute fréquence f .
- Haute échelle $a \Rightarrow$ ondelette dilatée \Rightarrow changement lent de détails \Rightarrow basse fréquence f .

La TOC telle qu'elle est définie est redondante, c'est-à-dire que l'on obtient plus de coefficients qu'il n'en est nécessaire pour décrire le signal de manière exhaustive. Ce problème peut être évité par l'utilisation de la transformée en ondelettes discrètes.

La TOC admet une transformée inverse, et la formule de synthèse ou de reconstruction est donnée par:

$$x(t) = \frac{1}{K_\psi} \int_{\mathbb{R}^{+*}} \int_{\mathbb{R}} C_x(a, b) \psi_{a,b}(t) \frac{da db}{a^2} \tag{III.3}$$

Notons K_ψ la valeur commune des intégrales.

Cette reconstruction est réalisable si la condition suivante est vérifiée :

$$K_\psi = \int_{\mathbb{R}^{+*}} \frac{|\hat{\psi}(f)|^2}{f} df < \infty \tag{III.4}$$

$\hat{\psi}$ est la TF de l'ondelette ψ et elle est donnée par l'expression :

$$\hat{\psi}(f) = \int_{\mathbb{R}} \psi(t) \exp^{-i2\pi ft} dt \quad (\text{III.5})$$

La condition donnée par l'équation (III.4) est appelée la condition d'admissibilité, elle permet d'analyser le signal et de le reconstruire sans perte d'information. Elle implique en outre que la transformée de Fourier de l'ondelette à fréquence continu (pour $f = 0$) doit être nulle.

Soit :

$$\hat{\psi}(f) = 0 \text{ pour } f = 0 \quad (\text{III.6})$$

Ceci implique en particulier deux conséquences importantes :

- La première est que les ondelettes doivent posséder un spectre de type passe-bande.
- La seconde apparait en réécrivant l'équation de façon équivalente sous la forme :

$$\int_{\mathbb{R}} \psi(t) dt = 0 \quad (\text{III.7})$$

Cette dernière expression montre que $\psi(t)$ doit être à moyenne nulle.

$\psi(t)$ est donc une fonction à largeur temporelle finie et possède un caractère oscillatoire. On est donc en présence d'une petite onde (une ondelette).

III.3.2.2. Exemples d'ondelettes continues

- **Ondelette de Morlet**

L'ondelette de Morlet est la première à avoir été construite, mais ne permet pas de fabriquer une famille orthogonale d'ondelettes où les termes de la décomposition en série d'ondelettes sont indépendants. C'est l'ondelette complexe la plus populaire utilisée dans la pratique. Elle est définie par l'équation suivante :

$$\psi(t) = \frac{1}{\sqrt[4]{\pi}} \left(e^{iw_0 t} - e^{-\frac{w_0^2}{2}} \right) e^{-\frac{t^2}{2}} \quad (\text{III.8})$$

Où w_0 est la fréquence centrale de l'ondelette mère. Dans la pratique, elle devient négligeable pour les valeurs de $w_0 > 5$. La figure III.3 montre un exemple d'une ondelette de Morlet pour différentes variations des paramètres de décalage et d'échelle.

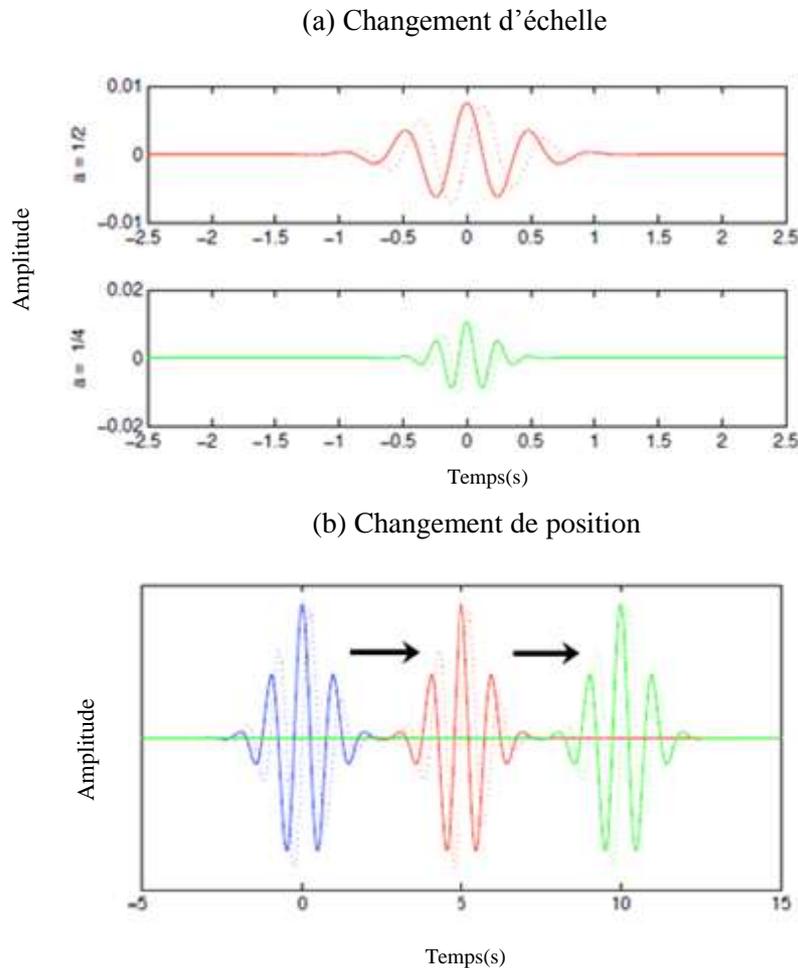


Figure III.3 : Ondelette de Morlet pour différentes échelles et positions.

- **Ondelette Chapeau mexicain**

L'ondelette "chapeau mexicain" est la dérivée d'ordre 2 d'une fonction gaussienne donnée par l'équation :

$$\psi(t) = (1 - t^2)e^{-\frac{t^2}{2}} \tag{III.9}$$

Cette ondelette, représentée sur la figure III.4, a été employée dans la pratique pour un certain nombre de tâches d'analyse de données dans différents domaines de la science et de la technologie.

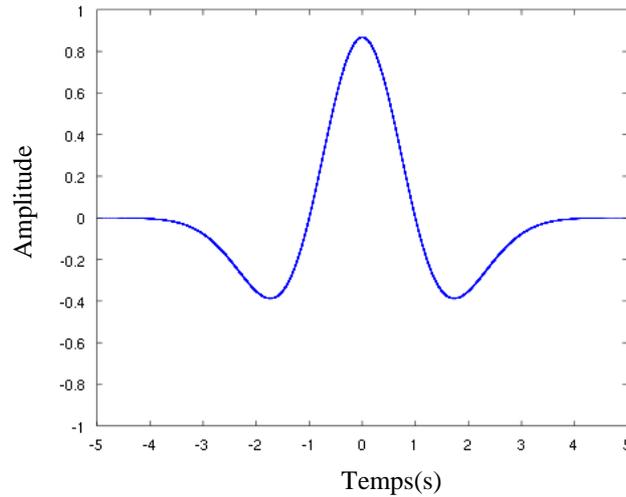


Figure III.4 : Ondelette chapeau mexicain.

III.3.3. Transformée en ondelette discrète

III.3.3.1. Définitions

La TOD est une représentation multi-résolutions/multifréquences [44]. C'est une transformation permettant de découper les données et les fonctions en composantes fréquentielles suivant une résolution adaptée à l'échelle.

Il est légitime de se demander s'il est nécessaire de connaître la transformée C_f sur $\mathbb{R}^{+*} \times \mathbb{R}$ tout entier pour reconstruire x . Lorsque la réponse est négative, l'utilisation d'un sous-ensemble discret semble un objectif raisonnable. L'idée est la suivante : on considère des sous-ensembles discrets de $\mathbb{R}^{+*} \times \mathbb{R}$. Fixons $a_0 > 1$, $b_0 > 0$ et prenons $a \in \{a_0^j\}_{j \in \mathbb{Z}}$ et $b \in \{ka_0^j b_0\}_{j,k \in \mathbb{Z}}$. Par conséquent, au lieu d'utiliser la famille d'ondelettes $\psi_{a,b}(t)$, on utilise pour la transformée discrète une famille dénombrable d'ondelettes décrite par $\psi_{j,k}(t)$ en utilisant $a = a_0^j$ et $b = ka_0^j b_0$:

$$\psi_{j,k}(t) = a_0^{-\frac{j}{2}} \psi(a_0^{-j} t - kb_0) \quad (\text{III.10})$$

$a_0 > 1$, $b_0 > 0$ fixés et $j, k \in \mathbb{Z}$

Dans la suite, nous changeons de notations pour alléger, dans le cas discret, l'écriture des atomes et des coefficients. Le choix usuel $a_0 = 2$ et $b_0 = 1$ est dicté par le théorème d'échantillonnage de Shannon. Ce qui donne :

$$\psi_{j,k}(t) = 2^{-j/2} \psi(2^{-j} t - k) \quad (\text{III.11})$$

avec $j, k \in \mathbb{Z}$

La décomposition discrète d'ondelette d'un signal $x(t)$ est définie comme suit :

$$TOD(a = 2^j, b = 2^j k) = 2^{-\frac{j}{2}} \int_{\mathbb{R}} x(t) \psi^*(2^{-j}t - k) dt = C_x(j, k) \quad (\text{III.12})$$

La TOD est donc obtenue par échantillonnage des coefficients d'échelle et de temps [45]:

$$TOD_x(j, k) = TOC_x(a = 2^j, b = k2^j) \quad (\text{III.13})$$

$$(j, k) \in \mathbb{Z}^2$$

Cette transformée peut être inversée par :

$$x(t) = \sum_{j \in \mathbb{Z}} \sum_{k \in \mathbb{Z}} TOD_x(j, k) \psi_{j,k}(t) \quad (\text{III.14})$$

III.3.3.2. Ondelettes orthogonales

Les ondelettes orthogonales sont des ondelettes asymétriques qui ont été construites par Ingrid Daubechies. La fonction d'échelle est une solution à une équation fonctionnelle fractale, appelée l'équation de raffinement :

$$\varphi(t) = \sum_{k=0}^{N-1} a_k \varphi(2t - k) \quad (\text{III.15})$$

La séquence $(a_0, a_1, \dots, a_{N-1})$ des entiers flottants est appelée la séquence d'échelle. L'ondelette exacte est obtenue par une combinaison linéaire écrite sous la forme:

$$\psi(xt) = \sum_{k=0}^{M-1} b_k \psi(2t - k) \quad (\text{III.16})$$

La séquence $(b_0, b_1, \dots, b_{M-1})$ des entiers flottants est appelée la séquence d'ondelette.

Une condition nécessaire pour l'orthogonalité des ondelettes est que l'ordre d'échelle est orthogonal à tous ses décalages par un chiffre pair des coefficients :

$$\sum_{n \in \mathbb{Z}} a_n a_{n+2m} = 2\delta_{m,0} \quad (\text{III.17})$$

Dans ce cas-ci, il y a le même nombre $M=N$ de coefficients dans la dilatation comme dans l'ordre d'ondelette, l'ordre d'ondelette peut être déterminé comme $b_n = (-1)^n a_{N-1-n}$.

Parmi la multitude de familles d'ondelettes qui ont été proposées, nous pouvons citer à titre d'exemple les plus utilisées:

- **Ondelette de Haar**

L'ondelette de Haar (Figure III.5) a été historiquement présentée par Haar en 1910. L'ondelette mère d'une ondelette de Haar est donnée par :

$$\psi(t) = \begin{cases} 1 & \text{si } 0 < t < 1/2 \\ -1 & \text{si } \frac{1}{2} < t < 1 \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases} \quad (\text{III.18})$$

La fonction d'échelle d'une ondelette de Haar est exprimée comme suit :

$$\varphi(t) = \begin{cases} 1 & \text{si } 0 < t < 1 \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases} \quad (\text{III.19})$$

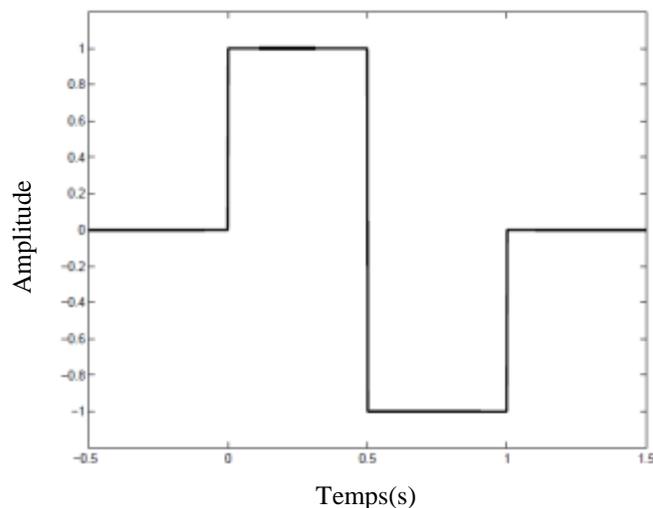


Figure III.5 : Ondelette de Haar.

- **Ondelette de Daubechies**

Cette famille d'ondelette a été créée par Ingrid Daubechies. Les ondelettes de Daubechies donnent un résultat robuste dans l'analyse des signaux biomédicaux variables dans le temps. La plupart des ondelettes de Daubechies sont asymétriques. On note dbN une ondelette de Daubechies d'ordre N. Selon les valeurs de N, on trouve une variété d'ondelettes de Daubechies (voir des exemples sur les figures III.6 et III.7).

- **Ondelette de Symlets**

Les ondelettes de Symlets (Exemples illustrés sur les figures III.8 et III.9), notées symN, ont été proposées par Daubechies en modifiant la construction des ondelettes dbN et constituent une famille d'ondelette presque symétrique. A part la symétrie, les propriétés de ces deux familles sont similaires.

- **Ondelette de Coiflets**

Les ondelettes de Coiflets, comme les ondelettes de Symlets, ont été construites par Daubechies. La notation de cette famille d'ondelettes est coifN. Cette famille d'ondelettes est différente des deux précédentes. Toutefois, les Coiflets, comme nous pouvons le voir sur les figures III.10 et III.11 sont bien symétriques que les ondelettes de Symlets ou les ondelettes de Daubechies.

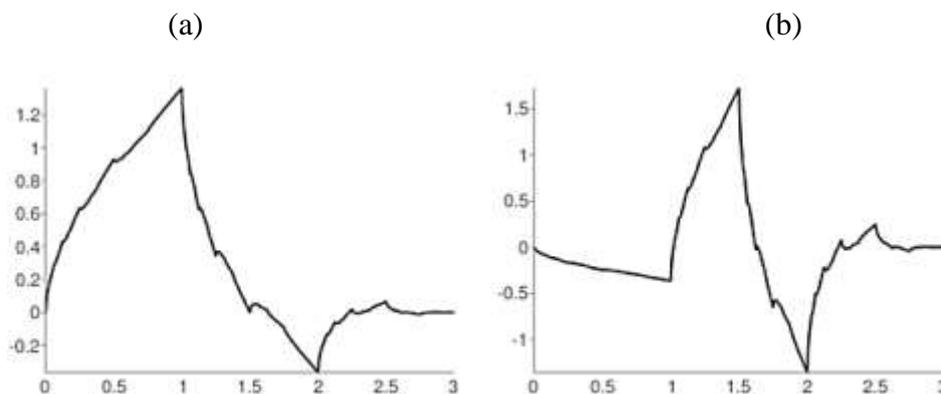


Figure III.6 : (a) Fonction d'échelle et (b) fonction d'ondelette de db2.

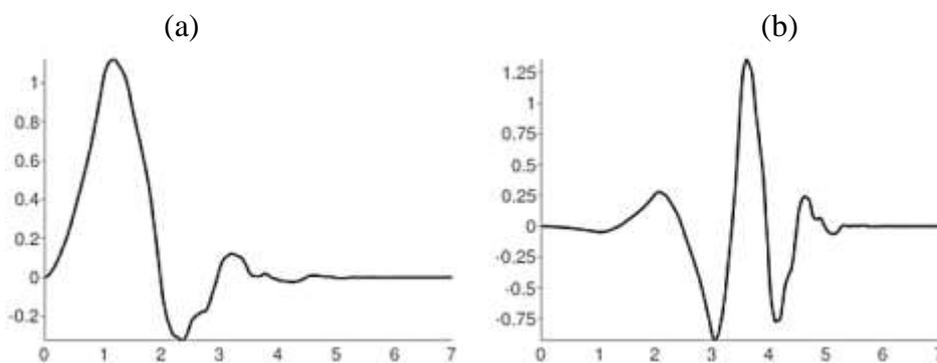


Figure III.7 : (a) Fonction d'échelle et (b) fonction d'ondelette de db4.

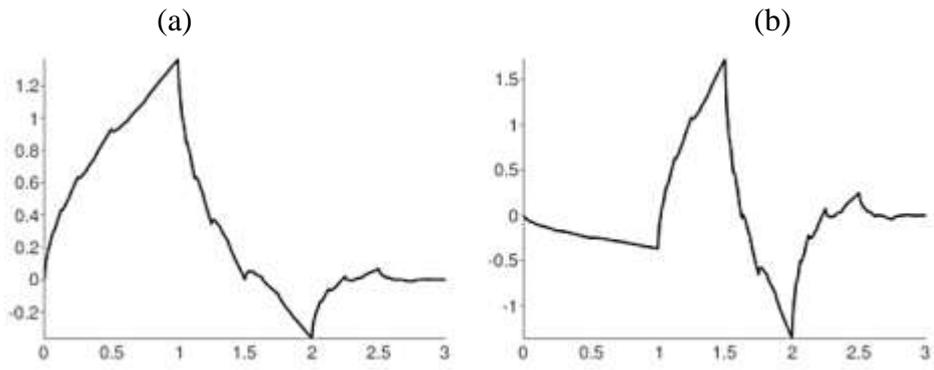


Figure III.8 : (a) Fonction d'échelle et (b) fonction d'ondelette de sym2.

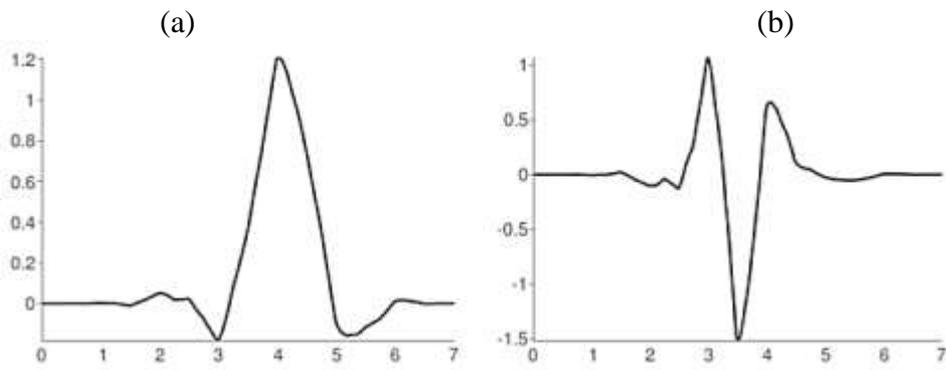


Figure III.9 : (a) Fonction d'échelle et (b) fonction d'ondelette de sym4.

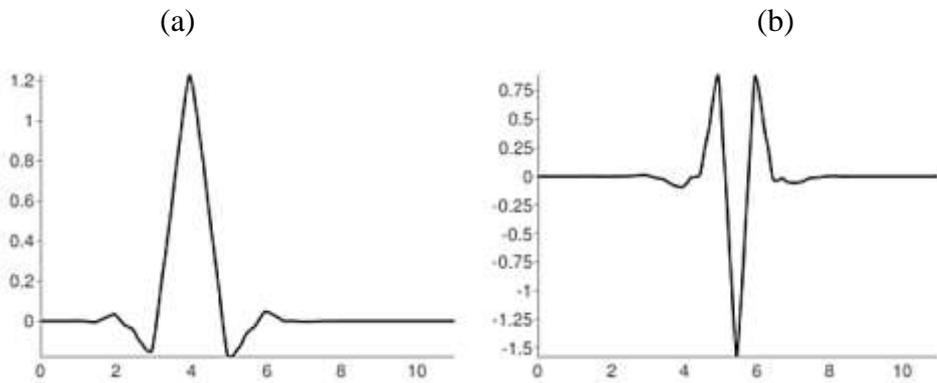


Figure III.10 : (a) Fonction d'échelle et (b) fonction d'ondelette de coif2.

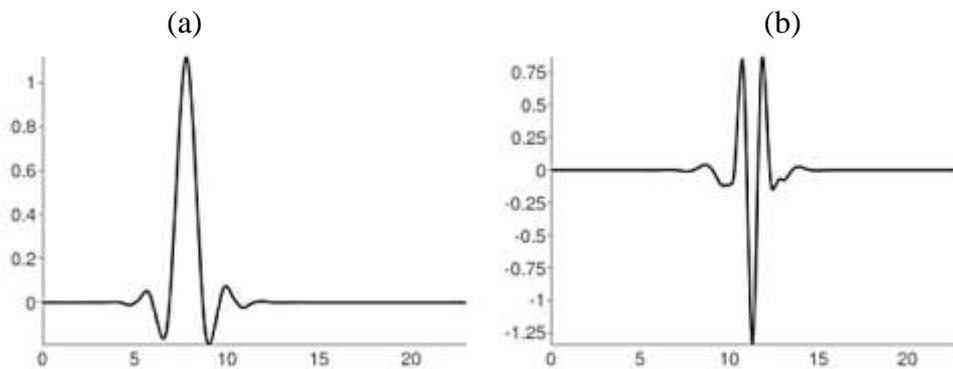


Figure III.11 : (a) Fonction d'échelle et (b) fonction d'ondelette de coif4.

III.3.3.3. Ondelettes biorthogonales

Les ondelettes biorthogonales sont devenues populaires grâce à Daubechies. Le préfixe « bi » est censé rappeler que deux bases d'ondelettes sont utilisées lors de l'analyse, une fonction pour la décomposition et une autre pour la reconstruction. Elles peuvent être construites pour avoir la symétrie temporelle. Dans ce cas, il y a deux fonction de dilatations $\varphi, \tilde{\varphi}$ qui peuvent générer différentes analyses multi-résolution. Les séquences d'ondelette sont déterminés par :

$$\begin{aligned} b_n &= (-1)^n \tilde{a}_{M-1-n}, n = 0, \dots, M-1, \\ \tilde{b}_n &= (-1)^n a_{M-1-n}, n = 0, \dots, N-1 \end{aligned} \quad (\text{III.20})$$

III.3.4. Analyse Multi-Résolution

L'AMR d'un signal revient à le décomposer à différentes échelles, en approximations et en détails. Les espaces de projections du signal sont entièrement caractérisés par l'utilisation de deux filtres (h : passe bas, et g : passe haut). Ces filtres permettent le calcul rapide des coefficients de la TOD via un algorithme itératif connu sous le nom d'algorithme pyramidal de Mallat. Cet algorithme a deux phases importantes la phase de décomposition et la phase de reconstruction. Dans le cas de bases d'ondelettes orthogonales, les coefficients du filtre passe bas $h[l]$ et du filtre passe haut $g[l]$ sont associés à une fonction d'échelle et à une ondelette. Le filtre passe haut fournira les coefficients de détail tandis que le filtre passe bas donnera les coefficients d'approximation.

- **Phase de décomposition**

Dans l'étape de décomposition en ondelettes orthogonales d'un signal $x(t)$, on détermine à chaque niveau de résolution j , les approximations notées $app x(t)$ et les informations de détails notées $det x(t)$. On note par les familles $\left\{2^{-j/2} \varphi\left(\frac{t}{2^j} - k\right), k \in Z\right\}$ et $\left\{2^{-j/2} \psi\left(\frac{t}{2^j} - k\right), k \in Z\right\}$ les bases orthogonales des espaces H_j et L_j . On a alors :

$$app_{H_j} x(t) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} a_j[k] \frac{1}{2^{j/2}} \varphi\left(\frac{t}{2^j} - k\right) \quad (\text{III.21})$$

$$det_{L_j} x(t) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} d_j[k] \frac{1}{2^{j/2}} \psi\left(\frac{t}{2^j} - k\right) \quad (\text{III.22})$$

Avec :

$$a_j[k] = \langle x(t), \frac{1}{2^{j/2}} \varphi \left(\frac{t}{2^j} - k \right) \rangle \quad (\text{III.23})$$

$$d_j[k] = \langle x(t), \frac{1}{2^{j/2}} \psi \left(\frac{t}{2^j} - k \right) \rangle \quad (\text{III.24})$$

La fonction φ est appelée fonction d'échelle car elle permet de passer d'un espace d'approximation à un autre, c'est à dire d'une échelle à une autre.

Les coefficients $a_j[k]$ et $d_j[k]$ sont appelés les coefficients d'approximation et de détails du signal respectivement au niveau de décomposition j . Pour faciliter le calcul des coefficients $a_j[k]$ et $d_j[k]$ on utilise souvent les relations suivantes [46]:

$$a_j[k] = \sum_{l=-\infty}^{\infty} a_{j-1}[l] h^*[l - 2k] \quad (\text{III.25})$$

$$d_j[k] = \sum_{l=-\infty}^{\infty} a_{j-1}[l] g^*[l - 2k] \quad (\text{III.26})$$

On peut ainsi déterminer les coefficients d'approximation et de détails à l'échelle plus grande à partir des coefficients d'approximation du signal à une échelle donnée 2^{j-1} . Pour chaque niveau de décomposition, les équations III.25 et III.26 définissent les opérations à réaliser : un traitement par le filtre de réponse impulsionnelle $(\tilde{h}[l])_{l \in \mathbb{Z}} = (h^*[-l])_{l \in \mathbb{Z}}$ ou $(\tilde{g}[l])_{l \in \mathbb{Z}} = (g^*[-l])_{l \in \mathbb{Z}}$ suivi d'un sous-échantillonnage d'un facteur 2.

Soit $\tilde{a}_j[k]$ le signal à temps discret obtenu par convolution de $a_{j-1}[k]$ et $\tilde{h}[k]$:

$$\tilde{a}_j[k] = \sum_{l=-\infty}^{\infty} a_{j-1}[l] h^*[l - k] \quad (\text{III.27})$$

De la même manière, on obtient la sortie du deuxième filtre :

$$\tilde{d}_j[k] = \sum_{l=-\infty}^{\infty} a_{j-1}[l] g^*[l - k] \quad (\text{III.28})$$

Après l'opération de décimation, on obtient $\tilde{d}_j[2k] = d_j[k]$. Ces opérations permettent le passage du niveau de résolution $(j - 1)$ au niveau de résolution j . La figure III.12 montre le schéma de l'étape de décomposition où $2 \downarrow$ symbolise l'opération de décimation d'un facteur 2.

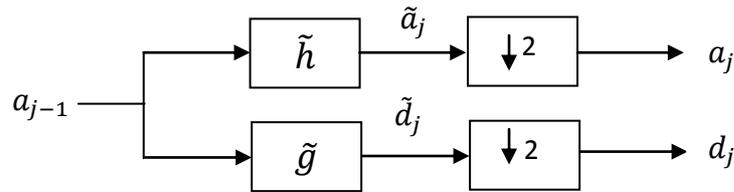


Figure III.12 : Etape de décomposition de l'algorithme de Mallat.

La figure III.13 montre un exemple de décomposition en ondelettes au niveau trois.

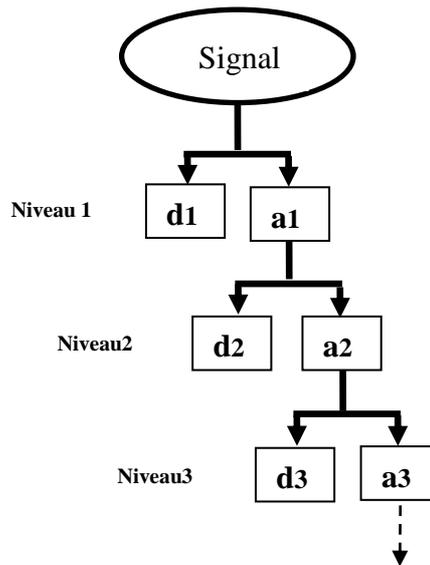


Figure III.13 : Etapes d'une décomposition en ondelettes au niveau trois.

- **Phase de reconstruction**

Dans certaines situations pratiques, on s'intéresse à la phase de reconstruction pour retrouver le signal original après avoir fait subir au signal d'origine des traitements appropriés. Le filtre de synthèse (figure III.14) qui réalise les opérations duales de celles effectuées lors de l'analyse consiste en une interpolation (sur-échantillonnage) d'un facteur 2 à l'entrée de chaque canal suivi d'un filtrage. L'interpolation, qu'on symbolise par $\uparrow 2$, consiste à intercaler un zéro entre deux échantillons consécutifs du signal d'entrée. Par exemple en interpolant $(a_j[k])_{k \in \mathbb{Z}}$, on obtient :

$$\tilde{a}_j[k] = \begin{cases} a_j[k/2] & \text{si } k \text{ est pair} \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases} \quad (\text{III.29})$$

Les filtres de synthèse ont comme réponses impulsionnelles $(h[l])_{l \in \mathbb{Z}}$ et $(g[l])_{l \in \mathbb{Z}}$. La formule permettant de revenir à une échelle plus fine, en passant du niveau de résolution j au niveau de résolution $(j - 1)$ peut s'exprimer comme suit:

$$a_{j-1}[k] = \sum_{l=-\infty}^{\infty} a_j[l]h[k-2] + \sum_{l=-\infty}^{\infty} d_j[l]g[k-2] \quad (\text{III.30})$$

Donc le schéma d'analyse est réversible et conduit à un algorithme dual de reconstruction, dans lequel l'approximation pour une résolution donnée se déduit de l'approximation et de détail à la résolution immédiatement supérieur.

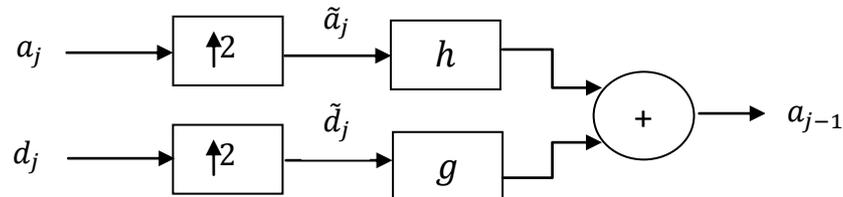


Figure III.14 : Etape de reconstruction de l'algorithme de Mallat.

Le calcul de la TOD par l'algorithme de l'AMR exige l'utilisation des filtres. Nous appliquons dans ce cas, un produit de convolution du signal avec les réponses impulsionnelles h et g au lieu d'effectuer un produit scalaire entre la fonction d'échelle ou d'ondelette et le signal.

III.4. Conclusion

Nous avons présenté dans ce chapitre l'aspect théorique de la TOC et de la TOD. Cet outil d'une grande utilité dans le domaine du traitement du signal a permis en effet d'éviter les problèmes de résolution rencontrés lors de l'utilisation d'autre méthode telle que la TF ou la TFCT. L'AMR représente l'approche la plus utilisée pour la réalisation pratique et rapide de la TOD. Elle est effectuée par un ensemble de filtres passe bas et passe haut complémentaire pour la décomposition d'un signal en des coefficients d'approximation et d'autres de détail.

Suite à de bonne propriété et à cause de leur performances grâce à l'apport de l'AMR, les ondelettes trouvent leur places dans un grand nombre de domaines. L'AMR en permettant la décomposition en différents sous bandes se présente comme un outil incontournable pour les applications de débruitage par seuillage des coefficients d'ondelette, en particulier pour l'analyse des signaux EEG. L'analyse en ondelette du signal EEG permet d'obtenir les coefficients d'approximations et de détails qui peuvent correspondre aux rythmes caractérisant sa bande fréquentielle. Ces rythmes peuvent être traitées en utilisant des méthodes de traitement du signal afin d'analyser et étudier l'état clinique des patients. Ces grandeurs sont d'un intérêt majeur pour la suite de notre travail.



Chapitre IV

IV.1. Introduction

Ce chapitre est consacré à l'application de quelques RTF pour l'étude des signaux EEG réels en vue de la caractérisation et de la classification de certaines situations normales et pathologiques existantes dans les signaux en considération. Trois représentations telles que le SP, la RCW et la RPWVL seront utilisées comme des outils de diagnostic des signaux EEG réels. Afin de mener à bien cette analyse, leurs résultats sont utilisés et traités sur la base de critère pour trouver la RTF la plus performante pour ce type de traitement.

Ce chapitre est divisé en deux grandes parties, la première partie est dédiée à la détection et l'identification des pics de la crise d'épilepsie dans le domaine temporel et fréquentiel afin de connaître les moments où la crise se manifeste. La deuxième partie consiste à l'utilisation des RTF comme moyen de classification afin de distinguer les signaux EEG normaux et pathologiques.

IV.2. Critères utilisés pour l'identification et la classification

Durant nos applications, des critères ont été utilisés en conjonction avec les RTF afin d'identifier les crises épileptiques et classifier les signaux EEG considérés. Nous avons utilisé un critère statistique comme l'Entropie de Rényi (ER) et la Moyenne Mobile (MM) comme une technique de lissage afin de mettre en évidence et discerner entre les différents résultats obtenus.

IV.2.1. Entropie de Rényi

L'ER appliquée aux RTF est considérée comme une mesure de la concentration de l'énergie en temps-fréquence d'un signal. Elle est utilisée dans le but de trouver les meilleures valeurs des paramètres d'analyse telle que la longueur de la fenêtre d'analyse permettant d'assurer une bonne concentration dans le plan temps-fréquence et de fournir la localisation d'une bonne concentration des différents composants à différents endroits. L'ER d'ordre α est défini comme suit [47,48] :

$$R_\alpha = \frac{1}{1-\alpha} \log_2 \iint C_x^\alpha(t, f) dt df \quad (\text{IV.1})$$

Cette mesure a été utilisée pour évaluer la complexité d'un signal dans le plan temps-fréquence dans [49]. Cependant, les auteurs dans [50] démontrent que la minimisation de

l'ER pour une RTF donnée permet la maximisation de sa concentration ainsi que sa résolution conjointe temps-fréquence. Ainsi, la meilleure longueur de la fenêtre d'analyse est obtenue par celle correspondant à la valeur minimale de l'ER. Dans le domaine discret, l'expression de l'ER du troisième ordre pour une RTF avec une normalisation en volume s'exprime par l'équation suivante [51] :

$$RV_3 = -\frac{1}{2} \log_2 \sum_{k=-K}^K \sum_{n=-N}^N \left[\frac{C_x(n,k)}{\sum_{m=-K}^K \sum_{l=-N}^N |C_x(m,l)|} \right]^3 \quad (IV.2)$$

Où n et m sont les variables discrètes du temps, et k et l sont les variables discrètes de la fréquence.

L'intégration par rapport à la fréquence de l'ER permet d'obtenir les propriétés marginales de la représentation d'énergie du signal dans le temps. Dans notre étude, nous avons utilisé l'Entropie Marginale de Rényi normalisée (EMR) d'ordre trois donnée par :

$$R_3(n) = -\frac{1}{2} \log_2 \sum_{k=-K}^K \left[\frac{C_x(n,k)}{\sum_{m=-K}^K \sum_{l=-N}^N |C_x(m,l)|} \right]^3 \quad (IV.3)$$

Ce critère a été utilisé avec succès [52] pour l'identification et la segmentation des phonocardiogrammes pathologiques.

IV.2.2. Moyenne mobile

La MM simple est défini comme la moyenne commune des valeurs précédentes dans les données de séries chronologiques sans application de facteurs de pondération à tous les points de données [53]. La MM simple considérée comme l'ensemble des moyennes simples définies à l'aide d'une fenêtre mobile de longueur M est définie comme suit :

$$SMA = \left\{ \frac{1}{M} (x_1 + x_2 + \dots + x_M), \frac{1}{M} (x_2 + x_3 + \dots + x_{M+1}), \frac{1}{M} (x_3 + x_4 + \dots + x_{M+2}), \dots \right\} \quad (IV.4)$$

Durant le calcul des valeurs successives, une nouvelle valeur entre dans la somme des formules et les données les plus anciennes seront abandonnées.

IV.2.3. Marginale en fréquence

Pour l'extraction des informations relatives aux bandes fréquentielles du signal, on utilise la Marginale en Fréquence (MF) donnée par l'expression :

$$m_t(f) = \int_{-\infty}^{+\infty} C_x(t, f) dt \quad (\text{IV.5})$$

IV.2.4. Fonction de score

En théorie de la décision, une fonction de score, ou règle de notation, mesure l'exactitude des prédictions probabilistes. Elle s'applique aux tâches dans lesquelles les prédictions doivent assigner des probabilités à un ensemble de résultats discrets s'excluant mutuellement. L'ensemble des résultats possibles peut être de nature binaire ou catégorique, et les probabilités attribuées à cet ensemble de résultats doivent être égales à un (où chaque probabilité individuelle est comprise entre 0 et 1) [54].

Une méthode basée sur une fonction score se présente comme une technique statistique permettant de classer un individu dans l'un des quelques groupes définis à priori et ce au vu de certaines caractéristiques de cet individu. Il s'agit bien d'une méthode de classement statistique car elle est basée d'abord sur un traitement statistique des données issues d'un échantillon d'individus. D'autre part, les facteurs derrière l'appartenance d'un individu à tel ou tel autre groupe reste en partie inconnus.

En fait, les méthodes de score relèvent de méthodes générales de classement statistiques (et non de classification) comme l'analyse discriminante, la régression logistique, etc. Les techniques de score sont appliquées dans plusieurs domaines comme la médecine, l'agronomie, l'archéologie, l'informatique, la gestion des entreprises, etc.

Par rapport à un système de notation subjective, le score statistique présente les avantages suivants :

- Evaluation quantitative de la probabilité d'appartenance ce qui permet d'ordonner les individus..
- Caractère immuable (fixe) des résultats.
- Cohérence des résultats : deux individus ayant les mêmes caractéristiques

auront le même score.

- Caractère explicite : méthodologie d'évaluation pouvant être clairement

présentée.

IV.2.5. Fenêtre d'analyse

Lors de l'analyse temps-fréquence, le choix de la fenêtre analysante est très important afin d'obtenir des résultats performants en terme de résolution temps-fréquence. Dans notre application on utilise une fenêtre de Hamming :

$$W(n) = 0.54 - 0.46 \cos\left(2\pi \frac{n}{N}\right), 0 \leq n \leq N. \quad (\text{IV.6})$$

La longueur de la fenêtre est $L=N+1$.

La figure suivante montre un exemple d'une fenêtre Hamming d'une longueur $L=64$.

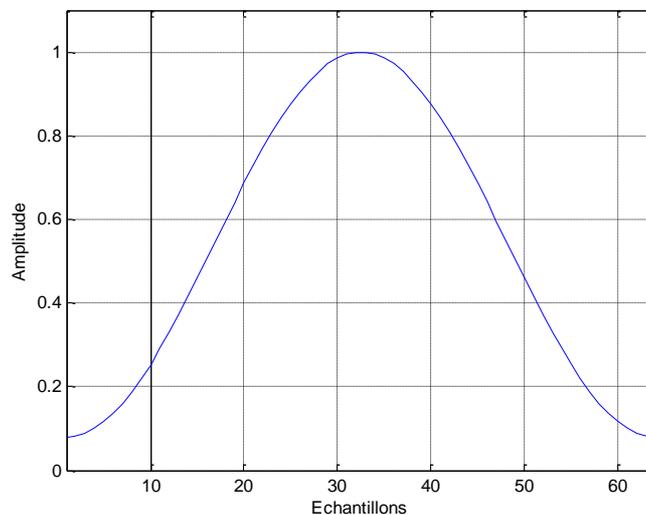


Figure IV.1 : Fenêtre de Hamming.

IV.3. Base de données utilisée

La base de données des signaux EEG utilisée dans notre travail a été analysée dans les travaux [55-57]. Cette base comprend cinq ensembles: A, B, C, D et E [58]. Chaque ensemble contient 100 enregistrements de segments EEG individuels. Chaque segment contient 4096 échantillons ayant une durée égale à 23,6 secondes. Les ensembles A et B sont enregistrés de manière extracraniale pour des personnes en bonne santé, avec les yeux ouverts et fermés respectivement. Les ensembles C et D sont enregistrés intracraïalement; C concerne la zone non-épileptogène d'hémisphère opposé du cerveau et D comprend la zone épileptogénique d'un patient épileptique pendant les intervalles sans crise. L'ensemble E a été enregistré intracrâniennement de la zone épileptique pendant la crise. L'acquisition de données sur un système informatique est effectuée avec une fréquence

d'échantillonnage de 173,61 Hz. Dans nos études, nous nous sommes intéressés aux ensembles A et E afin de comparer les signaux EEG normaux et épileptiques.

Des représentations à titre d'exemple des signaux EEG sont montrées sur la figure IV.2 (a) prise à partir de l'ensemble A pour un signal normal et sur la figure IV.2 (b) prise à partir de l'ensemble E d'un signal pathologique.

Le signal pathologique est sélectionné visuellement. Ce signal ayant la plus grande amplitude de la crise maximale est divisé en segments consécutifs avec une longueur de 1024 échantillons correspondant à 5,9 secondes d'enregistrement. Les 4 fractions obtenues sont représentées sur la figure IV.3. Nous avons convenu de noter la trame 2 celle variant de 5,9 secondes à 11,8 secondes illustrée sur la figure IV.4 où un pic d'épilepsie est clairement visualisé et se situe entre 8 et 9 secondes. Cependant, la crise continue dans la trame 3 et peut être vue autour de la 15^{ème} secondes et enfin un autre pic peut être vu dans la trame 4 entre 21 et 22 secondes.

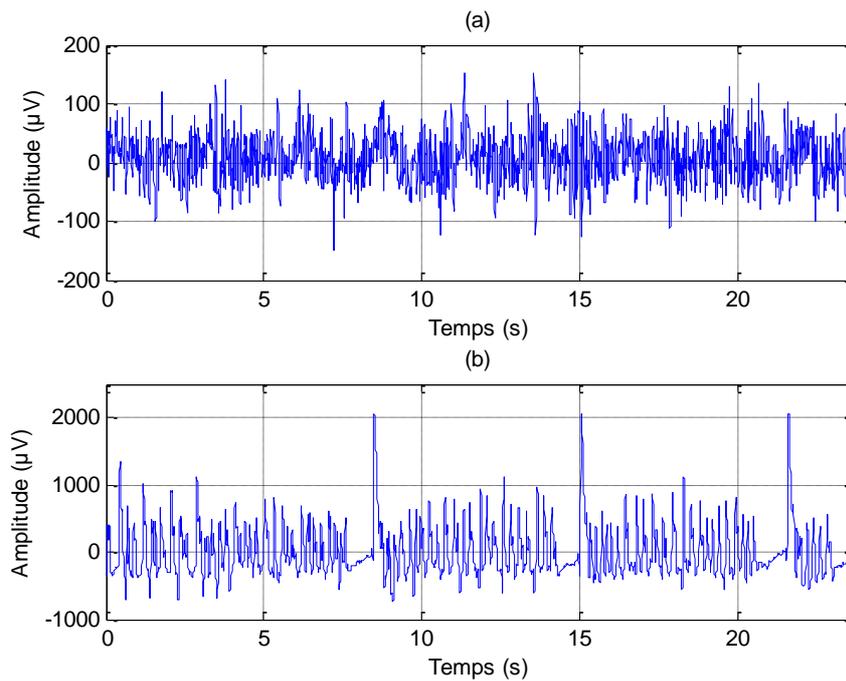


Figure IV.2 : Exemple d'un signal (a) normal et (b) pathologique.

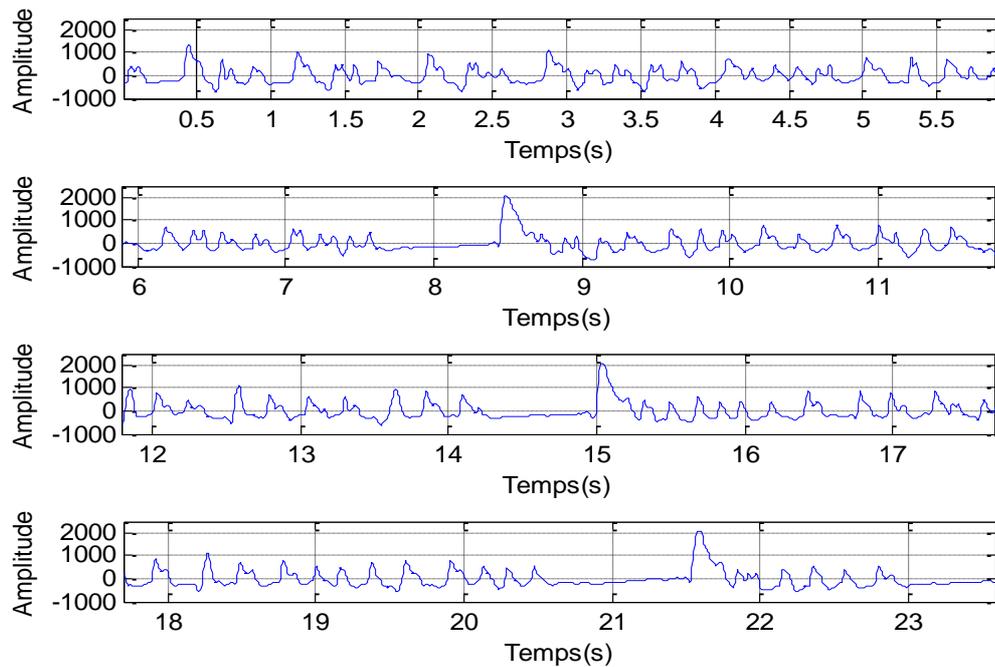


Figure IV.3 : Segmentation du signal EEG pathologique.

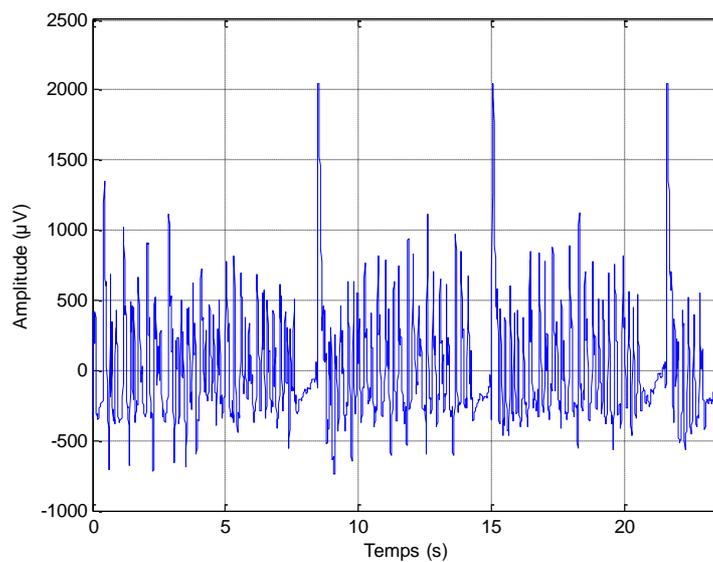


Figure IV.4 : Segment choisi du signal EEG pathologique.

IV.4. Description de la méthode

La méthode proposée se base sur l'utilisation des RTF en conjonction avec l'ER et la MM pour caractériser et classifier les signaux EEG. L'ER permettra d'obtenir les meilleurs paramètres des RTF générant une meilleure résolution temps-fréquence. Nous avons utilisé dans ce contexte, trois RTF différentes et aboutir à la meilleure méthode ayant les meilleurs résultats. L'EMR est utilisée dans le but de détecter les pics de la crise des

signaux EEG pathologiques. Son utilisation sur les résultats donnés par l'analyse temps-fréquence nous permettra de trouver des seuils pour détecter les pics de crise en chaque signal. Aussi, afin de classer les signaux EEG, on utilise la MM sur toutes les énergies extraites du plan temps-fréquence après segmentation de l'image temps-fréquence obtenue avec la RTF considérée. Les principales parties du travail consistant en l'identification et la classification peuvent être résumées par les étapes résumées dans le paragraphe suivant.

IV.4.1. Identification des pics de la crise

Étape 1 (analyse temps-fréquence):

La première étape consiste à identifier les pics de la crise, correspondant aux valeurs maximales extraites depuis l'analyse temps-fréquence en utilisant les RTF discutées dans le deuxième chapitre. Les résultats des RTF engendrés par le SP, la RPWVL et la RCW sur un signal EEG spécifique sont respectivement obtenus par les équations (II.10), (II.26) et (II.28). Cependant, les meilleurs paramètres de ces représentations sont calculés en utilisant l'ER donnée par l'équation (IV.2).

Étape 2 (la meilleure RTF):

Les résultats fournis par chaque représentation sont comparés et la meilleure représentation fournissant des bons résultats est sélectionnée pour les étapes qui suivent.

Étape 3 (estimation de l'EMR):

L'étape suivante consiste à estimer l'EMR donnée par l'équation (IV.3). Cette estimation permet de trouver les principaux composants du signal EEG.

Étape 4 (caractérisation des pics):

Pour identifier les pics de la crise, un seuil doit être appliqué pour séparer les composantes du signal. Ensuite, les échantillons des signaux ayant des valeurs dont l'EMR est au-dessous du seuil sont conservés et les échantillons des signaux correspondant aux valeurs de l'EMR supérieures au seuil sont éliminés.

IV.4.2. Classification des signaux EEG

Étape 1 (analyse temps-fréquence):

La première étape pour la classification des signaux EEG consiste à réaliser une analyse temps-fréquence en utilisant le SP, la RPWVL et la RCW avec leurs meilleurs paramètres obtenus à partir de la partie d'identification des pics de tous les signaux EEG des deux ensembles A et E.

Étape 2 (segmentation d'image temps-fréquence):

Les résultats obtenus après analyse temps-fréquence sont considérées comme une image sur laquelle, nous segmentons plusieurs sous-images dans le domaine fréquentiel. Cette opération est achevée sur six sous-bandes de fréquence différentes. Parmi toutes les bandes obtenues, les trois premières bandes sont choisies pour être utilisées dans les prochaines étapes.

Étape 3 (extraction d'énergie):

Cette étape consiste à extraire l'énergie totale de chaque bande pour chaque signal. Sachant que chaque point (t, f) du plan temps-fréquence correspond à une valeur énergétique, l'énergie totale pour chaque bande est calculée en utilisant l'équation (IV.7). Pour chaque bande, toutes les valeurs d'énergie sont rassemblées.

Étape 4 (application de la MM):

Après l'extraction des énergies des signaux à partir du plan temps-fréquence de chaque bande pour les deux ensembles EEG, on applique la MM à toutes les énergies obtenues afin de lisser les valeurs obtenues.

Étape 5 (seuillage):

Après application de la MM, un seuil doit être calculé sur les différents signaux étudiés en utilisant l'équation (IV.8) afin de pouvoir séparer et classer les signaux pathologiques des signaux normaux.

Étape 6 (classification):

La dernière étape de la classification des signaux consiste à évaluer une fonction score affectée aux trois bandes permettant de trier les signaux pathologiques des signaux normaux.

IV.5. Résultats et discussion

Dans la description de notre méthode, nous distinguons deux grandes parties issues de l'application des outils discutés précédemment : la partie détection des pics de la crise et la partie classification des signaux. Une partie de ces résultats a fait l'objet des participations aux conférences [59, 60]. Les résultats globaux ont été concrétisés par une publication [61].

IV.5.1. Identification des pics de la crise

IV.5.1.1. Analyse temps-fréquence

Tout d'abord, nous effectuons l'identification des pics de la crise dans le domaine temps-fréquence pour le segment appartenant à un signal de l'ensemble E (Figure IV.4). Pour cela, l'ER est estimée sur les résultats obtenus par le SP et la RPWVL utilisant différentes longueurs de la fenêtre analysante et par la RCW pour différentes valeurs du paramètre σ . Nous rappelons que l'ER donne les meilleurs paramètres pour une meilleure résolution temps-fréquence. Les résultats optimaux par rapport à la résolution fréquentielle permettent de caractériser les informations pertinentes existantes dans le signal EEG.

- **Analyse en utilisant le SP :**

L'analyse temps-fréquence par le SP utilisant différentes longueurs de fenêtre est réalisée. L'estimation de l'ER dans chaque cas, nous a permis de trouver les paramètres optimaux pour le SP. Le tableau IV.1. (a) montre les valeurs d'ER obtenues pour différentes longueurs wl d'une fenêtre Hamming. Les meilleurs résultats sont obtenus avec $wl = 93$ et correspondent à la valeur minimale d'ER égale à 2.8568. La figure IV.5 montre les variations de l'ER en fonction de la longueur de la fenêtre wl . Le SP du signal EEG obtenu en utilisant cette valeur optimale est montrée sur la figure IV.6, où l'axe horizontal correspond au temps et l'axe vertical à la fréquence. L'observation des résultats de l'analyse a permis de visualiser un événement intéressant localisé dans le domaine temps-fréquence à 2.6151 secondes (8.5133 secondes dans le signal d'origine) et à une fréquence située à 1,5 Hz. Une étude détaillée illustrée par la figure IV.7 est représentée par un profil pris à la fréquence $f = 1,35$ Hz. L'utilisation de la MF nous permet de montrer que le pic dominant est situé entre les fréquences 1 Hz et 2 Hz. Cette bande de fréquence caractérise la crise épileptique du signal étudié.

- **Analyse en utilisant la RPWVL :**

Les résultats de la RPWVL illustrés dans le tableau IV.1. (b) représentent les valeurs de l'ER obtenues pour différentes longueurs de la fenêtre temporelle d'analyse notées (wlg) et de la fenêtre fréquentielle d'analyse fixé à $wlh = 93$. La figure IV.8 illustre ces résultats où la meilleure longueur de fenêtre temporelle d'analyse est $wlg = 49$ correspondant à la valeur minimale d'ER égale à 2,7296. Les résultats de la figure IV.9 montrent l'existence d'un événement remarquable situé au temps 2.6218s (à 8.5191s sur le

signal d'origine). L'étude détaillée de la figure IV.10 représentant respectivement un profil à la fréquence fixée $f = 2,03$ Hz et les variations de la MF de la RPWVL permettent de caractériser un événement dominant présentant un pic avec une fréquence variant entre 1 et 4 Hz correspondant à la crise épileptique.

- **Analyse en utilisant la RCW :**

Le tableau IV.1. (c) résume les résultats de l'ER obtenus après analyse par la RCW. L'examen du tableau permet de trouver la meilleure valeur de l'entropie après analyse avec différentes valeurs du paramètre σ et différentes longueurs des fenêtres analysantes fixées à $wlh = 93$ et $wlg = 49$. La figure IV.11 illustre ces résultats donnant une valeur minimale ER = 2.8499 avec une valeur $\sigma = 10$ et. L'analyse temps-fréquence mené par la RCW utilisant ces valeurs est illustrée sur la figure IV.12. Cette dernière montre l'existence d'un événement important situé à 2.5978 secondes (8.4961 secondes dans le signal d'origine). L'étude de l'évolution temps-fréquence permet de caractériser l'événement important. L'usage d'un profil en fréquence pour $f = 2,03$ Hz et de la MF issue de l'analyse par la RCW montré par la figure IV.13 permet de mieux identifier cet événement. Cette observation nous permet de spécifier qu'un événement important se situe à 8,49 secondes avec une fréquence autour de 2,03 Hz.

(a)		(b)		(c)	
SP		RPWVL		RCW	
wl	ER	wlg	ER	σ	ER
11	4.3672	11	3.0283	2	2.9365
17	3.8683	17	2.9004	4	2.8830
27	3.4117	27	2.7883	6	2.8618
41	3.0942	41	2.7339	8	2.8529
49	2.9960	49	2.7296	10	2.8499
93	2.8568	93	2.9060	12	2.8501
151	2.9239	151	2.9060	26	2.8787
205	3.0364	205	3.6117	36	2.9023
255	3.1393	255	3.8331	56	2.9420

Tableau IV.1 : Résultats de l'ER en utilisant (a) le SP, (b) la RPWVL et (c) la RCW.

La comparaison des résultats obtenus par les RTF utilisées nous permet de montrer que la RPWVL fournit les meilleurs résultats en termes de résolution temps-fréquence. Ainsi, le pic de la crise du signal EEG pathologique est caractérisé par une bande de fréquence variant de 2 à 4 Hz.

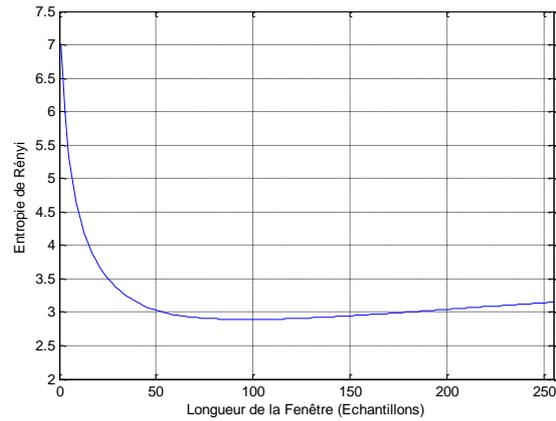


Figure IV.5 : Variation de l'ER en fonction de longueur de la fenêtre wl en utilisant le SP.

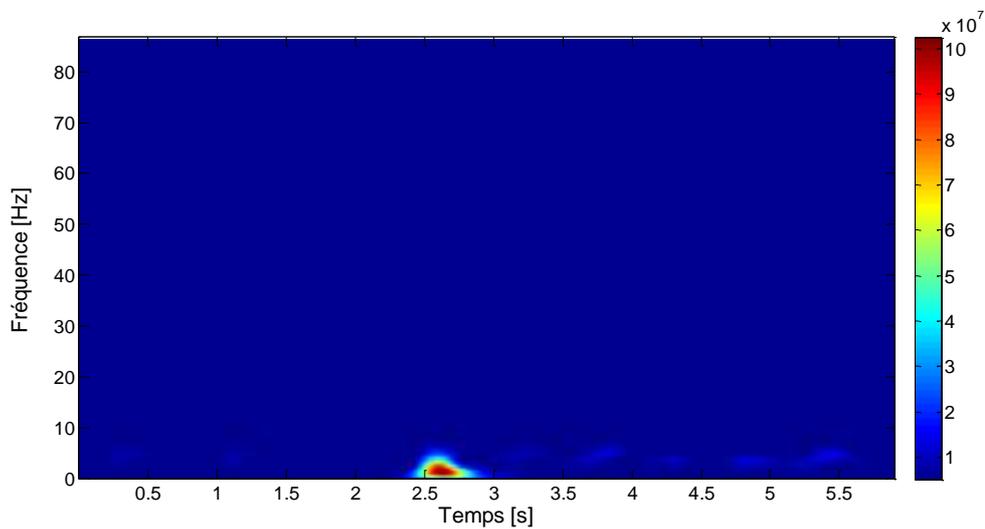


Figure IV.6 : SP du signal EEG avec $wl=93$.

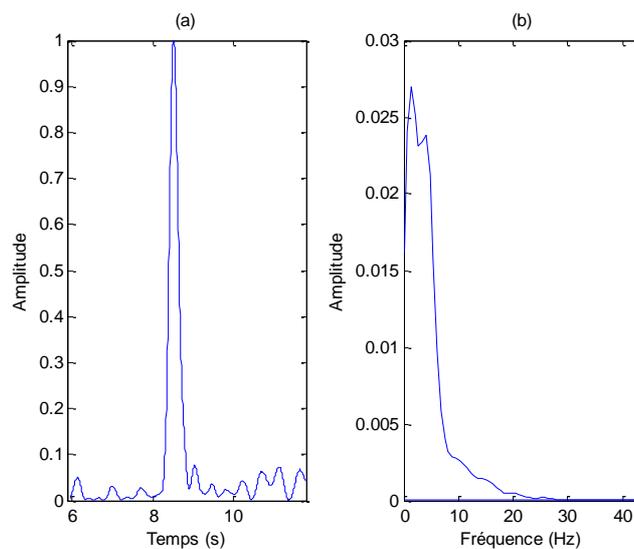


Figure IV.7 : Profile (a) et MF (b) du signal EEG en utilisant le SP.

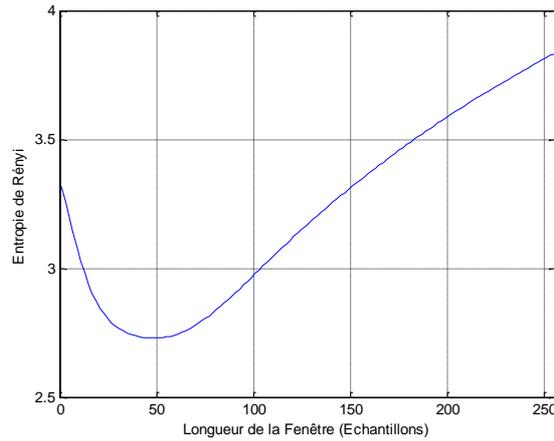


Figure IV.8 : Variation d’ER avec la longueur de la fenêtre wlg en utilisant la RPWVL.

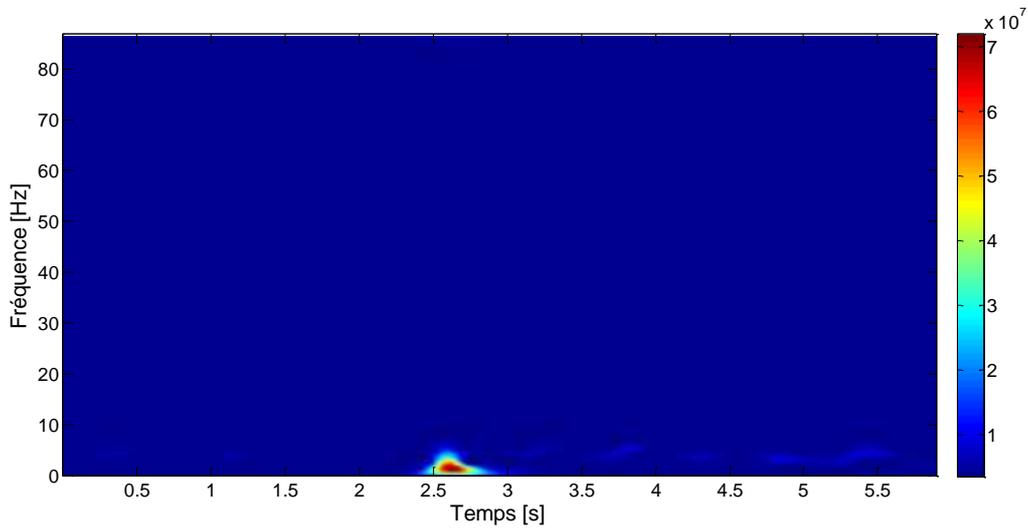


Figure IV.9 : RPWVL du signal EEG avec $wlh=93$ et $wlg=49$.

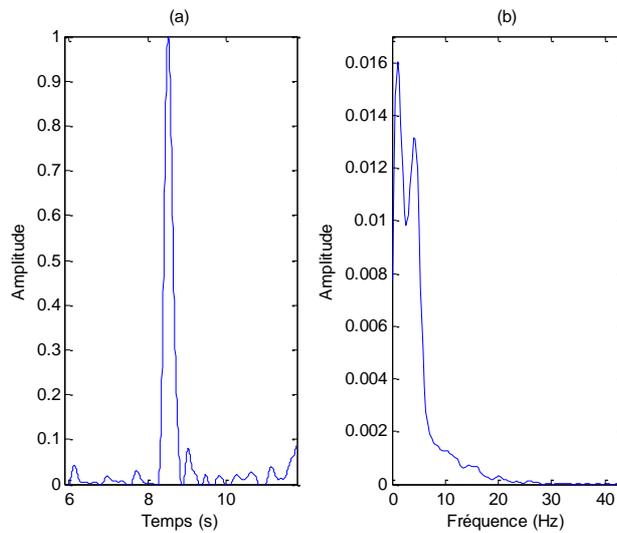


Figure IV.10 : Profile (a) et MF (b) du signal EEG en utilisant la RPWVL.

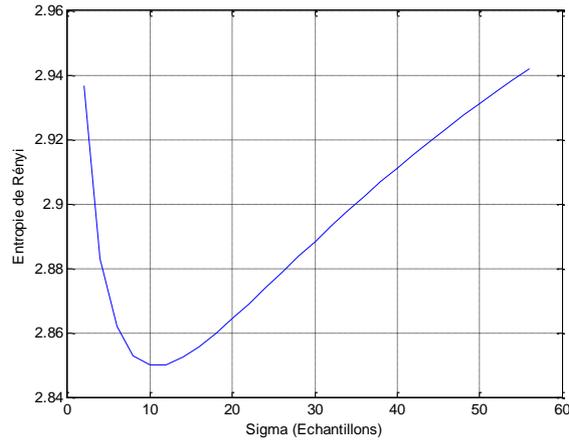


Figure IV.11 : Variation d'ER en fonction de σ en utilisant la RCW.

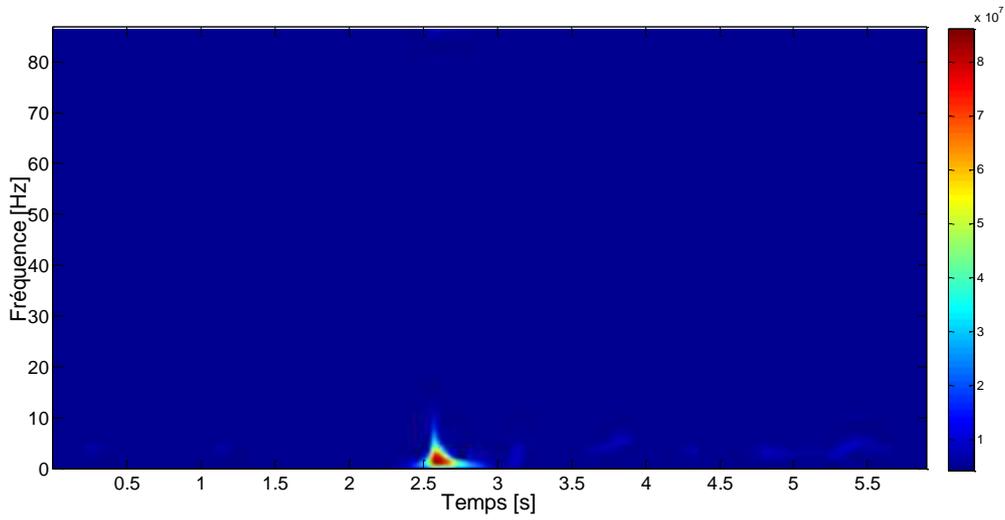


Figure IV.12 : RCW du signal EEG avec $wlh=93$, $wlg=49$ et $\sigma=10$.

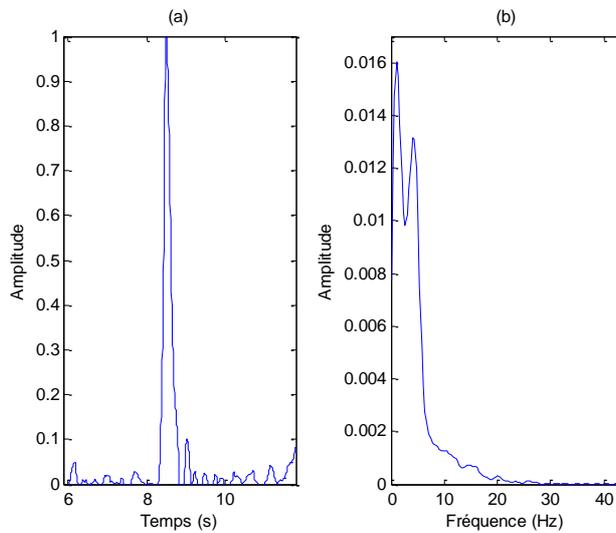


Figure IV.13 : Profile (a) et MF (b) du signal EEG en utilisant la RCW.

IV.5.1.2. Caractérisation des pics de la crise

- Dans le domaine fréquentiel

Les résultats de l'analyse temps-fréquence obtenus par toutes les RTF utilisées pour caractériser la crise épileptique sont donnés dans le tableau IV.2 et le tableau IV.3. Pour chaque représentation, nous avons utilisé les paramètres optimaux obtenus par l'ER considérée comme une mesure permettant d'avoir la meilleure résolution temps-fréquence. Les résultats résumés dans le tableau IV.2 montrent les valeurs minimales de l'ER. Cette étape est suivie par l'évaluation des différentes MF pour obtenir les bandes fréquentielles pour toutes les autres trames étudiées présentés dans le tableau IV.3. Les MF des trois trames du signal EEG en utilisant le SP, la RCW et la RPWVL sont représentés sur la figure IV.14 (a, b et c). Ces figures montrent les bandes fréquentielle de chaque trame en utilisant les trois représentations discutées. En effet, les variations de la MF obtenue par le SP montrent une similarité pour les trois trames. Ceci est remarquable pour les MF des trames en utilisant la RCW et la RPWVL. Nous concluons de ces résultats que la bande fréquentielle de la crise au niveau des trames est la même.

Donc, le la crise d'épilepsie se répète de temps en temps chez le patient durant un intervalle de temps.

	Trame 2	Trame 3	Trame 4
SP	2.8568	3.3299	2.8870
RCW	2.8499	3.2090	2.9421
RPWVI	2.7296	3.1534	2.8303

Tableau IV.2 : Valeurs minimales d'ER.

	Trame 2	Trame 3	Trame 4
SP	0-2	0-3	0-2
RCW	0-4	0-4	0-4
RPWVL	0-4	0-4	0-4

Tableau IV.3 : Bandes de fréquence des trois segments.

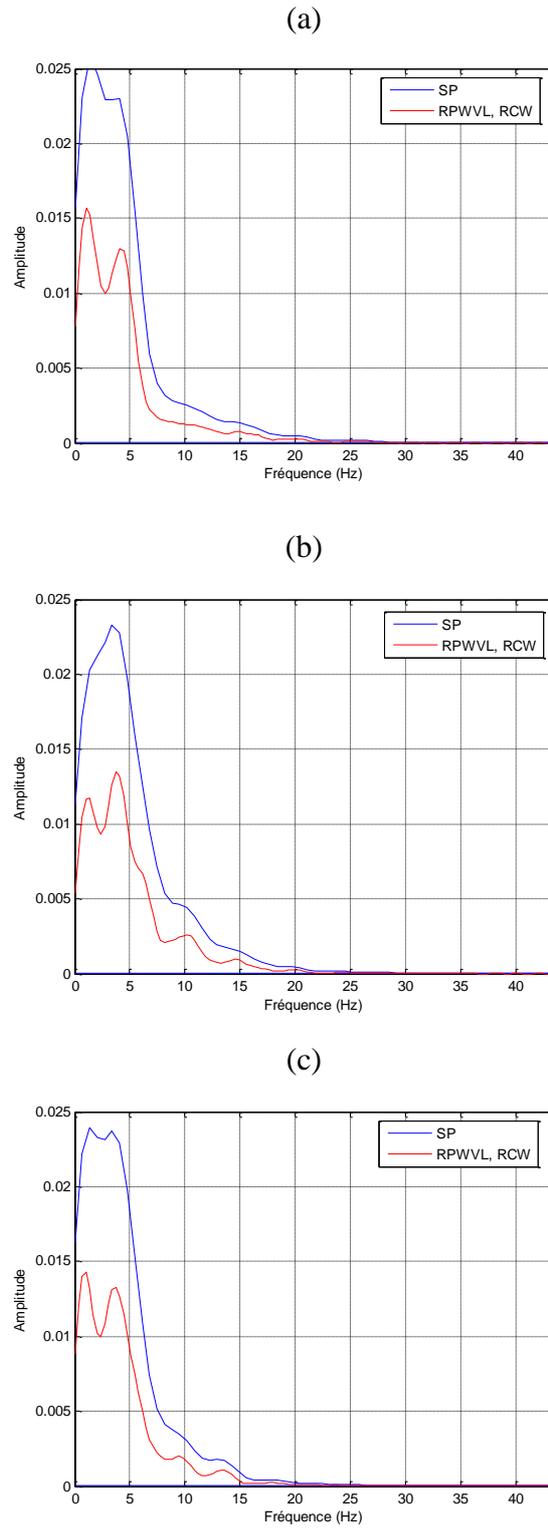


Figure IV.14 : MF du (a) trame 2, (b) trame 3 et (c) trame 4 en utilisant les trois représentations.

- Dans le domaine temporel

Dans cette deuxième partie, nous effectuons l'identification des pics de la crise dans le domaine temporel en utilisant l'EMR estimée sur les résultats de la RPWVL. Nous proposons la valeur moyenne de l'EMR et étudions son utilisation comme un seuil approprié pour déterminer la localisation des pics de la crise d'un signal EEG en considération. Un algorithme est ensuite réalisé pour tracer les pics de la crise.

On donne trois exemples de signaux EEG pathologiques provenant de l'ensemble E. L'application de ces approches utilisant la RPWVL donne les résultats illustrés par les figures IV.15, IV.16 et IV.17. Ces résultats représentent une bonne identification qualitative des pics de la crise présents dans les signaux où la partie (a) montre le signal d'origine, la partie (b) les valeurs de l'EMR avec la ligne tracée en bleu représentant le seuil et la partie (c) celle de l'identification des pics. L'observation de toutes ces figures permet d'identifier des événements importants situés à différents moments du temps représentant les pics de la crise épileptique.

Afin de compléter la validation de notre méthode, nous donnons trois autres exemples de signaux EEG sains provenant de l'ensemble A. Les résultats de l'estimation de l'EMR sont montrés par les figures IV.18, IV.19 et IV.20. Ces graphes montrent une estimation de l'EMR faible ce qui signifie l'absence de la crise d'épilepsie.

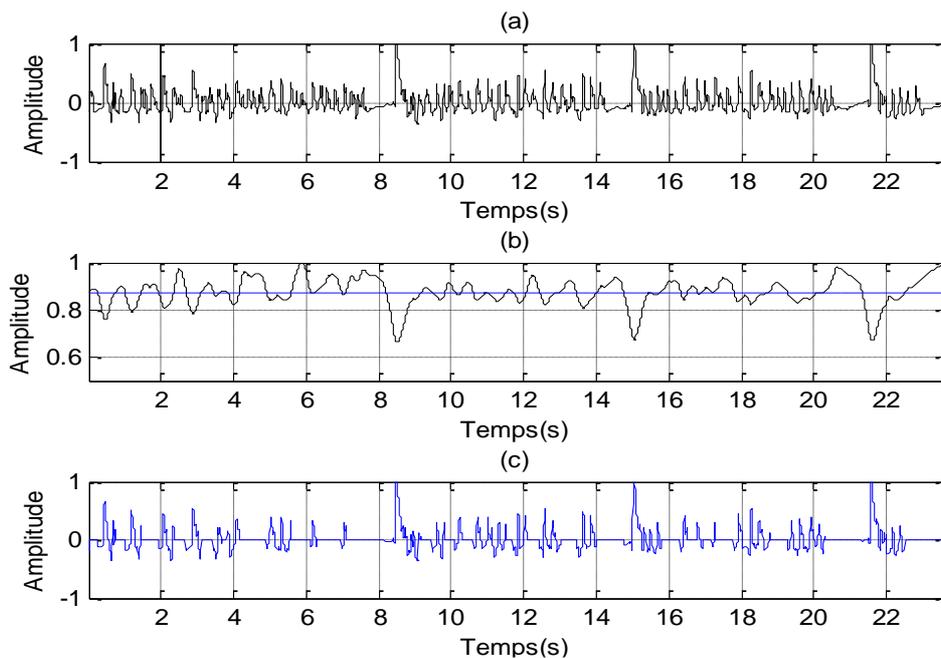


Figure IV.15 : Profil d'EMR estimée avec la RPWVL (signal n 65 de l'ensemble E).

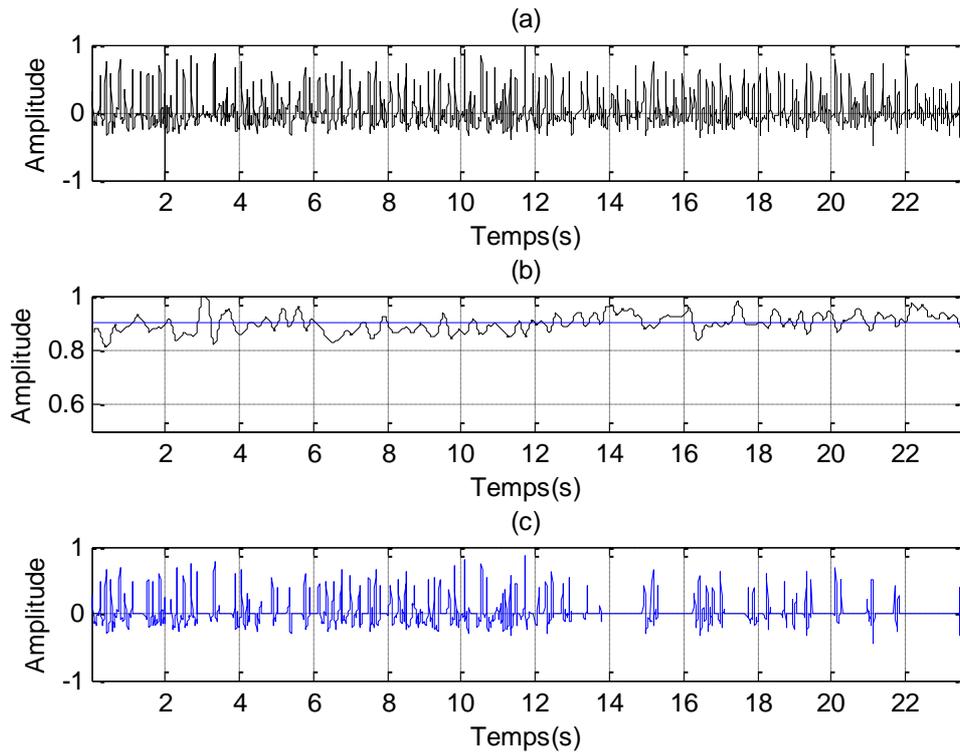


Figure IV.16 : Profil d'EMR estimée avec la RPWVL (signal n 11 de l'ensemble E).

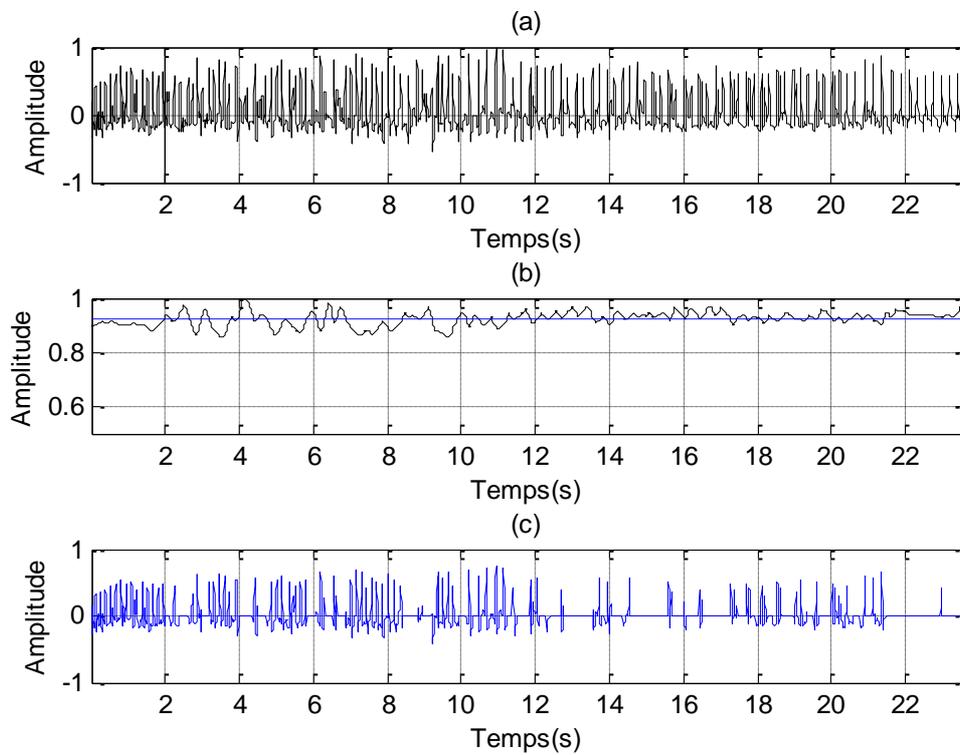


Figure IV.17 : Profil d'EMR estimée avec la RPWVL (signal n 99 de l'ensemble E).

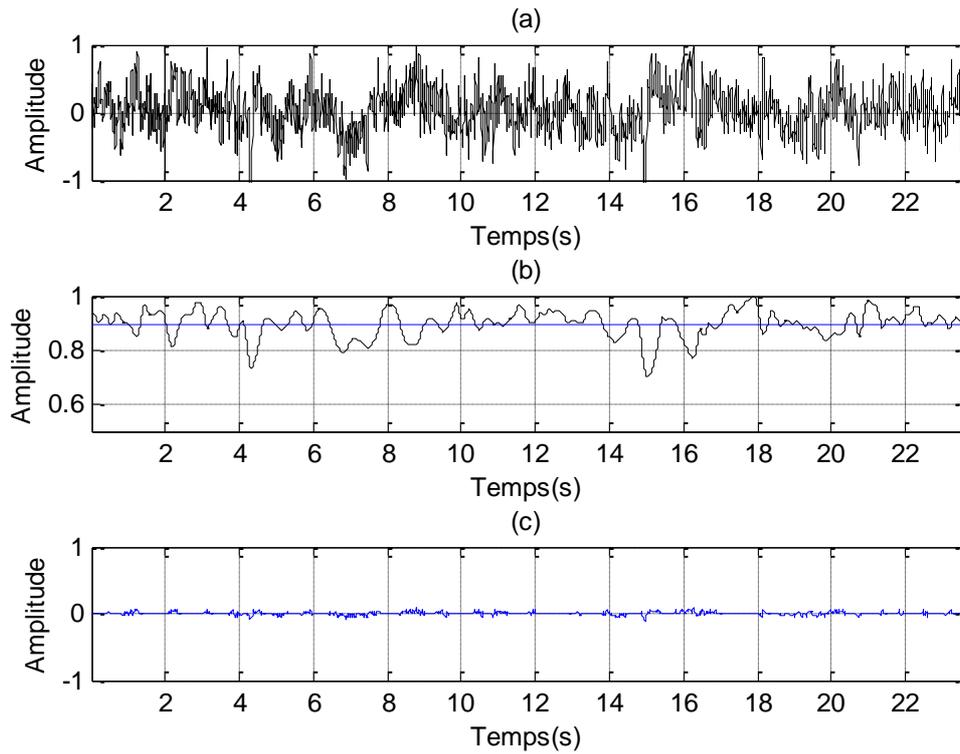


Figure IV.18 : Profil d'EMR estimée avec la RPWVL (signal n 23 de l'ensemble A).

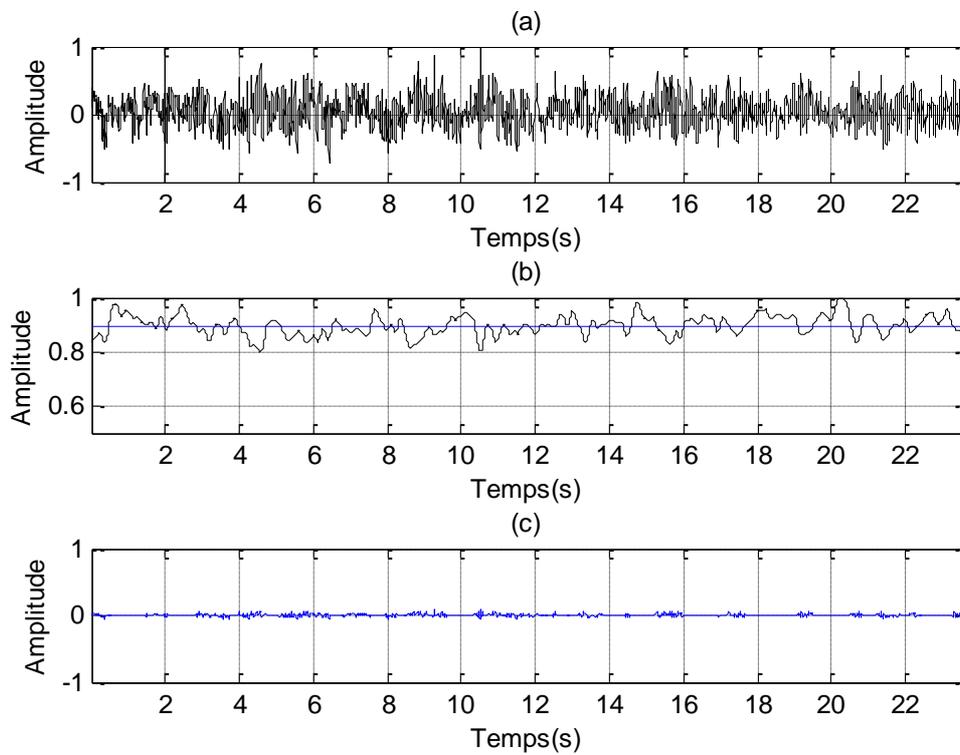


Figure IV.19 : Profil d'EMR estimée avec la RPWVL (signal n 52 de l'ensemble A).

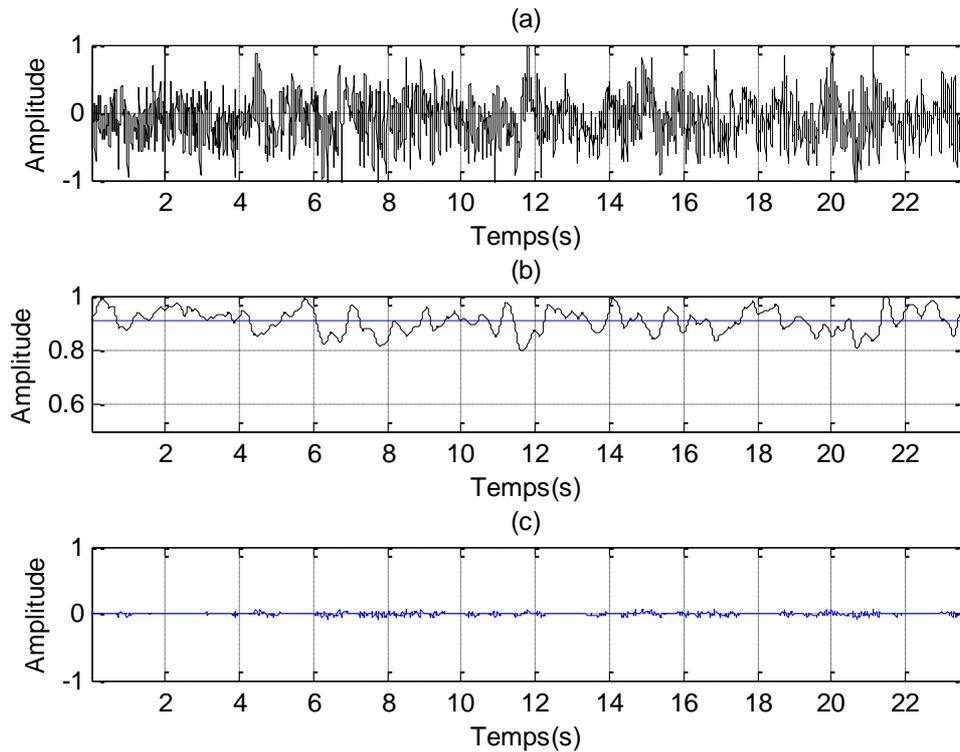


Figure IV.20 : Profil d'EMR estimée avec la RPWVL (signal n 99 de l'ensemble A).

IV.5.2. Classification des signaux EEG

Précédemment, nous avons analysé certains signaux de l'ensemble E et l'ensemble A à partir de la base de données complète. Maintenant, afin de valider la méthode proposée, nous analysons tous les signaux des deux ensembles pour classer les signaux normaux et pathologiques. Pour cela, nous proposons d'extraire des caractéristiques des RTF de tous les signaux des deux ensembles A et E. Les étapes de la méthode utilisée pour distinguer entre les ensembles étudiés sont présentées sur la figure IV.21.

L'analyse temps-fréquence menée par les RTF précédemment discutées fournit une grille temps-fréquence qui décompose la matrice temps-fréquence en sous-bandes d'énergie données par le tableau IV.4. Sur l'axe des x , une fenêtre de même taille ayant 4096 échantillons est utilisée pour décomposer le domaine temporel en bandes égales. Par contre sur l'axe des y , on utilise différentes tailles de fenêtres pour décomposer le domaine fréquentiel pour obtenir les bandes de fréquences correspondant aux différents rythmes physiologiques.

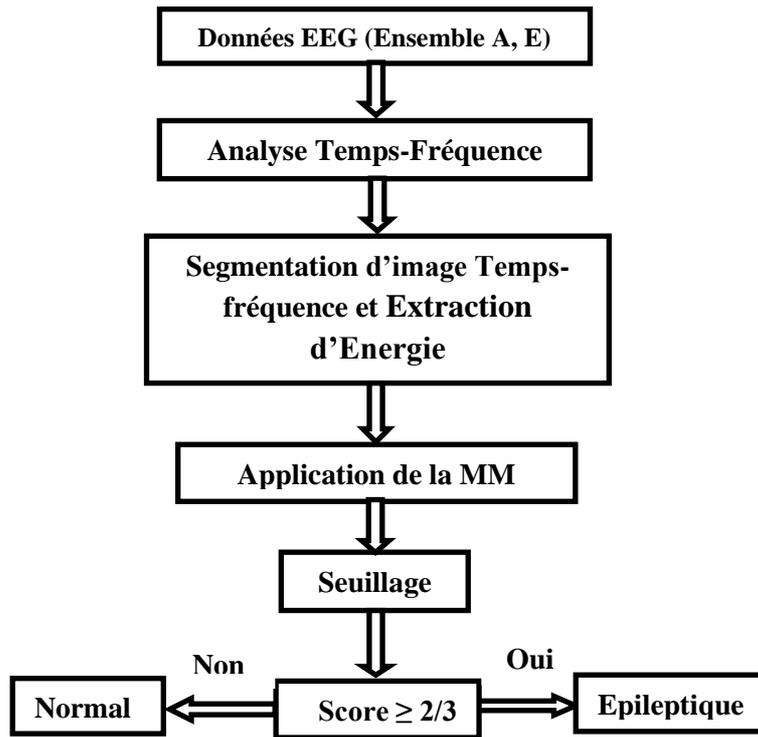


Figure IV.21 : Méthode proposée pour la classification.

Sur la base des résultats précédents, nous nous intéressons aux ondes de basse fréquence représentées par les sous-bandes B1, B2 et B3 comme illustré à la figure IV.22. En effet, ces bandes représentent l'activité correspondant à des fréquences variant de 0,5 à 12 Hz, et correspondant à des fréquences dont la bande passante permet la capture des crises épileptiques de diverses manifestations électro-graphiques.

L'énergie totale de chaque bande est calculée en utilisant l'équation (IV.7) écrite sous la forme:

$$E_k = \sum_{i=1}^N \sum_{j=j_{min}}^{j_{max}} C(i, j) \quad (IV.7)$$

$N=4096, k=200.$

Où $C(i, j)$ est la valeur de l'énergie temps-fréquence au point (i, j) , j_{min} et j_{max} sont les limites de chaque bande et elles sont données dans le tableau IV.4.

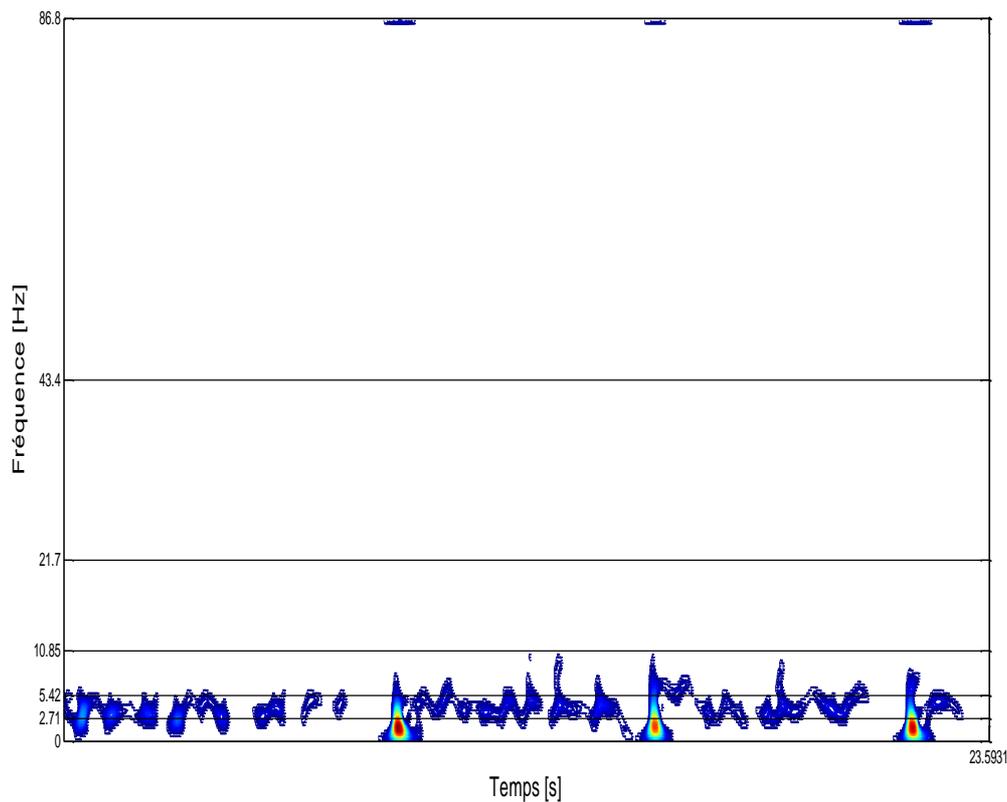


Figure IV.22 : Tracé en contour d'une segmentation de l'image temps-fréquence.

Bande	Fréquence (Hz)	$j_{min}:j_{max}$
B1	0-2.71	1:8
B2	2.71-5.42	9:16
B3	5.42-10.85	17:32
B4	10.85-21.70	33:64
B5	21.70-43.40	65:128
B6	43.40-86.80	129:256

Tableau IV.4 : Bandes de fréquence.

Après avoir calculé l'énergie des trois bandes pour tous les signaux, nous obtenons un vecteur comprenant 200 valeurs d'énergie pour chaque bande (Figure IV.23, IV.24 et IV.25). Sur ces mêmes valeurs, nous appliquons la MM en utilisant l'équation (IV.4) afin d'effectuer un lissage et faciliter le traitement. Pour chaque RTF, nous utilisons la MM ayant une longueur de la fenêtre mobile désignée par w_{lm} .

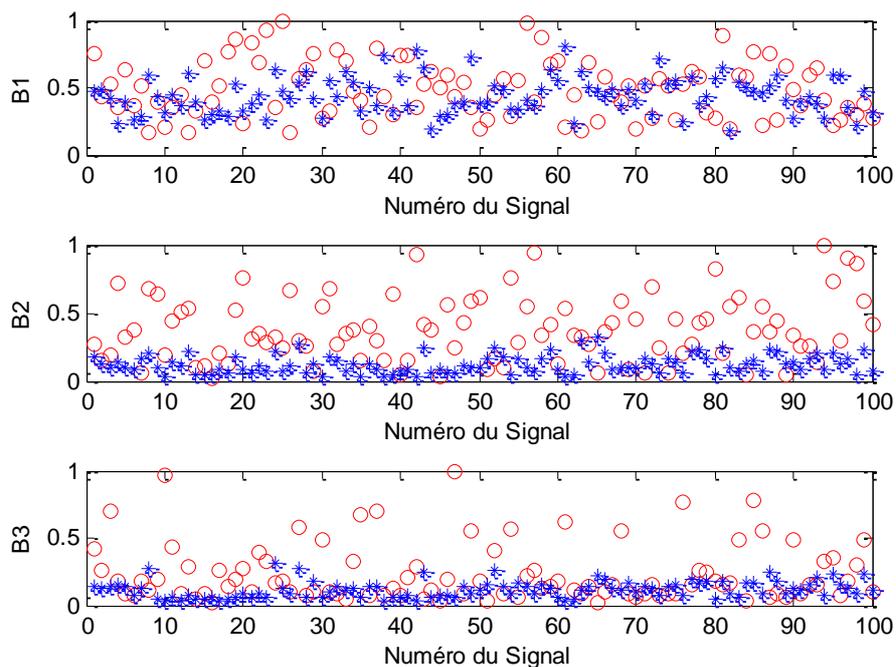


Figure IV.23 : Energies extraites de l'ensemble E (rouge) et de l'ensemble A (bleu) en utilisant le SP.

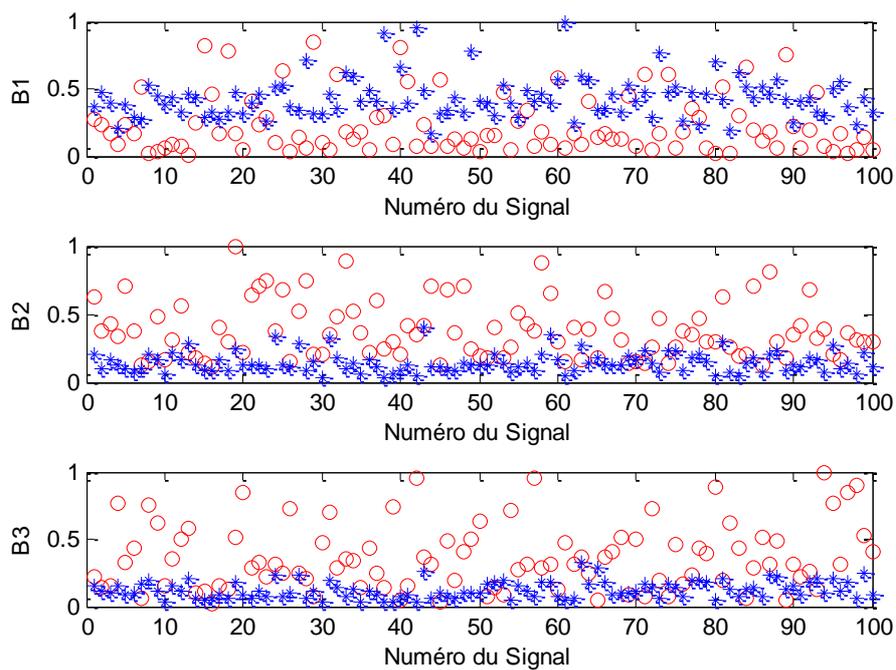


Figure IV.24 : Energies extraites de l'ensemble E (rouge) et de l'ensemble A (bleu) en utilisant la RCW.

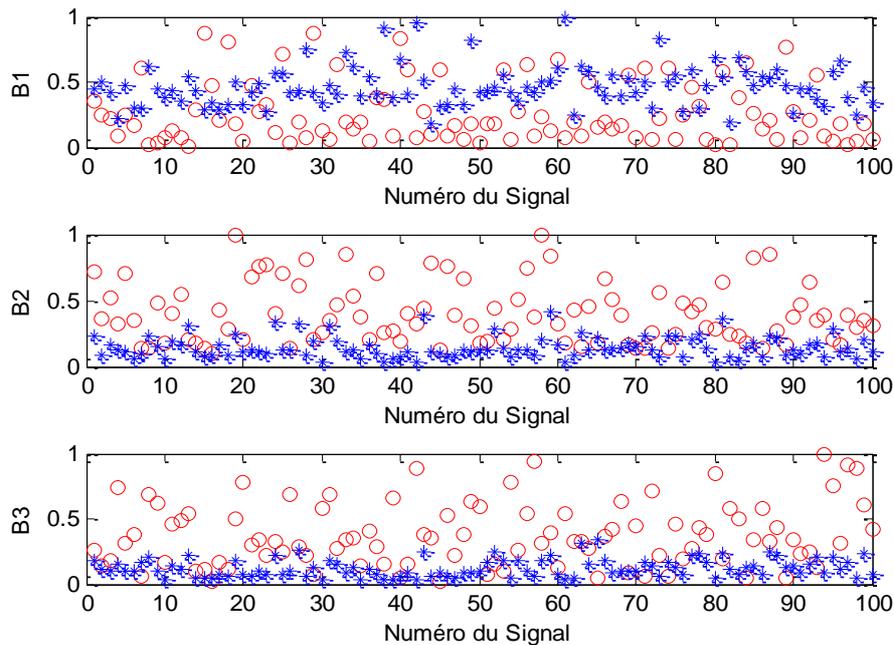


Figure IV.25 : Energies extraites de l'ensemble E (rouge) et de l'ensemble A (bleu) en utilisant la RPWVL.

Un seuil TH pour chaque bande est calculé pour séparer les résultats de l'ensemble E avec ceux de l'ensemble A. La moyenne de la MM d'énergie pour chaque bande définit le seuil donné par:

$$TH = \frac{1}{L} \left[\sum_{k=1}^L SMA(E_k) \right] \quad (IV.8)$$

$L=200.$

Les résultats obtenus sont normalisés par rapport du maximum de la matrice temps-fréquence pour chaque signal. Les résultats après l'application de la MM sont présentés sur les figures. IV.26, IV.27 et IV.28. L'analyse de ces résultats montre qu'il existe une différence entre les énergies des signaux pathologiques et celles des signaux normaux séparés par le seuil TH donné par la ligne verte. Le tableau IV.5 montre un pourcentage de signaux ayant une MM d'énergie supérieure ou inférieure à un seuil sur l'ensemble E et l'ensemble A respectivement pour chaque RTF. Après analyse de ces résultats, nous notons que les valeurs de la MM de l'énergie des signaux pathologiques sont supérieures à celles des signaux normaux dans les bandes B2 et B3. Dans la bande B1, la MM de l'énergie des signaux pathologiques est inférieur à celle des signaux normaux. En utilisant ces résultats pour classer les ensembles A et E, nous proposons d'utiliser une fonction score obtenue pour chaque signal. Cette fonction est définie comme la sommation des valeurs entières 1

et 0. La répartition de ces valeurs avec la fonction score est obtenue en utilisant certaines conditions illustrées dans le tableau IV.6; Où E_{iB1} et th_1 , E_{iB2} et th_2 , E_{iB3} et th_3 sont respectivement les MM de l'énergie d'un signal i donné et leurs seuils correspondants pour chaque bande. Les résultats de la fonction score sont donnés dans le tableau IV.7. Sur la base de ces résultats, nous pouvons voir les valeurs de la fonction score obtenue pour chaque signal montrant le nombre de signaux ayant un score variant de 0 à 3. Un algorithme est ensuite utilisé pour classer les signaux EEG:

On note x_k le signal de numéro k , avec $k = 1 : 200$.

pour $k=1:200$

si $score(x_k) \geq 2/3$

le signal x_k est un signal pathologique

sinon

le signal x_k est un signal sain

fin

fin

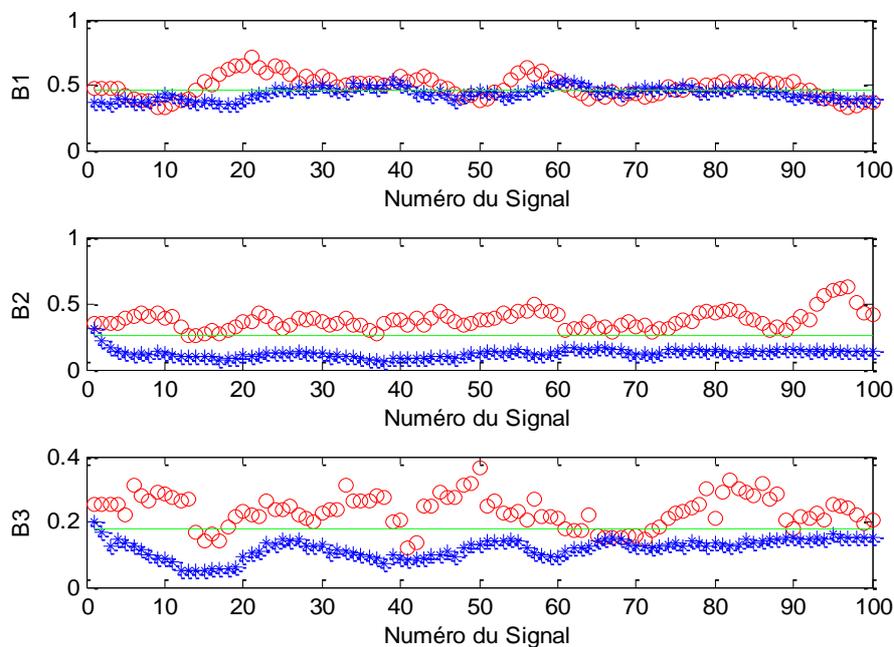


Figure IV.26 : MM d'énergies des signaux de l'ensemble E (rouge) et de l'ensemble A (bleu) en utilisant le SP.

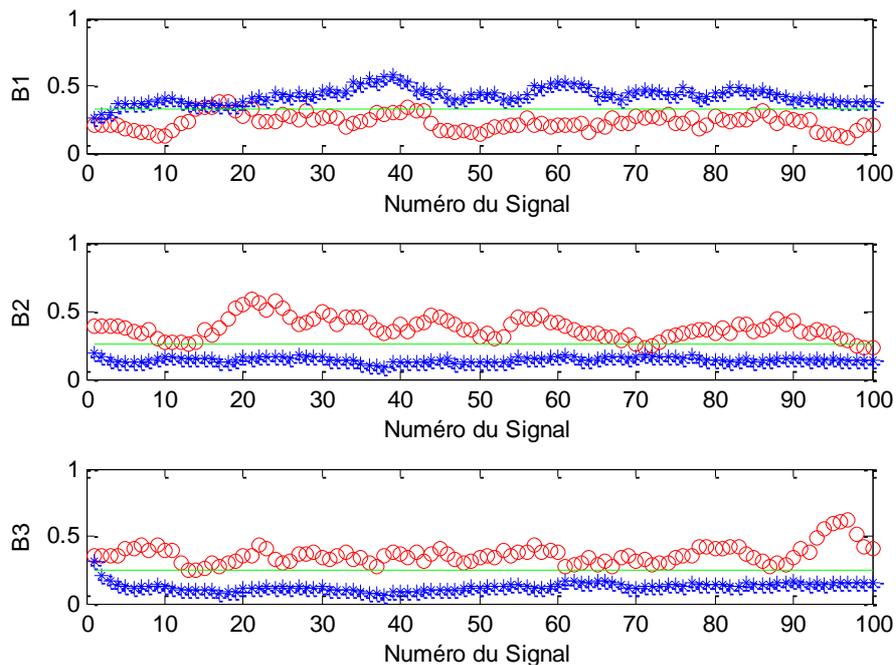


Figure IV.27 : MM d'énergies des signaux de l'ensemble E (rouge) et de l'ensemble A (bleu) en utilisant la RCW.

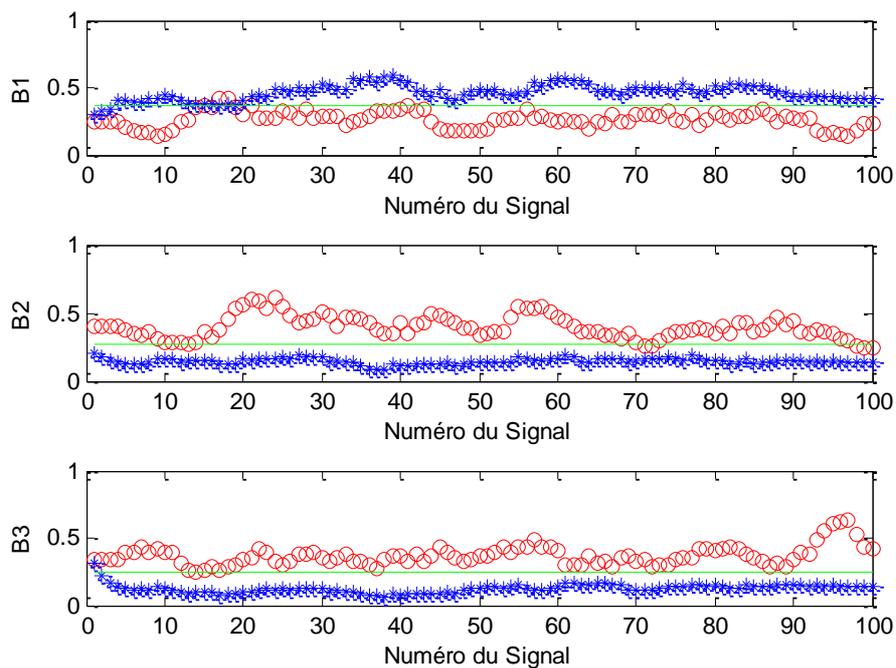


Figure IV.28 : MM d'énergies des signaux de l'ensemble E (rouge) et de l'ensemble A (bleu) en utilisant la RPWVL.

			B1	B2	B3
SP	TH		0.4635	0.2508	0.1760
	Ensemble E	supérieur	59	100	84
		inférieur	41	0	16
	Ensemble A	supérieur	39	1	1
		inférieur	61	99	99
RCW	TH		0.3315	0.2593	0.2445
	Ensemble E	supérieur	5	93	99
		inférieur	95	7	1
	Ensemble A	supérieur	97	0	1
		inférieur	3	100	99
RPWVL	TH		0.3653	0.2719	0.2483
	Ensemble E	supérieur	3	94	99
		inférieur	97	6	1
	Ensemble A	supérieur	97	0	1
		inférieur	3	100	99

Tableau IV.5 : Résultats de la MM en B1, B2 et B3 avec $wlm=8$.

Bandes \ Valeurs	0	1
	B1	$E_{iB1} > th_1$
B2	$E_{iB2} < th_2$	$E_{iB2} > th_2$
B3	$E_{iB3} < th_3$	$E_{iB3} < th_3$

Tableau IV.6 : Conditions de la fonction score.

Nombre de Signaux				
RPWVL	Ensemble A	Ensemble E	Ensembles E+A	Score
	97	0	97	0/3
	2	0	2	1/3
	1	10	11	2/3
	0	90	90	3/3
RCW	Ensemble A	Ensemble E	Ensembles E+ A	Score
	97	0	97	0/3
	2	0	2	1/3
	1	13	14	2/3
	0	87	87	3/3
SP	Ensemble A	Ensemble E	Ensembles E+ A	Score
	39	0	39	0/3
	60	6	66	1/3
	0	63	63	2/3
	1	31	32	3/3

Tableau IV.7 : Résultats de la fonction score.

Pour évaluer la performance de la méthode proposée, trois paramètres statistiques sont utilisés: la Sensibilité (Sen), la Spécificité (Spe) et la Précision (Acc) définies comme suit:

$$Sen = \frac{TP}{TP + FN} \quad \text{IV.9}$$

$$Spe = \frac{TN}{TN + FP} \quad \text{IV.10}$$

$$Acc = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad \text{IV.11}$$

Où TP et TN sont respectivement le nombre total de motifs positifs vrais et de motifs négatifs vrais correctement détectés; FP et FN sont respectivement le nombre total de motifs faux positifs et faux négatifs.

Le tableau IV.8 montre les performances des résultats pour chaque représentation considérée en utilisant deux longueurs différentes de la fenêtre wlm . Les résultats obtenus en termes de spécificité, de sensibilité et de précision pour chaque RTF et pour deux longueurs de fenêtre wlm sont évalués en pourcentage.

	SP		RCW		RPWVL	
wlm	8	10	8	10	8	10
Spe(%)	99	98	99	98	99	98
Sen(%)	94.9	98.9	100	100	100	100
Acc(%)	96.9	98.4	99.5	99	99.5	99

Tableau IV.8 : Performances des résultats.

L'interprétation de ces résultats montre que l'application des RTF de la classe quadratique (RPWVL et RCW) donne de meilleurs résultats avec une précision de 99,5% par rapport à ceux de la classe linéaire (SP) avec une précision de 96,9% utilisant une longueur de fenêtre de la MM $wlm = 8$. Pour $wlm = 10$, les résultats de la classe quadratique restent meilleurs comparativement à ceux de la classe linéaire avec une précision de 99% et 98,4% respectivement. La sensibilité et la spécificité de la RPWVL et la RCW sont également mieux comparées à celles de SP pour différentes longueurs de fenêtre wlm . L'analyse de ces résultats montre que l'utilisation des RTF de classe quadratique nous donne des résultats plus précis par rapport à la classe linéaire. Le choix de la longueur de la fenêtre de la MM joue un rôle très important en ce qui concerne les performances de la méthode, y compris la précision.

Le tableau IV.9 montre une comparaison de la précision de notre méthode avec celles d'autres méthodes déjà proposées dans la littérature appliquée sur la même base de données que nous avons utilisée. Seules les méthodes évaluées dans le même ensemble de données avec un problème de deux classes sont incluses. La méthode proposée fournit une bonne précision et montre clairement ses meilleures performances par rapport à certains résultats.

Auteurs	Méthode	Précision (%)
Nigam <i>et al.</i> [62]	Filtre de prétraitement non linéaire, Réseau neuronal artificiel.	97.2
Kannathal <i>et al.</i> [63]	Entropie	92.22
Kannathal <i>et al.</i> [64]	Mesures chaotiques	~90
Polat <i>et al.</i> [65]	Transformée de Fourier rapide, arbre de décision.	98.72
Subasi [66]	TOD, modèle expert.	95
Guo <i>et al.</i> [67]	TOD -énergie relative d'ondelettes.	95.2
Tzallas [68]	Temps-Fréquence	99
Méthode proposée	RTF, Energie-MM	99.5

Tableau IV.9 : Précision des performances de travaux réalisés sur la même base de données.

IV.6. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons montré la contribution en termes de performances de quelques RTF telles que le spectrogramme (SP), la RCW et la RPWVL pour l'analyse des signaux EEG. En effet, l'utilisation des RTF en conjonction avec l'ER a permis de choisir la meilleure RTF pour les objectifs escomptés. Par ailleurs, l'étude menée par la meilleur RTF dans ce contexte a permis de détecter et d'identifier clairement les pics des crises d'épilepsie sur des signaux réels EEG humain. Les expériences ont portées sur deux groupes de signaux EEG sains et pathologiques pour l'étude de la précision de la méthode pour la détection des crises d'épilepsie. Effectivement, l'utilisation de l'EMR avec l'analyse temps-fréquence à prouver sa capacité pour la détection d'existence des pics

d'épilepsie dans les signaux EEG. La deuxième partie ayant trait à la classification basée sur l'analyse temps-fréquence et la moyenne mobile à montrer l'efficacité de la méthode. Pour cela, nous avons développé un algorithme en appliquant la moyenne mobile sur les énergies extraites à partir du plan temps-fréquence. La méthode à montrer de bonnes performances par rapport à d'autres travaux faites sur la même base de données avec une précision variant autour de 99.5%.



Chapitre V

V.1. Introduction

L'analyse par ondelette est un outil d'une grande importance en traitement des signaux en général et en particulier pour les signaux non-stationnaires tels que les signaux physiologiques humain. Parmi ces signaux, le signal EEG occupe une place fondamentale à cause de son utilisation comme un support de diagnostic des différentes anomalies qui peuvent toucher le cerveau humain. Dans notre travail, une analyse par ondelette est réalisée sur des signaux EEG réels. En effet, l'utilisation de la TOD pour ces signaux va nous permettre d'avoir des informations utiles sur le contenu fréquentiel du signal EEG et par conséquent la possibilité de faire un traitement profond à ce dernier. En permettant la décomposition des signaux EEG en sous-bandes, la TOD facilitera la localisation des différents rythmes qui les caractérisent et aidera à classifier les signaux EEG normaux et pathologiques.

V.2. Ondelettes et EEG

La TOD de part ses principaux avantages est un outil puissant pour l'analyse des signaux non-stationnaires particulièrement pour les signaux EEG. Elle est utilisée dans différents axes de recherche comme le traitement, le codage et la séparation des formes d'onde avec la décomposition des sous-bandes fréquentielles. Son avantage principal décrit par la décomposition en sous-bandes assure une utilisation utile pour la description des bandes fréquentielles existant dans un événement donné. En effet, dans notre contexte, cette propriété assure la connaissance de sous-bandes (Delta, Thêta, Alpha, Beta et Gamma) composant le signal EEG, et permet l'extraction de caractéristiques pertinentes pouvant être utilisées pour la détection des anomalies cérébrales telle que la crise d'épilepsie.

Plusieurs études ont été réalisées dans ce contexte dans le but de classer les données EEG à l'aide de différents classificateurs, après extraction des grandeurs caractérisant les signaux EEG. Notre approche repose sur l'utilisation de certaines caractéristiques extraites à partir des coefficients d'ondelettes obtenus après la décomposition des signaux EEG en cinq sous-bandes. Ceci permettra de mener à bien l'étude, la discrimination et la classification des signaux EEG. Une fonction score, en conjonction avec l'application de la MM sur les résultats trouvés, est ensuite utilisée pour distinguer les cas sains et épileptiques.

V.3. Description de la méthode

La méthode proposée basée sur l'application de la TOD permet après décomposition des signaux EEG d'obtenir les sous-bandes spectrales nécessaires est illustrée par la figure V.1. On utilise les cinq niveaux de décomposition pour obtenir les cinq rythmes caractérisant un signal EEG. Ensuite, on effectue l'extraction de quelques caractéristiques telles que l'énergie (ENG), la Déviation Standard (DS), l'entropie (H) et l'amplitude (AMP). Puis on choisit les meilleures sous-bandes qui peuvent représenter des crises d'épilepsie. Un lissage utilisant la MM sur l'ensemble des résultats des quatre caractéristiques obtenus pour les sous-bandes choisies. Par la suite, un seuillage est appliqué pour chaque sous-bandes afin de séparer les signaux sains de signaux pathologiques en utilisant une fonction score.

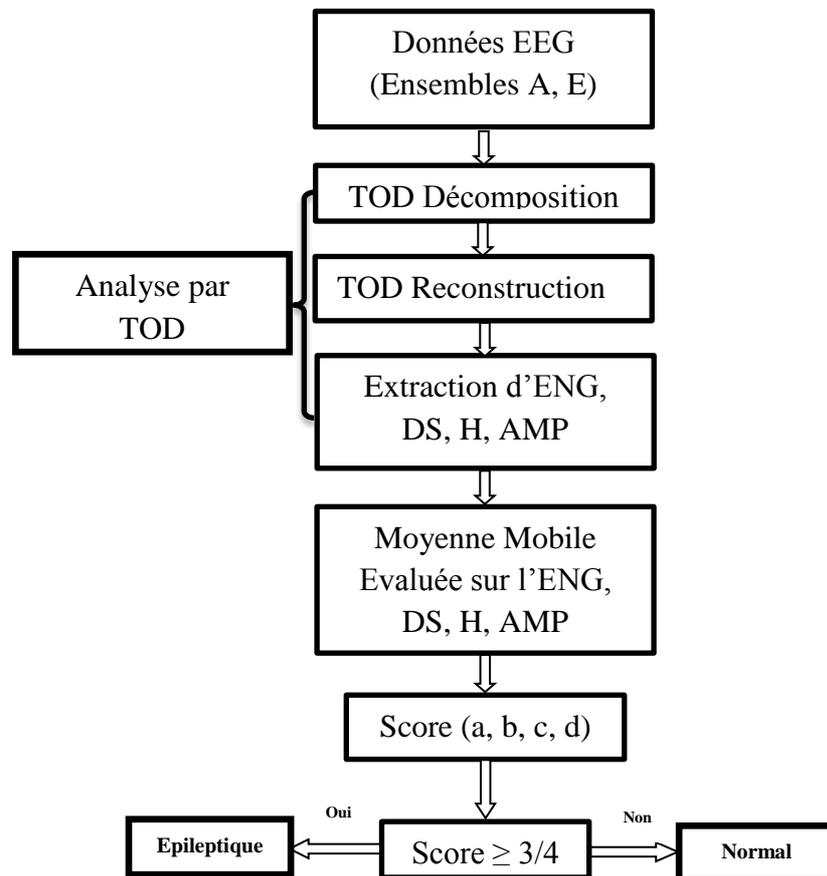


Figure V.1 : Etapes de la méthode proposée.

V.3.1. Grandeurs caractéristiques à l'extraction

V.3.1.1. Energie

C'est la caractéristique la plus couramment utilisée pour la détection des anomalies dans les signaux biomédicaux. Dans notre cas, elle donne l'état énergétique de chaque sous-bande correspondante et s'exprime par l'équation:

$$E = \sum_{k=1}^N |C_j[k]|^2 \quad (\text{V.1})$$

Où $1 \leq k \leq 4096$, $1 \leq j \leq 5$.

V.3.1.2. Déviation standard

La déviation standard (DS) utilisée comme un critère statistique exprime la distribution des données et s'exprime par la relation :

$$DS = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \left(C_j[k] - \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N C_j[k] \right)^2} \quad (\text{V.2})$$

V.3.1.3. Entropie

L'entropie est une grandeur liée à la nature du signal et peut mesurer le degré du désordre existant dans le signal. Cette mesure, caractérisant le désordre, se manifeste de manière représentative dans un signal EEG épileptique que dans un signal sain. Elle s'exprime par la relation :

$$H = \sum_{k=1}^N (C_j[k]^2) \log(C_j[k]^2) \quad (\text{V.3})$$

V.3.1.4. Amplitude

L'enregistrement EEG donne des signaux avec différentes amplitudes:

- Le rythme Alpha ayant une fréquence comprise entre 8-13 Hz est issu de la région occipitale. Il apparaît uniquement lorsque les yeux sont fermés. Son amplitude varie de quelques dizaines à plusieurs centaines de microvolts.
- Le rythme Mu ayant une gamme de fréquences comprise entre 8 et 10 Hz est issu de la région centro-temporelle. Il s'accompagne d'un rythme bêta (> 13 Hz) avec une amplitude variant jusqu'à 50 microvolts.

- Les ondes lentes (rythme Delta (1-4 Hz) et le rythme Thêta (4-8 Hz)) sont des ondes de nature pathologique comme une épilepsie et d'amplitude variant jusqu'à quelques milliers de microvolts.

V.4. Résultats et discussions

Dans toutes les applications qui suivent, on utilise les signaux issus de la base de données EEG utilisée dans le chapitre précédent. On s'intéresse donc aux deux ensembles A et E décrivant respectivement les signaux normaux et pathologiques.

V.4.1. Décomposition par TOD

Dans la première étape, on effectue la décomposition de tous les signaux EEG des deux ensembles A et E (100 segments pour chaque ensemble) au niveau de résolution cinq en utilisant l'ondelette de Daubechies d'ordre quatre (db4). Les sous-bandes et les fréquences correspondantes résultant sont illustrées dans le tableau V.1. Après l'étape de décomposition en sous-bandes, une reconstruction des coefficients ondelettes est nécessaire pour mettre la longueur de toutes les sous-bandes à jour avec la longueur du signal original (4096 échantillons). Après décomposition et reconstruction, nous avons obtenu 600 coefficients pour chaque ensemble décomposé. Deux exemples de décomposition de deux signaux pris à partir des ensembles A et E sont illustrés sur les figures V.2 et V.3 respectivement. Ces figures montrent le signal original et tous les coefficients de détails et d'approximation.

Bande de Fréquence [Hz]	Coefficients
43.40-86.805	d1
21.70-43.40	d2
10.85-21.70	d3
5.42-10.85	d4
2.71-5.42	d5
0-2.71	a5

Tableau V.1 : Bandes de fréquence des coefficients de décomposition.

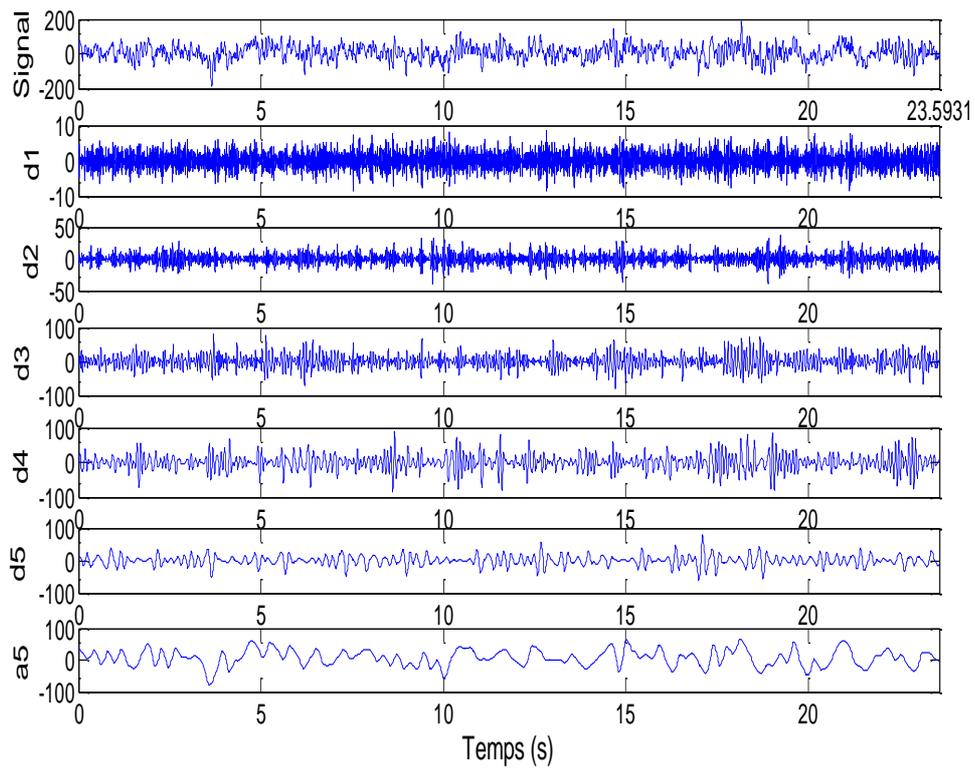


Figure V.2 : Décomposition en ondelettes d'un signal EEG sain.

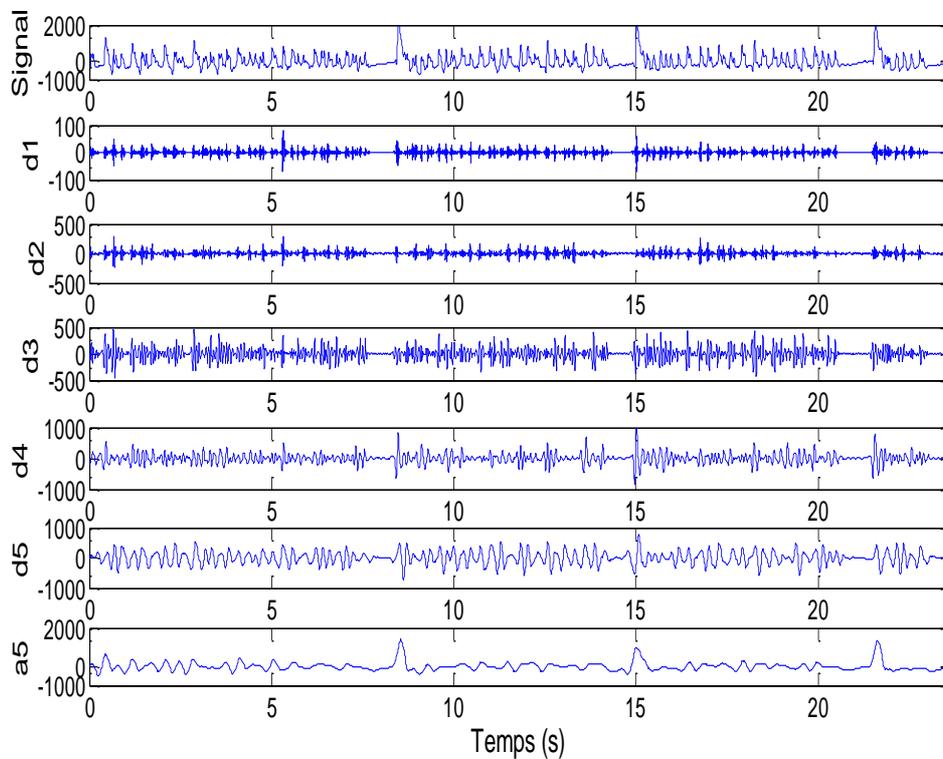


Figure V.3 : Décomposition en ondelettes d'un signal EEG pathologique.

V.4.2. Extraction des caractéristiques proposées

Après l'étape de décomposition, nous extrayons de chaque sous-bande les caractéristiques proposées : l'énergie, la déviation standard, l'entropie et l'amplitude des coefficients.

V.4.2.1. Energie

L'extraction de l'énergie nous permet de calculer les coefficients d'énergie pour chaque ensemble dont les valeurs trouvées sont illustrées par la figure V.4. Le bilan de l'observation des résultats en relation avec les valeurs de l'énergie montre une différence notable entre les énergies extraites de chaque ensemble. En effet, les énergies des signaux sains sont inférieures aux énergies des signaux pathologiques en particulier celles correspondant aux niveaux 3, 4 et 5. De plus, l'approximation a5 montre que les énergies des signaux sains présentent plus d'oscillations par rapport à celle des signaux pathologiques. La représentation des maximums des énergies de chaque coefficient extraite pour les deux ensembles est illustrée par la figure V.5. Cette dernière montre que les maximums des énergies de l'ensemble E en d3, d4 et d5 sont beaucoup plus élevés que celles de l'ensemble A et vice versa en a5.

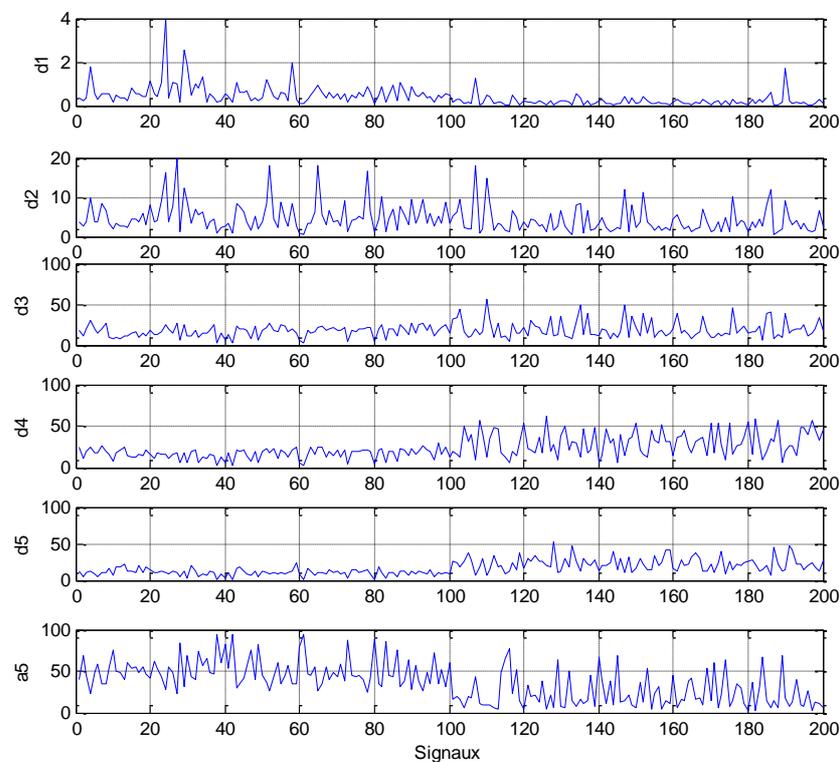


Figure V.4 : Valeurs des énergies extraites des signaux de l'ensemble A (1:100) et de l'ensemble E (101:200).

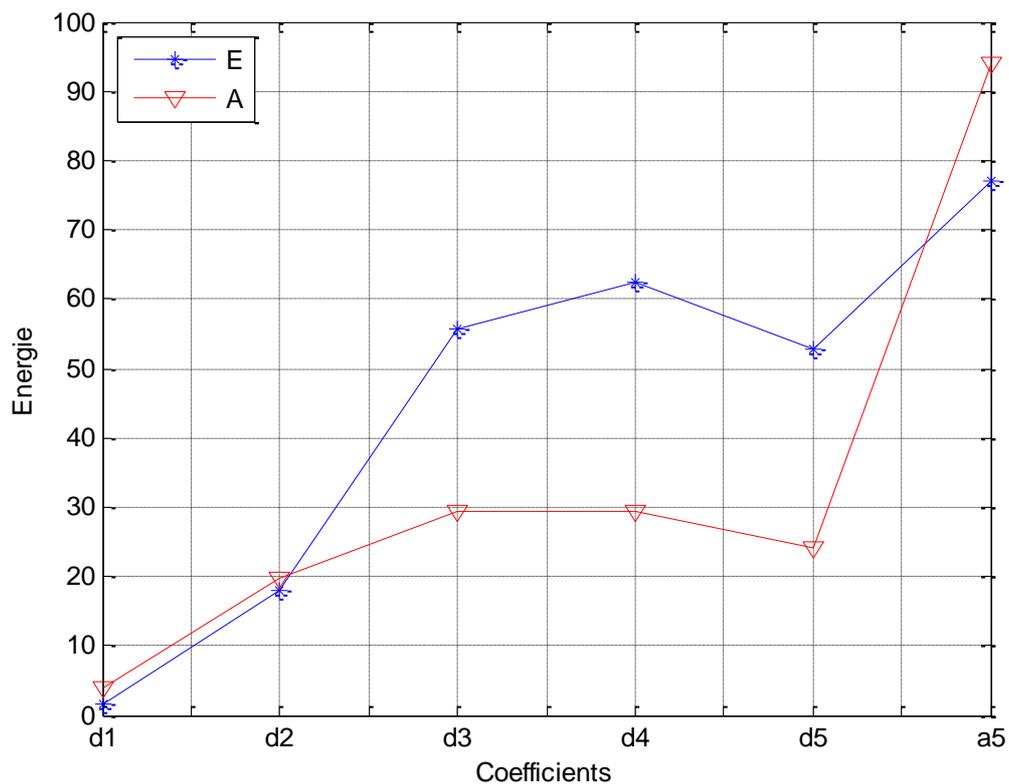


Figure V.5 : Maximums des énergies pour chaque coefficient.

V.4.2.2. Déviation standard

La figure V.6 montre les résultats de la DS extraits des deux ensembles A et E. On observe que les valeurs de la DS de l'ensemble A sont très faibles. Cependant, les valeurs de la DS de l'ensemble E semblent beaucoup plus élevées, avec plusieurs oscillations. En effet, les valeurs maximales de la DS des deux ensembles pour chaque coefficient sont illustrées sur la figure V.7. Cette dernière montre que les valeurs supérieures correspondent à l'ensemble E des cas pathologiques comparé à celle de l'ensemble A, plus particulièrement au troisième coefficient de détail d3.

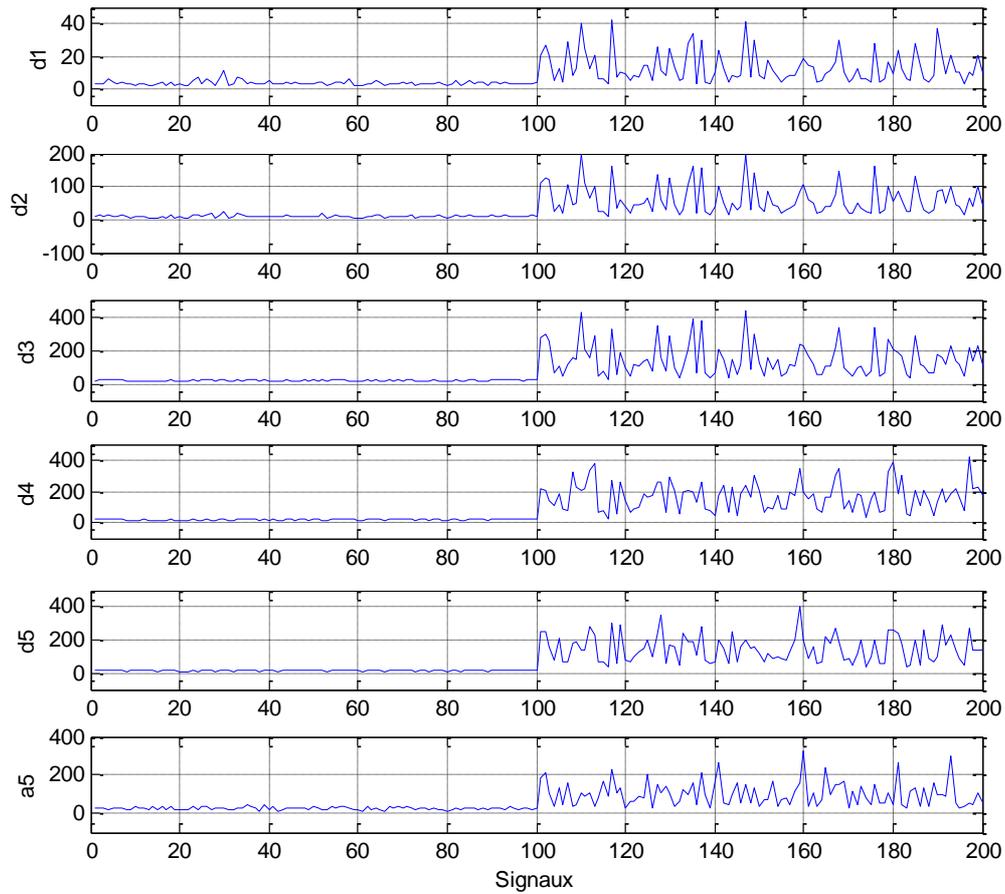


Figure V.6 : Valeurs des DS extraites des signaux de l'ensemble A (1:100) et de l'ensemble E (101:200).

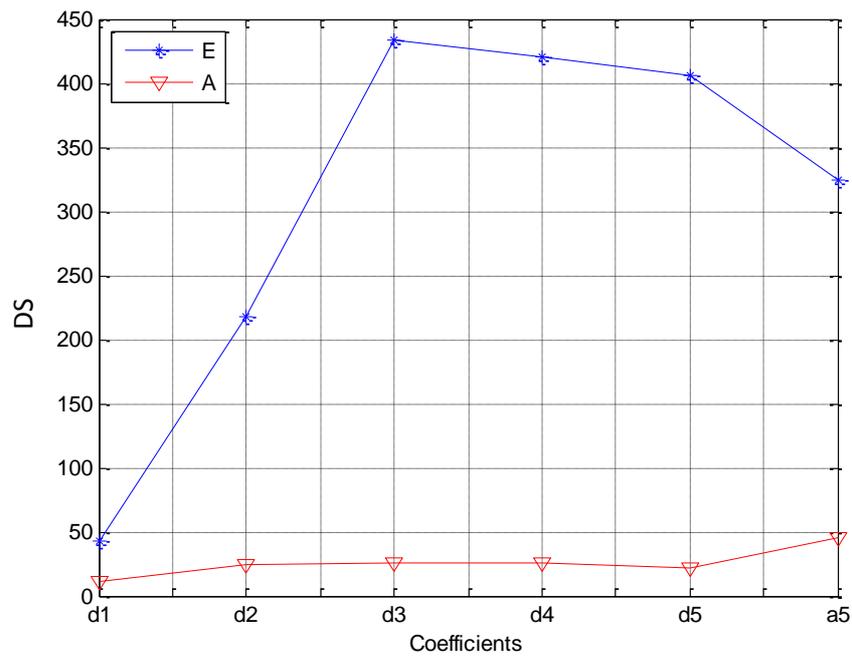


Figure V.7 : Maximums de la DS pour chaque coefficient.

V.4.2.3. Entropie

Les valeurs d'entropie extraites des coefficients sont normalisées par rapport au maximum de chaque coefficient et sont données par la figure V.8. L'observation de ces résultats permet de montrer que les plus grandes valeurs d'entropie sont obtenues dans des cas épileptiques de l'ensemble E par rapport à ceux de l'ensemble A. Les valeurs maximales d'entropie représentées dans la figure V.9 montrent que la plus grande valeur d'entropie est obtenue au troisième coefficient de détail dans le cas de l'ensemble E.

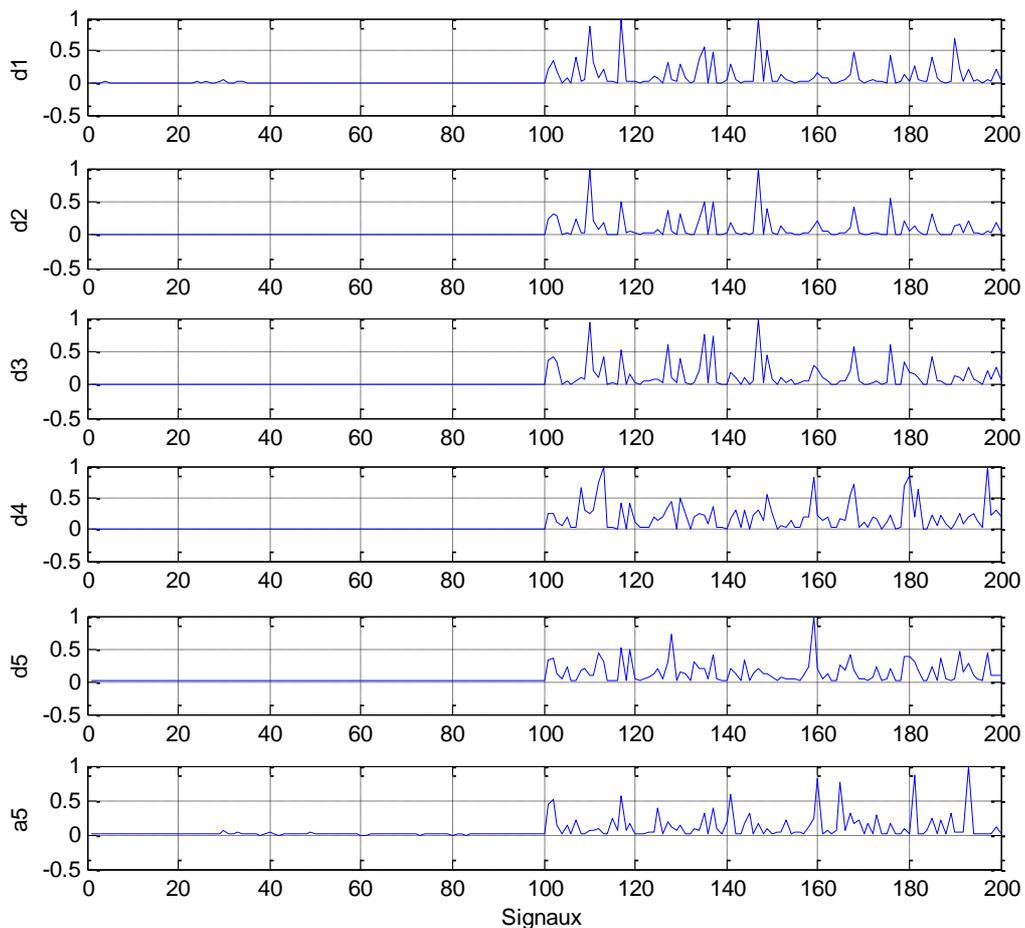


Figure V.8 : Valeurs d'entropies extraites des signaux de l'ensemble A (1:100) et de l'ensemble E (101:200).

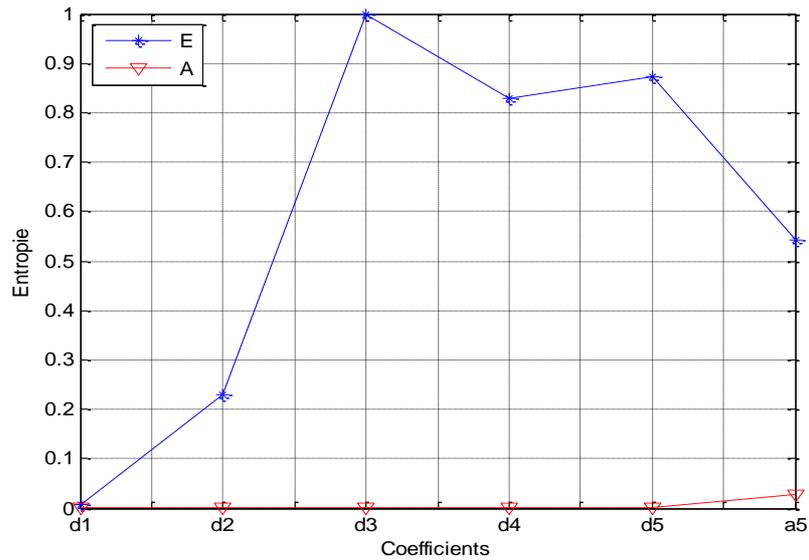


Figure V.9 : Maximums d'entropie pour chaque coefficient.

V.4.2.4. Amplitude des coefficients

Les valeurs extraites des amplitudes des coefficients pour chaque ensemble sont représentées par rapport à l'indice des coefficients par la figure V.10 dont l'examen permet de localiser le maximum d'amplitude pour chaque ensemble. L'observation de cette figure montre une valeur maximale située au troisième coefficient (d3) pour l'ensemble E.

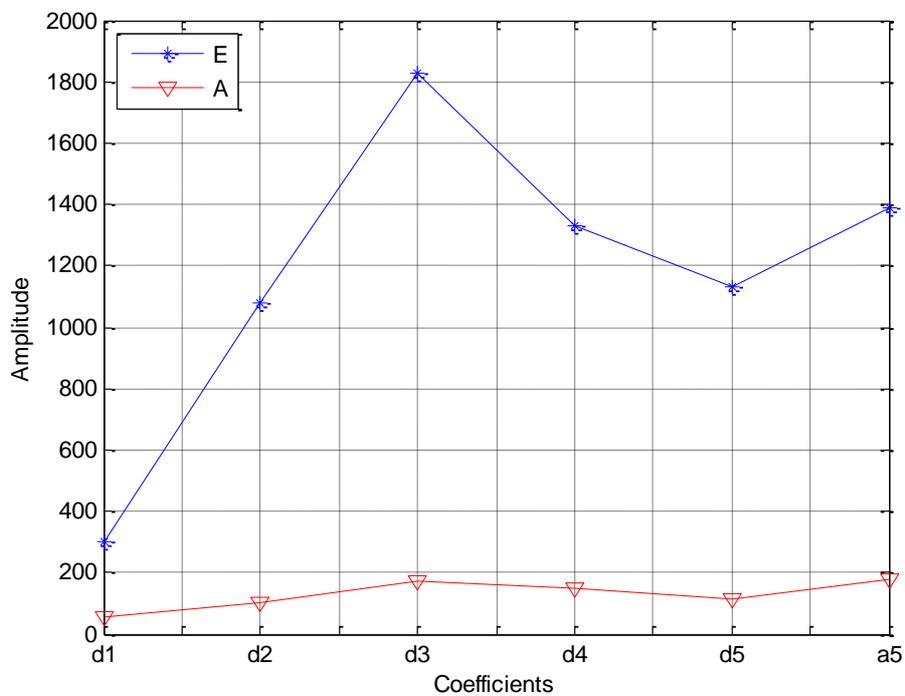


Figure V.10 : Maximums d'amplitude pour chaque coefficient.

Après analyse des caractéristiques extraites, on peut affirmer que les résultats d'énergie montrent que la valeur maximale de l'ensemble E est supérieure à celle de l'ensemble A pour les coefficients des détails d3, d4 et d5, contrairement aux coefficients d'approximation a5 où le maximum d'énergie de l'ensemble E est inférieur à celui de l'ensemble A. Pour les autres caractéristiques telles que l'entropie, la DS et l'amplitude, nous pouvons remarquer que leurs maximum dans l'ensemble E sont supérieurs à ceux de l'ensemble A dans tous les coefficients d1, d2, d3, d4, d5 et a5.

V.4.3. Application de la moyenne mobile

En plus des résultats précédents, et dans le but d'éclairer la différence entre les résultats des caractéristiques des cas pathologiques et des cas normaux, et sachant que la bande de fréquence d'une crise épileptique s'étend de 0 à 8 Hz (ondes Delta et Thêta), nous avons opté par l'application de la MM sur les coefficients d4 (5.42-10.85), d5 (2.71-5.42) et a5 (0-2.71).

Pour chaque caractéristique, on utilise une valeur de la longueur pour la fenêtre mobile wl de la MM pour obtenir de meilleurs résultats. Un seuil TH pour chaque coefficient est calculé pour séparer les résultats de l'ensemble E de ceux de l'ensemble A. Le seuil considéré comme la moyenne de la MM pour chaque caractéristique dans le coefficient correspondant est défini par:

$$TH = \frac{1}{n} \left[\sum_{i=1}^n SMA(F_s(C(i))) \right] \quad (V.4)$$

Où $F_s(C(i))$ sont les caractéristiques extraites des coefficients d'ondelette et peuvent représentés donc l'énergie, la DS, l'entropie H ou l'amplitude pour $n = 200$.

Les résultats de la MM sont rassemblés sur les figures V.11, V.12, V.13 et V.14. L'analyse de ces résultats montre clairement une différence entre les caractéristiques des signaux pathologiques de celles des signaux normaux suite à leur distinction visible sur la base du seuil TH .

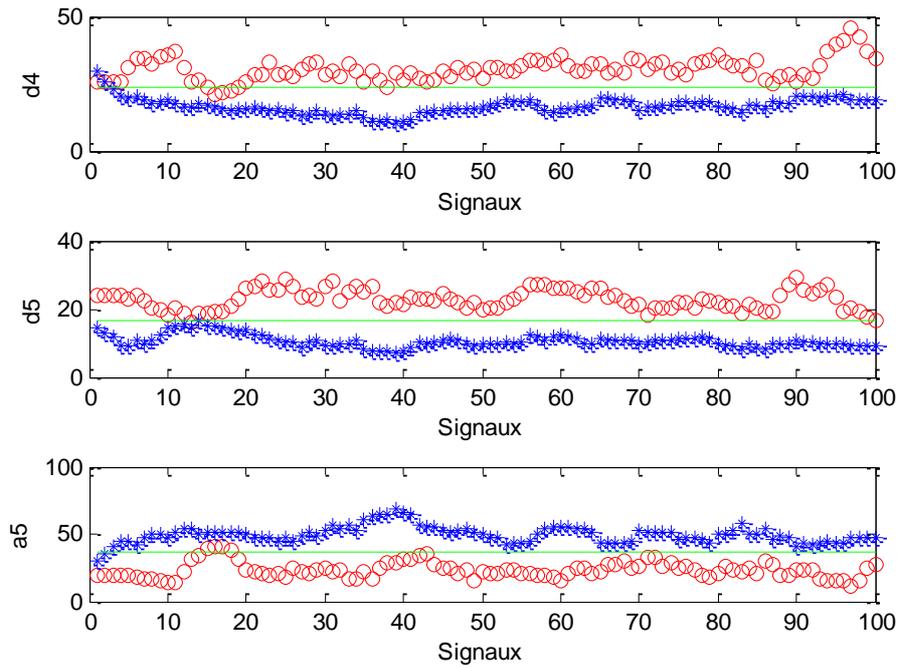


Figure V.11 : Valeurs de la MM des énergies des ensembles E (rouge) et A (bleu) avec $wl=7$.

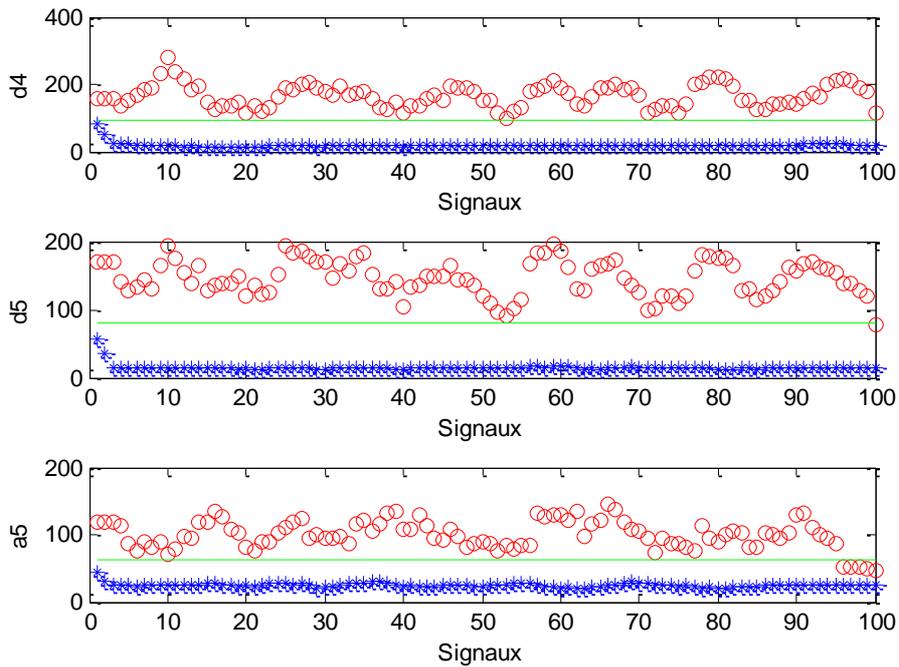


Figure V.12 : Valeurs de la MM des DS des ensembles E (rouge) et A (bleu) avec $wl=6$.

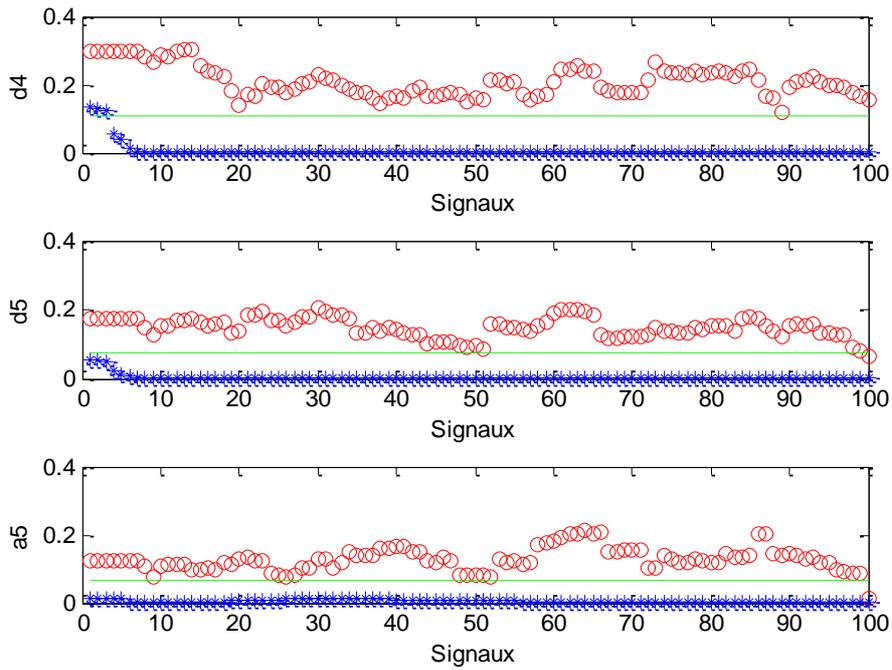


Figure V.13 : Valeurs de la MM des entropies des ensembles E (rouge) et A (bleu) avec $wl=14$.

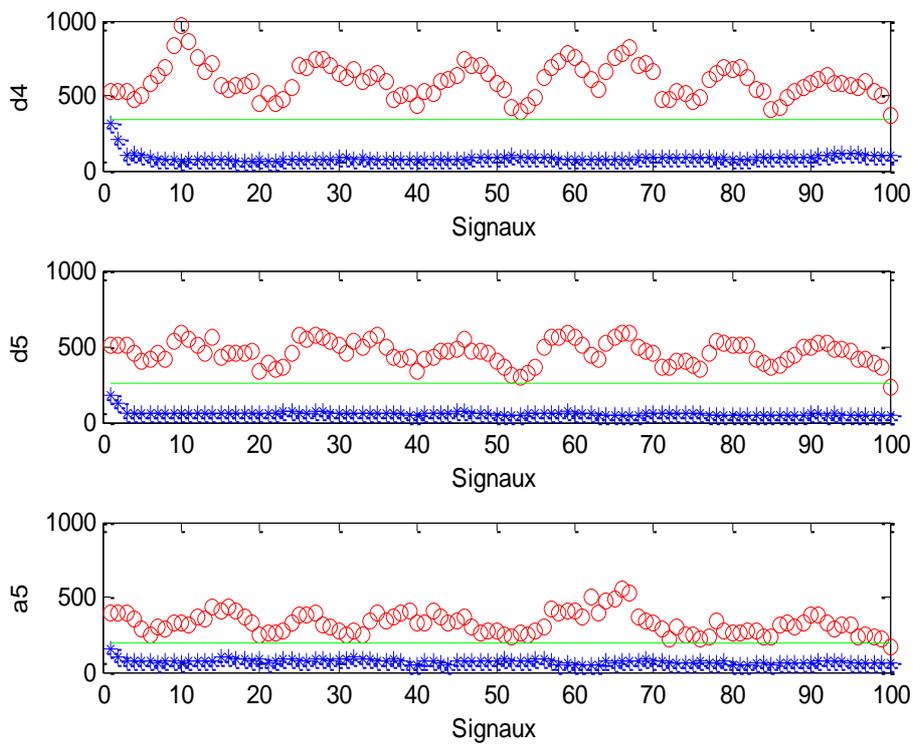


Figure V.14 : Valeurs de la MM des amplitudes d'ensembles E (rouge) et A (en bleu) avec $wl=6$.

Le tableau V.2 montre un pourcentage des signaux ayant une MM de l'énergie (ENG), de la DS, de l'entropie (H) ou de l'amplitude (Amp) supérieur aux seuils Th_i pour l'ensemble E et inférieur de sa valeur pour l'ensemble A estimé sur les coefficients d4, d5 et a5.

On note que: MA_{EnD5} et Th_{EnD5} , MA_{DSD4} et Th_{DSD4} , MA_{HA5} et Th_{HA5} , MA_{AmpD4} et Th_{Amp4} sont respectivement les MM et leurs seuils correspondant à l'énergie, la DS, l'entropie H et l'amplitude des coefficients d5, d4, a5 et d4 respectivement. Les meilleurs résultats sont obtenus avec toutes les caractéristiques. Dans le cas de l'énergie, pour le coefficient d5, tous les signaux (100%) de l'ensemble A ayant une MM d'énergie inférieur à Th_{EnD5} et 98% des signaux de l'ensemble E ayant une MM d'énergie supérieur à Th_{EnD5} . Pour la DS, l'entropie et l'amplitude, les meilleurs résultats sont obtenus en d4, a5 et d4 respectivement.

	d4		d5		a5		wl
	E(>)	A(<)	E(>)	A(<)	E(>)	A(<)	
ENG	96	98	98	100	4	2	7
DS	100	100	99	100	95	100	6
H	100	97	99	100	99	100	14
Amp	100	100	99	100	99	100	6

Tableau V.2 : Résultats de la MM en d4, d5 et a5.

Afin d'utiliser ces résultats pour classer les signaux des ensembles A et E, une méthode basée sur la somme d'une fonction score est proposée. Cette fonction score est composée de quatre paramètres notés: a , b , c et d définis comme suit:

$$a=MA_{EnD5}-Th_{EnD5}; b= MA_{DSD4}-Th_{DSD4}; c=MA_{HA5}-Th_{HA5}; d=MA_{AmpD4}-Th_{AmpD4}.$$

Les paramètres a , b , c et d sont calculées pour chaque signal :

- Pour les paramètres b , c et d (la DS, l'entropie H et l'amplitude), si le résultat d'un paramètre est positif, sa fonction score est 1 et si le résultat est négatif la fonction score est 0.
- Pour le paramètre a (l'énergie), si le résultat du paramètre est positif, sa fonction score est 0 et si le résultat est négatif la fonction score est 1.

Pour chaque signal, on fait la somme des résultats scores obtenus depuis les paramètres a , b , c et d . Les résultats de la fonction score sont illustrés dans le tableau V.3.

	Score de a	Score de b	Score de c	Score de d	Score total
Signal E(13)	0	1	1	1	3/4
Signal E(100)	0	1	0	1	2/4
E-{E(13), (100)}	1	1	1	1	4/4
Ensemble A	0	0	0	0	0

Tableau V.3 : Résultats de la fonction score.

Les résultats de la méthode proposée sont résumés dans le tableau V.4 en utilisant différentes familles d'ondelettes. Afin d'évaluer les performances de notre méthode, trois paramètres statistiques sont utilisés; la sensibilité (Sen), la spécificité (Spe) et la précision (Acc) données par les équations (IV.9), (IV.10) et (IV.11) du chapitre précédent.

	Familles d'ondelette		
	<i>Daubechies (db4)</i>	<i>Symlets (sym4)</i>	<i>Coiflets (coif2)</i>
Spe (%)	98.01	98.01	98.01
Sen (%)	100	100	100
Acc (%)	99.5	99.5	99.5

Tableau V.4 : Performances de la méthode.

Ces résultats montrent que l'utilisation de certaines fonctions d'ondelettes telles que db4, sym4 et coif2 donne 99.5% de précision, une sensibilité de 100% et une spécificité de 98,01%.

Les meilleurs résultats sont engendrés par l'utilisation de la fonction score dépendant des quatre paramètres utilisés et permet de confirmer la nature du signal considéré qu'il soit pathologique ou non. Le tableau V.5 reprend une comparaison quantitative de nos résultats avec d'autres travaux antérieurs utilisant la même base de données, en particulier ceux ayant utilisés les signaux normaux et épileptiques. Cette comparaison montre que nos résultats présentent une amélioration en ce qui concerne la capacité de discrimination entre le cas sain (ensemble A) et le cas pathologique (ensemble E). Notre méthode basée sur la

classification des caractéristiques extraites des coefficients d'ondelettes fournit des bons résultats avec une précision de 99.5%.

Auteurs	Méthode	Précision (%)
Kannathal <i>et al.</i> [63]	Entropie	92.2
Polat <i>et al.</i> [65]	FFT, arbre de décision	98.72
Subasi [66]	TOD	93.2
Tazallas <i>et al.</i> [68]	Temps-fréquence	99
Ocak [69]	TOD	96
Nicolaou <i>et al.</i> [70]	Entropie de permutation -Machine a support de vecteur	93.5
Wang <i>et al.</i> [71]	Paquet ondelette, entropie	99.4
Nigam <i>et al.</i> [62]	Filtre non-linéaire, Réseau neuronal artificiel	97.2
Notre méthode	TOD, Extraction des caractéristiques-MM	99.5

Tableau V.5 : Comparaison de la méthode proposée avec d'autres travaux.

V.5. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons exposé les résultats de la méthode proposée ayant pour objectif l'étude, la discrimination et la classification des signaux EEG réels. Ces signaux sont composés de deux ensembles normaux et pathologiques comprenant des crises d'épilepsie. En effet, la TOD a permis de décomposer les signaux EEG en plusieurs niveaux caractérisant les bandes de fréquence du contenu spectral de chaque signal. L'utilisation des bandes spectrales appropriées comprenant une combinaison de paramètres pertinents proposés tels que l'énergie, la déviation standard, l'entropie et l'amplitude ont montré la possibilité de distinguer entre les signaux EEG normaux et pathologique. Cette opération est menée à l'aide d'un seuillage en conjonction avec la MM pour assurer un lissage utile. Cependant, la classification des données EEG est réalisée grâce à l'utilisation d'une fonction score basée sur les paramètres extraits. Les résultats de la classification obtenus sont satisfaisants et donnent une bonne précision entre les signaux sains et pathologiques. Les performances de la méthode sont égales ou mieux que certains travaux publiés.



*Conclusion
Générale*

Conclusion Générale

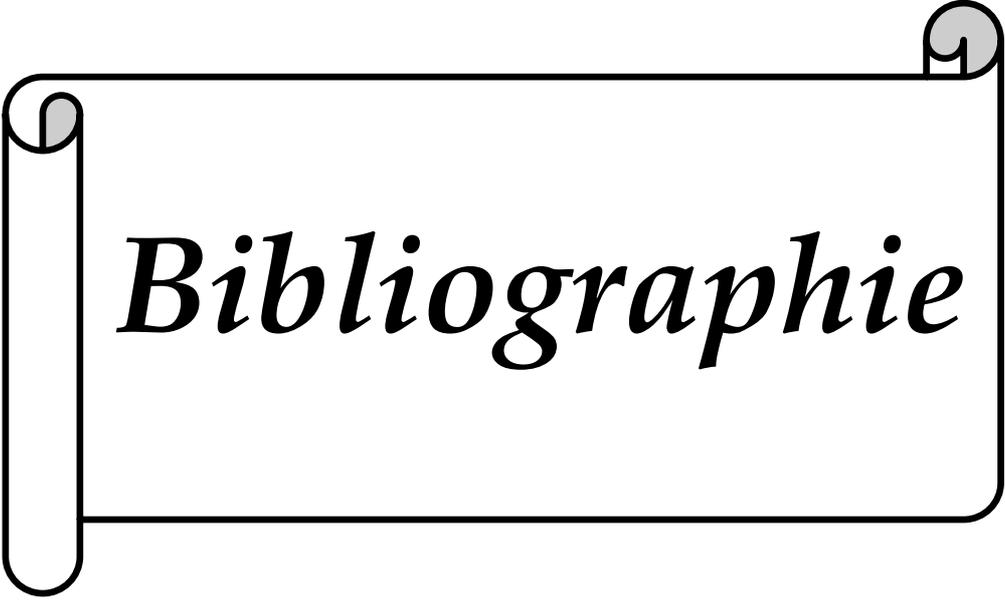
Cette contribution traite de l'aspect des performances des Représentations Temps-Fréquence (RTF) en vue de la caractérisation et de la classification de signaux EEG normaux et pathologiques. Dans la première partie du travail, une étude comparative a été effectuée en utilisant trois RTF différentes telles que le SP et d'autres appartenant à la classe quadratique appelées la RCW et la RPWVL. En vue de l'utilisation des paramètres optimaux pour chaque RTF, nous avons utilisé l'entropie de Renyi comme une mesure permettant d'assurer l'usage des meilleurs paramètres engendrant une bonne représentation dans le plan temps-fréquence. Les résultats obtenus montrent que l'analyse des signaux EEG en utilisant la RPWVL présente de meilleurs résultats en termes de la résolution temps-fréquence ainsi que de la détection des événements pertinents présents dans les signaux EEG considérés. Ainsi, l'usage de la RPWVL conjointement avec l'entropie de Renyi marginale a permis une bonne identification de la localisation temporelle des pics de la crise. Les bandes de fréquences qui caractérisent les signaux EEG pour les patients épileptiques ont également été trouvés. Les trois méthodes ont été utilisées pour classer les ensembles choisis en fonction de la non-stationnarité du signal EEG par rapport à la détection de crise épileptique. Également, les énergies qui caractérisent chaque bande ont été extraites pour chaque RTF. Un lissage a été appliqué sur les résultats obtenus à l'aide de la moyenne mobile ou un seuil est calculé pour chaque bande afin de séparer les signaux d'énergie caractérisant l'ensemble E (pathologique) de l'ensemble A (normaux).

En termes de classification des signaux EEG considérés, les résultats obtenus englobant les critères proposés ont été utilisés comme entrée à une fonction score. Afin d'évaluer les performances de la classification, nous avons utilisé les grandeurs telles que la précision, la spécificité et la sensibilité de la fonction score. Les résultats expérimentaux menés sur les signaux EEG réels ont révélés de bonnes performances de la méthode proposée pour l'identification des pics de la crise ainsi que pour classification des signaux EEG normaux et pathologiques. La comparaison avec d'autres études montrent que notre méthode donne une amélioration en termes de précision, de sensibilité et de spécificité.

Dans la deuxième partie de notre travail, la TOD est utilisée en usant des propriétés adéquates pour l'analyse et la caractérisation des signaux EEG dans le domaine temporel.

L'objectif dans cette partie était la détection de la crise dans les enregistrements EEG par la décomposition du signal EEG et l'extraction de certaines caractéristiques pertinentes pour chaque sous-bande du signal. Ces caractéristiques ont été obtenues grâce à un algorithme utilisant la MM, ce qui permet de classer les signaux EEG en utilisant une fonction score. La méthode a été évaluée à l'aide de trois sous-bandes différentes (0-2,7 Hz, 2,7-5,4 Hz et 5,4-10,8 Hz) avec quatre caractéristiques à savoir l'énergie, la déviation standard, l'entropie et l'amplitude des coefficients d'ondelettes. Les résultats obtenus ont permis de distinguer et de classer les signaux appartenant à l'ensemble E (les cas épileptiques) et à l'ensemble A (les cas sains) avec une bonne précision. En effet, des valeurs acceptables des grandeurs utilisées pour la classification ont été obtenues, mettant en évidence les performances de la méthode proposée en termes de discrimination et d'identification entre les différents signaux EEG considérés.

Des travaux futurs peuvent être réalisés afin d'appliquer les méthodes proposées sur une autre base de données. Des travaux sont en cours pour la collection d'une base de données locale, comportant des signaux EEG de malades algériens souffrant de crises d'épilepsie. Nous envisageons l'utilisation du classifieur "Machine à Vecteur Support" (Support Vector Machine SVM) combiné avec l'analyse temps-fréquence ou temps-échelle pour une classification des signaux EEG pathologiques.



Bibliographie

Bibliographie

- [1] **R. Carter**, “*The Human Brain*”, 1st ed., DK Publishing, 2009.
- [2] **D. Huang, K. Qian, D.Y. Fei, W. Jia, X. Chen and O. Bai**, “*Electroencephalography (EEG)-based brain-computer interface*”, IEEE Trans. Neural. Syst. Rehabil. Eng., Vol. **20(3)**, pp. 379-388, 2012.
- [3] **G.T. Borujeny, M. Yazdi, A. Keshavarz-Haddad, and A. R.Borujeny**, “*Detection of epileptic seizure using wireless sensor Networks*”, J. Med. Signals Sens., Vol. **3(2)**, pp.63–68, 2013.
- [4] **L. Duque-Munoz, J. Espinoza-Oviedo and C.G. Castellanos-Dominguez**, “*Epileptic seizure identification based on EEG rhythm decomposition*”, World Congress on Medical Physics and Biomedical Engineering, pp. 363-366, 2012.
- [5] **T.F. Collura**, “*History and evolution of electroencephalographic instruments and techniques*”, Journal of Clinical Neurophysiology, Vol. **10(4)**, pp. 476-504, 1993.
- [6] **M. Teplan**, “*Fundamentals of EEG measurement*”, Measurement Science Review, Vol. **2(2)**, pp. 1-11, 2002.
- [7] **F.J. Gray**, “*Anatomy for the medical clinician*”, 1st ed., Shannon Books Pty Ltd, Victoria, Australia, 2002.
- [8] **D. Purves, G.J. Augustine, D. Fitzpatrick, L.C. Katz, A.S. Lamantia and J.O. McNamara**, “*Neuroscience*”, 3th ed., Inc. Publishers, Sunderland, Massachusetts, USA, 2004.
- [9] **N.R. Carlson**, “*Foundations of physiological psychology*”, 5th ed., Boston, Mass. London: Allyn and Bacon, 2002.
- [10] **H.L. Atwood and W.A. Mackay**, “*Essentials of neurophysiology*”, 1st ed., Toronto, Philadelphia: B. C. Decker, 1989.
- [11] **S. Sanei and J. Chambers**, “*EEG signal processing*”, 1st ed., John Wiley & Sons, Ltd, 2007.
- [12] **V. Navarro, N. Engrand et P. Gélisse**, “*Place de l'électroencéphalogramme dans l'état de mal épileptique*”, Revue Neurologique, Vol. **165(4)**, pp. 328-337, 2009.
- [13] **M.F. Bear, B.W. Connors and M.A. Paradiso**, “*Neuroscience: Exploring the brain*”, 2nd ed., Williams & Wilkins, Lippincott, 2005.
- [14] **H.H. Jasper**, “*The ten-twenty electrode system of the international federation*”, Electroenceph. Clin. Neuroph., Vol. **10**, pp. 367–380, 1958.
- [15] **H.H. Jasper**, “*Report of the committee on methods of clinical examination in electroencephalography: The ten-twenty electrode system of the International Federation*”, Electroencephalography and Clinical Neurophysiology, Vol. **10(2)**, pp. 371-375, 1958.

- [16] **E. Niedermeyer** and **F. Lopes da Silva**, “*Electroencephalography: basic principles, clinical applications, and related fields*”, 5th ed., Lippincott Williams & Wilkins, 2005.
- [17] **B.J. Fisch**, “*EEG premier: Basic principles of digital and analog EEG*”, 3th ed., Elsevier publication, 1999.
- [18] **K. Blinowska** and **P. Durka**, “*Electroencephalography*”, Wiley Encyclopedia of Biomedical Engineering, Copyright, pp. 1-15, 2006.
- [19] **E. Ubeyli**, “*Statistics over features: EEG signals analysis*”, Comp. Bio. Med., Vol. **39**, pp. 733–741, 2009.
- [20] **M.L.V. Quyen**, **V. Navarro**, **M. Baulac**, **B. Renault** and **J. Martinerie**, “*Anticipation of epileptic seizures from standard EEG recordings*”, The Lancet, Vol. **361(9361)**, pp. 970-971, 2000.
- [21] **J.K. Hammond** and **P.R. White**, “*The analysis of non-stationary signals using time-frequency methods*”, Journal of Sound and Vibration, Vol. **190(3)**, pp. 419-447, 1996.
- [22] **H. Boche** and **U.J. Mönich**, “*On the Hilbert transform of bounded band limited signals*”, Problems of Information Transmission, Vol. **48(3)**, pp. 217–238, 2012.
- [23] **S.C. Sekhar** and **T.V. Sreenivas**, “*Adaptive window zero-crossing-based instantaneous frequency estimation*”, EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, Vol. **12**, pp. 1791–1806, 2004.
- [24] **P. Flandrin**, “*La notion de localisation dans le plan temps-fréquence*”, Traitement du Signal, Vol. **15(6)**, pp.486-492, 1998.
- [25] **F. Weisz**, “*Multiplier theorems for the short-time Fourier transform*”, Integral Equations and Operator Theory, Vol. **60(1)**, pp. 133–149, 2008.
- [26] **S.M. Qaisar**, **L. Fesquet** and **M. Renaudin**, “*An adaptive resolution computationally efficient short-time Fourier transform*”, Journal of Electrical and Computer Engineering, Vol. **2008**, pp. 1-5, 2008.
- [27] **F. Hlawatsch**, “*The Hyperbolic Class of Quadratic Time-Frequency Representations Part I: Constant-Q Warping, the Hyperbolic Paradigm, Properties, and Members*”, IEEE Transactions on Signal Processing, Vol. **41**, pp. 3425-3444, 1993.
- [28] **T.A.C.M. Claasen** and **W.F.G. Mecklenbräuker**, “*The Wigner distribution - A tool for time-frequency signal analysis - Part I: Continuous-time signals*”, Philips J. Res., Vol. **35**, pp. 217-250, 1980.
- [29] **P. Flandrin** et **B. Escudié**, “*Principe et mise en œuvre de l'analyse temps-fréquence par transformation de Wigner-Ville*”, Traitement du Signal, Vol. **2**, pp.143-151, 1985.
- [30] **L. Cohen**, “*Time-frequency distributions - A review*”, Proc. IEEE, Vol. **77**, pp. 941-981, 1989.
- [31] **W. Mecklenbräuker** and **F. Hlawatsch**, “*The Wigner distribution: theory and applications in signal processing*”, 1st ed., Elsevier, 1997.

- [32] **K. Sun, T. Jin and D. Yang**, “*An improved time-frequency analysis method in interference detection for GNSS receivers*”, *Sensors (Basel)*, Vol. **15(4)**, pp. 9404–9426, 2015.
- [33] **O. Boubal et J. Oksman**, “*Application de la distribution de pseudo Wigner-Ville lissée réallouée à la détection de cliquetis*”, *Traitement du Signal*, Vol. **15(4)**, 337–347, 1998.
- [34] **Y.M. Zhu, F. Peyrin et R. Goutte**, “*Transformation de Wigner-Ville : description d'un nouvel outil de traitement du signal et des images*”, *Annals of Télécommunications*, Vol. **42(3)**, pp. 105-118, 1987.
- [35] **Y. Meyer, S. Jaffard et O. Rioul**, “*L’analyse par ondelette pour la science*”, *Pour la science*, pp. 28-37, 1987.
- [36] **I. Daubechies**, “*Orthonormal bases of compactly supported wavelets*”, *Com. on Pure Appl. Math.*, Vol. **41**, pp. 909-996, 1988.
- [37] **S. Mallat**, “*Multiresolution approximations and wavelet orthonormal bases of $L_2(R)$* ”, *Trans. Am. Math. Soc.*, Vol. **315(1)**, pp. 69-87, 1989.
- [38] **S. Mallat**, “*Multifrequency channel decomposition of images and wavelet models*”, *IEEE Trans. on Accoustic Speech and Signal Proc.*, Vol. **37(12)**, pp. 2091-2110, 1989.
- [39] **S. Mallat**, “*A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation*”, *IEEE, PAMI*, Vol. **11(7)**, pp. 674-693, 1989.
- [40] **M. Farge et G. Rabreau**, “*Transformée en ondelettes pour détecter et analyser les structures cohérentes dans les écoulements turbulents bidimensionnels*”, *C. R. Acad. Sci. Paris Ser.* Vol. **307(b)**, pp.1479-1486, 1988.
- [41] **M. Misiti, Y. Misiti, G. Oppenheim and J. Poggi**, “*Wavelet toolbox user’s guide*”, *User’s Guide, MathWorks*, 1997.
- [42] **S. Mallat**, “*A Wavelet tour of signal processing*”, the sparse way, Academic Press, Ecole Polytechnique, Paris, 2008.
- [43] **M. Misiti, Y. Misiti, G. Oppenheim et J. Poggi**, “*Les ondelettes et leurs applications*”, *Traitement du signal et de l’image*, Hermes science, LAVOISIER, Paris, 2003.
- [44] **S. Panchanathan, N. Gamaz and A. Jain**, “*Image scalability using wavelet vector quantization*”, *Journal of Electronic imaging*, Vol. **5(2)**, pp. 167-175, 1996.
- [45] **P. Goncalves and R. Riedi**, “*Wavelet analysis of fractional brownian motion in multifractal time*”, *Proceedings of the 17th Colloquium GRETSI, Vannes*, pp. 13-17, 1999.
- [46] **S. Tumari, R. Sudirman and A. Ahmad**, “*Selection of a suitable wavelet for cognitive memory using electroencephalograph signal*”, *Eng.*, Vol. **5**, pp. 15–19, 2013.
- [47] **A. Renyi**, “*On measures of entropy and information*”, *Proc. Int. Conf. Mathematics of Statistics and Probability, California*, pp. 547–561, 1961.

-
- [48] **V. Sucica, N. Sauliga and B. Boashash**, “*Analysis of local time-frequency entropy features for nonstationary signal components time supports detection*”, *Dig. Sig. Proc.* Vol. **34**, pp. 56–66, 2014.
- [49] **W. Williams and T. Hsie**, “*Adaptive RID kernels which minimize time frequency uncertainty*”, *Proc. Int. Conf. Time-Frequency and Time-Scale Analysis*, Philadelphia, pp. 96–99, 1994.
- [50] **T. Hsie and W. Williams**, “*Rényi information and signal dependent optimal kernel design*”, *Proc. Int. Conf. Acoustics, Speech, and Signal Processing, (ICASSP)*, Detroit, pp. 997–1000, 1995.
- [51] **S. Aviyente and W. Williams**, “*Minimum entropy time-frequency distributions*”, *IEEE Sig. proc. Lett.* Vol. **12**, pp. 37–40, 2005.
- [52] **D. Boutana, M. Benidir and B. Barkat**, “*Segmentation and identification of some pathological phonocardiogram signals using time-frequency analysis*”, *IET Sig. Proc.* Vol. **5(6)**, pp. 527–537, 2011.
- [53] **S. Hansun**, “*A new approach of moving average method in time series analysis*”, *Proc. Int. Conf. IEEE New Media Studies, (CoNMedia)*, Tangerang, pp. 1–4, 2013.
- [54] **C.C. Anthony and E.F. Norman**, “*Solving the problem of inadequate scoring rules for assessing probabilistic football forecast models*”, *Journal of Quantitative Analysis in Sports*, Vol. **8(1)**, pp. 1-12, 2012.
- [55] **R. Drzejak, K. Lehnertz, F. Mormann, C. Rieke, P. David and E. Christian**, “*Indications of nonlinear deterministic and finite dimensional structures in time series of brain electrical activity: dependence on recording region and brain state*”, *Phys. Rev.* Vol. **64**, pp. 061907(1)–061907(8), 2001.
- [56] **T. Gautama, D. Mandic and M. Hulle**, “*Indications of nonlinear structures in brain electrical activity*”, *Phys. Rev.* Vol. **67**, pp. 046204(1)–046204(5), 2003.
- [57] **K. Harikrishnan, R. Misra, G. Ambika and A. Kembhavi**, “*A non-subjective approach to the GP algorithm for analysing noisy time series*”, *Physica D: Nonl. Phen.* Vol. **215**, pp. 137–145, 2006.
- [58] **R. Drzejak, K. Lehnertz, F. Mormann, P. David and E. Christian**, “*Bonn epileptology database online*”, 2017, http://epileptologie-bonn.de/cms/front_content.php?idcat=193&lang=3.
- [59] **A. Ridouh, D. Boutana and M. Benidir**, “*Characterization of some EEG signal in time frequency domain*”, *International Congress on telecommunication and Application’14*, University of A.MIRA Bejaia, Algeria, 2014.
- [60] **A. Ridouh, D. Boutana and S. Bourennane**, “*Comparative study of time frequency analysis application on abnormal EEG signals*”, *Recent Advances in Electrical Engineering and Control Applications*, Vol. **411**, pp. 355-368, 2017.
- [61] **A. Ridouh, D. Boutana and S. Bourennane**, “*EEG signals classification based on time frequency analysis*”, *Journal of Circuits, Systems, and Computers*, Vol. **26(12)**, pp. 1-26, 2017.
-

- [62] **V. Nigam** and **D. Graupe**, “A neural-network-based detection of epilepsy”, *Neur. Res.* Vol. **26**, pp. 55–60, 2004.
- [63] **N. Kannathal**, **M. Choo**, **U. Acharya** and **P. Sadasivan**, “Entropies for detection of epilepsy in EEG”, *Comp. Meth. Prog. Biomed.*, Vol. **80**, pp. 187–194, 2005.
- [64] **N. Kannathal**, **U. Acharya**, **C. Lim** and **P. Sadasivan**, “Characterization of EEG: a comparative study”, *Comp. Meth. Prog. Biomed*, Vol. **80**, pp. 17–23, 2005.
- [65] **K. Polat** and **S. Gunes**, “Classification of epileptic form EEG using a hybrid system based on decision tree classifier and fast Fourier transform”, *Appl. Math. Comp.* Vol. **187**, pp. 1017–1026, 2007.
- [66] **A. Subasi**, “EEG signal classification using wavelet feature extraction and a mixture of expert model”, *Exp. Syst. Appl.* Vol. **32**, pp. 1084–1093, 2007.
- [67] **L. Guo et al.**, “Classification of EEG signals using relative wavelet energy and artificial neural networks”, *Proc. Int. Conf. ACM/SIGEVO Summit on Genetic and Evolutionary Computation*, New York, pp. 177–184, 2009.
- [68] **A. Tzallas**, **M. Tsipouras** and **D. Fotiadis**, “A Time-frequency based method for the detection of epileptic seizures in EEG recordings”, *Proc. Int. Conf. Computer-Based Medical Systems*, pp. 135–140, 2007.
- [69] **H. Ocak**, “Automatic detection of epileptic seizures in EEG using discrete wavelet transform and approximate entropy”, *Expert. Sys. Appl.* Vol. **36**, pp. 2027–2036, 2009.
- [70] **N. Nicolaou** and **J. Georgiou**, “Detection of epileptic electroencephalogram based on permutation entropy and support vector machine”, *Expert. Syst. App.* Vol. **39**, pp. 202–209, 2012.
- [71] **D. Wang**, **D. Miao** and **C. Xie**, “Best basis-based wavelet packet entropy feature extraction and hierarchical EEG classification for epileptic detection”, *Expert. Syst. App.* Vol. **38**, pp. 14314–14320, 2011.

Résumé

Cette thèse a pour objectif l'étude des performances des Représentations Temps-Fréquence en vue de la caractérisation, de l'identification et de la classification de quelques signaux électroencéphalogrammes (EEG) normaux et pathologiques. Le signal EEG représentant l'enregistrement de l'activité électrique du cerveau est par nature un signal physiologique non-stationnaire d'une grande utilité pour le diagnostic des dysfonctionnements du cerveau humain. Les expériences que nous avons menées portent sur deux ensembles normaux et pathologiques de signaux EEG réels collectés à partir d'une base de données connue. Dans la première contribution, les applications des représentations temps-fréquence ont permis une bonne discrimination entre les sujets étudiés ainsi que l'identification et la caractérisation des EEG pathologiques en particulier ceux présentant des pics de crise d'épilepsie. Une deuxième contribution basée sur la transformée en ondelette discrète a permis de mieux localiser les bandes fréquentielles correspondants aux rythmes de l'EEG tels que les rythmes Delta, Thêta, Alpha, Beta et Gamma. En plus, d'autres grandeurs liées à la nature de signaux en considération ont été extraites telles que l'énergie, l'entropie, la déviation standard et l'amplitude des coefficients de détails et approximations. Ces caractéristiques ont été utilisées pour la classification des deux ensembles étudiés. La méthode proposée a permis d'atteindre les objectifs escomptés et montré de bonnes performances en termes de précision estimée à 99,5% meilleures que certains travaux publiés et reconnus.

Abstract

This thesis aims to analyze some normal and pathological electroencephalograms (EEG) signals for characterization, identification and classification. The EEG signal representing the recording of electrical activity of the brain is by nature a non-stationary physiological signal of great utility for the diagnosis of malfunctions of the human brain. Our experiments focus on two normal and pathological sets of real EEG signals collected from a known database. In the first contribution, the applications of time-frequency representations allowed good discrimination between the studied subjects as well as the identification and characterization of pathological EEG, in particular those with epileptic seizure peaks. A second contribution based on the discrete wavelet transform allowed to better locating the frequency bands corresponding to the EEG rhythms such as Delta, Theta, Alpha, Beta and Gamma rhythms. In addition, other quantities related to the nature of the signals under consideration have been extracted such as energy, entropy, standard deviation and the amplitude of the detail and approximations coefficients. These characteristics were used for the classification of the two studied sets. The proposed method achieved the expected objectives and showed good performances in terms of accuracy estimated to be 99.5% better than some published and recognized works.

ملخص

تهدف هذه الأطروحة إلى دراسة إشارات المخطط الكهربائي للدماغ (EEG) لتوصيف وتحديد وتصنيف بعض الإشارات السليمة والمرضية. إشارة EEG و التي تمثل تسجيل النشاط الكهربائي للدماغ هي بطبيعتها إشارة فسيولوجية غير ثابتة ذات فائدة كبيرة لتشخيص الأمراض التي تصيب الدماغ البشري. تتركز تجاربنا على مجموعتين من إشارات EEG حقيقية، الأولى سليمة و الثانية مرضية تم جمعها من قاعدة بيانات معروفة. في الإسهام الأول، سمحت تطبيقات التمثيلات الزمنية-الطيفية التمييز الجيد بين الموضوعات المدروسة وكذلك تحديد وتصنيف إشارات EEG المرضية، ولا سيما تلك التي لها قمم لنوبات الصرع. في الإسهام الثاني، سمح تحويل الموجات المنفصلة بتحديد موقع نطاقات التردد المقابلة لإشارات EEG مثل ترددات دلتا، ثيتا، ألفا، بيتا وغاما. وبالإضافة إلى ذلك، تم استخراج خصائص أخرى ذات صلة بطبيعة الإشارات قيد النظر مثل الطاقة والانتروبيا والانحراف المعياري واتساع معاملات التفاصيل والتقريبات. وقد استخدمت هذه الخصائص لتصنيف المجموعتين المدروستين. حققت الطريقة المقترحة الأهداف المتوقعة وأظهرت نتائج جيدة من حيث الدقة المقدره بنسبة 99.5% أفضل من بعض الأعمال المنشورة والمعترف بها.