

جامعة أبو بكر بلقايد -



تلمسان
Université Abou Bakr Belkaïd de Tlemcen

Faculté de Technologie

Département de Génie Biomédical

MEMOIRE DE PROJET DE FIN D'ETUDES

Pour l'obtention du Diplôme de

MASTER en GENIE BIOMEDICAL

Spécialité : Instrumentation Biomédicale

Présenté par : Bachiri Imane et Haddam Amina

**Classification des anomalies cérébrales par le
traitement de signal EEG**

Soutenu le 09 Juin 2022 devant le Jury

M. BEHADADA Omar

Université de Tlemcen

Président

M. BENALI Redhwane

Université de Tlemcen

Encadreur

M. DIB Nabil

Université de Tlemcen

Examineur

Année universitaire 2021-2022

Remerciement

Avant tout, on remercie Allah le tout puissant et miséricordieux, qui nous a donné la force et la patience pour accomplir ce projet.

Nous tenons à remercier **Mr BENALI RADHWANE** d'avoir accepté de nous encadrer, pour la qualité de son encadrement, sa patience, ses précieux conseils et ses encouragements qui ont contribué efficacement à l'avancement de ce travail.

Nous exprimons nos sincères remerciements à **Mr OMAR BEHADADA** pour l'honneur qu'il nous fait en acceptant de présider le jury de soutenance.

Nous remercions également **Mr Nabil Dib** pour l'intérêt qu'il a porté à ce travail en acceptant de l'examiner et pour tous ses efforts pour soutenir les étudiants durant cette formation .

Nous remercions également tous les professeurs et les enseignants qui nous ont apporté leurs connaissances et leurs soutiens durant toute notre formation.

Enfin, nous ne manquerons pas d'adresser nos remerciements à toutes les personnes qui ont contribué de près ou de loin à l'exécution de ce modeste projet.

Imane & Amina.

Dédicaces

Nous dédions ce modeste travail :

À **mes chers parents** et toute **ma famille**

À tous **mes amis**

À **moi-même**

À mon **partenaire de projet**

Merci pour tous.

BACHIRI IMANE.

À La mémoire de **mes grands parents**

À mes **parents**

À **mon mari** pour le soutien continu dont il a toujours fait preuve

À mes chers enfants **INES, Mehdi et Wissem**

À **ma famille, ma belle-famille et tous mes amis**

À **mon binôme** Imene pour son soutien moral, sa patience et sa compréhension tout au long de ce
Projet.

HADDAM AMINA.

Table de matière

Table des matières

Liste des figures	7
Liste des tableaux	9
Introduction générale.....	1
Chapitre I Electroencéphalographie.....	2
I.1 Introduction :	2
I.2 Anatomie et physiologie du cerveau humain :	2
I.3 Description des structures du cerveau :	5
I.3.1 Le prosencéphale :	5
I.3.2 Le mésencéphale :	5
I.3.3 Le rhombencéphale :	6
I.4 Les neurones et l'activité électrique du cerveau :.....	6
I.5 L'épilepsie :.....	8
I.6 La classification des crises épileptiques :	9
I.6.1 Les crises généralisées :.....	9
I.6.2 Les crises partielles(ou focales) :.....	9
I.6.3 Les crises inclassables :	10
I.6.4 Etat de mal épileptique :	10
I.7 Causes et mécanisme [27] :	10
I.8 Les traitements possibles [28] :	11
I.9 L'électroencéphalogramme (EEG) :.....	11
I.9.1 Origine de l'électrogenèse cérébrale : [30].....	12
I.9.2 Les principaux rythmes de l'E.E.G :	12
I.9.3 Explication des rythmes corticaux :.....	15
I.9.4 EEG épileptique :.....	16
I.9.5 Phases EEG des crises épileptiques [37] :	16
I.9.6 Les perturbations :	17
I.10 Electrodes et système de placement :	18
I.10.1 Les électrodes :.....	18
I.10.2 Système 10-20 :	18
I.10.3 Montage EEG :	19
I.11 Modalités de dépistage de l'épilepsie :.....	20

Table de matière

I.11.1	Méthodes électro-physiologique :.....	20
I.11.2	La neuro-imagerie.....	22
I.12	Conclusion.....	23
Chapitre II	Analyse des signaux normaux et pathologiques	24
II.1	Introduction	24
II.2	Méthodologie.....	24
II.2.1	Présentation des données EEG	24
II.2.2	Extraction des paramètres.....	26
II.3	Traitement des signaux EEG	27
II.3.1	Analyse sur le domaine Temporele	28
II.3.2	Analyse spectrale.....	33
II.3.3	Analyse tempo-fréquentielle.....	42
II.4	Caractérisation de la crise d'épilepsie :	46
II.5	Décomposition de l'ondelette continue :	46
II.6	Décomposition de l'ondelette discrète :	47
II.7	Extraction de paramètres DWT	50
II.8	Conclusion :.....	52
Chapitre III	Classification et Résultats.....	53
III.1	Introduction	53
III.2	Classification supervisée	53
III.2.1	Définition	53
III.2.2	Objectif de la classification supervisée	53
III.2.3	Machines à vecteurs de support (SVM) [52].....	54
III.2.4	Résultat de classification par les SVM.....	55
III.2.5	Réseau de neurone.....	57
III.2.6	Résultat de classification par les MLP :	66
III.2.7	Arbre de décision	68
III.2.8	Avantages de l'arbre de décision	69
III.2.9	Algorithme utilisé C4.5 (J48) :.....	70
III.2.10	Résultats obtenus en utilisant l'arbre de décision.....	71
III.3	Etude comparative	72
III.4	Etude comparative avec quelques méthodes de la littérature :	74
III.5	Conclusion.....	75

Table de matière

Conclusion générale 76

Annexe 77

Bibliographie..... 80

Liste des figures

Liste des figures

Figure I-1 : système nerveux central, vue sagittale.....	3
Figure I-2 : représentation schématiquement des divisions de l'encéphale [5].....	3
Figure I-3 : Cerveau de l'être humain, vue frontale à gauche, vue coronale à droite [6].....	4
Figure I-4 : Le développement du système nerveux central.....	5
Figure I-5: Les structures du cerveau.....	6
Figure I-6: Schéma d'un neurone et ses principales parties [15].	7
Figure I-7: Propagation de l'influx nerveux [16].....	7
Figure I-8 : Potentiel d'Action [17].....	8
Figure I-9 : Schéma d'une crise généralisée dans le cerveau.....	9
Figure I-10 : Schéma d'une crise partielle dans le cerveau.....	10
Figure I-11 : Enregistrement d'un signal EEG (à gauche), et le signal EEG enregistré (à droite)	11
Figure I-12 : Origine de l'électrogenèse cérébrale.....	12
Figure I-13 : Exemple d'un enregistrement d'EEG.	13
Figure I-14: Principaux rythmes extraits d'un EEG réel.....	13
Figure I-15 : Onde alpha.	14
Figure I-16: Les ondes thêta et delta.	14
Figure I-17:L'onde Beta.....	14
Figure I-18: L'onde Gamma.	15
Figure I-19 : Exemple d'un enregistrement EEG, pendant une crise épileptique.	16
Figure I-20: Exemples des signaux contaminés par les artéfacts de mouvements oculaire(a),.....	17
Figure I-21 : Les différents types d'électrodes de L'EEG.	18
Figure I-22 : Système de positionnement des électrodes 10-20 (21 électrodes sont posées) [14].	19
Figure I-23: Montage mono-polaire.....	19
Figure I-24 : Montage bipolaire.	20
Figure I-25: Exemple d'enregistrement EEG-vidéo [14].....	21
Figure I-26: Exemple des enregistrements (EEG et MEG), et d'un casque MEG [14].	21
Figure I-27: Matrice de captures placée sur le cortex (ECOG) [41].	22
Figure I-28: Electrode cylindriques avec des captures implantées dans le cerveau [14].	22
Figure I-29: Crise épileptique partielle (Image IRM en Haut, et TEP en bas).....	23
Figure II-1 : Segments EEG sélectionnées dans chacun des cinq ensembles (A, B, C, D, et E)	26
Figure II-2 : Tracé des signaux des sujets normaux éveillés avec yeux ouvertes (Groupe A).....	29
Figure II-3: Tracé des signaux des sujets épileptiques on dehors de la crise (Groupe C).....	30
Figure II-4: Tracé des signaux des sujets épileptiques durant la crise (Groupe E).	31
Figure II-5 : Histogramme extraction de paramètre pour les dossiers A, C, E.	33
Figure II-6: Périodogramme des signaux EEG normaux (les patients Z001, Z050 et Z075).....	35
Figure II-7: Périodogramme des signaux EEG du dossier C (patients N001, N025 et N100).....	36
Figure II-8: Périodogramme des signaux EEG épileptiques, le dossier E (Z001, Z050 Z100).....	37
Figure II-9: La DSP estimée par la méthode de Welch des signaux EEG normaux (les	38
Figure II-10 : DSP estimée par la méthode Welch des signaux EEG du dossier C	39
Figure II-11: DSP estimée par la méthode de Welch des signaux EEG épileptiques, le	40

Liste des figures

Figure II-12: Tracés de la densité spectrale de puissance pour un sujet normal (Groupe A) et.....	41
Figure II-13. Analyse en ondelette	42
Figure II-14 : Décomposition d'un signal par transformée en ondelette.....	43
Figure II-15: Tracés des ondelettes de base avec leurs spectres	44
Figure II-16 : Le principe de la décomposition/reconstruction en TOD.	46
Figure II-17 : Décomposition pyramidale.	46
Figure II-18: Transformée en ondelettes continues pour deux segments EEG.	47
Figure II-19: Décomposition en ondelettes discrète à 4 niveaux.	48
Figure II-20: Exemple de décomposition en ondelette discrète a 4 niveaux.....	49
Figure II-21 : Schéma bloc de l'approche d'extraction de caractéristiques.	51
Figure II-22. Schéma de la procédure adopté.....	52
Figure III-1: séparation de classes par les SVM.....	55
Figure III-2 : visualisation des résultats SVM avec logiciel Weka.	56
Figure III-3 : Linear vs. nonlinear.	57
Figure III-4 : Composant essentielles d'un neurone représenté sous forme simplifié.	58
Figure III-5: Modèle de Mc Culloch et Pitts.	58
Figure III-6 : Perceptron original 1957. Frank Rosenblatt (1928-1971).	59
Figure III-7 : La forme générale de model de perceptron.	60
Figure III-8: Structure multicouche MLP.....	61
Figure III-9 : Différentes formes de la fonction d'activation	62
Figure III-10 : Apprentissage supervisé.....	63
Figure III-11 : Apprentissage non supervisé.	64
Figure III-12 : Fonction d'erreur avec minimum local et absolu	65
Figure III-13 : Descente de gradient.....	65
Figure III-14 : Visualisée la courbe « cost » (class value 0, 1).	67
Figure III-15: "Margin curves " montrant la probabilité cumulée de différence entre les vrais	67
Figure III-16: Représentation de l'arbre de décision.....	70
Figure III-17 : Arbre généré par weka.....	72
Figure III-18 : Comparaison des resultats.	73
Figure -1 : Fenêtre prétraitement des données.	77
Figure -2 : Fenêtre Caractérisation et extraction des paramètres	77
Figure -3 : Chargement d'une base de données sur weka	78
Figure -4 : Phase d'apprentissage et test(SVM).....	78
Figure -5 : Phase d'apprentissage et test (MLP).	79
Figure -6 : Phase d'apprentissage et test (J48).	79

Liste des Tableaux

Liste des tableaux

Tableau I-1 : les Principaux rythme d'un EEG.	13
Tableau II-1: Résumé de l'ensemble de la base de données d'électroencéphalographie(EEG).....	25
Tableau II-2 : Extraction de paramètres pour les signaux du dossier A.....	32
Tableau II-3 : Extraction de paramètres pour les signaux du dossier C.....	32
Tableau II-4 : Extraction de paramètres pour les signaux du dossier E.	32
Tableau II-5. Les bandes de fréquences correspondantes aux différents niveaux de décomposition. ..	50
Tableau II-6: Les paramètres d'un signal EEG normal. (Z001).....	51
Tableau II-7 : Les paramètres d'un signal EEG épileptique (S001).	51
Tableau III-1 : Distributions des échantillons selon la base d'apprentissage et de test.....	53
Tableau III-2 : Matrice de confusion.....	54
Tableau III-3 : Comparaison entre les éléments de base du neurone biologique et du neurone	59
Tableau III-4: Comparaison entre les performances des différentes méthodes de la littérature.	74

Résumé

Les signaux EEG sont pour l'étude de l'épilepsie, les éléments fondamentaux de toute analyse spatio-temporelle de processus dits paroxystiques. Ceux-ci se caractérisent dans les périodes critiques (les crises) par un envahissement massif des structures cérébrales par des décharges rapides. La classification des signaux EEG en vue d'une reconnaissance des cas pathologiques comme l'épilepsie est une tâche médicale très difficile pour le médecin neurologue. Dans ce travail, nous proposons une méthode d'aide au diagnostic pour la reconnaissance automatique des épilepsies en utilisant une décomposition en ondelettes pour l'extraction des plusieurs paramètres de caractérisation suivi de plusieurs classifieur SVM, réseau MLP, L'arbre de décision pour la classification des patients épileptiques. Les résultats expérimentaux obtenus en testant l'approche proposée sur les enregistrements EEG d'une base de données universelle démontrent l'efficacité de notre approche.

Mots Clés : EEG, caractérisation, détection, épilepsie, Classification, les machines à vecteur de support (SVM), les arbres de décision(J48), Réseau de neurones (MLP), Transformée en ondelettes(DWT).

Abstracts

EEG signals are used for the study of epilepsy, the basic elements of all space-time analysis of paroxysmal process. These are characterized in critical periods by a massive invasion of brain structures by rapid discharges. The classification of EEG signals for the recognition of pathological cases such as epilepsy is a very difficult medical task for the neurologist. In This work, we propose a diagnostic method for the automatic recognition of epilepsy using wavelet decomposition for the extraction of several characterisation parameters followed by an MLP network for the classification of epileptic patients. Experimental results obtained by testing the proposed approach on EEG recordings from a universal database demonstrate the effectiveness of our approach.

Keywords: The electroencephalogram (EEG), characterisation, detection, epilepsy, the classification Support vector machines (SVM), decision tree (J48), network MLP, discrete wavelet transform (DWT).

ملخص

إشارات EEG هي، لدراسة الصرع ، العناصر الأساسية لأي تحليل مكاني-زمني لما يسمى بالعمليات الارتبابية. تتميز هذه في الفترات الحرجة (الأزمات) بغزو واسع النطاق للهياكل الدماغية عن طريق التصريفات السريعة. يعتبر تصنيف إشارات مخطط كهربية الدماغ من أجل التعرف على الحالات المرضية مثل الصرع مهمة طبية صعبة للغاية لطبيب الأعصاب. في هذا العمل، نقترح طريقة مساعدة تشخيصية للتعرف التلقائي على الصرع باستخدام التحلل الموجي لاستخراج العديد من معلمات التوصيف متنوعة بالعديد من المصنفات SVM، شبكة MLP، شجرة القرار لتصنيف مرضى الصرع. النتائج التجريبية التي تم الحصول عليها عن طريق اختبار النهج المقترح على تسجيلات EEG من قاعدة بيانات عالمية تظهر فعالية نهجنا

الكلمات المفتاحية: EEG، التوصيف، الكشف، الصرع، التصنيف، آلات ناقلات الدعم (SVM)، أشجار القرار (J48)، الشبكة العصبية (MLP)، التحويل الموجي (DWT).

Introduction générale

L'électroencéphalographie (EEG) est un outil médical très utilisé pour l'exploration fonctionnelle cérébrale à travers la mesure de l'activité électrique du cerveau par l'emploi des électrodes métalliques placées sur le cuir chevelu. Cette activité électrique mesurée par l'EEG contient des informations sous forme de rythmes cérébrales variables. Ces différentes ondes rythmiques permettent de diagnostiquer plusieurs anomalies pathologiques cérébrales comme les crises épileptiques.

Les maladies neurologiques d'origine cérébrale constituent aujourd'hui un véritable problème de santé publique dans le monde et particulièrement pour les Algériens. Environ 5 millions de décès sont enregistrés chaque année à l'échelle de la planète. Les mécanismes de ces décès sont essentiellement la présence de trouble épileptique.

L'Algérie figure parmi ces pays avec un nombre de 500000 cas d'épilepsie (chiffre relevé lors de la 12^{ème} journée nationale de neurologie à Oran en 2018). Les patients qui souffrent de la maladie d'épilepsie ont un taux de mortalité 2 à 3 fois supérieur à celui de la population normale.

Une crise d'épilepsie se manifeste comme un trouble transitoire dans l'activité électrique du cerveau, qui produit une soudaine surcharge électrique. Elle affecte les fonctions cérébrales normales et produit des changements dans le mouvement, le comportement et la conscience de la personne.

En pratique médicale, pour détecter les épilepsies sur la base des signaux EEG, les spécialistes neurologues doivent observer des signaux EEG multicanaux à long terme, ce qui nous ramène à un tracé du signal fastidieux et encombrant. On comprend que l'analyse d'un tel examen n'est envisageable aujourd'hui que parce qu'une lecture automatique des données enregistrées est possible. Un système de discrimination automatique pour différencier la crise épileptique des autres pathologies s'avère indispensable.

Dans les unités de soins intensifs en neurologie, les médecins sont appelés à suivre en permanence l'évolution du signal EEG de leurs patients, une tâche qui n'est pas aussi aisée.

L'intégration d'un classifieur automatique des pathologies dans un système de monitoring facilite beaucoup la tâche de contrôle. Cependant les médecins peuvent être confrontés à un autre problème celui de la non interopérabilité des résultats médicaux d'où la nécessité d'avoir un système automatisé interprétable et explicite.

Nos travaux, dans le cadre de ce mémoire, sont d'apporter une solution efficace à ce problème par l'utilisation de différentes techniques de classification.

Le manuscrit de ce mémoire est composé de trois chapitres :

- ❖ Dans le premier chapitre, nous allons étudier une rapide description sur l'anatomie du cerveau humain, l'épilepsie et de ses méthodes de diagnostic ainsi que. L'analyse électro-physiologique par les signaux électroencéphalographiques.
- ❖ Dans le deuxième chapitre, nous présentons la première partie de notre travail qui est consacrée à l'extraction des paramètres représentatifs à travers l'exploration de plusieurs méthodes de traitement du signal numérique comme les ondelettes.
- ❖ Dans le troisième chapitre nous présentons la deuxième partie de notre travail et qui est consacrée à la présentation des résultats obtenus par la classification des patients normaux et épileptiques en utilisant et en comparant plusieurs méthodes de Machine Learning.

En dernier lieu, une conclusion générale et des perspectives sont présentées pour finaliser et clôturer ce travail

Chapitre I Electroencéphalographie

I.1 Introduction :

Le cerveau, entité principale et essentielle du système nerveux central, et siège de la pensée, reste encore jusqu'aujourd'hui parmi les plus complexes et les plus mystérieux de tous les organes vitaux du corps humain. Il contrôle pratiquement toutes les fonctions du corps et reçoit les informations et les messages à travers les cinq sens. Grâce à lui, nous pouvons voir, analyser et comprendre le monde qui est autour de nous. Au cours des dernières décennies, la compréhension du fonctionnement du cerveau a évolué de façon importante, en raison du développement technologique de plusieurs techniques d'enregistrement. Les cellules du cerveau produisent spontanément le signal électroencéphalogramme (EEG). L'Electroencéphalographie (EEG) constitue l'outil principal pour mesurer l'activité électrique cérébrale recueillie sur le scalp. Elle correspond au champ électrique généré par un grand nombre de neurone cortical. Le tracé du signal EEG se présente sous forme de rythmes ou ondes cérébrales (Alpha, Bêta, Delta, Thêta et Gamma) qui dépendent des endroits de placement des électrodes avec l'état de vigilance du sujet. Le signal EEG est un outil très précieux et très utilisé pour le diagnostic médical en neurologie. Il doit être bien interprété par le médecin pour établir un diagnostic correct. Il est donc nécessaire de comprendre le mode de fonctionnement du cerveau et la génération de ce signal afin de faciliter l'analyse et établir le bon diagnostic. Pour répondre aux objectifs fixés de notre projet, nous consacrons ce premier chapitre dans un premier temps, à rappeler quelques bases anatomiques et physiologiques du cerveau ainsi qu'un bilan des origines de l'épilepsie, et d'une description des causes et mécanismes épileptiques. Dans le contexte qui nous préoccupe, particulièrement l'épilepsie, nous aborderons le signal EEG et les différents artéfacts qui le perturbent. Et nous terminons par une présentation brève des autres modalités de mesure appliquées pour l'aide au diagnostic d'épilepsie.

I.2 Anatomie et physiologie du cerveau humain :

Le système nerveux est subdivisé en deux entités, le système nerveux central (SNC) et le système nerveux périphérique (SNP). Le SNC, aussi connu sous les noms d'axe nerveux ou névraxe, comporte la moelle épinière, et l'encéphale qui est constitué à son tour de trois parties majeures reliées entre elles par des fibres nerveuses. Ces parties sont le cerveau ou le prosencéphale, le cervelet et le tronc cérébral.

- Le tronc cérébral qui représente un prolongement de la moelle épinière, qui sert à contrôler l'activité des organes tel que le cœur et les poumons.
- Le cervelet permettant la coordination et la synchronisation de tout le mouvement du corps, situé sous le cerveau, et à l'arrière du tronc cérébral.
- Cerveau est un terme qui désigne le tissu que l'on trouve dans le crâne. Il possède une forme schématiquement ovoïde à grand axe antéropostérieur, dont le volume quantitatif est d'environ 1.350 cm³ [1]. Il représente 2% du poids de notre corps (environ 1.5kg) [2]. Il consomme 20 à 30% de l'énergie du corps. Il occupe la boîte crânienne, mais il n'est pas en contact direct avec la cavité osseuse. Système nerveux central, vue sagittale.

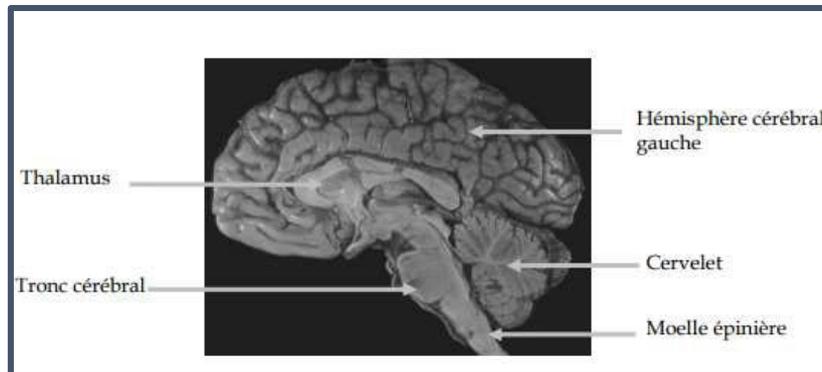


Figure I-1 : système nerveux central, vue sagittale.

Le cerveau possède deux moitiés relativement symétriques appelées les hémisphères, l'un à droite et l'autre à gauche. Chacun possède une surface lisse appelé circonvolutions cérébrales. Chaque hémisphère contrôle la moitié du côté opposé du corps qui est subdivisée par scissures en plusieurs lobes.

Le cortex de chaque hémisphère est divisé en quatre lobes (Figure I.2) le lobe pariétal, le lobe occipital, le lobe frontal et le lobe temporal dont l'appellation est directement inspirée du nom des os crâniens qui les recouvrent [3]. Les lobes sont impliqués dans différentes fonctions [4]:

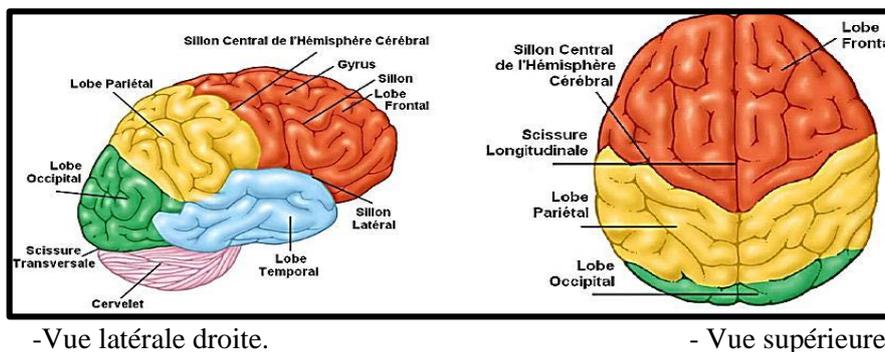


Figure I-2 : représentation schématiquement des divisions de l'encéphale [5].

- Les lobes occipitaux, localisés à l'arrière du cortex, sont spécialisés dans la vision. Ils jouent aussi un rôle dans les interactions avec les autres activités nerveuses.
- Les lobes pariétaux sont situés à l'avant des lobes occipitaux. Ils sont impliqués dans le sens du toucher, dans la détection de mouvements dans l'environnement et la localisation des objets dans l'espace.
- Les lobes frontaux sont impliqués dans le mouvement, l'attention, la planification, les compétences sociales, la pensée abstraite, la mémoire et certains aspects de la personnalité.
- Les lobes temporaux sont importants dans l'audition, le langage et la reconnaissance visuelle des objets, ainsi que dans la régulation de l'équilibre.

L'encéphale comprend deux types de tissu nerveux : la substance grise (MG) et la substance blanche (MB), avec le liquide céphalo-rachidien et la méninge (Figure I.3).

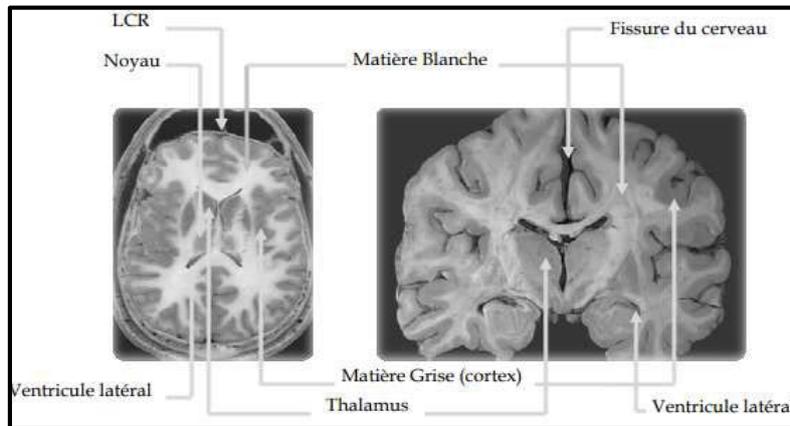


Figure I-3 : Cerveau de l'être humain, vue frontale à gauche, vue coronale à droite [6].

La matière grise correspond au corps cellulaire de neurones, réparti en couche superficielle épaisse d'une épaisseur qui varie entre 2 à 5 mm. Elle permet le déclenchement des réponses à travers la réception des stimulations périphériques, l'élaboration, la coordination des mouvements volontaires et l'analyse des messages. Elle possède une fonction sensitive et sensorielle (la mémoire, la conscience, les émotions, etc.). Les neurones formant la matière grise peuvent s'organiser en six différentes couches, à savoir : la couche moléculaire, la couche granulaire interne et externe, la couche pyramidale interne et la couche polymorphe.

Les neurones envoient leurs prolongements, ou axones, vers l'intérieur du cerveau. Comme ces prolongements apparaissent plus clairs sur la coupe, ils constituent ce qu'on appelle la substance blanche (Matière blanche). Elle représente en quelque sorte le câblage de l'encéphale. Elle est considérée comme la partie responsable de la transmission des informations, tandis que la matière grise est responsable du traitement des informations. De même, on peut trouver plusieurs fibres constituant la matière blanche :

- Les fibres d'association : qui ont des longueurs variables et qui servent à l'établissement de la liaison entre différentes régions dans le même hémisphère.
- Les fibres commissurales : unissant les deux hémisphères entre eux.
- Les fibres de projection : projetant le cortex sur le noyau gris centraux.

La méninge est une couche protectrice qui se constitue de trois membranes :

- La membrane interne : qui contient la structure veineuse assurant la circulation du sang du cerveau vers le cœur.
- La membrane intermédiaire.
- La membrane externe : qui assure la protection des couches sous-jacentes grâce à sa composition dure et à sa forte résistance.

En dernier nous avons le liquide céphalo-rachidien, noté LCR, est un liquide transparent constitué de l'eau. Il assure la protection et la nourriture de tout le système central nerveux [7,8].

I.3 Description des structures du cerveau :

Une autre façon de diviser l'encéphale en trois structures, peut être obtenue en prenant en compte les vésicules qui apparaissent lors du développement embryonnaire. Elles sont :

I.3.1 Le prosencéphale :

Le prosencéphale (Figure I.4) est la plus rostrale des trois vésicules et provient du dessus du tube neural. Il se subdivise en télencéphale et diencéphale [9].

Le télencéphale est principalement constitué d'une couche de substance grise, le cortex. La surface de ce dernier présente de nombreuses dépressions sinueuses, qui permettent de tripler la superficie corticale. Les plus profondes d'entre elles, les scissures, séparent les lobes principaux [10]. Le diencéphale, présent sous le télencéphale, est pour sa part le siège de plusieurs organes cérébraux importants, dont le thalamus, l'hypothalamus et le système limbique. Le thalamus est un organe pair situé sous les ventricules latéraux, et fait office de relais des influx sensoriels vers le cortex cérébral. L'hypothalamus est pour sa part constitué de plusieurs noyaux connectés à différentes régions de l'encéphale [10]. Il régule les battements cardiaques, la respiration, et contrôle la sécrétion de nombreuses hormones. Le système limbique est le responsable des émotions. Il constitue principalement de l'amygdale, et l'hypochamp qui joue un rôle important dans la mémoire, en retenant les informations. C'est l'une des zones affectées par la maladie d'Alzheimer et l'épilepsie du lobe temporal[11].

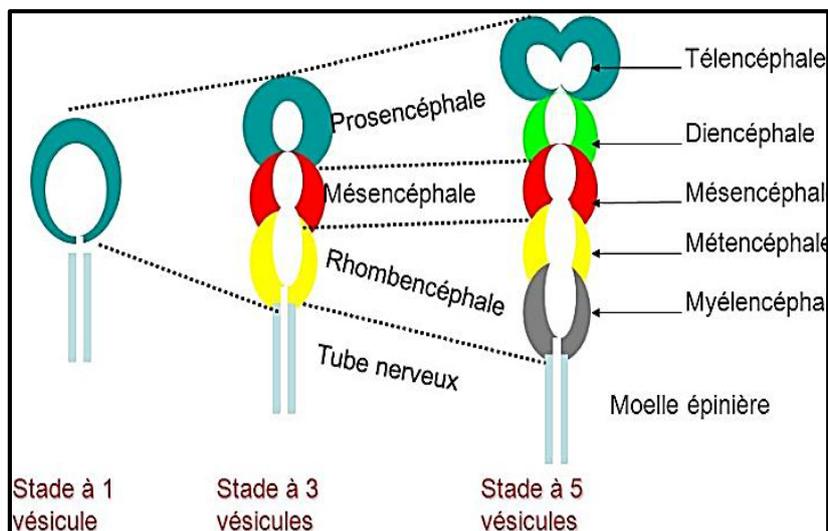


Figure I-4 : Le développement du système nerveux central.

I.3.2 Le mésencéphale :

C'est une région du tronc cérébral reliant les vésicules antérieures et postérieures [12]. Au niveau du mésencéphale se situent les pédoncules cérébraux, qui contiennent des fibres sensorielles et motrices sous forme de piliers de substance blanche. Le mésencéphale (Figure I.4) possède également les tubercules quadrijumeaux supérieurs et inférieurs, qui font office de relais respectivement sur les voies visuelles et auditives [10].

I.3.3 Le rhombencéphale :

C'est la partie postérieure de l'encéphale qui se subdivise en métencéphale et myélocéphale [10] (Figure I.4). La partie du métencéphale qui concerne le tronc cérébral est le Pont de Varole, ou protubérance annulaire. Il est composé d'un ensemble de neurofibres transversales qui relaient les influx nerveux. Il est le lieu de naissance de nombreux nerfs crâniens, ainsi que des pédoncules cérébraux [10]. Le myélocéphale, aussi connu sous les noms de bulbe rachidien ou moelle allongée, est l'ensemble de fibres nerveuses qui assure la transition entre l'encéphale et la moelle épinière.

Nous pouvons observer à l'image (Figure I.5), la composition de chacune de ces parties du cerveau.

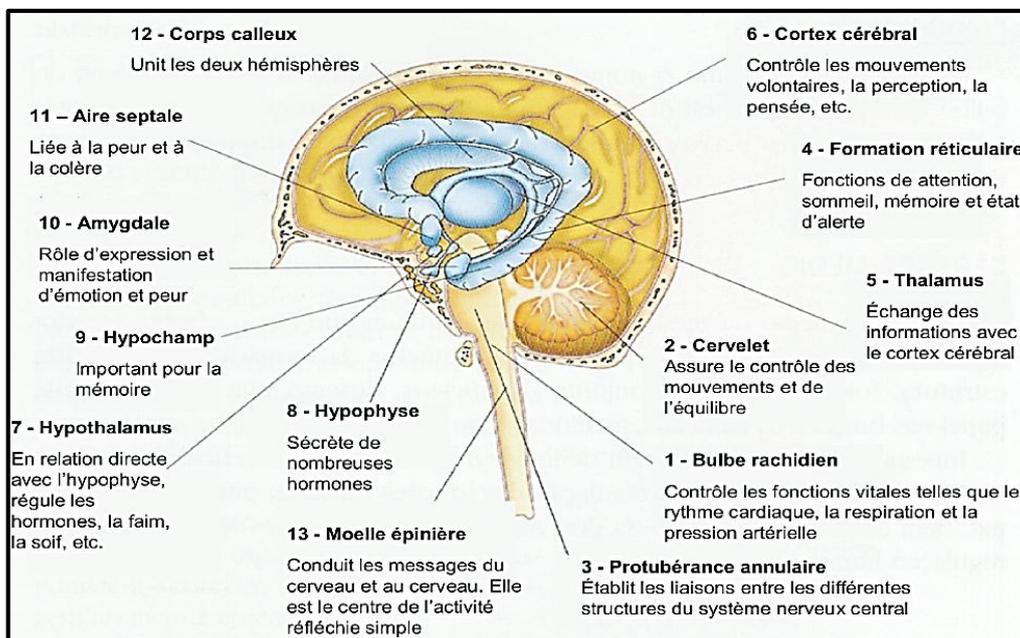


Figure I-5: Les structures du cerveau.

I.4 Les neurones et l'activité électrique du cerveau :

Les cellules en charge du traitement de l'information au sein du cerveau sont les neurones. Le neurone est un type de cellule constituant l'unité fonctionnelle du système nerveux. On estime que le cerveau humain comprend environ 100 milliards de neurones [13]. Ces neurones sont reliés entre eux par 10^{12} connexions synaptiques et avec 10^{18} de neurotransmetteurs.

Les neurones assurent la génération et la transmission d'un signal que l'on nomme l'influx nerveux. Un neurone est divisé en plusieurs régions ayant chacune une fonction propre (Figure I.6).

Les neurones avec une grandeur qui varie entre 5 à 150 μm , sont chargés du traitement de l'information au sein du cerveau (Figure I.6). Ils sont caractérisés par un corps cellulaire contenant le noyau et la plupart des organites responsables de l'entretien de la cellule, un long prolongement cellulaire. La structure de liaison entre eux peut s'exister sous forme de deux types de prolongement :

- Les dendrites : qui reçoivent les signaux émis par d'autres neurones et grâce à l'axone, le signal résultant peut être transmis à d'autres neurones.

Chapitre I Electroencéphalographie

- Axones : qui sont une sorte de pont interneurones qui transmettent les informations vers les synapses
- Synapses : qui représentent l'extrémité de l'axone, c'est là que les informations se transmettent de cellule en cellule.

On peut en distinguer deux types : les synapses électriques et les synapses chimiques [14]. Les synapses électriques sont présentées dans tout le système nerveux. elles laissent passer le courant électrique directement de façon passive d'un neurone à l'autre, par les pores de jonctions communicantes. Les potentiels électriques enregistrés sur le scalp sont les conséquences des activités synaptiques des neurones. L'activité électrique du cerveau recueillie à la surface du scalp est due à l'activation simultanée d'un très grand nombre de neurones.

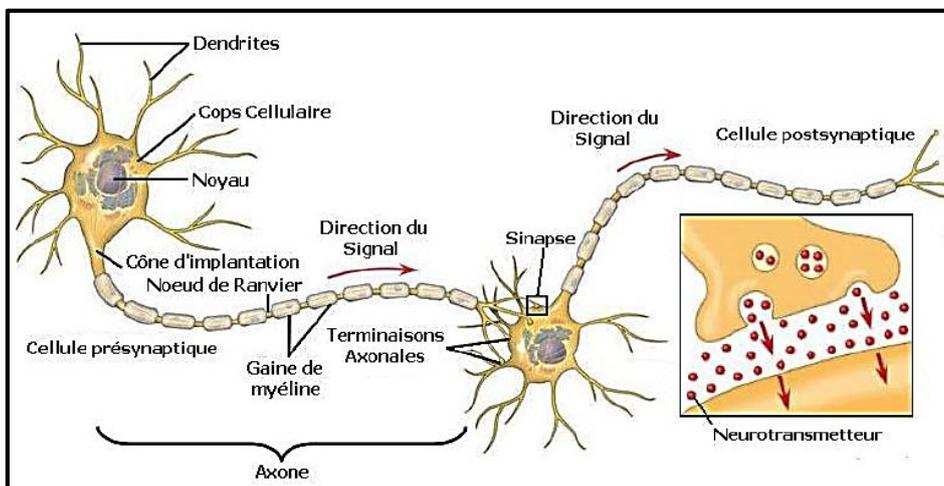


Figure I-6: Schéma d'un neurone et ses principales parties [15].

L'origine des potentiels cérébraux est basée sur les propriétés électrophysiologiques intrinsèques du système nerveux. Quand un neurone est au repos, une différence de potentiel existe entre le milieu interne et externe de la cellule nerveuse. Ce potentiel est de l'ordre de -75 mV, due au déséquilibre constant en ions Potassium (K^+) et Sodium (Na^+) maintenue par la pompe d'ions (Figure I.7).

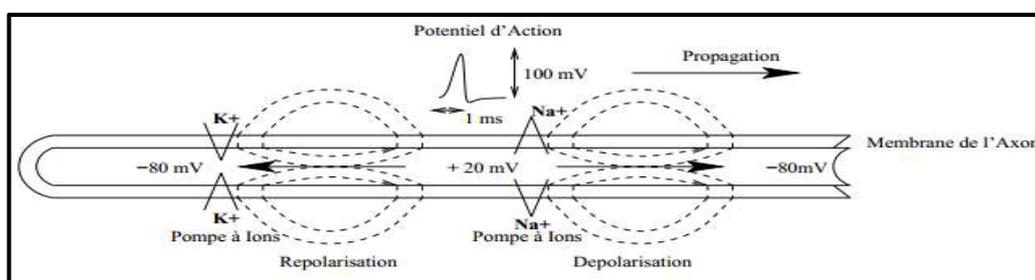


Figure I-7: Propagation de l'influx nerveux [16]

Lors de la dépoliarisation et sous l'action du neurotransmetteur, la propagation du flux nerveux commence avec l'apparition du Potentiel Post Synaptique (PPS) et l'accumulation des ions dans la cellule grâce à la perméabilité de la membrane aux ions (K^+ et Na^+). Le potentiel à l'intérieur de la cellule augmente

d'une dizaine de millivolts pour une durée de quelques secondes. L'accumulation de plusieurs potentiels post synaptique résulte l'augmentation du potentiel interne de la cellule qui dépasse un certain seuil, et qui par la suite donne la naissance du potentiel d'action (PA) dont le neurone entre dans la phase d'émission. La cellule se dépolairise et le potentiel interne passe rapidement de -70mV à $+40\text{mV}$ (les canaux ioniques sont ouverts), la deuxième étape consiste à la phase de la repolarisation (les canaux sont fermés). Le phénomène se reproduit au voisinage dans un délai très bref (quelque millisecondes), ce qui assure la propagation de l'influx toute au long de l'axone vers les autres neurones à travers les synapses. Ces derniers considérés comme une interface chimique capable d'assurer la liaison entre les neurones. Cette opération nécessite une quantité d'énergie fournie notamment par le cycle d'oxydation ATP [16].

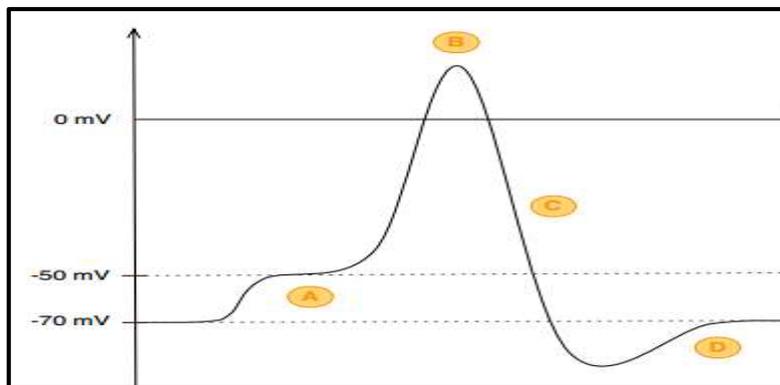


Figure I-8 : Potentiel d'Action [17].

Tous les neurones ne produisent pas d'activités électriques participant à l'EEG de surface. Ce sont surtout les cellules pyramidales [18], pourtant minoritaires qui en sont capables. Elles sont disposées parallèlement les unes par rapport aux autres et perpendiculairement à la surface du manteau cortical, celle-ci est expliquée la génération d'un vecteur de densité de courant et caractérise la constitution du dipôle. La surface corticale minimale active pour l'apparition d'un potentiel du scalp a été estimée à 6cm^2 [19]. Il est possible de trouver des altérations dans la synchronisation des cellules dues à une excitation anormale d'un grand nombre de cellules nerveuses. Dans de telles situations, on parle d'épilepsie [14].

I.5 L'épilepsie :

Le terme épilepsie vient du mot grec epilambanein, qui signifie assaillir ou saisir violemment. Selon l'Organisation Mondiale de la Santé [20], l'épilepsie est une affection neurologique chronique du cerveau qui touche toutes les populations du monde. L'épilepsie est un état clinique caractérisé par la survenue de phénomènes paroxystiques (Crises) qui, sur le plan physiopathologique, correspondent à l'excitation transitoire de toute une population de cellules nerveuses qui se mettent à se décharger toutes ensemble [21]. La localisation de la décharge électrique dans le cerveau va conditionner les signes cliniques qui seront différents d'une localisation à l'autre. L'analyse électro-clinique des crises a permis d'établir, en 1981, une classification internationale des crises d'épilepsie [22]. Cette classification distingue principalement trois groupes de types de crises :

- **Les crises généralisées.**
- **Les crises partielles.**
- **Les crises inclassables.**

I.6 La classification des crises épileptiques :

L'épilepsie se caractérisant par des décharges électriques dans tout ou partie du cerveau, Les symptômes vont différer suivant les neurones atteints.

I.6.1 Les crises généralisées :

Les crises généralisées sont le résultat de décharges épileptiques se produisant dans les deux hémisphères du cortex cérébral [23]. Celle-ci survient brutalement, associant à une perte de connaissance immédiate des convulsions généralisées [21]. On peut la diviser en différentes forme :

- **Les crises myocloniques** : se caractérise par des mouvements des bras et des jambes.
- **Les crises d'absence (petit mal)** : cela peut entraîner une perte de connaissance brève avec secousses musculaires brèves.
- **Les crises atoniques** : sont caractérisées par des chutes avec une perte du tonus musculaire.
- **Les crises tonico-cloniques (grand mal)** : il s'agit de la forme la plus intense de crise généralisée. Dans ce cas le patient a perdu connaissance, on observe un raidissement des muscles, un manque de coordination des mouvements et une perte de contrôle de la Vessie (perte des urines). [24]

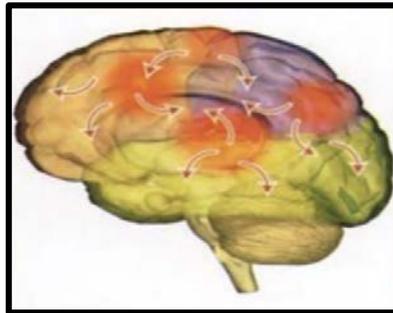


Figure I-9 : Schéma d'une crise généralisée dans le cerveau.

I.6.2 Les crises partielles(ou focales) :

Dans les crises partielles la décharge est initialement circonscrite à un volume cortical restreint ou focales [24]. Ces crises impliquent une région anatomiquement ou fonctionnellement Bien délimitée. Ainsi les symptômes seront en étroite corrélation avec la zone de la décharge épileptique. Ils peuvent être d'ordre moteur, sensitif, végétatif, psychique, dysphasique (Trouble de la parole) ou encore dysmnésique (trouble de la mémoire) [25]. Il existe aussi des crises simples sans aucune modification de la conscience et des complexes avec altération de La conscience [22].

- **Crises partielles simples** : Dans ce cas, il n'y a pas de perte de conscience du patient. Toutefois, on peut observer des changements émotionnels ou sensoriels comme le goût, L'odorat, la vue et l'ouïe avec donc trouble des 5 sens. Cette forme de crise peut aussi entraîner des mouvements involontaires des membres et des étourdissements.
- **Crises partielles complexes** : dans ce cas on observe une perte de conscience et le Patient peut présenter des mouvements involontaires, comme marcher en cercle ou mâcher de façon incontrôlée. [24]



Figure I-10 : Schéma d'une crise partielle dans le cerveau.

I.6.3 Les crises inclassables :

Les crises inclassables sont celles sur lesquelles on dispose du moins de renseignements cliniques [26], car elles sont peu fréquentes.

I.6.4 Etat de mal épileptique :

La succession à court terme de plusieurs crises comitiales – généralisées ou même localisées – constitue l'état de mal. Celui-ci entraîne rapidement un coma, des troubles respiratoires, de la fièvre. Souvent difficile à contrôler par le traitement, il peut en soi être mortel. La survenue d'un état de mal est un risque grave commun à toute épilepsie. [21].

I.7 Causes et mécanisme [27] :

Tout cerveau, y compris le plus normal, est susceptible d'être le siège d'une activité épileptique dans certaines conditions [21]. L'épilepsie peut être provoquée par des :

- **Epilepsies idiopathiques :** (liées à la personne et non à un facteur externe)
 - Inconnues (cryptogéniques)
 - Génétique (idiopathiques)
 - Canaux ioniques.
- **Epilepsies symptomatiques :** Toute agression cérébrale est susceptible, sur un terrain donné, de provoquer des crises épileptiques.

- Malformations / kystes
- Tumeurs / métastases
- Hémorragie / thrombose / embolie
- Traumatismes
- Infections (méningo-encéphalites)
- Troubles électrolytiques / métaboliques
- Maladies dégénératives
- Intoxications
- ALCOOL : en particulier lors du sevrage.

Les facteurs déclenchant ne sont pas des causes mais des situations où les crises peuvent venir plus facilement chez une personne prédisposée. Ils doivent être évités.

- manque de sommeil

- alcool (peut être CAUSE et/ou facteur déclenchant)
- oubli ou arrêt médicamenteux injustifié
- état fébrile
- jeux vidéo (épilepsies photosensibles).

I.8 Les traitements possibles [28] :

Le traitement d'une épilepsie est avant tout symptomatique : il vise à supprimer les crises.

Traitement médicamenteux : La grande majorité des épilepsies est traitée médicalement 80% des patients sont stabilisés par une monothérapie. Les médicaments antiépileptiques classiques (Phénobarbital, valproate de sodium, benzodiazépines, carbamazépine et phénoïne) agissent en diminuant l'excitabilité des membranes des neurones par interaction avec certains neuromédiateurs, certains récepteurs ou certains canaux ioniques.

Traitement chirurgical : Il ne faut pas le confondre avec le traitement chirurgical d'une lésion focale responsable de crises épileptiques. Le traitement chirurgical d'une épilepsie est devenu un outil performant qui vise à supprimer le foyer épileptique et de ce fait la totalité des crises par cortectomie sélective.

I.9 L'électroencéphalogramme (EEG) :

L'EEG a été inventé dans les années 1920 par un psychiatre allemand, le Dr Berger, mais ne s'est vraiment développé et répandu dans la pratique médicale courante, en particulier dans la pratique épileptologique, que dans les années 1950 [29]. L'EEG est un examen fonctionnel non invasif, plus utilisé pour l'exploration de l'activité électrique produite spontanément par les cellules nerveuses, donc l'activité épileptique proprement dite. Comparé aux autres techniques d'investigation, l'EEG fournit des informations en temps réel et avec une très bonne résolution temporelle, de l'ordre de la milliseconde. Le principe de l'EEG repose sur la mise en place d'une multitude d'électrodes sur le cuir Chevelu (électrodes de surface) sur des zones bien définies du crâne. Les électrodes Transmettent les signaux électriques à un appareil où ils sont amplifiés et affichés sous forme des courbes. Ces courbes, représentatives de leurs évolutions, constituent l'électroencéphalogramme(EEG). Le signal électrique enregistré est le résultat d'une différence de potentiel mesurée entre deux points grâce à ces électrodes, dans certaine région (Figure I.11).Le signal EEG est très faible, de l'ordre du microvolt. Il se présente différemment selon l'âge, et l'état de vigilance.

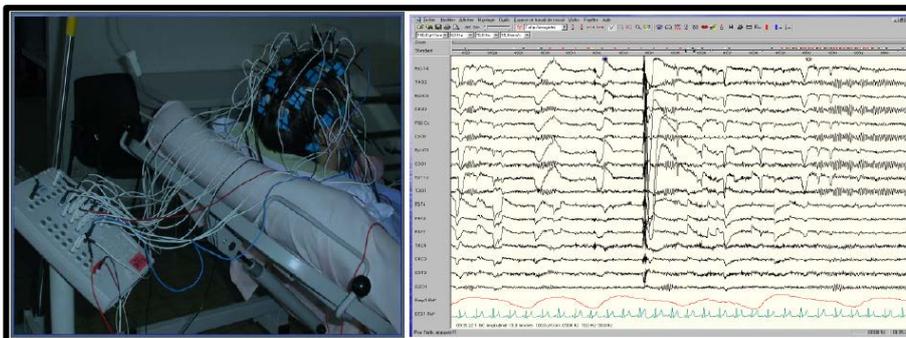


Figure I-11 : Enregistrement d'un signal EEG (à gauche), et le signal EEG enregistré (à droite)

I.9.1 Origine de l'électrogenèse cérébrale : [30]

Les diverses manifestations électriques globales enregistrées sur le scalp proviennent des activités électriques des cellules nerveuses sous-jacentes. Les générateurs principaux sont vraisemblablement les neurones pyramidaux des couches III et V du cortex. Ces cellules, Perpendiculaires à la surface corticale, sont, de par leurs activités et celles des synapses, la source de courants extracellulaires oscillant en permanence entre leur soma et leurs dendrites, sièges des potentiels post-synaptiques. Ces courants ne sont recueillis en surface que si des milliers de cellules sont actives en même temps. Les variations de potentiels ainsi enregistrées et leur sommation sont aléatoires. Cependant l'observation de rythmes s'explique par l'existence de phénomènes de synchronisation de certaines populations de neurones présentant une similitude architectonique et fonctionnelle.

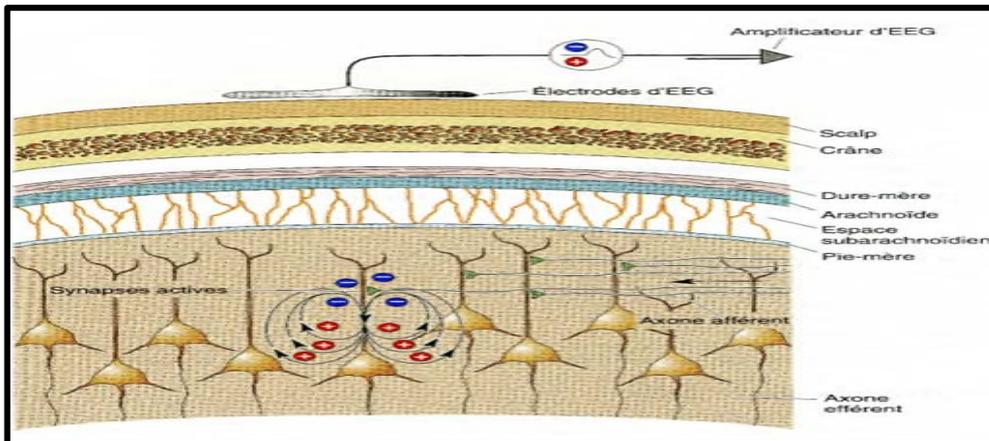


Figure I-12 : Origine de l'électrogenèse cérébrale.

I.9.2 Les principaux rythmes de l'E.E.G :

L'EEG est le résultat d'une différence de potentiel mesurée entre deux points. L'enregistrement entre deux points se fait grâce à des électrodes placées sur le cuir chevelu. La figure I.13 présente un exemple d'un enregistrement d'EEG. Ces potentiels varient au cours du temps et forment des rythmes [14].

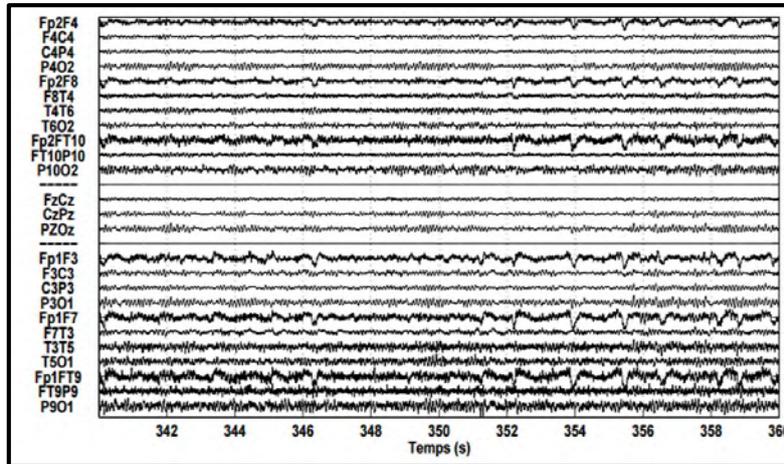


Figure I-13 : Exemple d'un enregistrement d'EEG.

La morphologie des tracés dépend de l'état d'activation des neurones enregistrés et cet état d'activation va se traduire par des variations de fréquence et d'amplitude des ondes enregistrées.

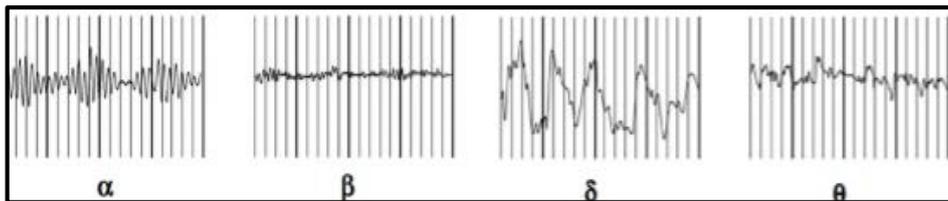


Figure I-14: Principaux rythmes extraits d'un EEG réel.

Ces activités électriques cérébrales rythmiques sont classées selon leur fréquence en 5 Groupes : delta- δ (0.5–4Hz), thêta- θ (4–8Hz), alpha- α (8–13Hz), bêta- β (13–30Hz) et gamma- γ (supérieur à 30Hz). [31]

Rythme	Fréquence	Amplitude	Localisation	Corrélat
Delta	< 4Hz	>30 uV	Antérieur, diffus	Sommeil lent profond
Theta	4 – 7 Hz	20 uV	Centrotemporal	Sommeil léger
Alpha	8 – 13 Hz	30 uV	Postérieur	Veille calme
Beta	13-30 Hz	<20 uV	Antérieur et moyen	Veille active

Tableau I-1 : les Principaux rythme d'un EEG.

Les activités du signal EEG sont classées selon leur fréquence en 5 ondes : α , β , δ , θ , et γ .

Rythme Alpha : est un rythme de fréquence situé entre 8 à 13 Hz, d'une amplitude qui Varie de 20 à 100 microvolt (μV), elle est maximale lorsque les yeux sont fermés et, est Bloquée, par leur ouverture. Ce rythme est distribué dans les régions postérieures du scalp de façon bilatérale et synchrone.

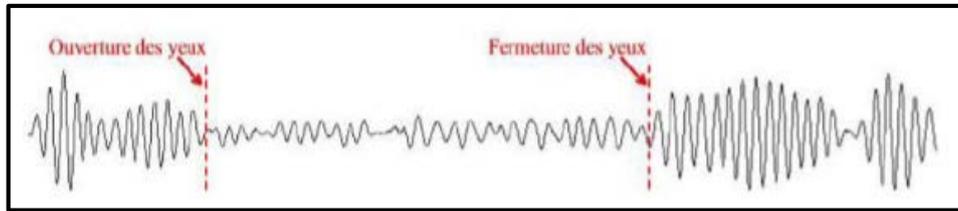


Figure I-15 : Onde alpha.

Rythme Delta et Thêta (ondes lentes) :

Une onde dite lente est définie arbitrairement comme étant un signal dont le contenu fréquentiel est inférieur à celui de la bande alpha. L'onde delta est de fréquence inférieure à 4 Hz, d'une amplitude très variable, alors que l'onde thêta est de fréquence 4 à 7 Hz, d'amplitude de 50 μV , du siège temporale, normalement présent mais peu abondant. Dans Les épilepsies partielles, elles sont fréquentes et souvent localisées dans la même région que le foyer épileptique inter critique (les ondes thêta et delta sont largement présentées lors des variations du niveau de vigilance et, dans ces conditions, leur apparition n'est pas pathologique) [32].

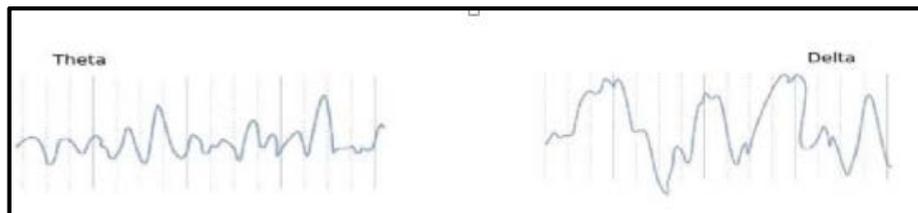


Figure I-16: Les ondes thêta et delta.

Rythme Bêta : de fréquence supérieure à 13 Hz, occupe les régions moyennes des deux Hémisphères souvent de manière asynchrone. D'amplitudes faibles (inférieure à 20 μV).

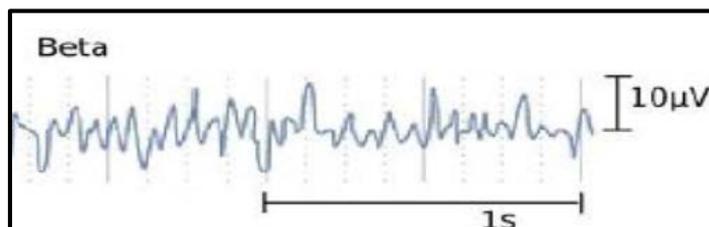


Figure I-17:L'onde Beta.

Rythme Gamma : Il est d'amplitude très faible et d'occurrence plus rare, et de fréquence (Au-dessus de 40 Hz, jusqu'à approximativement 80Hz) la détection de ces rythmes peut être employée pour la confirmation de certaines pathologies.

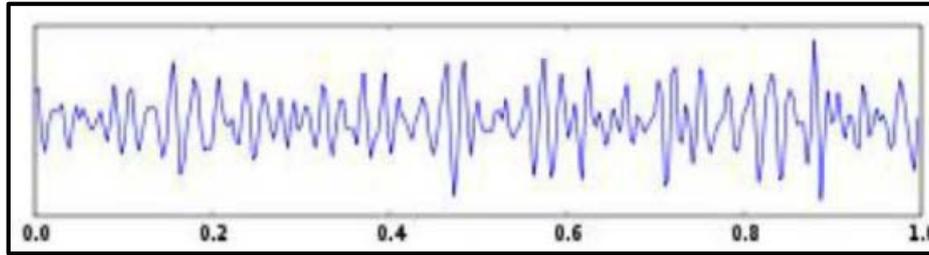


Figure I-18: L'onde Gamma.

I.9.3 Explication des rythmes corticaux :

De manière générale, plus le niveau de vigilance est bas, plus la fréquence du rythme cortical est basse et l'amplitude importante. Ceci paraît logique car, au moment où le cortex est le plus engagé dans l'analyse de l'information provenant d'un influx sensoriel ou d'un processus interne, l'activité des neurones corticaux est relativement élevée, mais aussi relativement peu synchronisée. En d'autres termes, chaque neurone individuel, ou chaque petit groupe de neurones, est fortement impliqué dans un des aspects d'une tâche cognitive ; il décharge rapidement mais pas tout à fait simultanément avec les neurones voisins. La synchronisation est donc faible, ainsi que l'amplitude de l'EEG. En revanche pendant un sommeil profond, les neurones corticaux ne semblent pas impliqués dans le traitement de l'information et beaucoup d'entre eux sont périodiquement stimulés par le même influx lent et rythmique. Dans ce cas, la synchronisation est forte ainsi que l'amplitude de l'EEG. De nombreux travaux portent sur l'explication de ces rythmes corticaux. Walter Freeman a suggéré le premier que l'activité rythmique des neurones sert à coordonner l'activité entre différentes régions du système nerveux [33]. Le cerveau est alors vu comme un système de traitement d'informations organisé en parallèle. Il existe donc différentes aires cérébrales travaillant indépendamment mais hautement interconnectées [34]. Cette Parcellisation s'explique par le degré fonctionnel de spécialisation, les neurones de chacune de ces aires sont spécialisés dans le traitement d'un type d'informations (couleur, forme, Mouvement, texture,...) [35]. Cette organisation fonctionnelle explique qu'un objet placé dans notre champ de vision va activer plusieurs aires corticales simultanément, ce qui implique que le cerveau doit être capable d'intégrer de façon cohérente ces informations sensorimotrices distinctes. Une telle capacité est cruciale pour déterminer ou distinguer l'identité d'un objet ou d'un événement [36].

I.9.4 EEG épileptique :

Les rythmes décrits ci-dessus sont physiologiques et correspondent aux activités Cycliques de l'organisme que l'on peut subdiviser en 3 grandes catégories : veille, sommeil Lent, sommeil paradoxal. L'épilepsie passe par une hyper synchronisation et une Hyperexcitabilité neuronales, y compris corticales. [14]

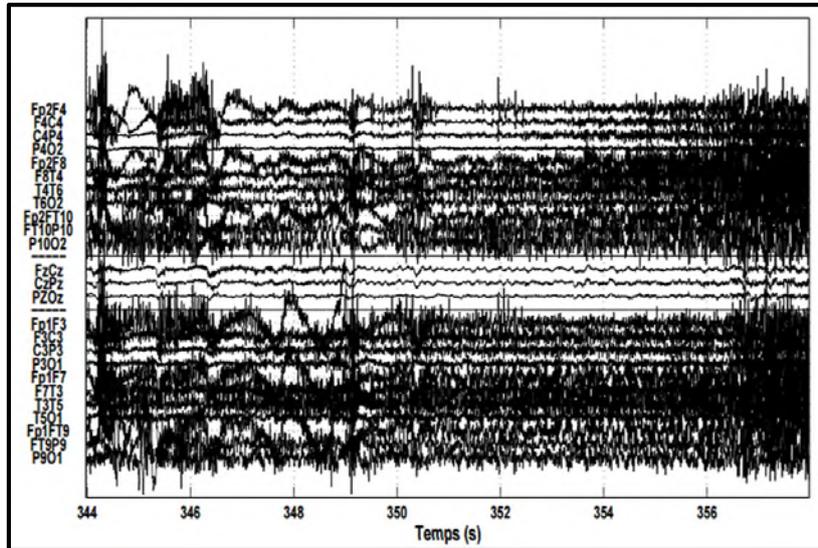


Figure I-19 : Exemple d'un enregistrement EEG, pendant une crise épileptique.

L'EEG du patient épileptique revêt 3 états différents :

- L'état critique, ou la crise en question.
- L'état inter-critique, la phase séparant deux crises successives.
- L'état précritique, c'est-à-dire l'état précédant une crise de quelques minutes.

Les manifestations des crises varient considérablement selon la région affectée du cerveau.

I.9.5 Phases EEG des crises épileptiques [37] :

Phase inter-critique [38] [39] : Cette phase est caractérisée par les signaux EEG transitoire Suivants :

- **Pointe** : pic de décharge dont la durée varie entre 20 et 70 ms.
- **Pointe lente** : ou pic de décharge dont la durée varie entre 70 et 200 ms.
- **Pointe-onde** : pointe suivie d'une onde lente.
- **Poly pointe-onde** : plusieurs pointes qui se succèdent suivies onde lente.

Plusieurs combinaisons de ces éléments peuvent être retrouvées sur un même EEG.

Phase précritique : Cette phase est celle qui précède la crise. Sa durée ne fait pas l'unanimité au niveau de la littérature. Elle peut donc varier de quelques minutes jusqu'à environ une Heure. Le comportement physique des signaux EEG durant cette phase varie considérablement selon le type de crise dont il s'agit. Cette phase sera caractérisée dans les Sections à venir pour les crises épileptiques d'origine temporelle. Cette description ne s'applique pas aux autres types de crises épileptiques.

Phase critique : Les crises épileptiques présentent des modèles de signaux EEG assez différents selon les types de crise en présence. On peut distinguer fréquemment un des éléments suivants :

- Une synchronisation des signaux EEG qui se mettent à osciller avec des fortes amplitudes.
- Une accentuation des basses fréquences (thêta) aux alentours de 5 Hz.
- Une accentuation des hautes fréquences aux alentours de 10 Hz.

I.9.6 Les perturbations :

Les principales perturbations présentes dans les EEG sont les artéfacts et le bruit.

A *Les artéfacts :*

Les artéfacts sont des activités électro-physiologiques non cérébrales d'origine Corporelle enregistrés par l'EEG, comme des mouvements oculaires, des clignements, Des activités musculaires, et des activités cardiaques (Figure I.20) [14].

B *Le bruit :*

On appelle bruit toute composante du signal mesuré non identifié comme un artéfact et qui n'est pas informative pour l'application. Nous avons deux types de bruit : l'activité qui n'a généralement pas d'explication clinique connue pour le moment, comme les fréquences au-dessus de 40 Hz (les hautes fréquences) et le bruit de mesure, dû essentiellement à l'instrumentation (électrodes, fils électriques) et à l'environnement [14].

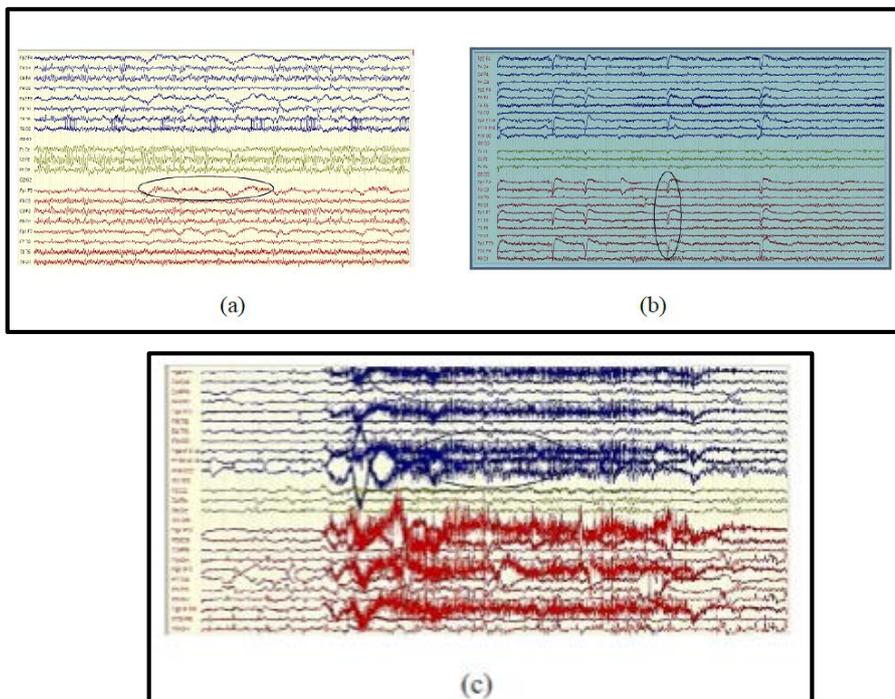


Figure I-20: Exemples des signaux contaminés par les artéfacts de mouvements oculaire(a), De clignements (b), et d'origine musculaire (c)(en montage bipolaire) [14].

I.10 Electrodes et système de placement :

I.10.1 Les électrodes :

Ils sont de petites tailles, chacune de ces électrodes est reliée à un enregistreur numérique Qui recueille et stocke le signal (Figure I.21). Les électrodes sont de 3 types [32] :

– L'électrode tampon :

A la forme d'un petit dôme de 2cm² à la base, en argent chlorure recouvert d'un tampon De tissu imbibé d'eau saline, est simplement placée sur le scalp après dégraissage du cuir Chevelu et application d'une pâte conductrice, elle est maintenue par un casque de caoutchouc Épousant le crâne du sujet.

– L'électrode cupule :

A la forme d'un disque en argent de 5 mm de diamètre dont la cupule centrale permet L'application d'une pâte conductrice, elle est collée sur le crâne sur un support imbibé de Collodion. Ces électrodes sont recommandées pour tout enregistrement de longue durée et Lorsque la probabilité d'enregistrement d'une crise épileptique est forte.

– L'électrode aiguille :

A la forme d'une aiguille hypodermique en acier inoxydable ou argentée, introduite juste Sous la peau, parallèlement à la surface. Ces électrodes sont à usage unique et réservées aux Situations d'urgence, en réanimation, au bloc opératoire.

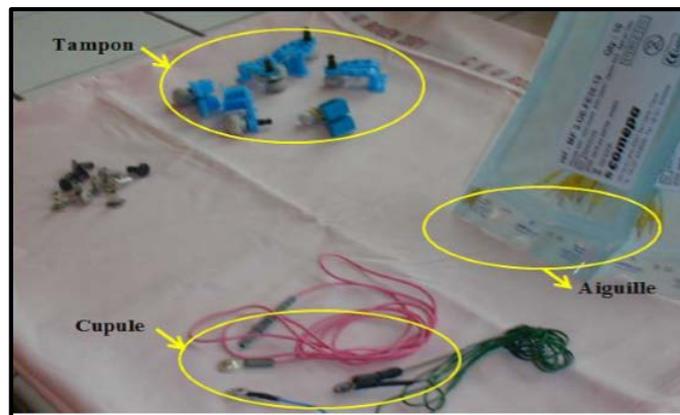


Figure I-21 : Les différents types d'électrodes de L'EEG.

Il existe aussi autre type d'enregistrement qui est l'EEG de profondeur, dont les électrodes sont implantées directement dans le crâne au cours d'une opération sous anesthésie générale.

I.10.2 Système 10-20 :

L'emplacement des électrodes est standardisé par une nomenclature internationale appelée 10 – 20, pour assurer un positionnement spatial identique selon un repère anatomique propre à chaque patient [40]. Les positions sont définies en divisant les lignes crâniennes des plans médian et transversal, en segments de 10 et 20 pour cents de leur longueur (Figure I.22). Chaque électrode porte un nom précis, les chiffres pairs de chaque électrode indiquant le côté droit, et les chiffres impairs le côté gauche. Les lettres obéissent à la logique suivante : A=lobe de l'oreille, C=central, P=pariétal, F=frontal, Fp=frontal polaire, O=occipital, T=temporal et la lettre z indique l'axe central [40].

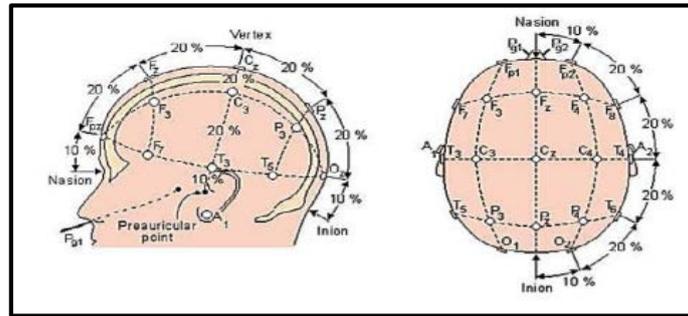


Figure I-22 : Système de positionnement des électrodes 10-20 (21 électrodes sont posées) [14].

I.10.3 Montage EEG :

Un montage EEG correspond à la combinaison de couples d'électrodes dont vise à couvrir de façon parfaitement symétrique la surface du scalp. Deux types de montages principaux peuvent être utilisés : les montages référentiels et/ou les montages bipolaires.

A Montage référentiel :

Dans le cas d'un montage mono-polaire, chaque couple d'électrodes est constitué d'une électrode du scalp active et d'une référence. Afin d'obtenir les meilleurs résultats possibles, le choix de l'électrode de référence est important. En effet, sur le plan théorique, la méthode mono-polaire consiste à enregistrer le potentiel « absolu » d'un point du scalp, c'est à dire la différence entre le potentiel du point étudié et le potentiel nul (Figure I.23). La référence la plus satisfaisante serait donc une électrode extra-céphalique, mais en pratique, elle présente de nombreux artefacts électrocardiographiques. Une autre solution est de choisir une électrode céphalique, sur le menton ou le nez.

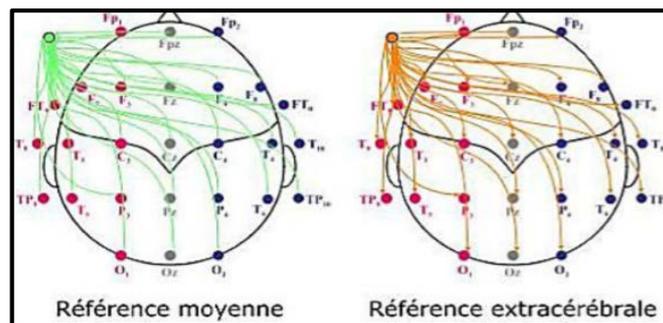


Figure I-23: Montage mono-polaire.

B Montage bipolaire :

Les montages bipolaires (Figure I.24) sont des connexions entre deux électrodes "actives", c'est-à-dire différentes de la référence [14]. La différence de Potentiel correspond à la somme algébrique des signaux recueillis sous chaque électrode active (ce qui conduit implicitement à l'élimination de la référence). Il y a principalement Deux types de montages bipolaires : le montage bipolaire antéropostérieur (ou longitudinal) Qui explore d'avant en arrière et le montage bipolaire transverse qui explore de droite à Gauche [14]. Le montage référentiel et le montage bipolaire sont complémentaires, car ils ne s'interprètent pas de la même

manière. Dans un montage référentiel, c'est l'amplitude de l'enregistrement qui renseigne sur l'activité cérébrale alors que dans un montage bipolaire, c'est plutôt l'inversion de phase qui permettra de déduire la localisation du dipôle.

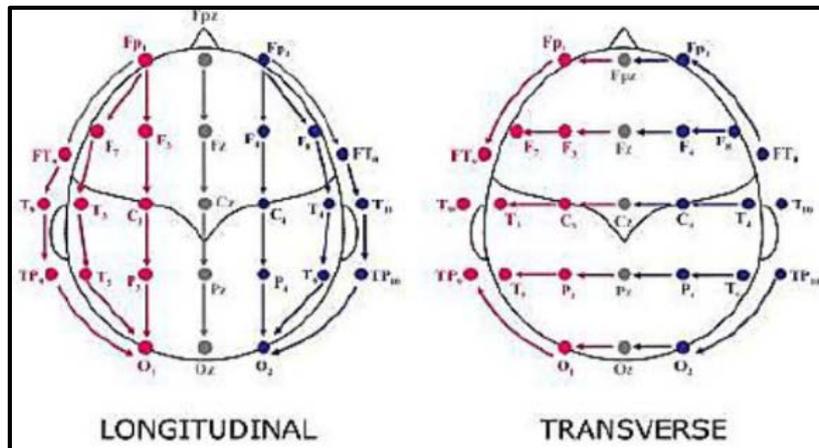


Figure I-24 : Montage bipolaire.

I.11 Modalités de dépistage de l'épilepsie :

Il existe plusieurs types de modalités pour explorer les activités cérébrales. En principe ces méthodes peuvent être groupées en deux classes : l'exploration électro-physiologique et l'imagerie.

I.11.1 Méthodes électro-physiologique :

A Les méthodes non invasives :

Parmi les méthodes d'analyse physiologiques non invasives, on distingue l'électroencéphalogramme de surface classique et la magnétoencéphalographie : l'électroencéphalogramme est une méthode d'exploration cérébrale (comme il est décrit auparavant) qui mesure l'activité électrique du cerveau par des électrodes placées sur le cuir chevelu. Le signal électrique EEG est le résultat de la sommation des potentiels d'action post-synaptiques synchrones issus d'un grand nombre de neurones. La morphologie des tracés dépend de l'état d'activation des neurones enregistrés, et cet état d'activation va se traduire par des variations de fréquence et d'amplitude des ondes enregistrées [14]. Pour étudier les crises d'épilepsie, l'EEG peut être couplé à des enregistrements vidéo. En effet, il est très courant que l'épilepsie provoque des mouvements non coordonnés du corps [41]. La vidéo-EEG est l'enregistrement simultané et synchronisé de l'EEG et du comportement du patient (Figure I.25). Grâce à son utilisation, l'étude du mouvement des patients avant, au moment et après une crise ou même dans la détection d'autres événements, comme crises additionnelles, a trouvé une place significative dans l'élaboration du diagnostic.



Figure I-25: Exemple d'enregistrement EEG-vidéo [14].

Alors que la magnétoencéphalographie (MEG) est une technique relativement récente. L'origine du signal MEG est directement reliée à celle de l'EEG. En effet la loi de Biot Savart Indique que chaque courant élémentaire issu de l'activité des cellules nerveuses produit un Champ magnétique perpendiculaire [14] de l'ordre de 10-13 teslas [41]. Il est donc possible de mesurer les variations du champ magnétique. On enregistre essentiellement la contribution Des courants intra et extra-cellulaires dû aux potentiels post synaptiques. Les systèmes MEG actuels possèdent de 50 à 200 capteurs permettant chacun de capturer une composante (Radiale en général) du champ magnétique [41].

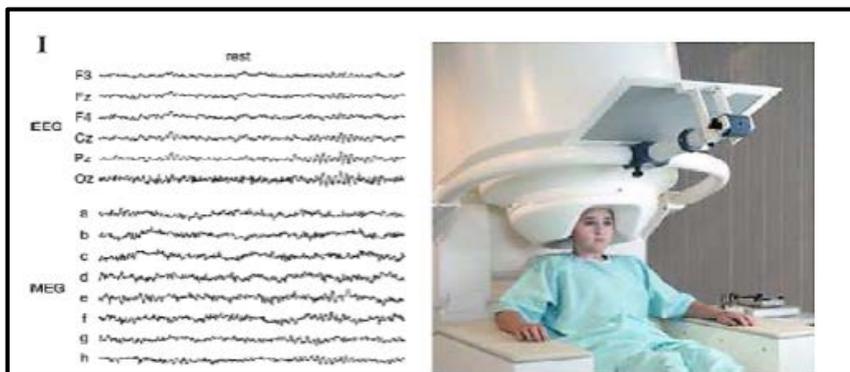


Figure I-26: Exemple des enregistrements (EEG et MEG), et d'un casque MEG [14].

B Les méthodes semi-invasives (L'électrocorticographie 'ECoG') :

Cette technique emploie une grille d'électrodes placée directement sur la surface externe Du cerveau afin de recueillir l'activité électrique du cortex cérébral (Figure I.27). Les signaux électriques enregistrés sur la surface passent d'autres couches supplémentaires comme le crâne et le cuir chevelu. La faible conductivité de l'os de la boîte crânienne fait subir aux signaux recueillis une atténuation significative. Pour cette raison, la résolution spatiale de surface corticale de l'ECoG est meilleure que celle d'un EEG de surface [41]

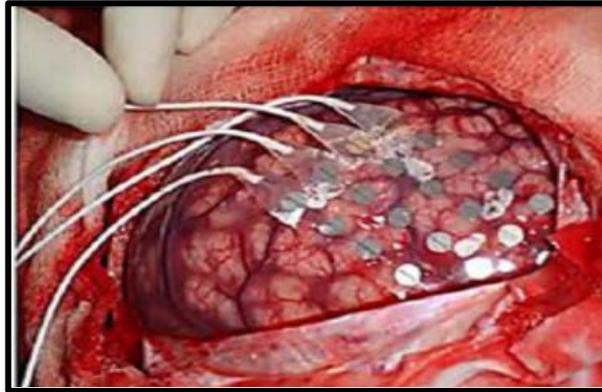


Figure I-27: Matrice de captures placée sur le cortex (ECOG) [41].

C Les méthodes invasives (La Stéréo-électroencéphalographie(SEEG) :

La SEEG est une technique d'exploration fonctionnelle du cerveau qui enregistre l'activité électrique de certaines structures potentiellement impliquées dans les crises d'épilepsie. Associées à des enregistrements vidéo simultanés, voire à des enregistrements EEG de surface, ces données alimentent l'analyse électro-clinique des crises, dans la délimitation des sites cérébraux impliqués par les décharges paroxystiques. En pratique, les patients sont généralement accueillis dans une unité d'épileptologie pendant 5 jours [42]. L'intérêt principal de la SEEG, par rapport à l'EEG, est de recueillir l'activité électrique des neurones directement au contact des générateurs, ce qui permet d'enregistrer des signaux représentant une activité locale. Elle donne des renseignements sur la profondeur de la zone épileptogène.

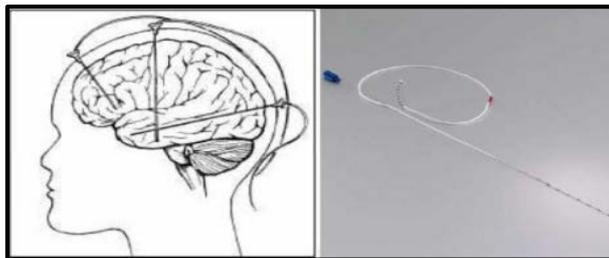


Figure I-28: Electrode cylindriques avec des captures implantées dans le cerveau [14].

I.11.2 La neuro-imagerie

Elle recouvre différentes techniques permettant de "voir" le cerveau, l'architecture spatio-temporelle ainsi que ses modifications lors de pathologies neurologiques et psychiatriques. Les techniques d'imagerie peuvent être de deux types : techniques Fonctionnelles et les techniques anatomiques.

Techniques fonctionnelle : qui fournissent des images de l'activité cérébrale à un moment précis en identifiant des zones fonctionnelles actives. Des exemples de ces techniques sont la tomographie par émission de positons (TEP) et l'IRM fonctionnelle (IRMf) (Figure I.29).

Techniques anatomiques qui fournissent des images structurales du cerveau sans donner des informations directes sur leur fonctionnement. Des exemples de ces techniques sont le scanner et l'imagerie par résonance magnétique (IRM) [14].

La neuro-imagerie permet d'établir la topographie de la zone épileptogène. L'exploration morphologique précise la localisation des éventuelles lésions qui pourraient expliquer le déclenchement ou le déroulement des crises [14]. Alors que l'exploration fonctionnelle tente de mettre en évidence des zones d'hypométabolisme qui seraient en relation avec un dysfonctionnement cérébral ou des anomalies fonctionnelles en rapport avec la zone épileptogène [14].

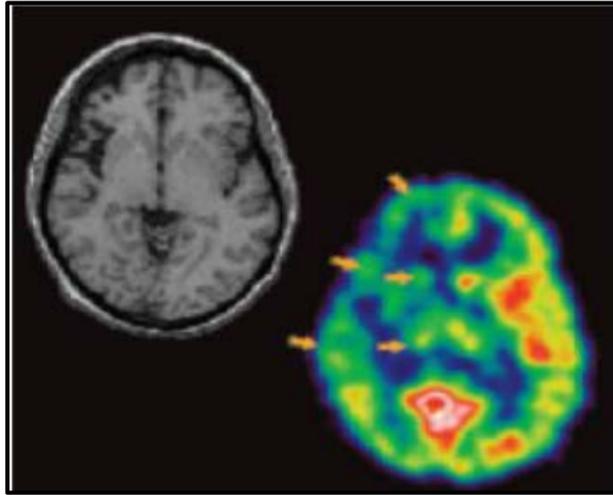


Figure I-29: Crise épileptique partielle (Image IRM en Haut, et TEP en bas).

I.12 Conclusion

Le cerveau est un organe du système nerveux central qui permet de contrôler toutes les fonctions vitales de l'être humain. L'étude approfondie sur l'anatomie et la physiologie des cellules nerveuses menées dans ce présent chapitre nous a permis de mieux comprendre le fonctionnement neurophysiologique du cerveau humain et aussi d'appréhender les caractéristiques, la nature et l'origine de la naissance du signal électroencéphalogramme EEG. Ce chapitre nous a permis de recueillir un grand nombre d'informations dynamiques pour la reconnaissance automatique des patients épileptiques et qui est abordé dans les deux chapitres suivantes

Chapitre II Analyse des signaux normaux et pathologiques

II.1 Introduction

L'activité électrique cérébrale se compose en différents rythmes oscillatoires identifiés par leurs bandes de fréquences caractéristiques. Ce sont ces ondes qui seront donc observées et quantifiées pour discerner les signaux normaux et pathologiques qui sont recherchés dans cette étude expérimentale. L'activité électrique cérébrale est non linéaire et non stationnaire [42]. L'objectif essentiel dans ce chapitre est d'appliquer un ensemble de méthodes de traitement du signal numérique sur le plan temporel, spectral et aussi temporel-fréquentiel pour extraire des paramètres afin de pouvoir appliquer des outils de classification par la suite.

II.2 Méthodologie

II.2.1 Présentation des données EEG

Les signaux électroencéphalographiques (EEG) que nous avons utilisé dans le cadre de ce projet sont collectés par le Département d'épileptologie de l'Université de Bonn, en Allemagne.

Ces données EEG constituent une base de données EEG universelle utilisée par plusieurs chercheurs scientifiques pour évaluer les performances des différents algorithmes d'analyse et méthodes de traitement numérique. Cette base de données est une base open source (accessible gratuitement au chercheurs scientifiques) et se compose de cinq dossiers de données EEG, étiquetés par les lettres A, B, C, D et E.

Chacun des cinq dossiers contient 100 enregistrements EEG monocanal (une seule chaîne d'enregistrement) pour offrir 100 signaux EEG d'une durée de 23,6 s chacun.

Les signaux EEG dans ces cinq dossiers ont été collectés à partir d'enregistrements continus d'EEG multicanaux. Une inspection visuelle a été effectuée au préalable pour détecter des artefacts de mouvement oculaire et d'autres activités musculaires.

Des enregistrements EEG de surface ont été effectués pour les ensembles A et B sur cinq volontaires sains en utilisant un schéma de placement d'électrodes standardisé (le système 10-20 présenté dans le chapitre précédent) pendant leur état d'éveil en respectant les deux situations suivantes :

- Les patients ont les yeux ouverts pour le dossier (A).
- Les patients ont les yeux fermés pour le dossier (B).

Par contre, les dossiers C, D et E ont été collectés à partir des enregistrements EEG de diagnostic préchirurgical en clinique selon les besoins médicaux des patients. Les signaux EEG de cinq patients ont été sélectionnés pour former ces dossiers (la base de données contient 500 enregistrements EEG).

Tous ces patients avaient atteint un contrôle complet des crises après la résection de l'une des formations hippocampiques et qui a donc été correctement diagnostiquée comme la zone épileptogène.

Les EEG des dossiers C et D ont été enregistrés à partir de la formation hippocampique de l'hémisphère opposé et dans la zone épileptogène du cerveau. À leur tour, les ensembles C et D contenaient l'activité mesurée pendant les intervalles sans crise, et l'ensemble E ne contenait que l'activité épileptique.

Un résumé de l'ensemble de signaux EEG de la base de données que nous avons utilisé est présenté dans le tableau II.1.

- Groupe A : sujets normaux avec yeux ouverts.
- Groupes B : sujets normaux avec yeux fermées.

- Groupe C et D : des patients épileptiques on dehors de la crise (phase intercritiques),
- Groupe E : patients épileptiques durant la crise.

Deux groupes (A, E) sont utilisés dans cette étude.

Chaque groupe contient 100 enregistrements de signaux EEG de durée 23.6 s Chacun, avec une fréquence d'échantillonnage $f=173.61$ HZ et une résolution de 12 bits.

Groupes	A	B	C	D	E
Nomination alternative	Z	O	N	F	S
Etat du patient	Patient normal éveillé avec yeux ouvertes	Patient normal éveillé avec yeux fermés	Enregistrement dehors crises épileptiques pour un patient épileptique	Enregistrement hors crises épileptiques pour un patient épileptique	Enregistrement d'épilepsie pour un patient épileptique
Nombres de patients	100	100	100	100	100
Durée de l'enregistrement	23.6 s	23.6 s	23.6 s	23.6 s	23.6 s
Type d'enregistrement	Surface	Surface	Intracranial	Intracranial	Intracranial
Placement des électrodes	Système 10-20	Système 10-20	Opposé à la zone épileptogène	Opposé à la Zone épileptogène	Dans la zone épileptogène

Tableau II-1: Résumé de l'ensemble de la base de données d'électroencéphalographie(EEG).

À titre d'exemple, des segments EEG d'une longueur de 5 s sélectionnées dans chacun des cinq ensembles (ensembles A-E) sont illustrées à la Figure II.1.

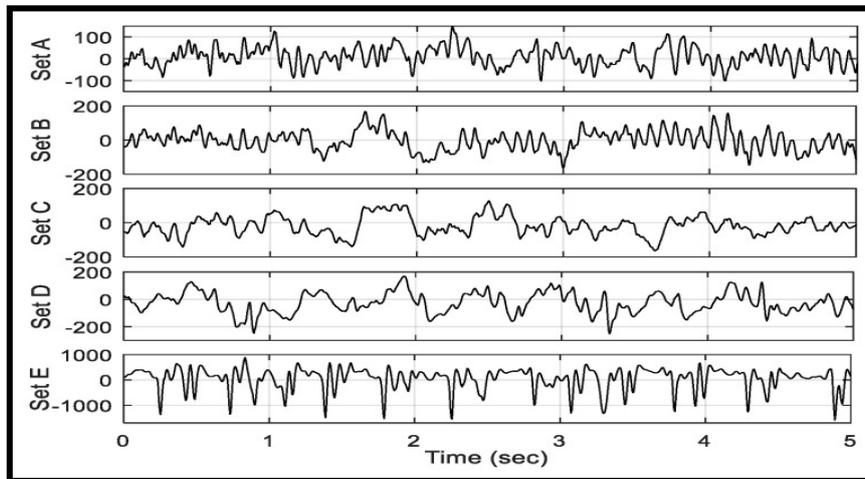


Figure II-1 : Segments EEG sélectionnés dans chacun des cinq ensembles (A, B, C, D, et E)

Dans le cadre de ce travail, nous avons réalisé une classification binaire (normal-épilepsie) en utilisant les deux dossiers A et E.

II.2.2 Extraction des paramètres

Chaque processus de classification doit être précédé par une étape de caractérisation. Cette dernière consiste à l'extraction de l'ensemble des caractéristiques pertinentes permettant la discrimination entre deux classes distinctes. Pour cela nous proposons dans chaque étude d'analyse des signaux EEG l'extraction d'un vecteur de paramètres. Dans notre étude nous avons opté pour les 6 paramètres statistiques suivant :

Moyenne :

La moyenne arithmétique est la somme des valeurs de la variable divisée par le nombre d'individus :

$$M = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \quad \text{Équation II-1}$$

L'écart-type :

On peut définir l'écart-type S d'un vecteur de données X comme suit :

$$S = \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \right)^{1/2} \quad \text{Avec} \quad \bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \quad \text{Équation II-2}$$

Minimum et maximum :

Étendue : c'est l'intervalle entre la plus petite et la plus grande valeur. On dit d'un phénomène qu'il présente une « forte dynamique » lorsque l'étendue est grande.

Entropie :

L'entropie est une mesure du taux de génération de l'information, où une valeur élevée correspond à une irrégularité élevée tandis qu'une valeur faible traduit une régularité élevée. De nombreux types d'entropie existent dans la littérature, comme l'entropie de l'échantillon, l'entropie de Tsallis et l'entropie de Shannon. Dans cette étude, l'entropie de Shannon a été calculée, cette fonction mathématique correspond à la quantité d'information contenue ou dérivé par une source d'information. On pourrait l'écrire comme suit :

Pour une source, qui est une variable aléatoire discrète X comportant n symboles, chaque symbole x_i ayant une probabilité P_i d'apparaître, l'entropie H de la source X est définie comme :

$$H_b(x) = -E[\log_b P(x)] = \sum_{i=1}^n P_i \log_b \left(\frac{1}{P_i}\right) = -\sum_{i=1}^n P_i \log_b P_i \quad \text{Équation II-3}$$

Avec :

E : l'espérance mathématique.

\log_b : Le logarithme en base b (généralement à base 2).

X : variable aléatoire.

$H(X)$: la quantité d'information en bits que la source doit fournir au récepteur pour que ce

Dernier puisse déterminer sans ambiguïté la valeur de X .

Energie :

En traitement du signal, on introduit la notion d'énergie de signal. Si on appelle E_s l'énergie d'un signal $x(t)$ ou x est une fonction du temps t , on calculera son énergie par la relation :

$$E_s = \int_{-\infty}^{+\infty} |x(t)|^2 dt \quad \text{Équation II-4}$$

Le calcul de ces paramètres pour les signaux (1, 25, 50, 75 et 100) de chaque groupe (A, C et E) est présenté dans les tableaux suivants au-dessous.

II.3 Traitement des signaux EEG

Le traitement numériques des signaux EEG est effectué dans un environnement MATLAB et consiste aux étapes suivantes :

- Chargement des fichiers de données contenant une chaîne des enregistrements EEG sélectionnés pour ce présent projet sur logiciel Matlab.
- Analyse sur le domaine Temporel des signaux EEG.
- Analyse sur le domaine spectrale par la méthode de Welch.
- Analyse des signaux EEG par une méthode temps-échelle (la transformée en ondelette continue CWT).
- Analyse multi-résolution en utilisant la décomposition par la transformée en ondelettes discrètes (DWT) des signaux EEG.

II.3.1 Analyse sur le domaine Temporelle

Plusieurs techniques d'analyse du signal EEG dans le domaine temporel ont été développées et appliquées au cours des dernières années afin de déduire l'influence pertinente des crises épileptiques sur le comportement du signal EEG. Dans ce qui suit nous allons présenter des exemples des signaux EEG acquis depuis trois dossiers (A, C et E) avec un traitement numérique en utilisant le logiciel Matlab.

Les Figures II.2, II.3 et II.4 illustrent le tracé de cinq signaux EEG en fonction du temps pour chacun des trois groupes différents (A, C et E). L'étude est réalisée pour les signaux [1 25 50 75 100] pour chaque groupe respectivement.

Il est important de noter que les signaux acquis sont normalisés en échelle temporelle ainsi que l'échelle d'amplitude, cette normalisation est effectuée initialement par l'élimination de la composante continue de signal sur Matlab pour mieux les visualiser avec une adaptation de l'axe d'abscisse en fonction du temps au lieu du nombre d'échantillons.

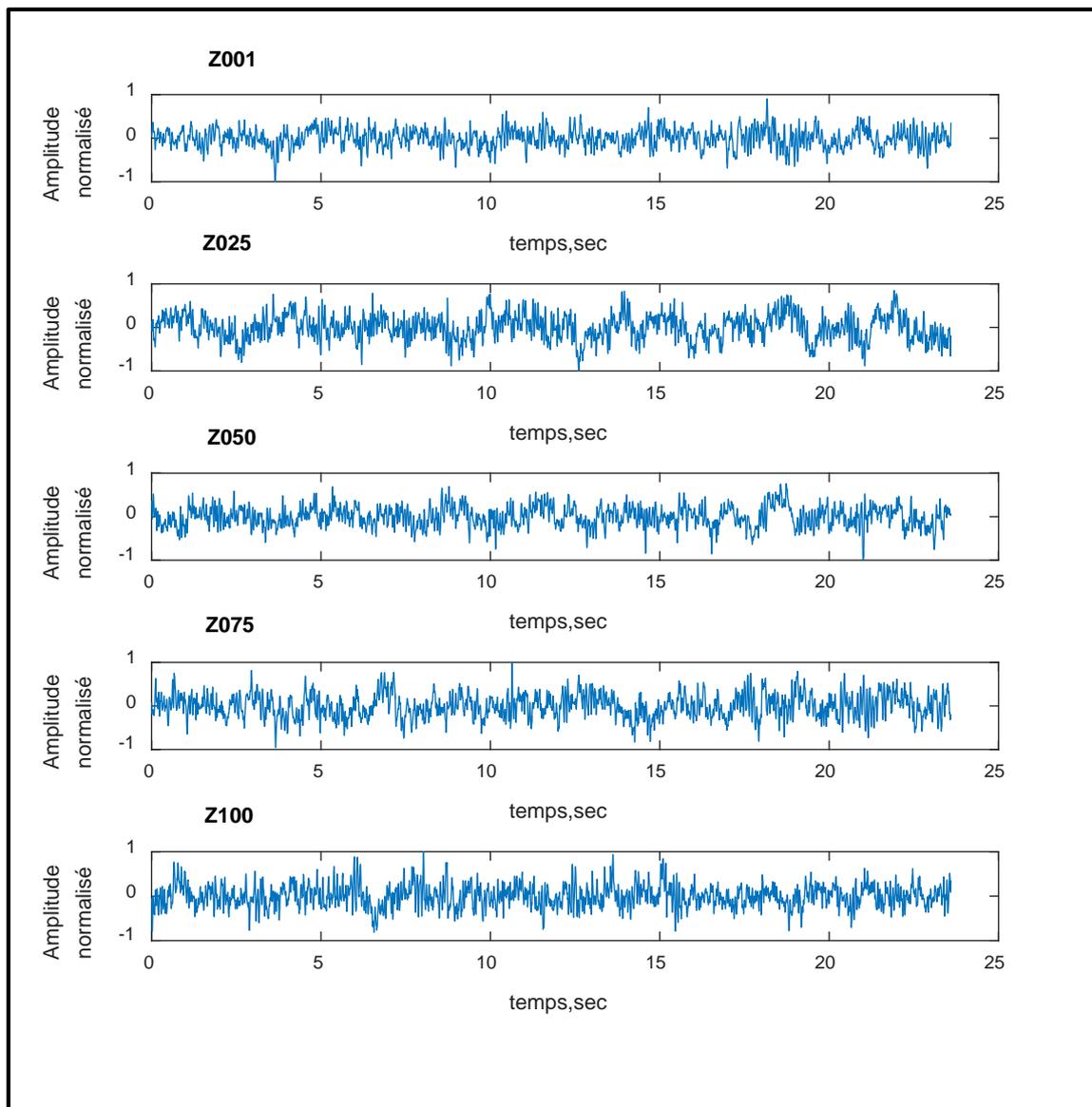


Figure II-2 : Tracé des signaux des sujets normaux éveillés avec yeux ouvertes (Groupe A)

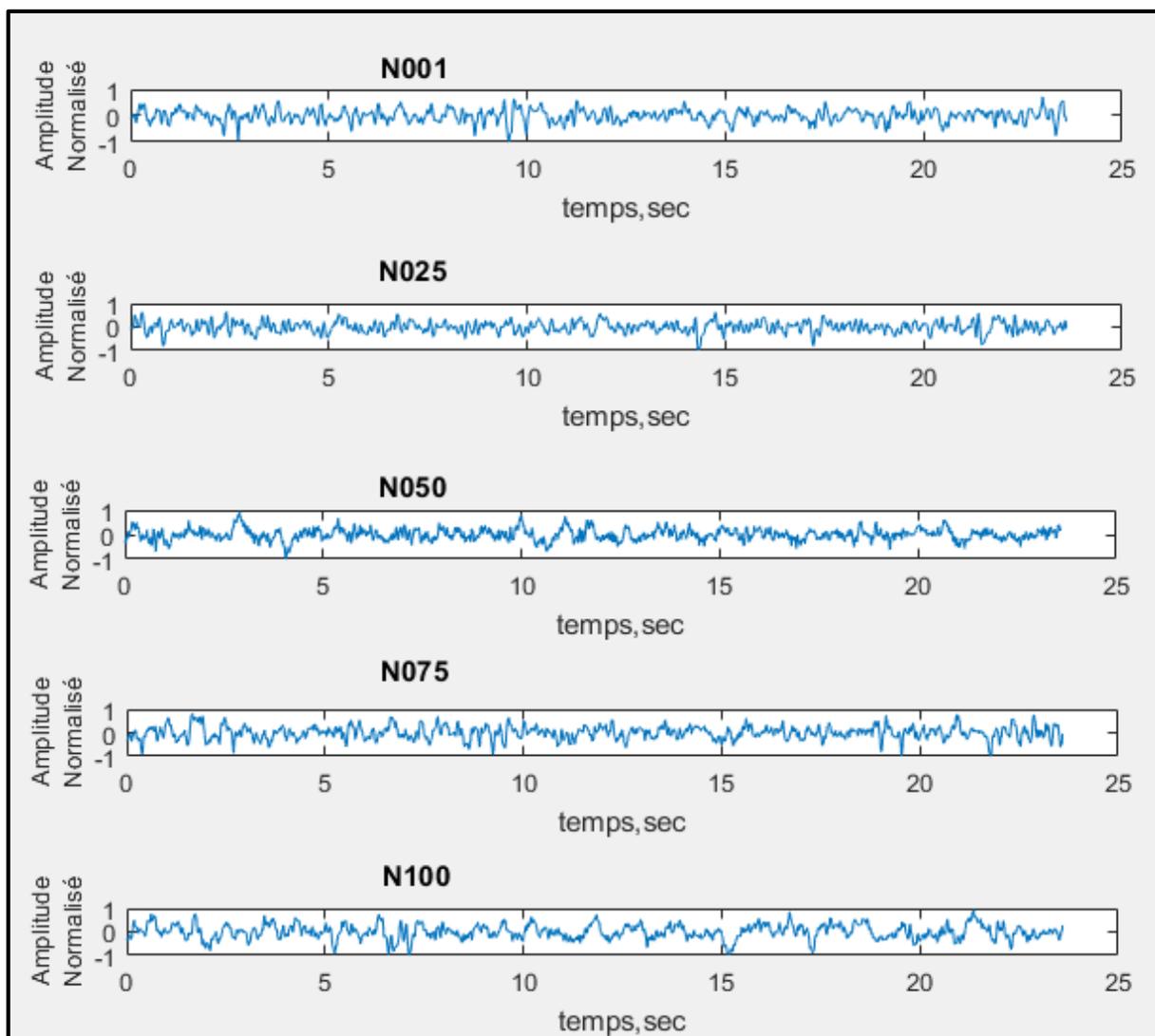


Figure II-3: Tracé des signaux des sujets épileptiques on dehors de la crise (Groupe C).

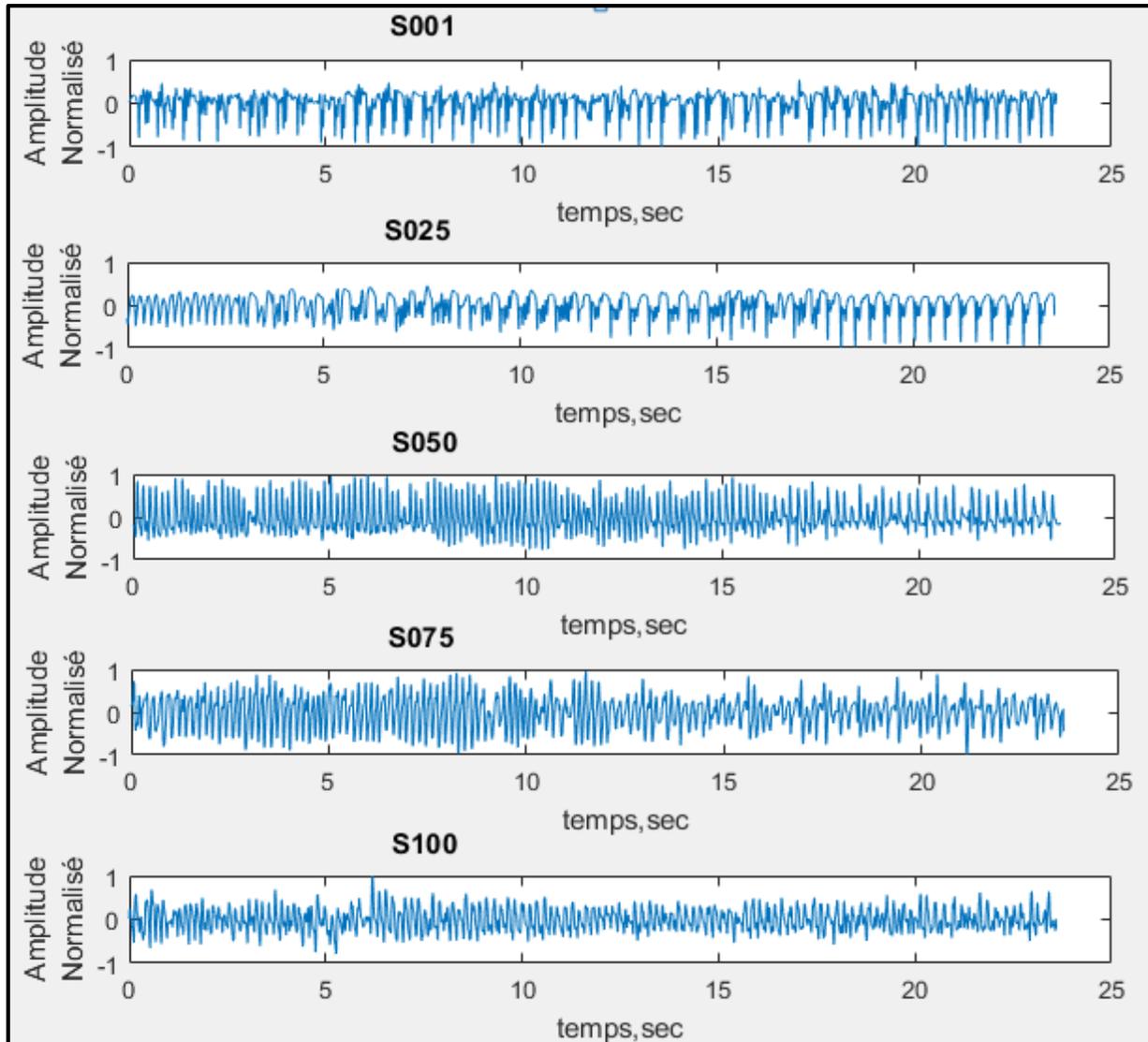


Figure II-4: Tracé des signaux des sujets épileptiques durant la crise (Groupe E).

Sur le plan physiologique, l'épilepsie correspond à une activité électrique anormale dans les groupes de neurones. Tout d'abord, de manière discret (absence de signe cliniques) et pour un sujet normal, on peut remarquer dans les enregistrements EEG des activités transitoires pointues, appelées pointes ou pointes ondes en raison de leurs morphologies, et qui peuvent se détacher plus ou moins nettement de l'activité de fond. Ainsi que l'aspect de l'EEG normal est faible amplitude. Ce qui est caractéristique d'un EEG normal. La figure II.2 illustre parfaitement le cas d'un EEG normal et dominé, chez un sujet normal éveillé avec yeux ouvertes (Groupe A).

Ensuite pour un sujet épileptique, à l'approche des crises, en leur début, et leur déroulement, on peut fréquemment observer des activités paroxystiques telles que des paquets de pointes, des activités anormalement rapides, des oscillations de grande amplitude. La figure II.4 montre un exemple d'activité typiquement observée

Notre étude dans cette partie consiste à calculer des paramètres à partir des signaux [1 25 50 75 100] pour chaque groupe respectivement, et ensuite évaluer leurs pertinences pour la discrimination entre les différents classe A, C et E.

Tableau II-2 : Extraction de paramètres pour les signaux du dossier A.

Les signaux	Max	Min	Moyenne	Ecart type	entropie	Energie
Z001	0.9053	-1	3.2247E-18	0.2164	434.2374	191.8550
Z025	0.8483	-1	1.1307E-17	0.2954	613.0822	357.3907
Z050	0.7586	-1	2.0832E-18	0.2378	493.8479	231.5901
Z075	1	-0.9571	8.1905E-18	0.2748	579.4506	309.2132
Z100	1	-0.8154	3.2247E-18	0.2529	508.2713	261.9893
Moyenne	0.90244	-0.9545	2.80301 E-16	0.25546	525.77788	270.40766

Tableau II-3 : Extraction de paramètres pour les signaux du dossier C.

Les signaux	Max	Min	Moyenne	Ecart type	entropie	Energie
N001	0.7194	-1	-7.9195E-18	0.2369	476.6302	229.9527
N025	0.6500	-1	-7.2963E-18	0.2333	471.8895	222.9221
N050	0.9666	-1	-9.1864E-18	0.2331	453.5805	222.5898
N075	0.8158	-1	-2.0002E-17	0.2750	543.6829	309.6814
N100	0.9556	-1	-2.7369E-18	0.3062	602.7114	383.9953
Moyenne	0.82148	-1	-0.471411E-17	0.2569	509.6989	273.82826

Les signaux	Max	Min	Moyenne	Ecart type	entropie	Energie
S001	0.5408	-1	2.8995E-18	0.2641	482.0502	285.6525
S025	0.4442	-1	-9.6877E-19	0.2504	541.8725	256.8238
S050	1	-0.7672	5.8600E-18	0.3373	683.7303	466.1389
S075	0.9440	-1	1.8007E-17	0.3612	754.6326	534.5192
S100	1	-0.7929	-1.0616E-17	0.2458	536.7164	247.5438
Moyenne	3.929	-0.91202	0.1518173E-16	0.29176	599.81	358.13564

Tableau II-4 : Extraction de paramètres pour les signaux du dossier E.

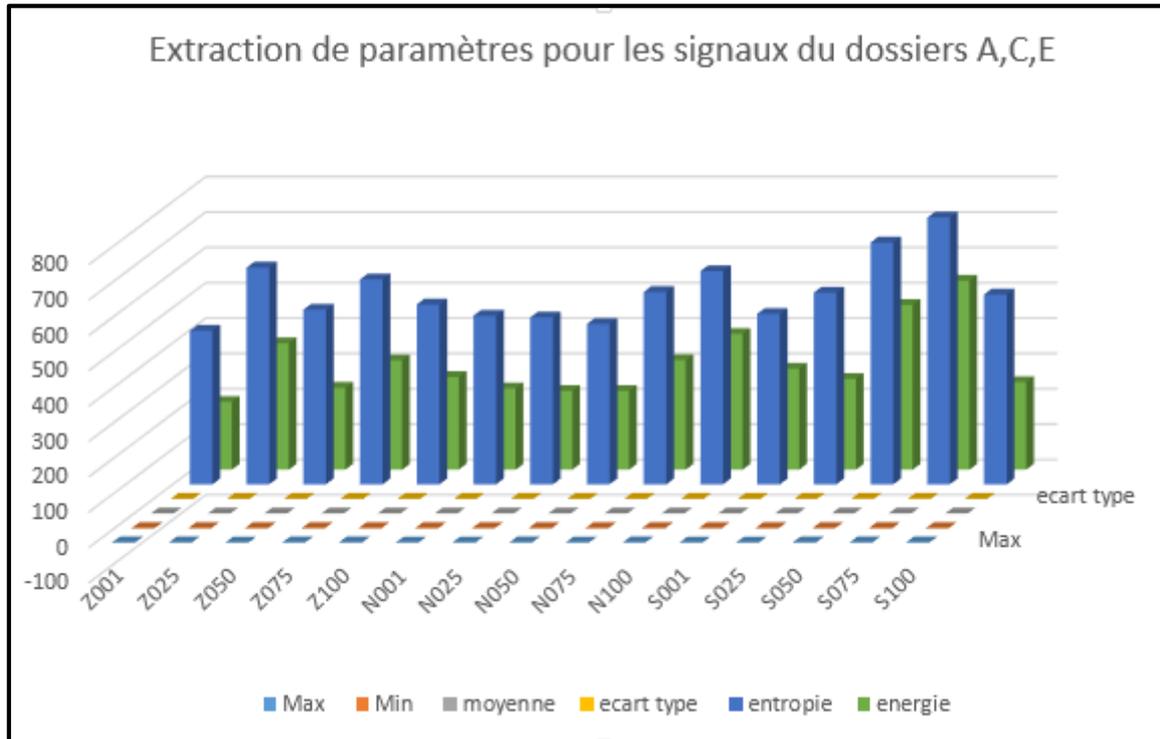


Figure II-5 : Histogramme extraction de paramètre pour les dossiers A, C, E.

D'après les histogrammes présentés au-dessus on peut dire que l'énergie et entropie sont des paramètres pertinents pour la discernation entre les deux classes (sans ou avec crise).on peut remarquer aussi d'après les tableaux présentés au-dessus que l'entropie de Shannon ne représente pas un meilleur choix pour les signaux électrophysiologiques.

II.3.2 Analyse spectrale

En plus des informations extraites à partir des variations temporelles des activités électroencéphalographiques EEG, nous envisageons de faire une analyse sur le plan fréquentiel afin d'avoir une idée préalable sur les signaux EEG à analyser, donc il est judicieux de commencer le traitement par une analyse spectrale. Cette analyse est considérée comme un complément très utile concernant la construction de la base de données désirée. Les informations extraites depuis le domaine fréquentiel nous aident à concevoir un module de détection des crises d'épilepsie fiable et puissant, car lors de l'apparition de la crise il va y avoir bien évidemment un changement dans le contenu fréquentiel des composants formant le signal. Plusieurs outils mathématiques appartiennent au domaine de traitement de signal nous permettent d'avoir des idées sur les composants fréquentiels.

Afin de pouvoir apprécier le contenu fréquentiel, il est nécessaire d'estimer la Densité Spectrale de Puissance (DSP) donnant ainsi une représentation énergétique de l'activité cérébrale sur l'étendue fréquentielle.

A Densité spectrale de puissance (DSP)

Il est très commode de représenter l'évolution d'un signal sur une échelle temporelle. Cependant, cette représentation n'est pas suffisante au cours du traitement d'un signal non-stationnaire comme les signaux électrophysiologiques et plus particulièrement le signal EEG. C'est ainsi que s'implique la représentation de la puissance du signal sur le plan fréquentiel comme solution pour mieux étudier un signal donné. La Densité Spectrale de Puissance (DSP) est ainsi l'un des moyens de représentation fréquentielle de la puissance d'un signal donné.

La Densité Spectrale de Puissance $P_s(f)$ d'un signal $s(t)$ est la Transformée de Fourier de la Fonction d'autocorrélation du signal analysé $s(t)$, et est donnée par :

$$P_{S(f)} = T_e \sum_{k=-\infty}^{\infty} R_S(k) e^{-j2\pi k f T_e} \quad \text{Équation II-5}$$

Avec $R_s(\cdot)$ fonction d'autocorrélation du signal $s(t)$.

Plusieurs méthodes existent pour le calcul de la DSP, notamment le Périodogramme considéré comme outil de base en analyse spectrale.

Dans ce travail, nous avons choisi de faire une analyse spectrale par le Périodogramme et l'estimateur de Welch qui sont deux méthodes qui permettent de donner un aperçu sur le contenu fréquentiel des signaux EEG.

B Périodogramme

Le Périodogramme d'un signal numérique $s\{n\}$ de N échantillons, représentant un signal analysé, est le carré du module de sa Transformée de Fourier Discrète (TFD), comme suit :

$$P_{per,s}(f) = \frac{T_e}{N} \left| \sum_{n=0}^{N-1} s(nT_e) e^{-j2\pi f n T_e} \right|^2 \quad \text{Équation II-6}$$

Avec T_e période d'échantillonnage. Le signal est supposé être nul en dehors de la fenêtre rectangulaire $n=0, \dots, N-1$.

En évaluant $P_{per,s}(f)$ pour les fréquences discrètes $f_m = \frac{m}{NT_e}$, l'expression de l'équation II.6 peut être alors calculé par un algorithme de Transformation de Fourier Rapide (FFT : Fast Fourier Transform).

C Analyse des signaux EEG par Périodogramme :

La figure II.6 illustre bien les Périodogramme calculés pour des patients normaux.

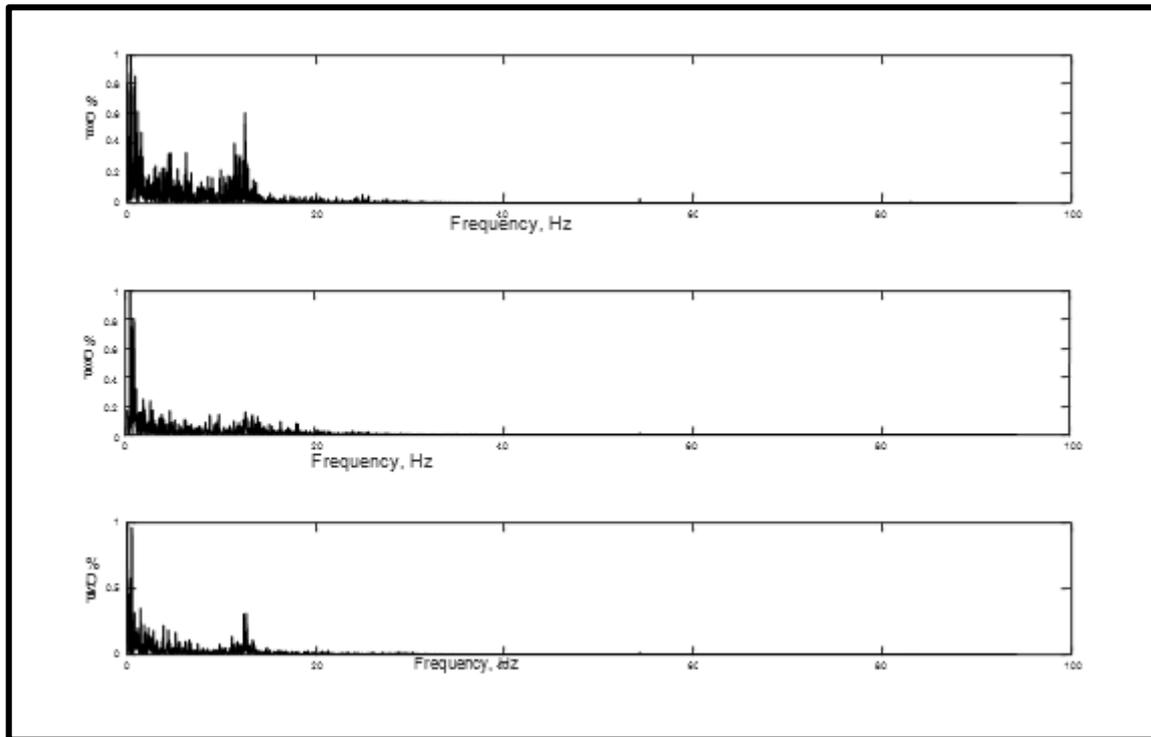


Figure II-6: Périodogramme des signaux EEG normaux (les patients Z001, Z050 et Z075)

Comme illustré sur la Figure II-6, la variance élevée du Périodogramme ne permet pas de retrouver le véritable spectre du signal analysé. Toutefois, l'enveloppe de la DSP résultante donne une idée sur le contenu spectral du signal EEG.

Aux alentours de 1 à 5 Hz (correspond à l'activité Delta) apparaît une puissance assez importante par rapport à celle apparaissant entre 10 et 14 Hz (activités Alpha et Bêta). Le calcul des Périodogrammes pour d'autres types de signaux EEG (les dossiers C et E) est illustré dans les figures suivantes :

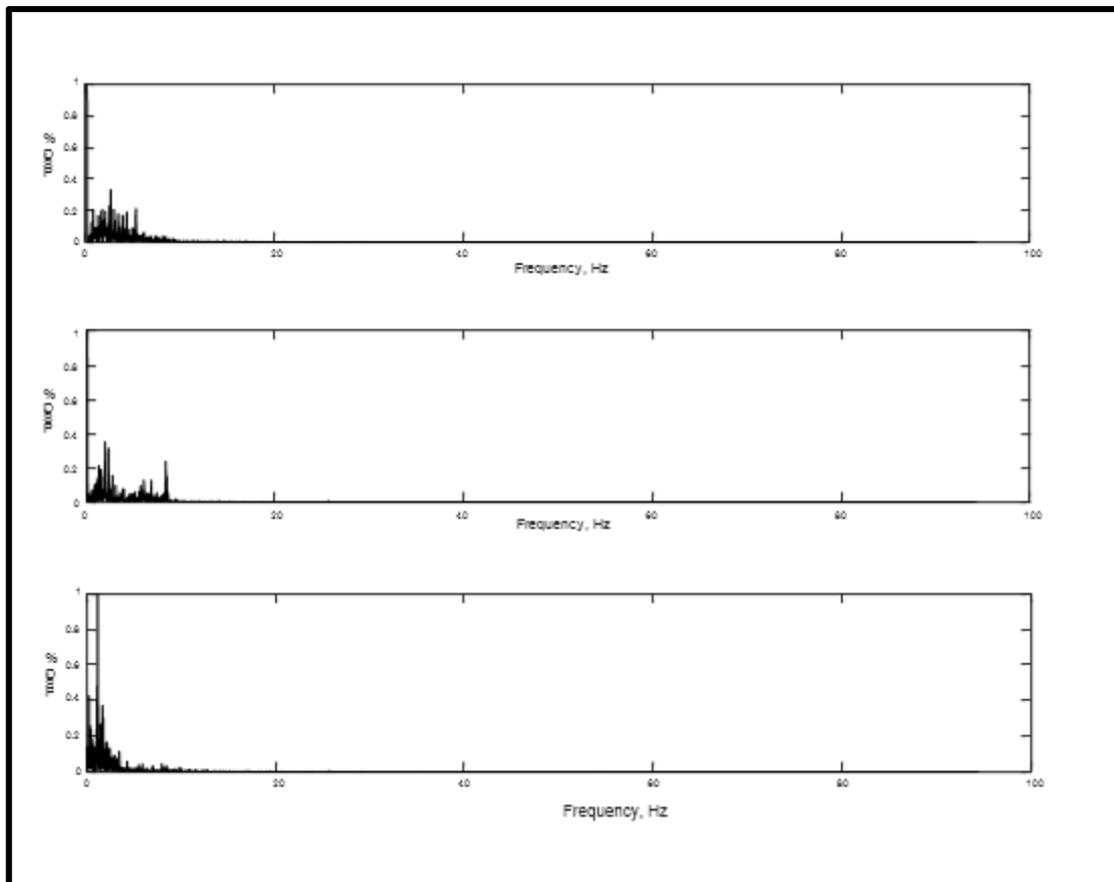


Figure II-7: Périodogramme des signaux EEG du dossier C (patients N001, N025 et N100)

Le contenu spectral des signaux EEG enregistrés hors crise épileptique sur des patients épileptiques illustre une présence des composants fréquentiels étalés entre 1 à 10 Hz avec une forte concentration sur la bande 1 à 5 Hz.

De même, Le contenu spectral des signaux EEG des patients épileptiques (le dossier E) illustre bien une présence des composants fréquentiels étalés entre 2 Hz et 20 Hz avec une forte concentration spectrale sur la bande 3-5Hz et une autre un peu moins concentrée sur la bande 12-15Hz .

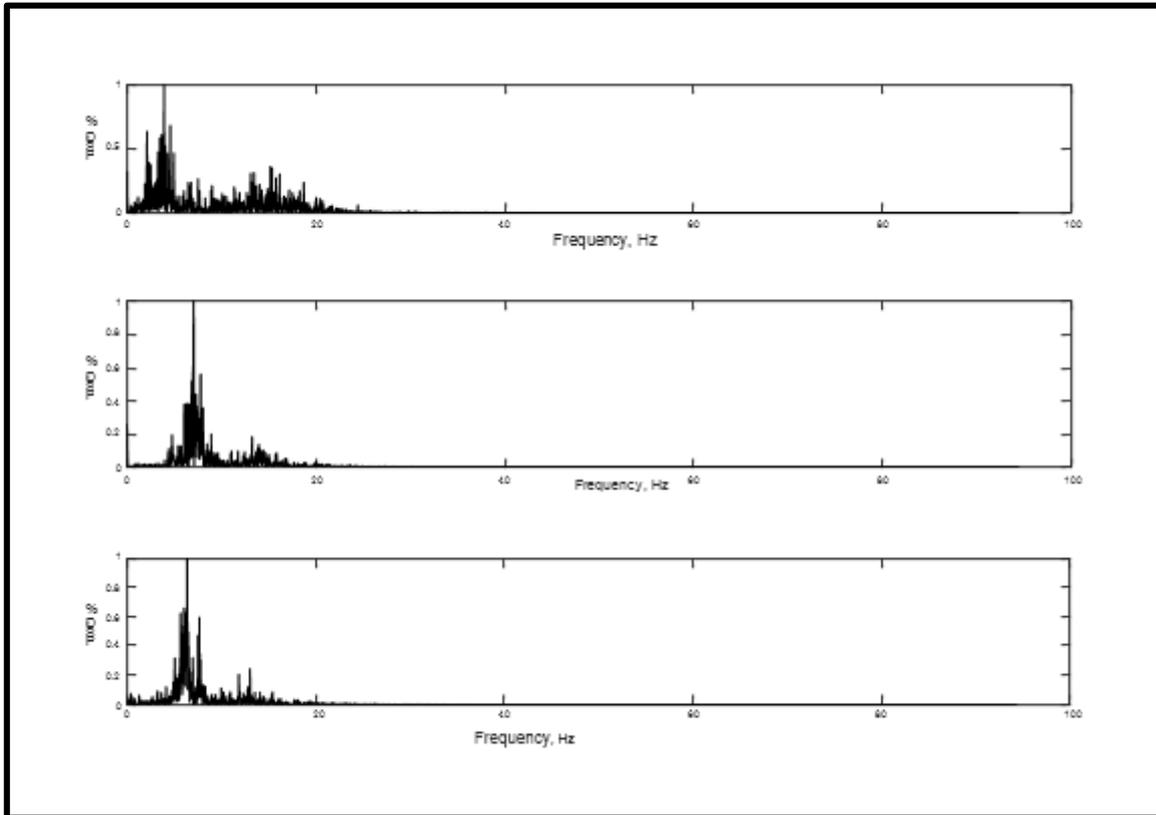


Figure II-8: Périodogramme des signaux EEG épileptiques, le dossier E (Z001, Z050, Z100)

Le Périodogramme, se basant essentiellement sur la Transformation de Fourier Discrète (TFD), est considéré comme la méthode classique d'estimation de la DSP.

Le Périodogramme est considéré comme un moyen d'évaluation préliminaire d'un signal donné, mais ne peut être considéré comme un outil de traitement définitif.

En effet, la Théorie de Fourier donne la bonne appréciation des fréquences pures représentées comme raies spectrales sur le Périodogramme.

Suite à la nature non-stationnaire du signal EEG, le Périodogramme calculé pour l'ensemble des échantillons du signal, ne permet pas d'avoir des représentations spectrales de bonne résolution fréquentielle. L'estimateur de Welch permet de pallier la faiblesse du Périodogramme.

D L'estimateur de welch :

Afin de pouvoir améliorer les résultats obtenus par le Périodogramme, la méthode de Welch s'avère nécessaire pour retrouver des spectres de plus bonne résolution fréquentielle.

La méthode de Welch permet de calculer un Périodogramme moyenné d'un signal donné, et ce afin de d'améliorer la qualité de la DSP estimée sous forme de spectres de plus en plus lisses.

Cette méthode consiste à calculer les Périodogrammes élémentaires d'un signal $s(n)$, de N échantillons, subdivisés en K segments de M échantillons, tels que $N = K \cdot M$.

La DSP estimée du $k^{ième}$ segment est alors donnée par :

$$P_s(f, k) = \frac{T_e}{M} \left| \sum_{n=kM}^{(k+1)M-1} s(n) e^{-j2\pi n f T_e} \right|^2, \text{ avec } k = 0, 1, \dots, K-1 \quad \text{Équation II-7}$$

La DSP de l'ensemble du signal est la moyenne de ces Périodogrammes élémentaires comme suit :

$$P_{Welch,s}(f) = \frac{1}{K} \sum_{k=0}^{K-1} P_s(f, k) \quad \text{Équation II-8}$$

$$= \frac{T_e}{KM} \sum_{k=0}^{K-1} \left| \sum_{n=kM}^{(k+1)M-1} s(n) e^{-j2\pi n f T_e} \right|^2 \quad \text{Équation II-9}$$

E Analyse des signaux EEG par l'estimateur de Welch

La figure II.9 illustre bien les DSP des signaux EEG normaux par la méthode de Welch qui montre un spectre plus lisse que la méthode du Périodogramme.

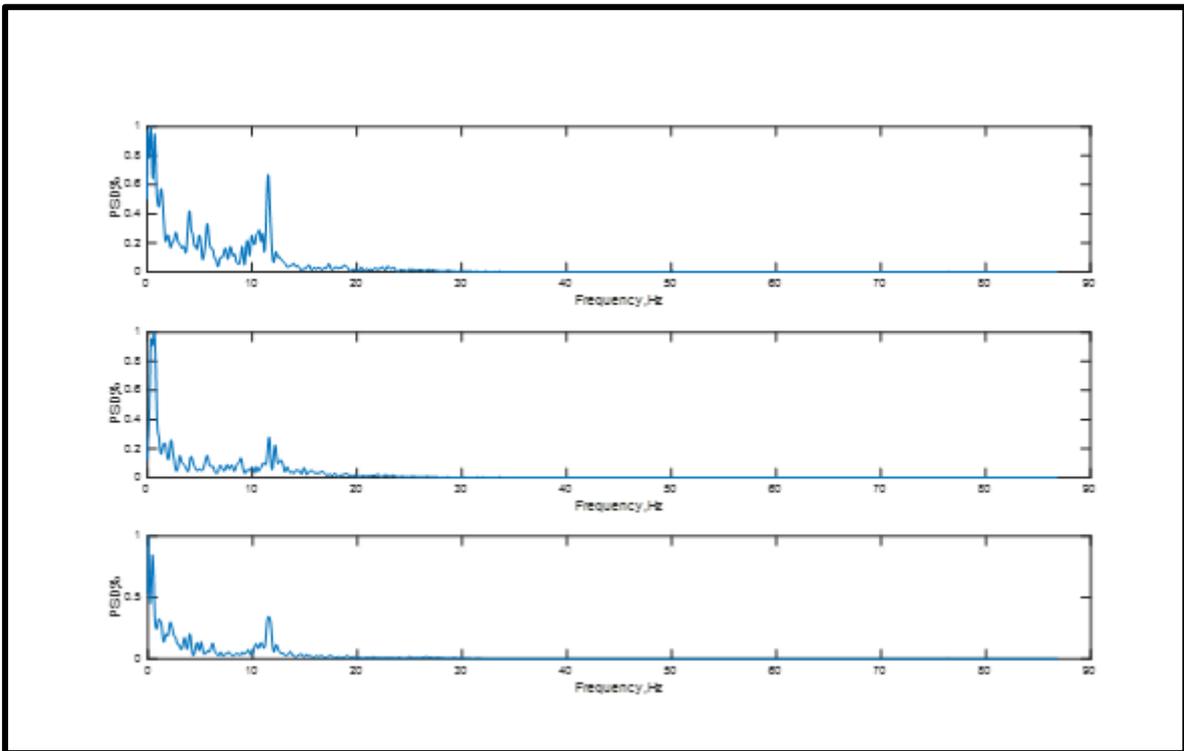


Figure II-9: La DSP estimée par la méthode de Welch des signaux EEG normaux (les patients Z001, Z050 et Z075).

La figure II.10 illustre bien les DSP par la méthode de Welch des signaux EEG enregistrés hors période de crise épileptique sur des patients épileptiques.

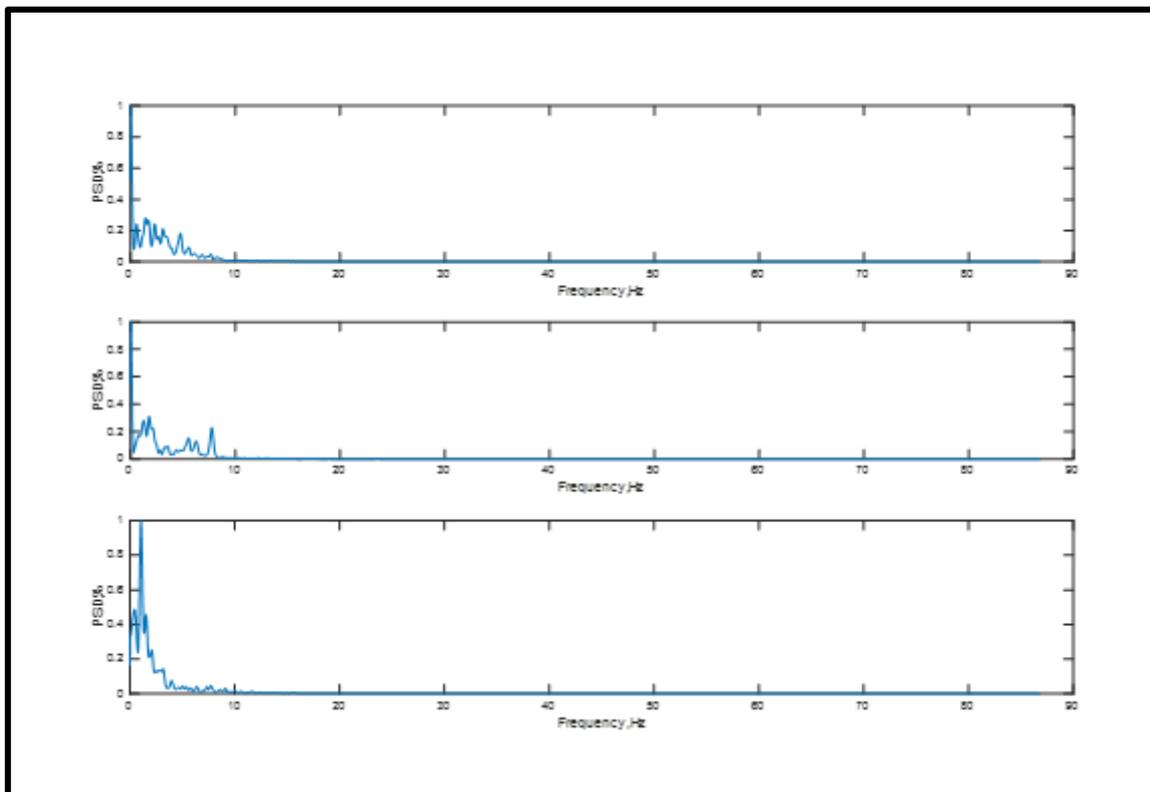


Figure II-10 : DSP estimée par la méthode Welch des signaux EEG du dossier C (patients N001, N025 et N100).

La figure II.11 illustre bien les DSP par la méthode de Welch des signaux EEG épileptiques.

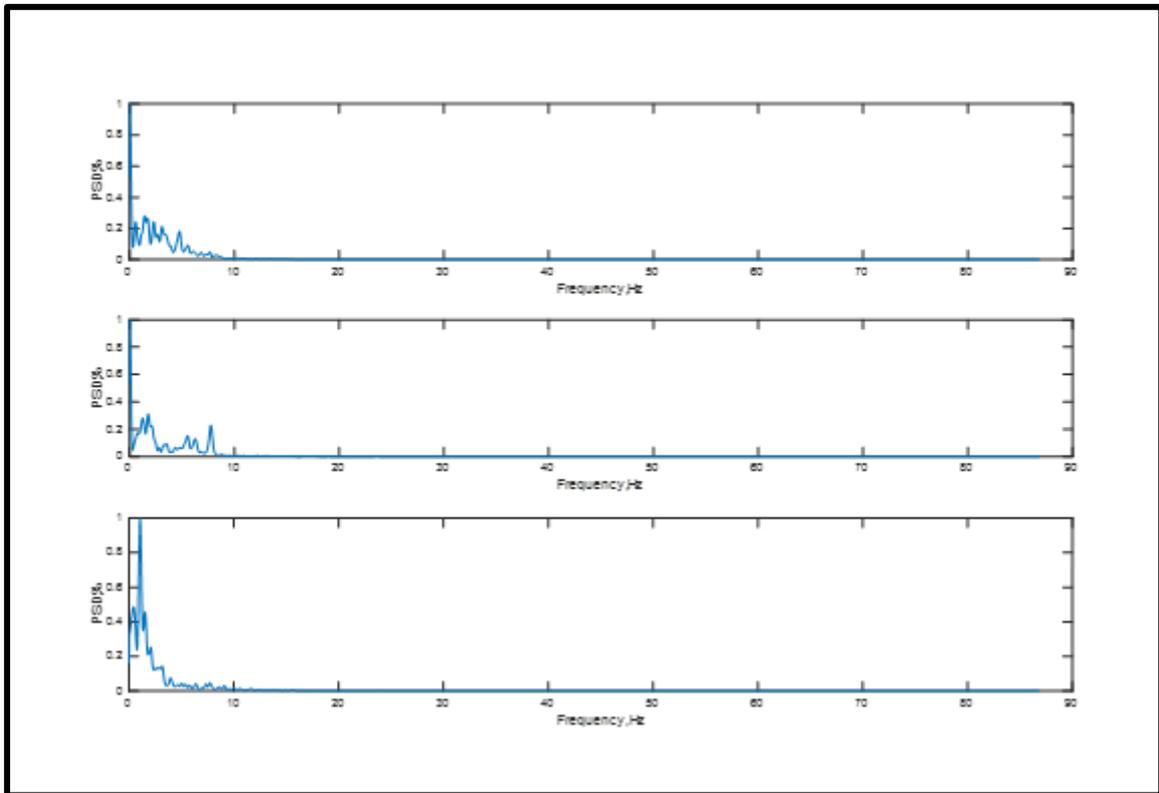


Figure II-11: DSP estimée par la méthode de Welch des signaux EEG épileptiques, le Dossier E (patients Z001, Z050 et Z100).

La densité spectrale de puissance (DSP) est calculée par la méthode de Welch présente une amélioration, cette amélioration est due à la l'instabilité statique réduite de l'estimateur de Welch par rapport à celle du Périodogramme.

La méthode de welch permet d'estimer la DSP d'un signal donné selon les étapes suivantes :

- Diviser le signal en plusieurs segments avec ou sans chevauchement.
- Estimer Les DSPs des différents segments du signal par la méthode du Périodogramme.
- Calculer la moyenne des DSPs.

Dans les figures présentées en-dessus, la DSP des signaux calculée par la méthode de Welch EEG est illustrée pour différents cas. Ce calcul est accompli par moyennage des spectres élémentaires calculés par FFT (Fast Fourier Transform) à 1024 échantillons à une fenêtre de Henning glissante le long du signal. Cette fenêtre est d'une longueur de 1024 points avec un chevauchement de 512(25%) points.

Les figures des courbes de la densité spectrale de puissance Calculée montrent la présence de plusieurs raies dans la plage des basses fréquences plus précisément inférieures à 20 Hz. Il est clair que les spectres

sont focalisés vers les basses fréquences environs 0 et 5 Hz pour les EEG normaux et entre 2 et 7 Hz pour les EEG épileptiques.

La figure II .12 illustre un zoom sur la bande spectrale [0-20] Hz des DSP estimées par la méthode de Welch pour un EEG normal et un autre EEG épileptique (des cas typiques).

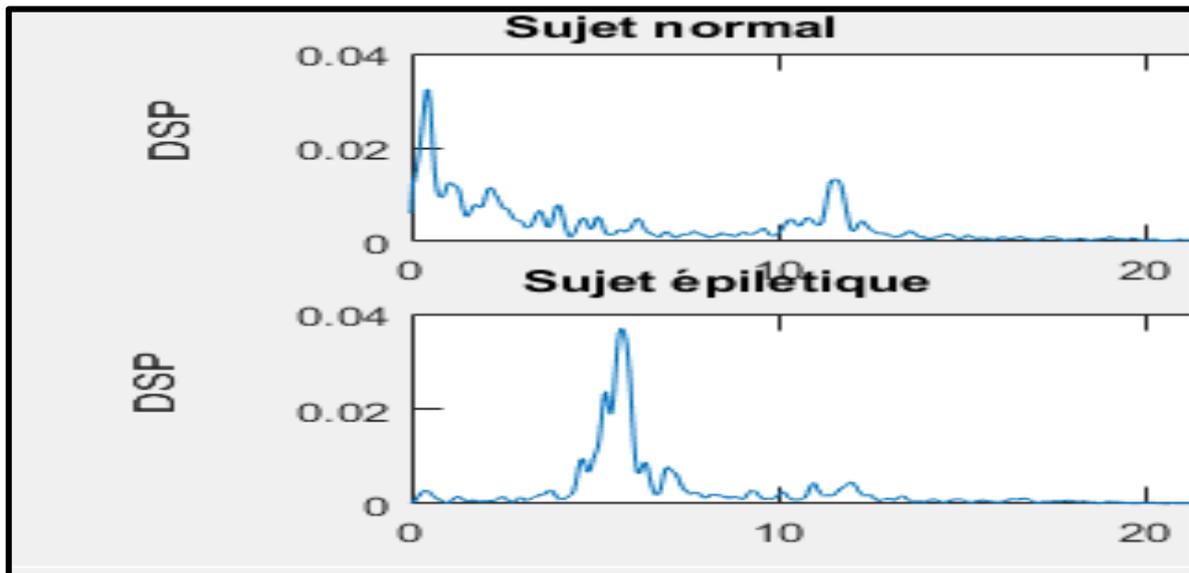


Figure II-12: Tracés de la densité spectrale de puissance pour un sujet normal (Groupe A) et Un sujet épileptique (Groupe E).

L'estimateur de Welch permet de pallier la non-consistance du Périodogramme. En effet, le moyennage de spectres élémentaires calculés sur des segments temporels adjacents est un moyen de réduire l'instabilité statistique de l'estimateur de la DSP en termes de biais et de variance par rapport au spectre du signal.

D'après les DSP obtenus pour des cas EEG typiques (Figure II.12), Il est claire et facile de différencier entre les deux situations (crise ou sans crise), l'allure de la DSP pour le signal EEG épileptique possède une morphologie différente avec une fort puissance par rapport au segment non épileptique.

Malheureusement, ce résultat ne peut pas être généralisé sur la totalité des signaux EEG car souvent le signal EEG obtenu n'est pas toujours idéale comme les signaux présenté sur la figure II.12 et présente souvent plusieurs activités rythmiques normales chevauchées qui peuvent ne pas être liées aux crises épileptiques.

II.3.3 Analyse tempo-fréquentielle

A Transformé en ondelette

L'objet de cette partie est de présenter la transformation en ondelettes que nous allons utiliser dans la suite de ce travail.

Les ondelettes ont été introduites pour combler une lacune entre deux modes extrêmes de représentation du signal ; la représentation d'une fonction par son graphe classique et la représentation dans la base de Fourier.

La première représentation concerne toutes informations dans le domaine temporelle, en revanche l'information dans le domaine fréquentielle est absente ou nulle. A l'inverse, la deuxième représentation fournit une information précise en fréquence, mais ne donne aucune information temporelle.

Pour cela il existe une autre représentation dans laquelle on puisse lire une information mixte pour les deux domaines à la fois, c'est à dire à l'aide de cette représentation on serait capable de trouver une bonne localisation temporelle et fréquentielle au même instant.

Plusieurs méthodes existent pour la faire une analyse tempo-fréquentielle, parmi elles l'analyse par les ondelettes. Cette analyse est réalisée au moyen d'une fonction d'analyse ψ appelée ondelette de base.

Durant l'analyse, cette ondelette est positionnée dans le domaine temporel pour sélectionner la partie du signal à traiter. Puis, elle est dilatée ou contractée par l'utilisation d'un facteur d'échelle permettant de concentrer l'analyse sur une gamme donnée d'oscillations.

Quand l'ondelette est dilatée, l'analyse regarde les composants du signal qui oscille lentement ; quand elle est contractée, l'analyse observe les oscillations rapides comme celle contenues dans une discontinuité du signal.

Par ce traitement d'échelle (contraction - dilatation d'une ondelette), la transformée en ondelettes amène à une décomposition temporelle du signal [43]

La décomposition en ondelettes est une méthode très utilisée en analyse du signal. Son principal avantage, comparé à la transformée de Fourier, est de permettre d'analyser l'évolution du contenu fréquentiel du signal dans le temps. Elle permet donc d'analyser des signaux non stationnaires. Les EEG étant des signaux non stationnaires, cette méthode sera privilégiée à la transformée de Fourier. [44] Une ondelette présente des oscillations (comme une onde) mais limitées dans le temps (d'où le nom de "petite onde"). Elle doit être bien localisée en temps et en fréquence. [45]

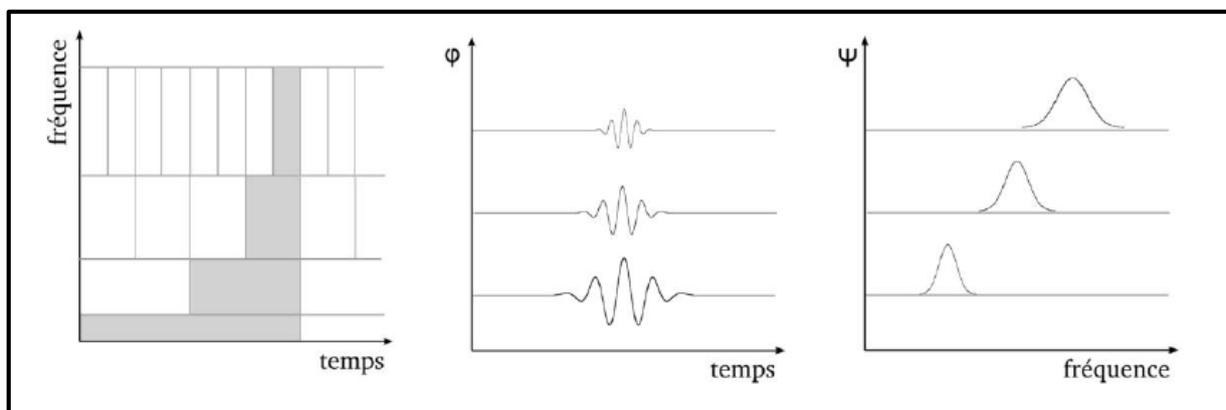


Figure II-13. Analyse en ondelette

Les ondelettes sont donc une extension de l'analyse de Fourier. L'approche est identique, Les coefficients indiquent comment modifier la fonction analysante (les sinusoides ou les Ondelettes) pour obtenir des courbes, qui une fois assemblées, reproduisent le signal original.

En théorie, les valeurs des coefficients sont obtenues par le produit du signal avec la fonction analysante et par intégration de ce produit. En pratique, des algorithmes rapides sont utilisés. [46](Figure.II.14).

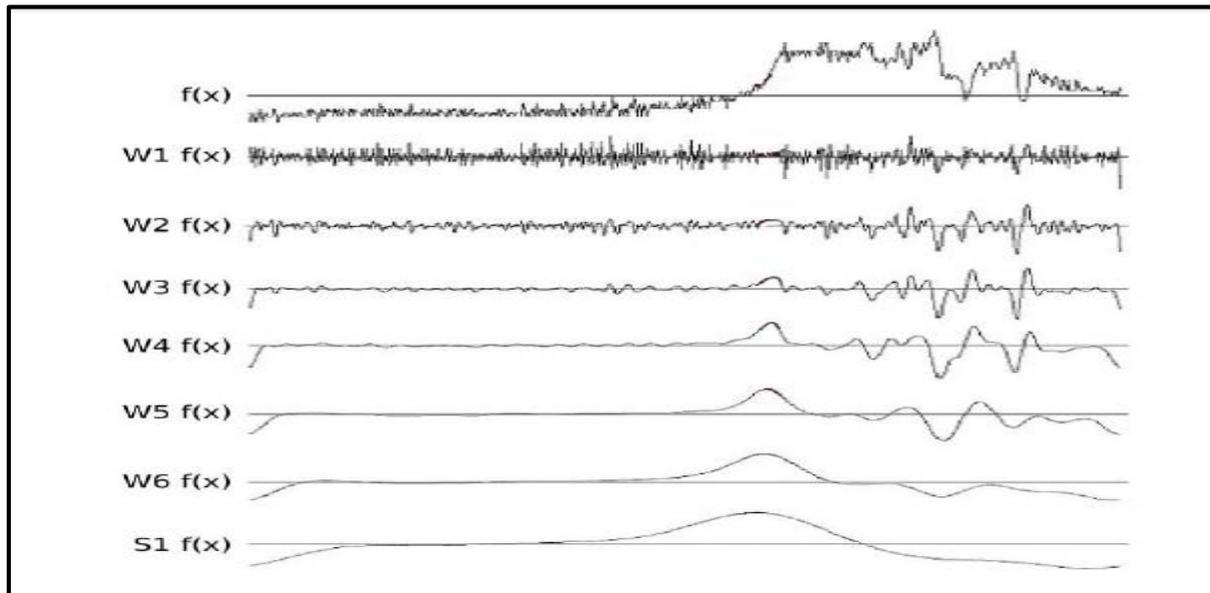


Figure II-14 : Décomposition d'un signal par transformée en ondelette.

On distingue deux types de décomposition d'ondelettes : Les ondelettes continues et les ondelettes discrètes.

B Transformé en ondelette continu (TOC) [46]

La TFCT définit un outil d'analyse temps fréquence tandis que la WT définit un outil temps échelle. Tous d'abord nous commençons par une petite définition sur cette transformée, La transformation en ondelettes continue consiste à créer à partir d'une ondelette mère notée ψ (qui ressemble à une petite onde) ou encore appelée ondelette analysante, une famille d'ondelettes.

$$\Psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \Psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad \text{Équation II-10}$$

Le spectre de l'ondelette de base montre que l'ondelette correspond à un filtre de bande passante autour de f_0 . Le dimensionnement de l'ondelette dans le domaine temporel correspond à une translation dans le domaine des fréquences : Le spectre de l'ondelette dilatée est localisé vers les basses fréquences tandis que celui de l'ondelette contractée vers les hautes fréquences (FigureII.15).

Le signal est multiplié par l'ondelette de fréquence $1/a$ décalée de b par rapport à l'origine des Temps. La somme algébrique des aires du produit obtenu donne un coefficient d'ondelette S pour chaque valeur de a et de b .

$$S(b, a) = |a|^{-\frac{1}{2}} \int_{-\infty}^{+\infty} s(t) * \Psi\left(\frac{t-b}{a}\right) dt \quad \text{Équation II-11}$$

Avec :

a : le facteur d'échelle.

b : la translation.

Ces transformées sont évidemment très redondantes car l'espace-temps-fréquence est parcouru continûment. Ce type de transformation ne peut, dans la pratique, être effectué que de façon approximative et il y a toujours en fait une discrétisation du calcul qui est opérée.

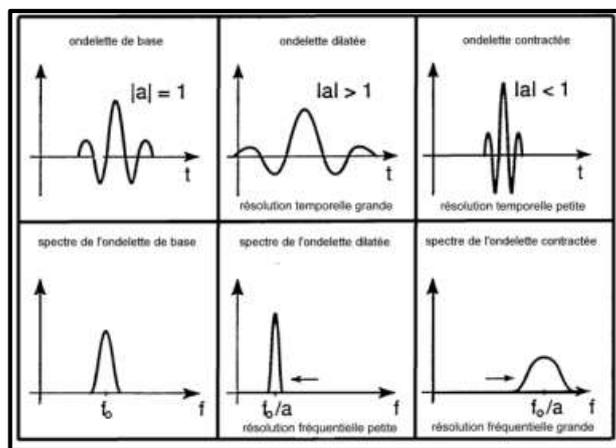


Figure II-15: Tracés des ondelettes de base avec leurs spectres

Plus la fenêtre est petite dans le temps, plus l'ondelette va être compressée et osciller rapidement. Le contraire se produira lorsque la fenêtre est dilatée ainsi, les petites et grandes fenêtres enregistreront respectivement les variations rapides et lentes du signal. [47,48].

Le choix de l'ondelette analysante est important, on peut trouver plusieurs types, nous citons les ondelettes Bio-orthogonal, Morlet, Chapeau Mexicaine, etc.

C Transformée en ondelette discret (TOD) [45]

Pour mettre en œuvre la transformée en ondelette sur des signaux numériques, une discrétisation des paramètres de résolution **a** et position **b** est nécessaire. Cette discrétisation du plan temps-fréquence correspond à la construction d'une grille non uniforme définie par les paramètres de l'équation II.12.

b₀ dépend de l'ondelette choisie.

$$(b, a) = (nb_0 a_0^m, a_0^m), b_0 > 0, a_0 > 1, m \in \mathbb{Z} \quad \text{Équation II-12}$$

L'idée essentielle derrière ce schéma de discrétisation est la suivante. Une fois choisi un grossissement (i.e. a_0^m) et étudié le processus à une position donnée, nous nous déplaçons à une autre position. Si le grossissement est important (analyse des détails à petite échelle), les déplacements se font par petits incréments. Au contraire, si le grossissement est faible (analyse à plus grande échelle), les déplacements peuvent être plus rapides. Ceci est automatiquement accompli si l'incrément de déplacement est inversement

proportionnel au grossissement. Un atome de cette transformée discrète se définit alors comme décrit dans l'équation II.13.

$$\Psi_{m, n}(t) = \frac{1}{\sqrt{a_0^m}} \Psi\left(\frac{t - nb_0}{a_0^m}\right) = a_0^{-\frac{m}{2}} \Psi(a_0^{-m}t - nb_0) \quad \text{Équation II-13}$$

La transformée en ondelette discrète de $S(t)$, calculée à partir de $\Psi_{m, n}(t)$, est donnée par l'équation II-14.

$$Cf(m, n) = \frac{1}{\sqrt{a_0^m}} \int s(t) \Psi(a_0^{-m}t - nb_0) dt \quad \text{Équation II-14}$$

D Principe de l'algorithme :

Le principe général de l'algorithme de la TOD de Mallat [49] est basé beaucoup plus sur l'utilisation de la complémentarité des deux filtres, passe-bas et passe-haut, qui vont servir à l'extraction d'informations caractérisant les transitions lentes et les transitions rapides du signal. Le signal $s(n)$ est décomposé par deux filtres DPB (Décomposition Passe-bas) et DPH (Décomposition Passe-haut), pour donner deux vecteurs respectivement A « Approximation » et D « Détails » (Figure II.16). Cette opération s'appelle aussi filtrage par une paire de filtres complémentaires. Le vecteur A représente les basses fréquences (transitions lentes) et le vecteur D représente les hautes fréquences (transitions rapides). Si le signal à traiter $s(n)$ possède N points, le signal d'approximation et le signal de détails feront aussi N points chacun, soit $2N$ en tout. Pour y remédier, le filtre passe-bas est choisi de telle sorte que le sous-échantillonnage soit d'un facteur 2 (on ne prend qu'un point du signal sur deux) pour chaque signal d'approximation et de détail. On se ramène à deux signaux de longueur $N/2$, soit N points en tout (Figure. 18.a), il n'y a alors pas de changement dans la quantité d'information. [50] La reconstruction parfaite est théoriquement possible. En faisant passer respectivement les deux vecteurs A et D par deux filtres RPB (Reconstruction Passe-Bas) et RPH (Reconstruction Passe-Haut), la sortie est le vecteur d'origine $s(n)$ (Figure. 16.b).

L'opération de décomposition et reconstruction sont schématisés par la figure suivante :

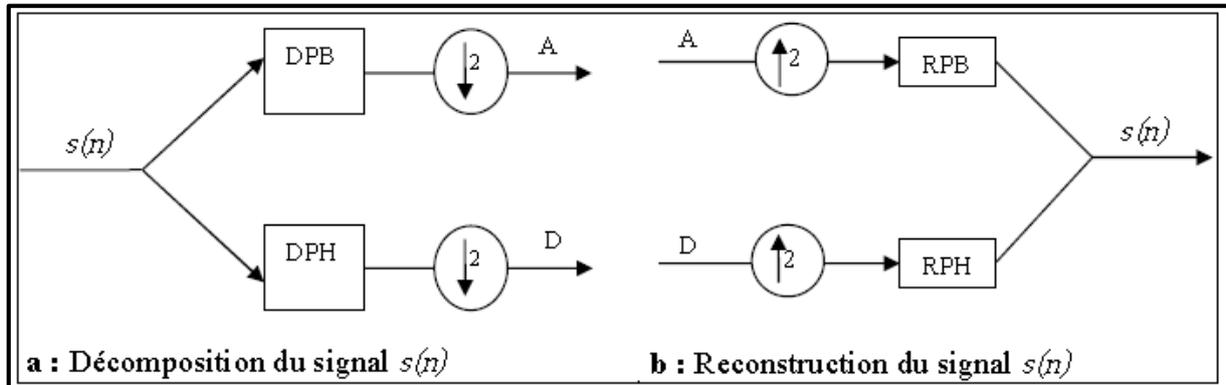


Figure II-16 : Le principe de la décomposition/reconstruction en TOD.

E Architecture pyramidale [51] :

L'architecture pyramidale se base sur la décomposition du signal en deux signaux : Approximations (A_k) et détails (D_k). Le signal approximation A_k est à son tour décomposé en Approximation A_{k+1} et détails D_{k+1} et ainsi de suite. La figure (Figure .17) illustre cette stratégie.

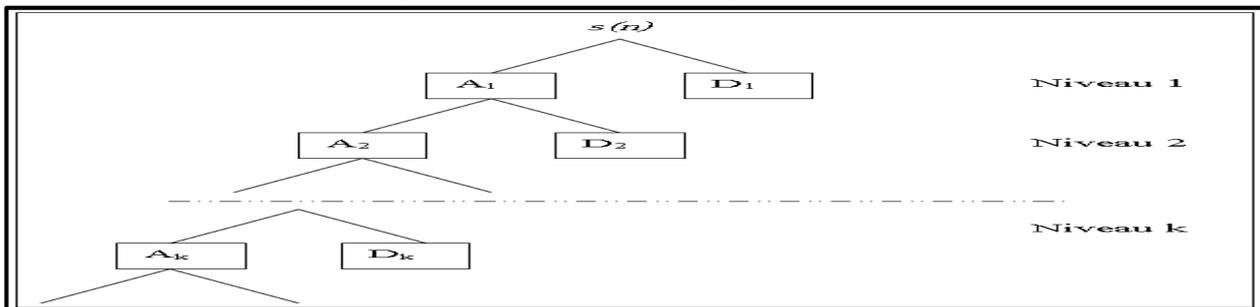


Figure II-17 : Décomposition pyramidale.

II.4 Caractérisation de la crise d'épilepsie :

Dans cette partie et afin de mieux quantifier l'influence de la crise d'épilepsie sur l'activité (cérébrales) sur le plan fréquentiel, nous proposons d'approfondir la discrimination de la crise à travers l'utilisation des outils mathématiques du traitement de signal qui nous permettent de déterminer l'existence de n'importe quelle différence entre les deux phases (crise ou sans crise). Pour cela deux segments pour chaque activité ont été choisis pour évaluer le test, de telles sortes pour chaque activité, un segment a été obtenu depuis la phase d'activité normale, tandis que le deuxième représente une activité tirée durant la phase épileptique.

II.5 Décomposition de l'ondelette continue :

Cette décomposition concerne l'analyse temps échelles. La figure II.18. Nous montre le résultat de cette analyse appliqué pour les segments concernant la base de donnée décrits auparavant. Rappelons que nous avons utilisés l'ondelette de type db4 avec une échelle de 128.

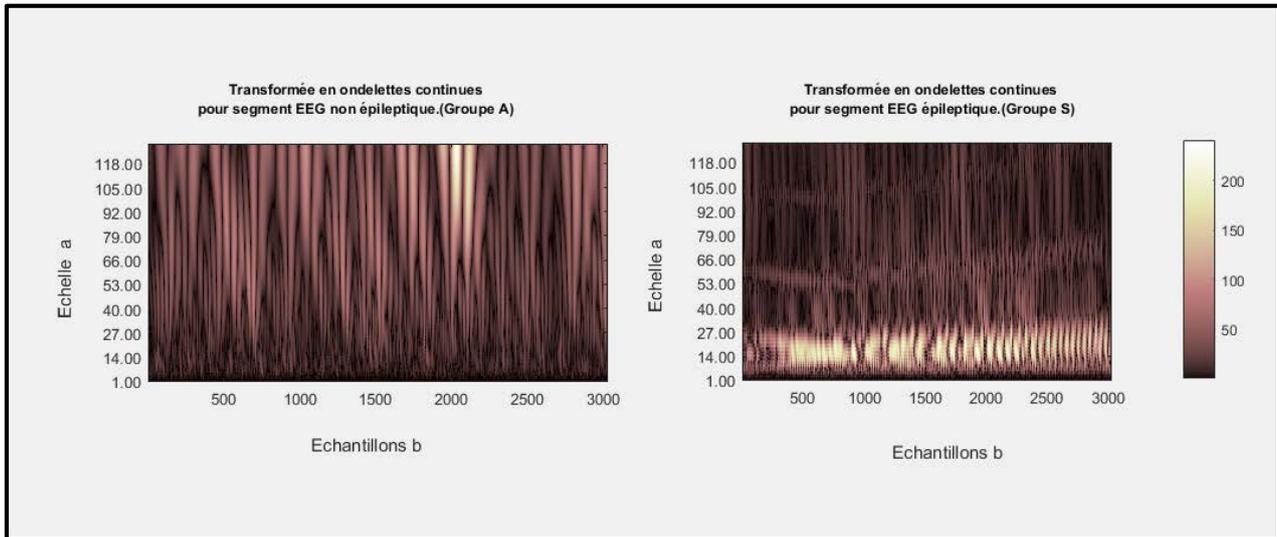


Figure II-18: Transformée en ondelettes continues pour deux segments EEG.

Nous pouvons également remarquer sur la figure II. 18 une différence entre deux EEG typiques. Pour le cas d'un patient normal avec yeux ouvertes (Groupe A) la forte activité réside dans l'échelle 120, cependant pour un patient épileptique cette forte activité est déplacée vers l'échelle 30.

De même, ces résultats sont conditionnés par l'étude des signaux EEG typiques (normal ou épileptique), ce qui n'est pas trop évident dans la réalité car les signaux EEG enregistrés contiennent souvent plusieurs rythmes normaux chevauchés dans leurs bandes spectrales avec ceux liés aux crises épileptiques ou autres anomalies.

De plus, nous envisageons de faire une classification supervisée par l'apprentissage automatique des méthodes de Machine Learning et nécessite une phase d'extraction de caractéristiques représentatives du signal EEG avec un vecteur de caractérisation. Ainsi, la décomposition en ondelette discrète nous permet de multiplier le nombre de caractéristiques extraites à partir du signal EEG pour avoir un plus grand nombre de valeurs.

II.6 Décomposition de l'ondelette discrète :

Notre méthode utilise une décomposition en ondelettes discrète pour construire un vecteur caractéristique qui représente le signal EEG. La décomposition est faite en se basant sur le type et L'ordre des ondelettes utilisées dans le calcul de nos coefficients, les segments sont décomposés en 4 niveaux en utilisant l'ondelette 'db4' Pour obtenir 4 détails et une approximation pour chacun des signaux. Ces choix ont été dictés par une étude de littérature sur les travaux précédant et qui recommandent ce choix pour avoir les meilleurs résultats.

La décomposition en ondelettes discrètes extrait les signaux de sous-bande contenant une activité à différentes échelles de temps en faisant passer le signal EEG à travers une structure de filtrages itératifs comme celui illustré sur la Figure II.19.

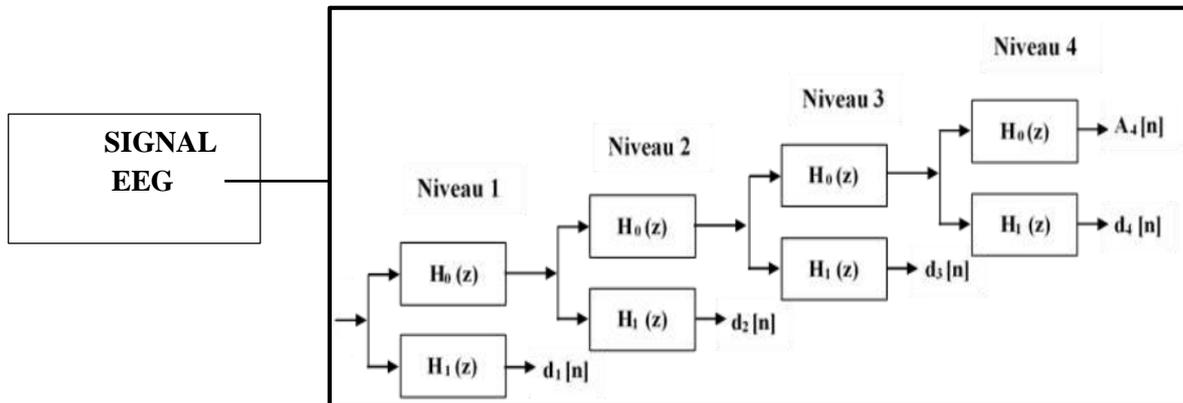


Figure II-19: Décomposition en ondelettes discrète à 4 niveaux.

Le filtre noté **H0** présente un filtre passe-bas, qui produit les signaux des sous-bandes par des itérations inférieures qui capturent l'activité à une échelle de temps plus courts, tandis que le filtre nommé **H1** est le filtre passe-haut, qui produit les signaux des sous-bandes par les itérations supérieures qui capturent l'activité à longue échelle. Ce processus donne un ensemble échantillonné de coefficients d'approximation et de détails, illustrés par les équations suivantes :

$$Y_{\text{Bas}}[n] = \sum_{k=-\infty}^{+\infty} x[k] H_0[2n - k]. \quad \text{Équation II-15}$$

$$Y_{\text{Haut}}[n] = \sum_{k=-\infty}^{+\infty} x[k] H_1[2n + 1 - k]. \quad \text{Équation II-16}$$

Où $X[k]$: est le signal original.

$Y_{\text{bas}}[n]$ et Y_{Haut} sont respectivement l'approximation des signaux résultants et les coefficients de Détail.

Sur la figure.II.20, nous illustrons un exemple de coefficients des détails et d'approximation obtenus par le processus de décomposition en ondelettes discrète à quatre niveaux appliqués à deux segments EEG, le premier est considéré un segment d'EEG relative à une activité normale (patient normale), tandis que le second est extrait depuis la phase de crise (patient épileptique).

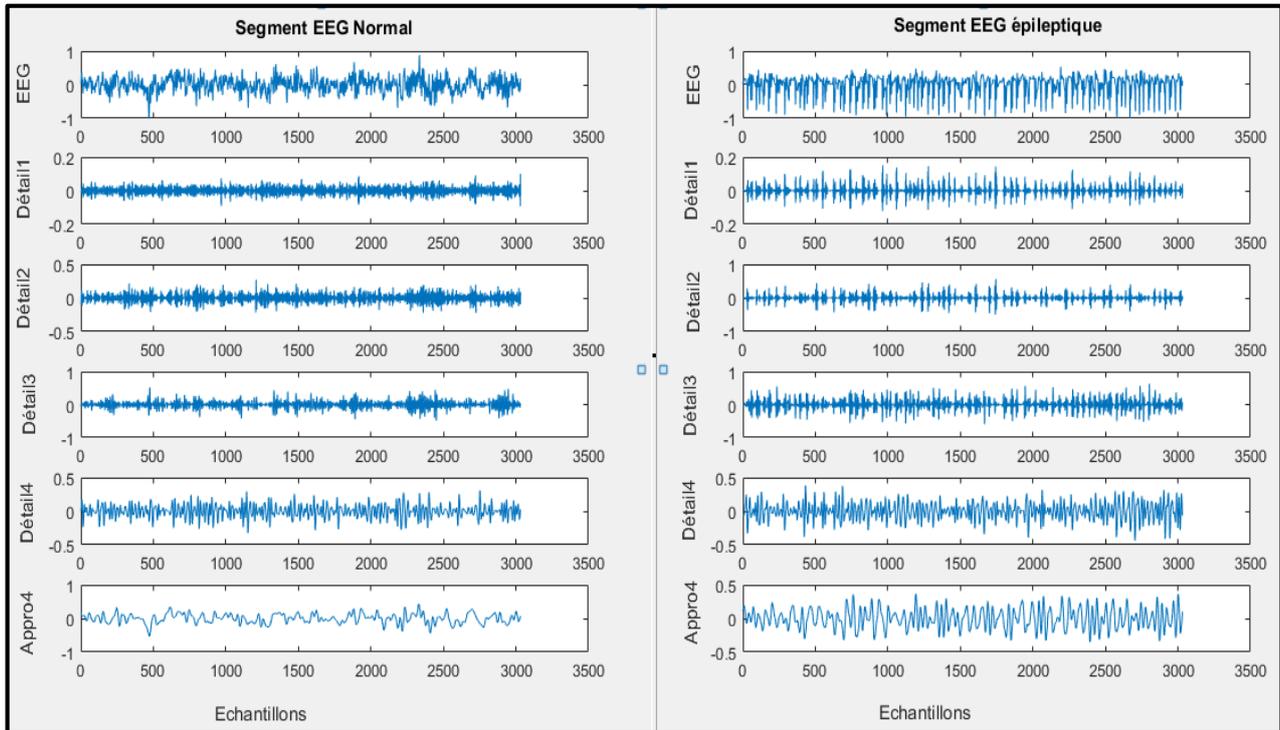


Figure II-20: Exemple de décomposition en ondelette discrète à 4 niveaux.

Dans cette figure on peut analyser le résultat de la décomposition de la manière suivante :

- **Sur le plan temporel** : un changement significatif de la morphologie du signal EEG entre les deux segments EEG (EEG normal et EEG épileptique). Ce changement est accompagné d'une augmentation de l'amplitude pour un sujet épileptique, et cela concerne tous les coefficients de la décomposition sans exception.
- **Sur le plan fréquentiel** : L'apparition d'une activité rythmique rapide pour le segment épileptique par rapport aux portions du signal normal, ce qui traduit une augmentation de la fréquence pour les composantes constituant le signal.

Les coefficients d'ondelettes extraits donnent une représentation compacte qui montre la distribution d'énergie du signal EEG en temps et en fréquence. Le choix du niveau de décomposition a été 4 et ce choix permet d'avoir des bandes spectrales des sous-signaux proches des composants cérébrales (les ondes alpha, bêta, gamma, delta et thêta).

On a fait une adaptation à la fréquence d'échantillonnage selon nous besoin en utilisant la fonction « resample » sur Matlab. Les bandes de fréquence des coefficients d'approximation et de détail correspondant à la décomposition en ondelettes avec 128 Hz comme fréquence d'échantillonnage sont présentées dans le tableau II.5.

Le tableau ci-dessous représente les quatre niveaux de décomposition que nous avons appliqués sur chaque signal EEG ainsi que leurs bandes de fréquences.

Signal décomposé	Bandes de fréquences(HZ)	Onde EEG (HZ)	Niveau de décomposition
D1	32-64	Gamma	1
D2	16-32	Béta	2
D3	8-16	Alpha	3
D4	4-8	Thêta	4
A4	0-4	Delta	4

Tableau II-5. Les bandes de fréquences correspondantes aux différents niveaux de décomposition.

La décomposition en ondelette est un outil très efficace, cependant, en pratique le choix de l'ondelette reste un problème à déterminer car chaque ondelette a ses propres avantages et inconvénients mais le meilleur choix se base surtout sur la forme de l'ondelette analysante.

En effet on cherche l'ondelette qui donne un bon compromis entre la résolution temporelle et fréquentielle, un tel choix dépend beaucoup de l'objectif à atteindre.

Dans notre étude des signaux EEG par exemple, nous avons choisi l'ondelette Daubechies d'ordre 4 'db4' car sa fonction ressemble largement à l'évènement traité ce qui entrainera une analyse efficace par conséquence et ce choix a été motivé après une recherche bibliographique très poussée sur plusieurs travaux scientifiques qui confirme que 'db4' est la meilleure ondelette mère dans tous les travaux de la littérature pour signal EEG (Les travaux de Subasi et Adeli).

Ce qui nous a encourager à choisir cette ondelette à cause de ses similitudes avec les ondulations du signal EEG et ses bon résultats obtenus sur des expériences empiriques sur le traitement du signal EEG.

Cette approche offre une représentation du signal sans redondance ce qui est un avantage majeure par rapport à la transformée en ondelette continue.

II.7 Extraction de paramètres DWT

Chaque processus de classification doit être précédé par une étape de caractérisation. Cette dernière consiste à l'extraction de l'ensemble de caractéristiques pertinentes permettant la discrimination entre deux classes distinctes. Pour cela nous proposons dans chaque étude d'analyse des signaux EEG l'extraction d'un vecteur de paramètres.

Dans notre étude nous avons opté pour le calcul de 6 paramètres statistiques définies précédemment et qui sont : le maximum, le minimum, la moyenne, l'écart type, l'énergie et l'entropie. Ces paramètres seront calculés dans chaque niveau après la décomposition en ondelette du signal EEG.

Le schéma de principe de la méthode proposée pour extraire les paramètres du signal EEG est illustré dans la figure II.21.

Tout d'abord, Chaque signal EEG est décomposé en quatre sous-signaux de détail (D1-D4) et un sous-signal d'approximation (A4). Dans la deuxième étape, les caractéristiques statistiques telles que le Maximum, Minimum, la moyenne, écart type, Entropie, Energie sont calculées à partir de ces signaux de sous-bande. Ces

caractéristiques statistiques sont combinées pour avoir au total, 30 caractéristiques qui sont extraites pour caractériser chaque signal EEG.

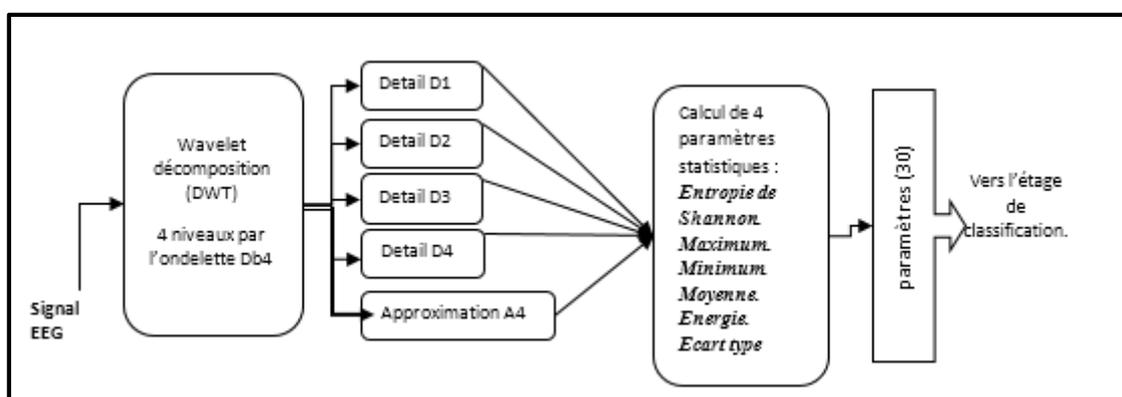


Figure II-21 : Schéma bloc de l'approche d'extraction de caractéristiques.

Les tableaux suivants présentent les 30 caractéristiques statistiques calculés pour deux premiers signaux EEG de chaque dossier A et E (le premier normal Z001 et le deuxième épileptique S001)

Tableau II-6: Les paramètres d'un signal EEG normal. (Z001)

Normal	D1	D2	D3	D4	A4
Max	0.1011	0.2719	0.5198	0.3108	0.4342
Min	-0.0928	-0.2226	-0.4917	-0.3261	-0.5315
Mean	9.3471e ⁻⁰⁷	-4.1889e ⁻⁰⁵	-3.2489 e ⁻⁰⁵	-2.6057e ⁻⁰⁶	8.7930e ⁻⁰⁵
Std	0.0224	0.0636	0.1170	0.0919	0.1419
Entropie	10.3886	57.8627	137.5511	100.8094	192.5690
Energie	1.5235	12.2761	41.5249	25.5995	60.9918

Tableau II-7 : Les paramètres d'un signal EEG épileptique (S001).

Epileptique	D1	D2	D3	D4	A4
Max	0.1509	0.5635	0.6329	0.3820	0.3702
Min	-0.1213	-0.4996	-0.5948	-0.4346	-0.3492
Mean	-2.0202 e ⁻⁰⁸	-1.4556 e ⁻⁰⁵	-5.0949e ⁻⁰⁵	1.6946e ⁻⁰⁴	-9.6177e ⁻⁰⁵
Std	0.0255	0.0986	0.1519	0.1237	0.1451
Entropie	11.2002	92.3194	187.1769	156.5877	206.5084
Energie	1.9727	29.4628	69.9144	46.3445	63.7936

Les paramètres calculés pour l'ensemble des signaux EEG normaux et épileptiques (les groupe A et E de la base de données utilisées) sont stocké sur une matrice pour constituer la base d'apprentissage pour réaliser l'étape prochaine qui est la classification des patients normaux et épileptiques. Dans notre étude, nous allons tester plusieurs méthodes de classification. La figure suivante illustre un schéma bloc général qui résume les étapes qui composent notre projet.

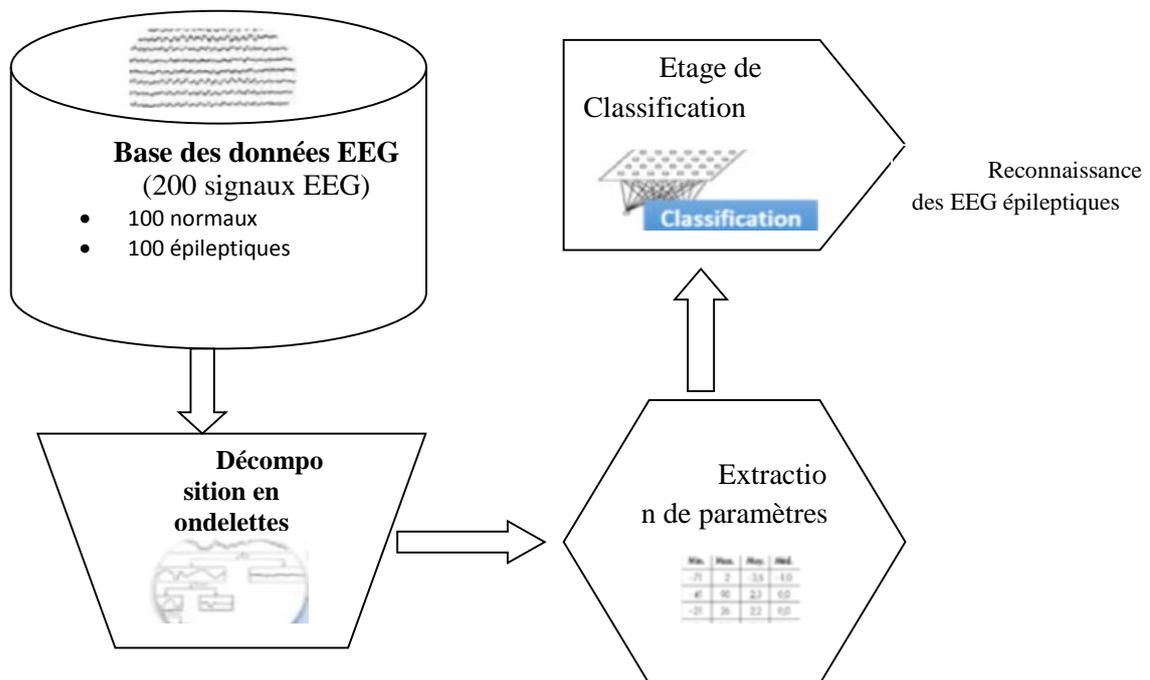


Figure II-22. Schéma de la procédure adoptée.

II.8 Conclusion :

Au cours de ce chapitre nous avons présenté une étude de l'influence de la crise d'épilepsie sur les signaux EEG dans le domaine temporel, fréquentiel et tempo-fréquentiel à travers plusieurs outils de traitement de signal.

Nous avons utilisé la transformée en ondelette discrète comme une méthode de prétraitement des signaux qui nous a permis par la suite d'extraire des caractéristiques statiques fondées sur le calcul du maximum, du minimum, de la moyenne, de l'écart type, de l'énergie, ainsi que de l'entropie à partir des coefficients d'ondelettes. Cela nous a permis d'enrichir notre vecteur caractéristique, pour pouvoir améliorer la performance des modules de classification de crises basé sur les signaux EEG proposé qui seront présentés dans le chapitre suivant pour valider leur fiabilité.

Chapitre III Classification et Résultats

III.1 Introduction

La classification des crises épileptiques est l'objectif médical dont nous sommes assignés dans ce travail. Dans le chapitre précédent, nous avons présenté les approches proposées afin d'effectuer une extraction de paramètres et par la suite l'application de l'algorithme de détection des crises épileptique à partir du vecteur de caractéristiques prédéfini. Dans la dernière partie de ce travail, nous prétendons tester les performances de différents classifieurs par un ensemble d'expérimentations et l'interprétation des résultats y associés.

III.2 Classification supervisée

III.2.1 Définition

Le principe de la classification supervisée est une tâche de fouille de données qui consiste à construire un classifieur à partir d'un ensemble d'exemples étiquetés par leur classe (phase d'apprentissage), et ensuite à prédire la classe de nouveaux exemples avec le classifieur (phase de classement).

III.2.2 Objectif de la classification supervisée

Identifier les classes auxquelles appartiennent des objets à partir de traits descriptifs (attributs, caractéristiques). Sachant que les classes sont connues et on a déjà disposé d'exemples de chaque classe.

Dans le cadre de ce travail, trois méthodes de classification supervisée seront expérimentées en utilisant le logiciel WEKA :

- Les SVM. (Les machines à vecteurs de support ou séparateurs à vaste marge)
- Les Arbres de décision.
- Les Réseaux de neurones (de type MLP).

La procédure de classification est divisée en trois phases :

La première phase : Préparation de la base de données

Pour lancer l'expérimentation des trois classifieurs, il est nécessaire de construire deux bases de données : Une base pour effectuer l'apprentissage et une autre pour tester et déterminer les performances de trois différents classifieurs.

Le tableau III.1 suivant présente le nombre d'exemples utilisés pour les bases d'apprentissage et de Test.

<i>Classe</i>	<i>Base d'apprentissage</i>	<i>Base de Test</i>	<i>Total</i>
<i>Epileptique</i>	80	20	100
<i>Normal</i>	80	20	100
<i>Total</i>	160	40	200

Tableau III-1 : Distributions des échantillons selon la base d'apprentissage et de test.

La 2eme phase : Phase d'apprentissage :

Consiste à la recherche et la construction d'un modèle de décision. Cette étape peut être considérée comme une action de la mise à jour afin de résoudre le problème demandé.

La 3eme phase : Phase de test (validation) :

Permet l'affectation d'un nouvel objet à l'une des classes, au moyen d'une règle de décision intégrant les résultats de la phase d'apprentissage. L'objectif est d'obtenir une estimation la plus fidèle possible du comportement du classifieur dans des conditions réelles d'utilisation.

Pour évaluer nos classificateurs nous avons utilisé des lois statistiques basées sur la reconnaissance des catégories mutuellement exclusives de :

- VP (vrai positive) : nombre de cas malade classé malade
- VN (vrai négative) : nombre de cas malade classé non malade.
- FP (faux positive) : nombre de cas non malade classé non malade.
- FN (faux négative) : nombre de cas non malade classé malade.

	Présence d'évènement de classe i	Absence d'évènement de classe i
Classification positive.	Vrai Positif VP(i).	Faux Positif FP(i)
Classification négative	Faux Négatif FN(i).	Vrai Négatif VN(i).

Tableau III-2 : Matrice de confusion.

Les performances en termes de taux de classification sont déterminées en présentant au classifieur chacun des exemples de la base de test et en comparant la classe donnée en résultat à la vraie classe. L'évaluation des performances d'un classifieur peut être réalisée par l'appréciation de trois lois statistiques, qui sont la sensibilité et la spécificité et le taux de classification

- Sensibilité (Se) : représente la probabilité que le test soit positif.
- Sensibilité (%) = $VP / (VP + FN) * 100$
- Spécificité (Sp) : représente la probabilité que le test soit négatif.
- Spécificité (%) = $VN / (VN + FP) * 100$
- Taux de classification :
- $TC = (VN + VP) / (VN + FN + VP + FP) * 100$

III.2.3 Machines à vecteurs de support (SVM) [52]

Les machines à vecteurs de support ou séparateurs à vaste marge (en anglais Support Vector Machine, SVM) sont des modèles d'apprentissage supervisés avec des algorithmes qui analysent les données utilisées pour les classifier. A l'origine, les SVM sont conçus pour répondre au problème de classification binaire et permettent de construire un classifieur linéaire non probabiliste.

Les SVM ont été développés dans les années 1990 à partir des considérations théoriques de Vladimir Vapnik sur le développement d'une théorie statistique de l'apprentissage : la théorie de Vapnik-Chervonenkis. Les SVM ont rapidement été adoptés pour leur capacité à travailler avec des données de grandes dimensions, le faible nombre d'hyper paramètres, leurs garanties théoriques, et leurs bons résultats en pratique.

➤ Principe :

Séparer linéairement les exemples positifs des exemples négatifs, dans l'ensemble des exemples chaque exemple doit être représenté par un vecteur de dimension n , la méthode cherche alors l'hyperplan qui sépare les exemples positifs des exemples négatifs en garantissant que la marge entre le plus proche des positifs et négatifs soit maximale.

Comme on cherche à maximiser cette marge, on parlera de méthode des séparateurs à vaste marge.

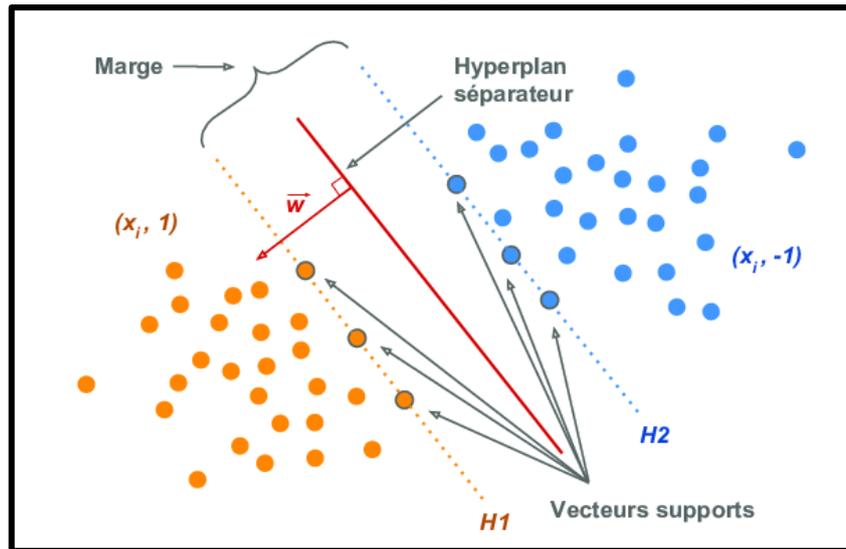


Figure III-1: séparation de classes par les SVM.

L'hyperplan optimal séparant les points de deux classes est celui qui passe « au milieu » de ces classes, c'est-à-dire dont la distance aux points les plus proches est maximale. Ces exemples les plus proches qui suffisent à déterminer cet hyperplan sont appelés vecteurs de support, ou encore exemples critiques.

L'hyperplan optimal est perpendiculaire au segment de droite le plus court joignant un exemple d'apprentissage à l'hyperplan.

Par ailleurs, il est montré (conditions de Karush-Kuhn-Tucker) que seuls les points qui sont sur les hyperplans frontières jouent un rôle. Ces points sont appelés vecteurs de support par Vapnik. Ce sont aussi des exemples critiques puisque ce sont eux qui déterminent l'hyperplan optimal.

III.2.4 Résultat de classification par les SVM

On illustre les matrices de confusions et les résultats d'évaluation de nos classificateurs (cc, se, Sp) dans les tableaux suivants :

Matrice de confusion :

		classe réelle	
		classe 1	classe 2
Classe Prédite	classe 1	19	0
	classe2	0	21

Calcul des critères de performance :

	SVM
Vrai positif	19
Vrai négatif	21
Faux positif	0
Faux négatif	0
Sensibilité	100%
Spécificité	100%
Précision	100%

Analyse des performances :

Nous constatons d'après la matrice de confusion et les critères de performances qu'il n'y a pas d'erreur pour la classification des EEG (normaux et pathologique) avec un taux de classification Égal à 100% pour le classifieur SVM. La reconnaissance de l'anomalie ciblée a été très satisfaisante donnant une sensibilité de 100%.

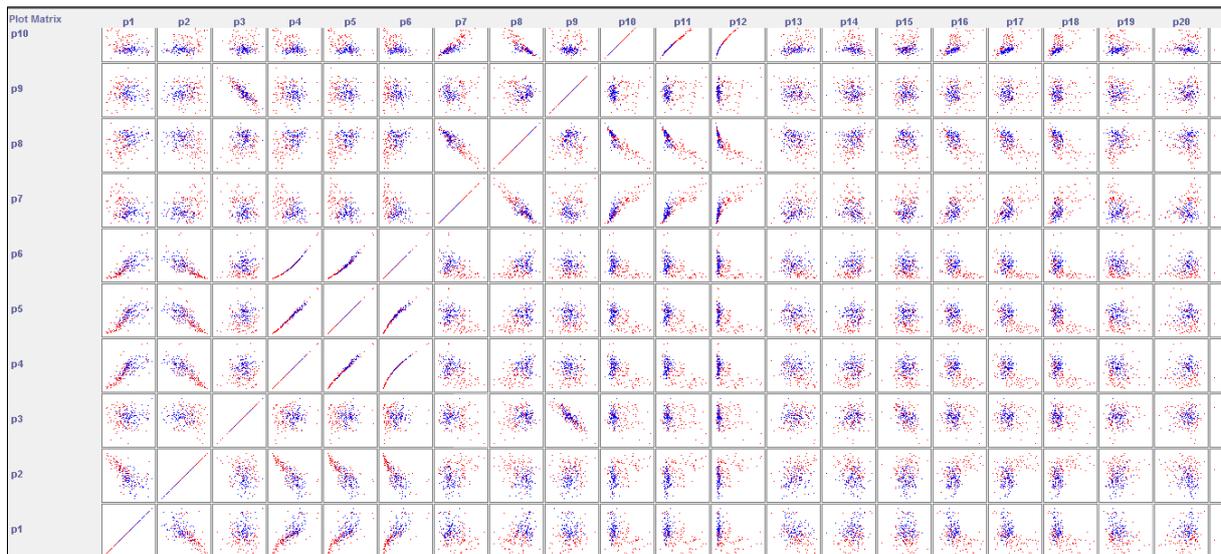


Figure III-2 : visualisation des résultats SVM avec logiciel Weka.

III.2.5 Réseau de neurone

Dans cette étude, un réseau de neurone de type MPL (Multi Layer Perceptron) est utilisé pour la classification des signaux EEG épileptiques et non épileptiques. Mais avant de présenter les résultats de classification, nous allons commencer par une présentation de classifieurs de type réseaux de neurones artificiels.

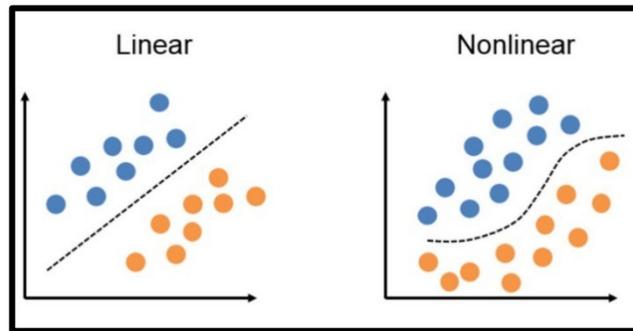


Figure III-3 : Linear vs. nonlinear.

A Réseaux de neurones Artificiels (RNA)

Les méthodes de classification ont pour but d'identifier les classes auxquelles appartiennent des objets à partir de certains paramètres descriptifs. Parmi les méthodes utilisées pour la classification, nous citons le réseau de neurones artificiel. Selon le dictionnaire Webster's, un réseau neuronal est défini comme "une architecture d'ordinateur" dans laquelle un certain nombre de processeurs sont interconnectés par les Connexions entre neurones dans un cerveau humain et qui est capable d'apprendre par un Processus d'essais et d'erreurs ». [52]

Le développement de réseaux neuronaux artificiels en tant que modèles mathématiques de calcul d'inspiration psychologique trouve son origine dans l'étude du Connexionnisme. Une approche générale qui vise à saisir le style architectural et de traitement du système nerveux Humain. Le cerveau est un système complexe et non Linéaire. Dans cette optique, la discussion poursuit par un bref aperçu des neurones Biologiques et artificiels en tant qu'éléments atomiques des réseaux de neurones naturels et artificiels.

Un réseau neuronal est un ensemble interconnecté d'éléments, d'unités ou de nœuds de Traitement simples, dont la fonctionnalité est vaguement basée sur le neurone animal. La capacité de traitement du réseau est stockée dans les forces de connexion inter-unités, ou poids, obtenues par un processus d'adaptation ou d'apprentissage dans un ensemble de modèles de formation. Pour plus de détails, nous allons d'abord jeter un coup d'œil rapide à la neurobiologie de base. Le cerveau humain se compose d'environ 100 milliards cellules nerveuses ou neurones. Un exemple très simple d'un neurone est illustré par la Figure III.4.

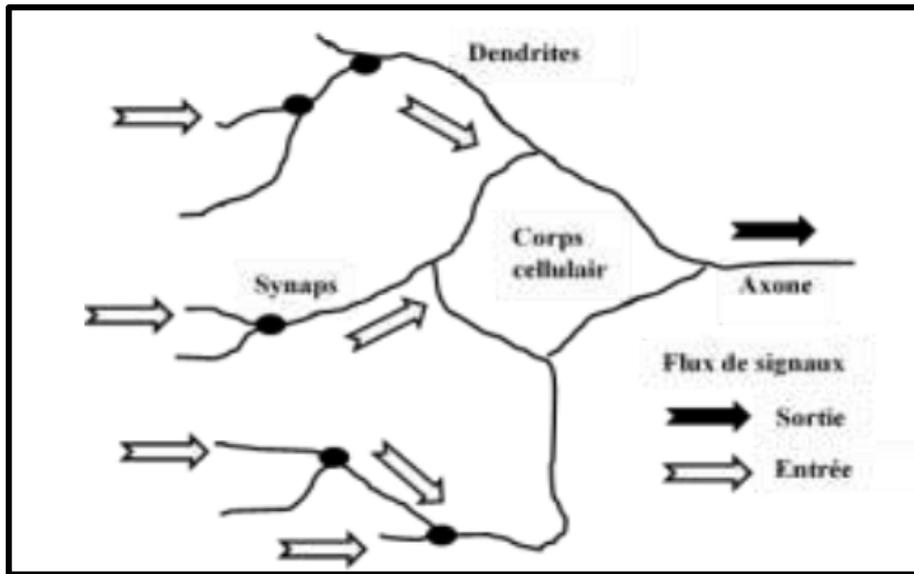


Figure III-4 : Composant essentielles d'un neurone représenté sous forme simplifié.

B Historique

L'histoire la plus simple de la théorie du cerveau et des réseaux de neurones se limiterait à trois éléments : les études de McCulloch et Pitts (1943), Hebb (1949) et Rosenblatt (1958). Ces travaux ont présenté le premier modèle de réseaux neurones.

En 1943, Mc Culloch et Pitts deux bio-physiciens de l'université de Chicago ont démontré qu'un réseau de neurones discret peut représenter n'importe quelle fonction booléenne, principe de base d'un ordinateur. Le modèle est constitué d'une somme pondérée de ses entrées, suivie d'une fonction non linéaire appelée fonction d'activation (à l'origine une fonction seuil).

$$Y_K = \begin{cases} 0, & \text{ailleurs} \\ 1, & \sum jw_{kj} x_j - \mu_k \geq 0 \end{cases}$$

Équation III-1.

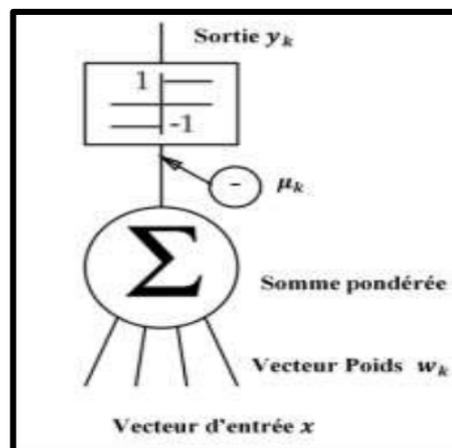


Figure III-5: Modèle de Mc Culloch et Pitts.

Mathématiquement, un neurone artificiel est une unité de traitement simple qui modélise les styles architectural et de traitement élémentaire de son homologue naturel. L'association entre les représentations artificielles et biologiques est résumée dans le tableau III.3.

Biologique	Artificiel
Dendrites	Vecteur d'entrée (x_1, x_2, \dots, x_n)
Synapse	Vecteur de pondération (w_1, w_2, \dots, w_n)
Agrégation	$\sum iwixi$
Soma	Soma Fonction d'activation de sortie $f(\sum iwixi)$
Axone	Sortie.

Tableau III-3 : Comparaison entre les éléments de base du neurone biologique et du neurone

En 1949 D. Hebb, physiologiste américain explique le conditionnement chez l'animal par le modèle de base de l'auto-organisation des réseaux. Il introduit le terme connexionnisme avec la proposition de nombreuses règles de mise à jour des poids [53].

En 1958 Rosenblatt a étudié les capacités de groupes de neurones dans une seule couche, tous en agissant sur les mêmes vecteurs d'entrée ; cette structure a été appelée le Perceptron. Cette dernière possède deux couches : Une couche de perception et une couche liée à la prise de décision.

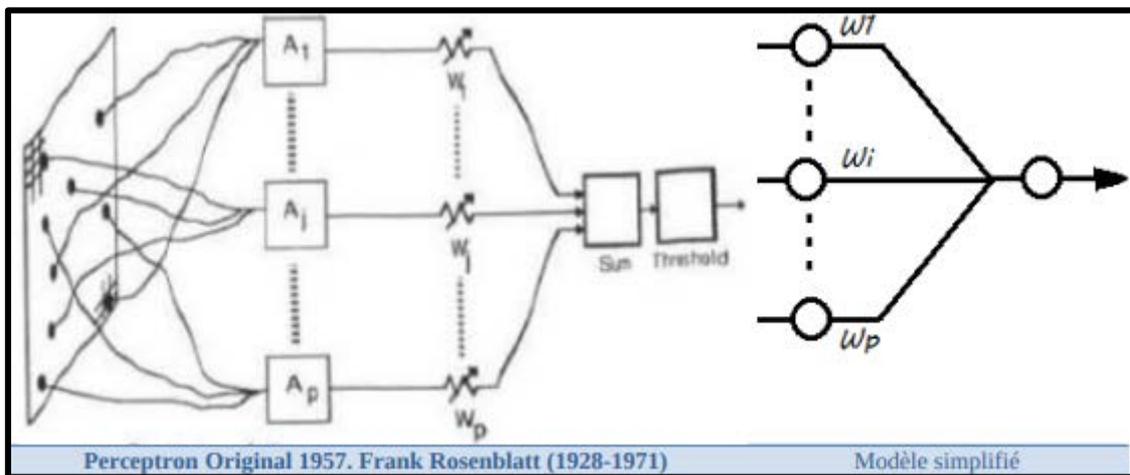


Figure III-6 : Perceptron original 1957. Frank Rosenblatt (1928-1971).

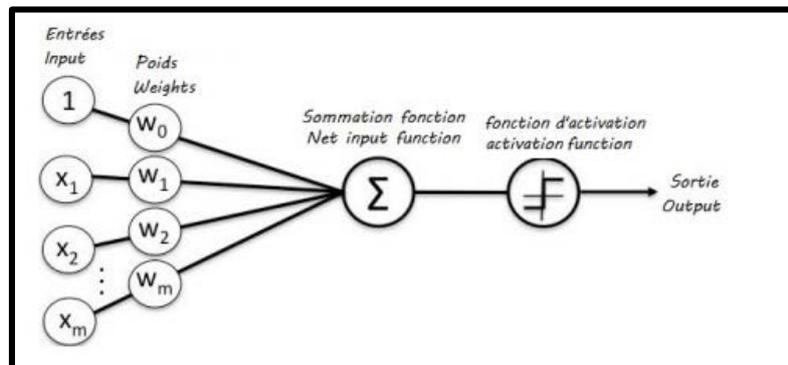


Figure III-7 : La forme générale de model de perceptron.

A ce niveau Rosenblatt a proposé la règle d'apprentissage du Perceptron par l'apprentissage de poids adaptés aux problèmes de classification. Ce réseau est capable d'apprendre par expérience à différencier des formes simples et à calculer certaines fonctions logiques.

En 1969, Minsky et Papert soulignent toutefois que de nombreux problèmes du monde réel ne s'inscrivent pas dans ce cadre simple, ils démontrent la limitation et l'incapacité du perceptron à résoudre les problèmes non linéairement séparables citant comme exemple le problème célèbre de la fonction logique *XOR*. Ils ont montré que la solution n'était pas possible avec un réseau perceptron, mais peut être fait avec une structure perceptron à deux couches. Il s'agit du Perceptron multicouche (connu en anglais sous le nom Multi Layer Perceptron "MLP") qui est largement utilisé aujourd'hui.

En 1985 une règle d'apprentissage a été proposée par Hinton qui permet au perceptron Multicouche d'apprendre. Cette règle définit la notion de rétro propagation des erreurs à travers Le réseau de neurones, et permet de former une grande classe de modèles avec différentes Structures de connexion ou d'architectures. Ces travaux ont été à l'origine de l'intérêt récent des chercheurs qui impliquant le succès de cette méthode et son application dans divers domaines.

La figure III.8 montre la structure d'un réseau de neurone multicouche. Cette structure est formée par les couches : entrée, sortie et intermédiaire. Cette dernière est appelée la couche cachée, et contrairement aux couches d'entrée et de sortie, sa taille n'est pas fixe. Elle est généralement utilisée pour créer un goulot forçant le réseau à créer un modèle simple du système générant les données [54]

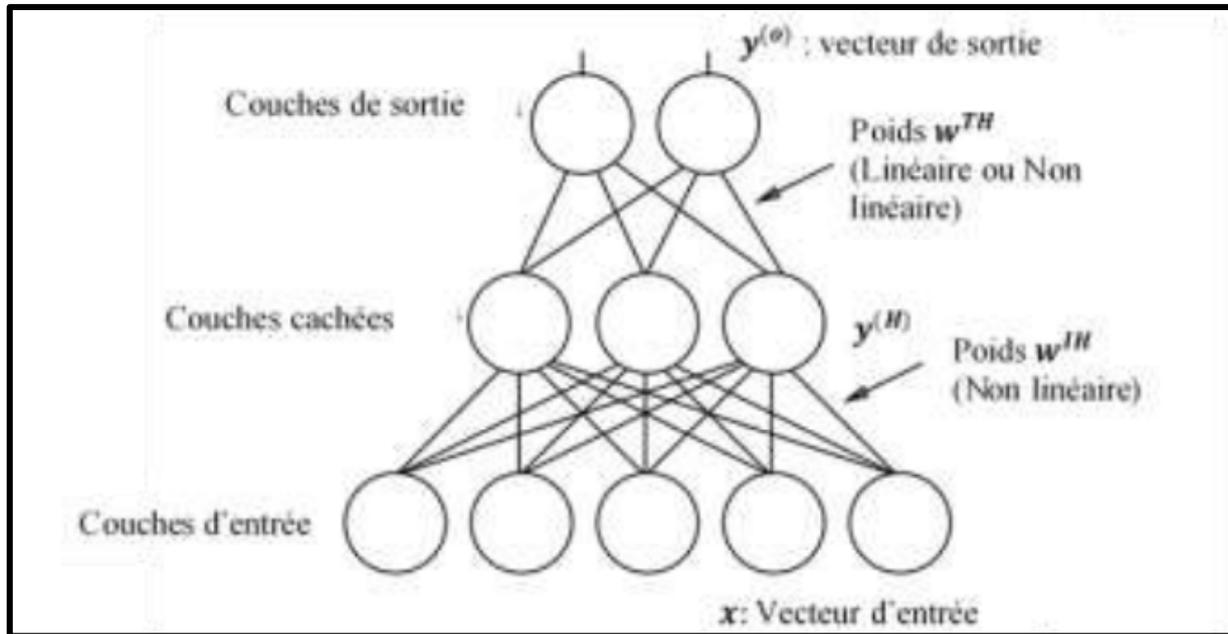


Figure III-8: Structure multicouche MLP

Le fonctionnement de ce réseau est défini par :

$$y_i^H = f^H(\sum_j w_{ij}^{HI} x_j) \quad \text{Équation III-2}$$

$$y_i = f^T(\sum_j w_{ij}^{TH} y_j^H) \quad \text{Équation III-3}$$

Ceci spécifie comment le vecteur d'entrée x est transformé en vecteur de sortie $y^{(0)}$ via le vecteur caché $y^{(H)}$ d'une manière paramétrée par les deux couches de poids w^{IH} , w^{TH}

La fonction d'activation est présentée généralement par un non linéarité appelée aussi fonction de seuil. Elle permet de définir l'état interne du neurone en fonction de son entrée totale. A titre d'exemple parmi les fonctions les plus utilisées nous citons la fonction sigmoïde qui varie en douceur de 0 à 1 en $-\infty$ à $+\infty$ comme une fonction de seuil :

$$f(x) = \frac{1}{1+e^{-x}} \quad \text{Équation III-4}$$

Il existe d'autres fonctions d'activation souvent plus utilisées, ces fonctions sont illustrées dans la figure III.9.

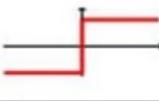
activation function	equation	example	1D graph
Linear	$\phi(z) = z$	Adaline, linear regression	
Unit Step (Heaviside Function)	$\phi(z) = \begin{cases} 0 & z < 0 \\ 0.5 & z = 0 \\ 1 & z > 0 \end{cases}$	Perceptron variant	
Sign (signum)	$\phi(z) = \begin{cases} -1 & z < 0 \\ 0 & z = 0 \\ 1 & z > 0 \end{cases}$	Perceptron variant	
Piece-wise Linear	$\phi(z) = \begin{cases} 0 & z \leq -\frac{1}{2} \\ z + \frac{1}{2} & -\frac{1}{2} \leq z \leq \frac{1}{2} \\ 1 & z \geq \frac{1}{2} \end{cases}$	Support vector machine	
Logistic (sigmoid)	$\phi(z) = \frac{1}{1 + e^{-z}}$	Logistic regression, Multilayer NN	
Hyperbolic Tangent (tanh)	$\phi(z) = \frac{e^z - e^{-z}}{e^z + e^{-z}}$	Multilayer NN, RNNs	
ReLU	$\phi(z) = \begin{cases} 0 & z < 0 \\ z & z > 0 \end{cases}$	Multilayer NN, CNNs	

Figure III-9 : Différentes formes de la fonction d'activation

C Propriétés des réseaux de neurones

Il existe plusieurs propriétés qui portent plus d'intérêts aux réseaux de neurones et qui permettent le dépassement des limitations de l'informatique traditionnel, parmi elles voici quelques-uns :

- **Le parallélisme** : c'est l'architecture qui permet le traitement des données d'une façon simultanée avec la possibilité d'aboutir à des nouvelles techniques de formalisation des problèmes.
- **La capacité d'adaptation** : celle-ci concerne la capacité d'apprentissage et d'auto organisation du réseau afin d'assurer la stabilité des systèmes dynamique.
- **La mémoire distribuée** : cette mémoire correspond à une carte d'activation des neurones.
- **Capacité de généralisation** : Cette capacité est importante surtout dans le cas où la constitution de recueils d'expertise pour un système expert devient difficile (reconnaissance intuitive ou implicite).

D Apprentissage du réseau de neurones

L'étape d'apprentissage consiste à enseigner le réseau de neurones de telle sorte qu'il change son comportement jusqu'à l'obtention du comportement désiré. Techniquement cette phase est élaborée par l'adaptation des différents paramètres tels que les poids à travers un algorithme itératif basé sur des règles d'apprentissage (règle de Hebb, règle de Widrow-Hoff, etc.). L'apprentissage d'un réseau de neurones peut être classé en deux catégories :

Les réseaux à apprentissage supervisés et les réseaux à apprentissage non supervisés. Concernant l'apprentissage supervisé, il repose sur le fait qu'un expert fournit au réseau de neurones un couple de donnée pour chaque exemple, chaque couple de donnée contient des entrées réelles et des sorties désirées. L'adaptation des paramètres du réseau et donc en fonction de la différence entre les entrées et les sorties de chaque exemple, comme le montre la figure III-10.

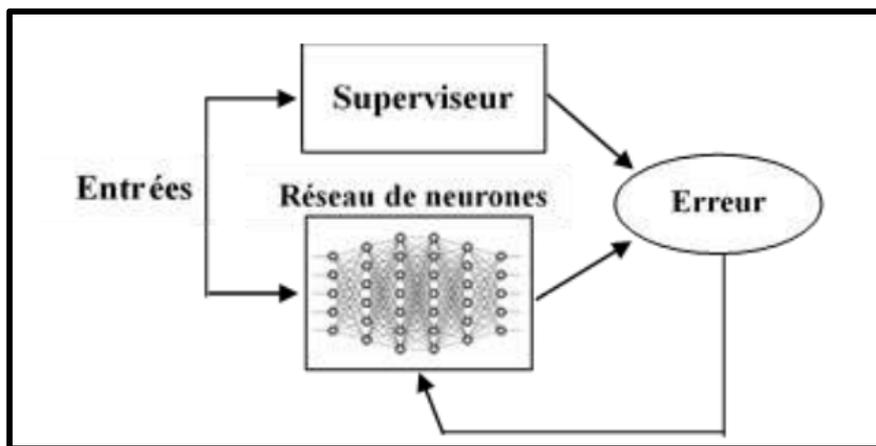


Figure III-10 : Apprentissage supervisé

En revanche l'apprentissage non supervisé qui est le contraire de l'apprentissage supervisé, est considéré comme un type autonome. Il n'a pas besoin d'expert pour adapter ses paramètres. Il s'agit d'un apprentissage dit par corrélation, ce qui permet la construction automatique des classes sans l'intervention d'opérateur. La figure III.11 montre l'apprentissage non supervisé.

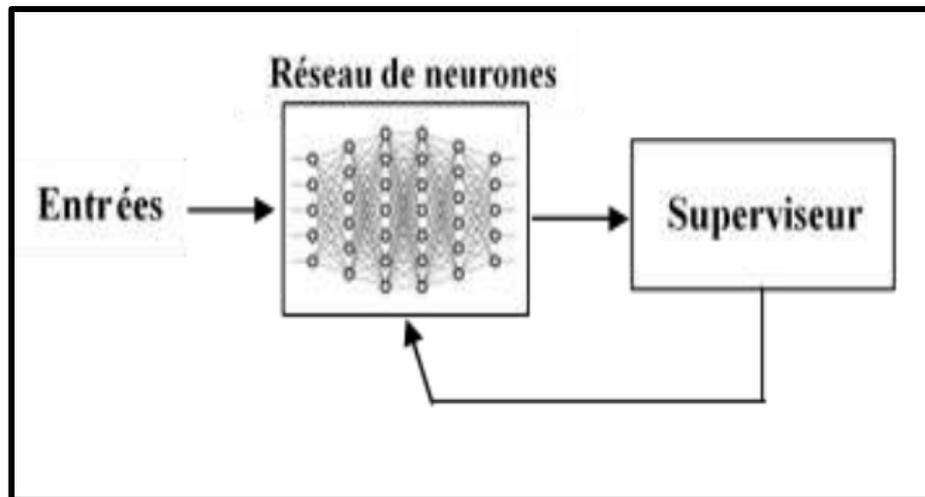


Figure III-11 : Apprentissage non supervisé.

Dans notre étude nous avons utilisé un réseau de neurones à apprentissage supervisé. Ce type de réseau repose essentiellement sur le calcul d'erreur des sorties pour les neurones cachés. L'algorithme le plus utilisé pour résoudre le problème des erreurs est l'algorithme de rétropropagation. Les applications de cet algorithme ont connu un succès spectaculaire et ses performances étaient quelques fois surprenantes. La méthode d'entraînement par rétropropagation utilise la technique suivante : Elle fournit un modèle d'entrée au réseau, sa sortie est comparée à la sortie désirée, et une distance ou une erreur entre eux est calculée. Ensuite, tous les poids pertinents sont ajustés de telle sorte que la prochaine fois la même instance est traitée, la sortie réelle est plus proche de la sortie désirée, ce qui signifie une diminution d'erreur. Ce processus se poursuit jusqu'à ce qu'une erreur minimale soit atteinte ou jusqu'à ce qu'un nombre donné d'itérations soit complété.

Du point de vue de l'optimisation, apprendre dans un réseau neuronal équivaut à minimiser une fonction d'erreur globale. Il s'agit d'une fonction multivariable qui dépend des poids dans le réseau. De nombreux algorithmes d'apprentissage sont basés sur l'algorithme de descente du gradient. La minimisation est un processus itératif local dans lequel une approximation de la fonction dans un voisinage du point courant dans l'espace de poids est minimisée. Il existe un certain nombre d'algorithmes d'apprentissage qui peuvent être utilisés pour entraîner un réseau de neurones, les plus connues sont :

- **Descente de gradient** : Ce sont ses algorithmes d'apprentissage les plus populaires qui mettent à jour les poids et les biais dans la direction du gradient négatif. Le principe de base des méthodes de descente est très simple : Comme sur une carte topographique, on utilise les lignes de niveau pour se diriger vers le fond d'une vallée. Pour chaque itération on calcule :

$$\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{x}_k - \alpha_k \nabla f(\mathbf{x}_k) \quad \text{Équation III-5}$$

Où :

$f(x)$: est une fonction différentiable qu'on veut minimiser.

$\nabla f(x)$: est le gradient de f en point x .

α_k : le pas de descente.

L'algorithme arrête lorsque la condition suivante est vérifiée :

$$|\nabla f(\mathbf{x}_k)| \leq \varepsilon \quad \text{Équation III-6}$$

Il faut noter que lors de l'utilisation de la descente du gradient, et vue que nous cherchons un minimum d'une fonction d'erreur, comme illustré sur la figure III.8 il est possible de tomber dans des minimums Locaux, ce qui induit une erreur sur le résultat de notre réseau. Afin d'éviter ce problème il faut :

- Relancer chaque fois l'apprentissage.
- Réduire les poids du réseau par des petites valeurs et changer le pas d'apprentissage.

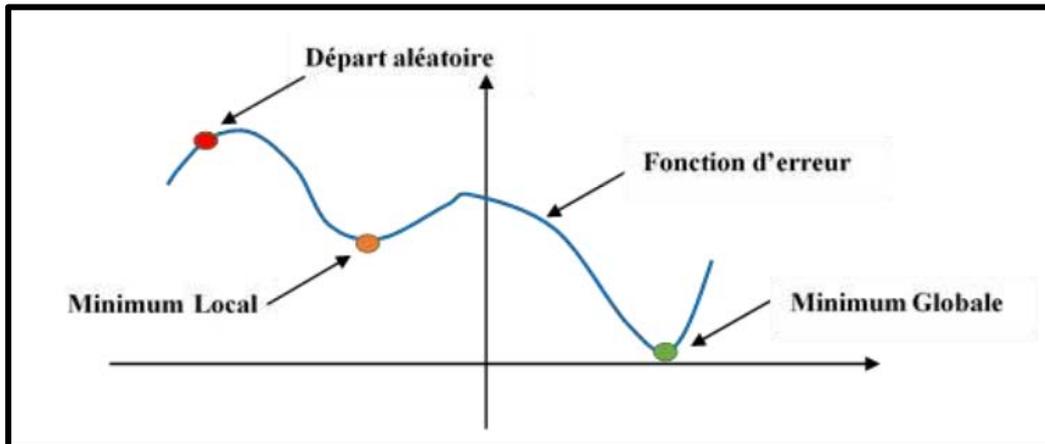


Figure III-12 : Fonction d'erreur avec minimum local et absolu

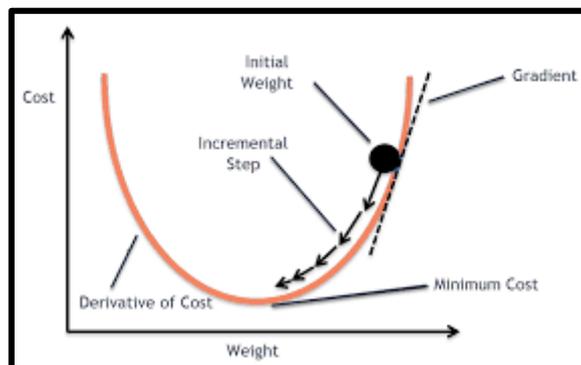


Figure III-13 : Descente de gradient.

Gradient conjugué : c'est une méthode itérative qui converge très vite vers le minimum en un nombre fini d'itérations. De plus si on utilise la descente de gradient, on arrive à un point minimum x_k selon une première direction u_k . Cependant quelle est la meilleure direction suivant u_{k+1} ? Pour répondre à cette question notre algorithme doit être sous la forme :

$$x_{k+1} = x_k - \alpha_k u_k \quad \text{Équation III-7}$$

u_k : n'est pas le gradient dans le cas du gradient conjugué, elle varie à chaque étape et on doit avoir :

$$\vec{u}_k = \vec{u}_{k+1} \quad \text{Équation III-8}$$

L'algorithme du gradient conjugué indique l'approximation quadratique de l'erreur E dans un voisinage d'un point w par :

$$E_{qw}(y) = E(w) + E'(w)^T y + \frac{1}{2} y^T E''(w) y. \quad \text{Équation III-9}$$

III.2.6 Résultat de classification par les MLP :

On utilisant logiciel weka dans la classification neuronale on peut obtenir d'excellents résultats par :

- Le nombre et taille des couches cachés.
- Valeur de taux d'apprentissage.

Matrice de confusion :

On peut constater d'après le classifieur SVM que nos données sont séparables linéairement donc il est préférable d'utiliser l'algorithme de perception standard (zéro couche cachée) avec un taux d'apprentissage 0.005 qui nous permet de minimiser l'erreur au maximum.

		classe réelle	
		classe 1	classe 2
classe prédite	classe 1	19	0
	classe 2	0	21

Calcul des critères de performance :

	MLP
Vrai positif	19
Vrai négatif	21
Faux positif	0
Faux négatif	0
Sensibilité	100%
Spécificité	100%
Précision	100%

Analyse des performances :

Nous constatons d'après la matrice de confusion et les critères de performances qu'il n'y a pas d'erreur pour la classification des EEG (normaux et pathologique) avec un taux de classification égal à 100% pour le classifieur MLP. La reconnaissance de l'anomalie ciblée a été très satisfaisante donnant une sensibilité de 100%. Ce classifieur nous a permis d'avoir des résultats assez bonne performance mais extrêmement lente.

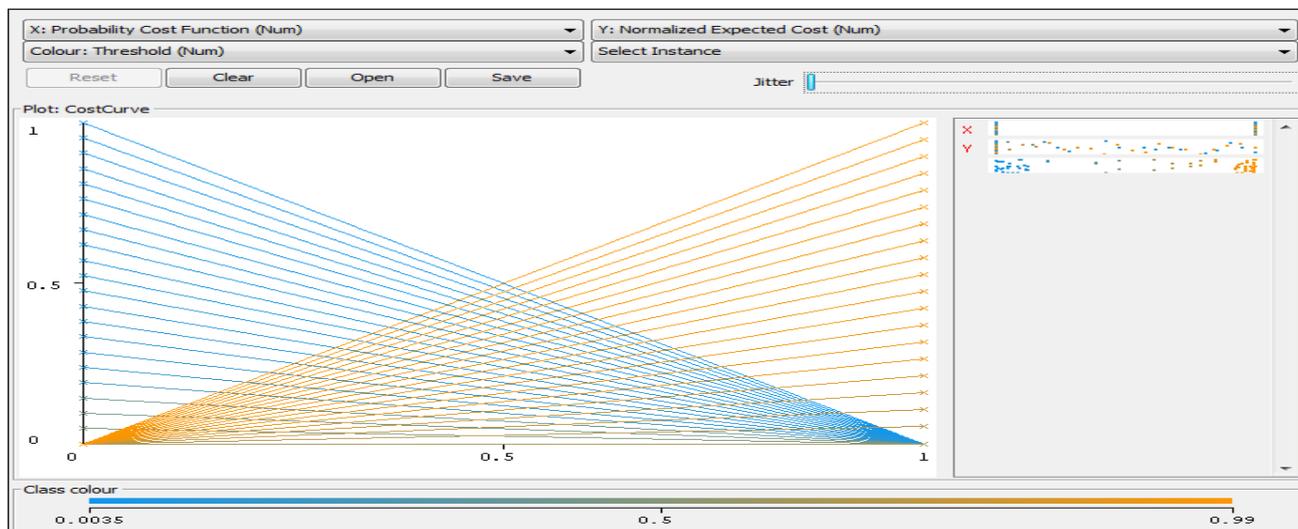


Figure III-14 : Visualisée la courbe « cost » (class value 0, 1).

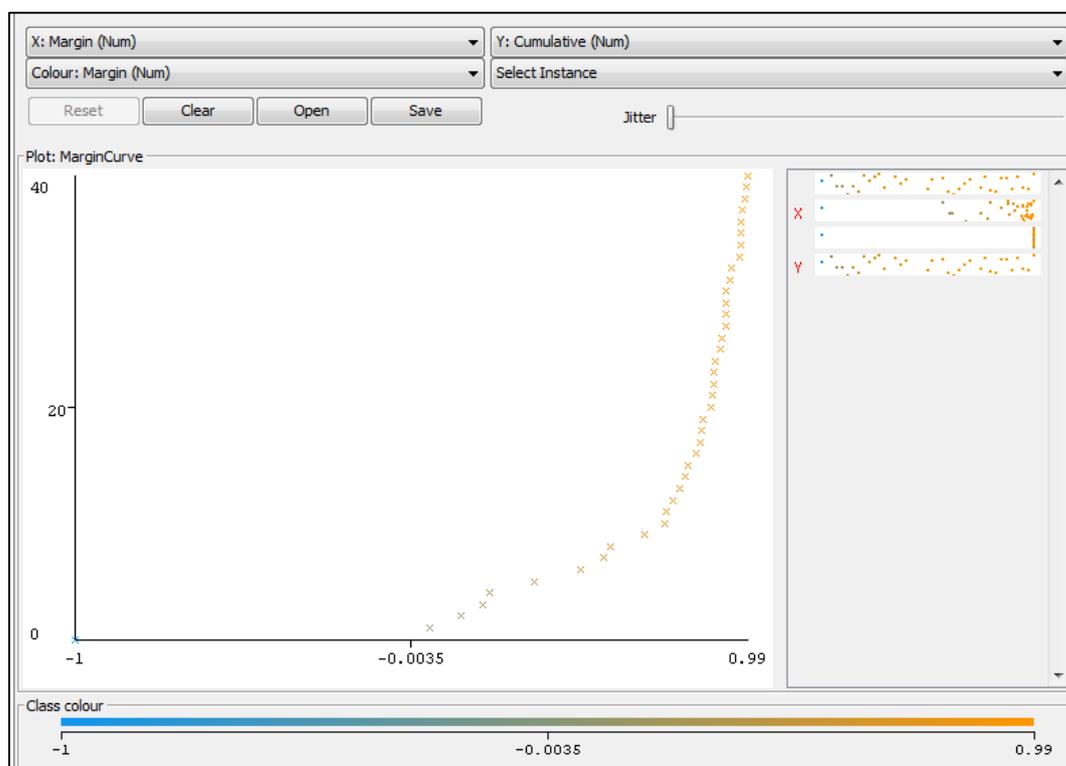


Figure III-15: “Margin curves ”montrant la probabilité cumulée de différence entre les vrais Positifs (sensibilité) et les faux positifs (spécificité) en fonction du nombre d’instances.

III.2.7 Arbre de décision

L'arbre de décision ou forêts d'arbres de décision (decision tree forests-DT en anglais) sont une collection d'arbres décisionnels qui peuvent traiter des ensembles de données extrêmement volumineux. En raison de leurs bonnes performances de classification en termes de capacité d'évolution et de facilité d'utilisation, cette méthode est couramment utilisée dans l'exploration de données. L'objectif est de créer un modèle qui prédit la valeur d'une variable de sortie en fonction de plusieurs variables d'entrée. Chaque nœud intérieur correspond à l'une des variables d'entrée. Chaque feuille représente une valeur de la variable sortie compte tenu des valeurs des variables d'entrée représentées par le chemin de la racine à la feuille. Un arbre peut être «appris» en divisant la source définie en sous-ensembles en fonction d'un test de valeur d'attribut. Ce processus est répété sur chaque sous-ensemble dérivé de manière récursive appelée partition récursive. La récurrence est terminée lorsque le sous-ensemble d'une source n'ajoute plus de valeur. Dans l'exploration de données, les arbres de décision peuvent également être décrits comme la combinaison de techniques mathématiques et de calcul pour faciliter la description, la catégorisation et la généralisation d'un ensemble de données. Les données sont fournies par des enregistrements de la forme :

$$(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = (\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_k, \mathbf{y}) \quad \text{Équation III-10}$$

La variable dépendante, Y , est la variable cible que nous essayons de classer ou de généraliser. Le vecteur X est composé des variables d'entrée, X_1, X_2, \dots, X_k , qui sont utilisées pour cette tâche. Un arbre de décision est une structure de diagramme de flux, où chaque nœud interne (non-feuille) désigne un test sur un attribut, chaque branche représente le résultat d'un test et chaque nœud (ou terminal) possède une étiquette de classe. Le nœud le plus haut d'un arbre est le nœud racine. Dans l'apprentissage des arbres de décision, ID3 (Itérative Dichotomiser 3) est un algorithme inventé par Ross Quinlan [67] utilisé pour générer un arbre de décision à partir d'un ensemble de données. L'algorithme ID3 commence avec l'ensemble d'origine S comme nœud racine. Sur chaque itération de l'algorithme, il itère à travers tous les attributs non utilisés de l'ensemble S et calcule l'entropie $H(S)$ (ou le gain d'information $GI(S)$) de cet attribut. Il sélectionne ensuite l'attribut qui a la plus petite entropie (ou le plus grand gain d'information). L'ensemble S est ensuite divisé en sous-ensemble contenant les attributs sélectionnés. La récurrence sur un sous-ensemble peut s'arrêter dans l'un de ces cas :

- chaque élément du sous-ensemble appartient à la même classe, puis le nœud est transformé en feuille et étiqueté avec la classe des exemples.
- il n'y a plus d'attributs à sélectionner, mais les exemples n'appartiennent toujours pas à la même classe (certains sont + et certains sont -), alors le nœud est transformé en feuille et étiqueté avec la classe la plus courante des exemples dans le sous-ensemble.
- il n'y a pas d'exemples dans le sous-ensemble, cela se produit lorsqu'aucun exemple dans l'ensemble parent n'a été trouvé correspondant à une valeur spécifique de l'attribut sélectionné. L'entropie est définie comme ci-dessous :

$$H(T) = IE(P_1, P_2, \dots, P_n) = -\sum_{i=1}^n P_i \log_2(P_i) \quad \text{Équation III-11}$$

Où P_1, P_2, \dots, P_n sont des fractions qui représentent le pourcentage de chaque classe présente dans le nœud enfant résultant d'une division dans l'arbre.

Gain d'information = Entropie (parent) - Somme pondérée de l'entropie (enfants)

Le gain d'informations est utilisé pour décider le choix de division à chaque étape de la construction de l'arbre. Par soucis de simplicité et de lisibilité de l'arbre, nous voulons garder notre arbre petit. Pour ce faire,

à chaque étape, nous devrions choisir la division qui se traduit par les nœuds les plus « purs ». Une mesure de pureté couramment utilisée est une valeur d'information, mesurée en bits. Pour chaque nœud de l'arbre, la valeur d'information représente la quantité d'informations attendue qui serait nécessaire pour spécifier si une nouvelle instance devrait être classée oui ou non. Figure III-16.

III.2.8 Avantages de l'arbre de décision

Parmi les autres méthodes d'exploration de données, les arbres de décision présentent divers avantages :

- Les arbres de décisions peuvent être affichés graphiquement d'une manière qui facilite l'interprétation par les non-experts. [68]
 - Ils sont capables d'intégrer variables qualitatives et quantitatives. D'autres techniques sont généralement spécialisées dans l'analyse des ensembles de données qui n'ont qu'un seul type de variable. (Par exemple, les règles de relation ne peuvent être utilisées qu'avec des variables nominales alors que les réseaux de neurones peuvent être utilisés uniquement avec des variables numériques ou catégoriques binarisées).
 - Nécessite peu de préparation de données. D'autres techniques exigent souvent la normalisation des données. Puisque les arbres peuvent gérer des prédicteurs qualitatifs, il n'est pas nécessaire de créer des variables fictives.
 - Utilise un modèle de boîte blanche. Si une situation donnée est observable dans un modèle, l'explication de la condition s'explique facilement par une logique booléenne. En revanche, dans un modèle de boîte noire, l'explication des résultats est généralement difficile à comprendre, par exemple avec un réseau de neurones artificiel.
 - Possibilité de valider un modèle à l'aide de tests statistiques. Cela permet de rendre compte de la fiabilité du modèle.
 - Approche non statistique qui ne fait aucune hypothèse des données de formation ou des résidus de prédiction ; Par exemple, aucune hypothèse de répartition, d'indépendance ou de variance constante.
 - Fonctionne bien avec les grands ensembles de données. De grandes quantités de données peuvent être analysées à l'aide de ressources informatiques standard dans un délai raisonnable.
 - Facilite la prise de décision humaine. Cela pourrait être utile lors de la modélisation des décisions comportementales humaines. Limites de l'utilisation :
 - Les arbres de décision ne tendent pas à être aussi précis que d'autres approches. [69]
 - Un petit changement dans les données dans l'arbre de décision peut entraîner un grand changement dans l'arbre et donc un grand changement dans les prédictions finales. [70]

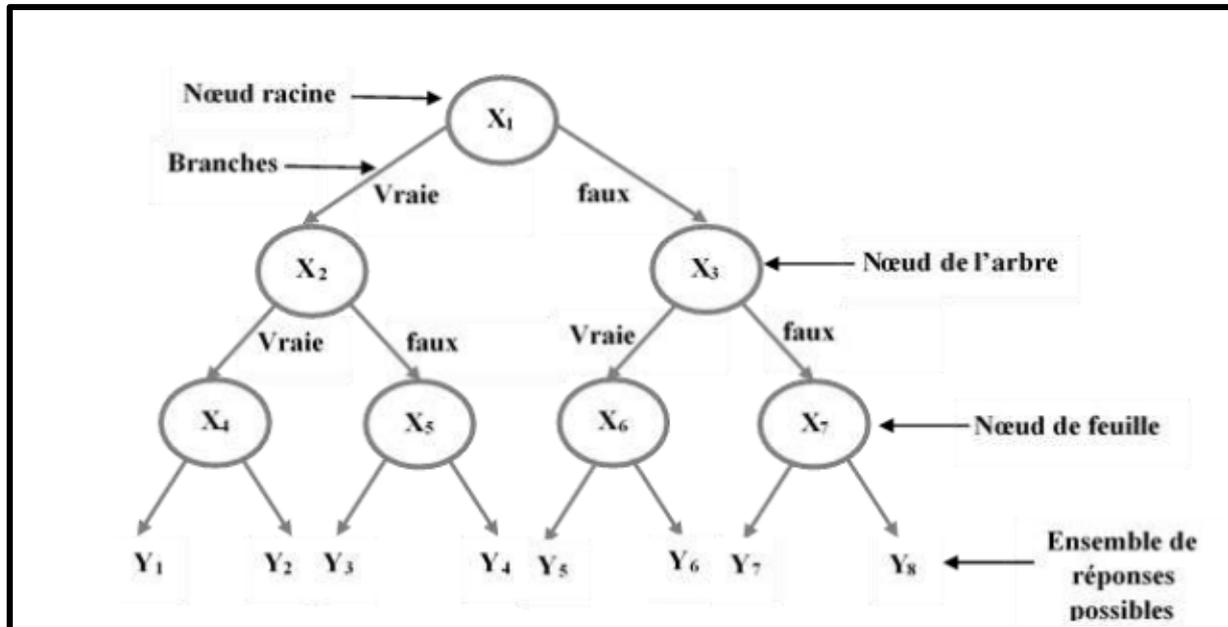


Figure III-16: Représentation de l'arbre de décision.

III.2.9 Algorithme utilisé C4.5 (J48) :

- Algorithme C4.5 (J48) C'est une amélioration de l'algorithme ID3, il Prend en compte les attributs numérique ainsi que les valeurs manquantes.
- L'algorithme utilise la fonction du gain d'entropie combiné avec une fonction SplitInfo pour évaluer les attributs à chaque itération.
- Attributs discrets : Gain et permet le regroupement,
- Attributs continus : Segmentés par un expert, sinon :
 - ✓ trier l'attribut.
 - ✓ prendre les seuils $(a_i + a_{i+1})/2$ (a_i et a_{i+1} deux valeurs consécutives de l'attribut)
- Prendre les compositions de meilleur gain
- Valeurs manquante :
 - ✓ Pour le test : prendre la classe majoritaire
 - ✓ Pour L'entraînement prendre la distribution des valeurs connues.

III.2.10 Résultats obtenus en utilisant l'arbre de décision

Matrice de confusion :

		classe réelle	
		classe 1	classe 2
classe prédite	classe 1	18	1
	classe2	1	20

Calcul des critères de performance :

	J48
VP	18
VN	20
FP	1
Sensibilité	94.74%
Spécificité	95.24%
Précision	95%

Analyse des performances :

Nous constatons d'après la matrice de confusion et les critères de performances ; que le taux de faux négatifs (taux de fausse alarme) est très faible , sachant que les faux négatifs sont des sujets normaux classés par le classifieur comme des sujets pathologiques, c'est une situation qui n'est pas très grave car le médecin peut rectifier de lui-même la fausse détection en analysant les caractéristiques du signal EEG enregistré. En revanche le nombre de FP signifie qu'il ya des anomalies qui passent inaperçues, La reconnaissance de l'anomalie ciblée a été plus au moins satisfaisante donnant une sensibilité de 95%.

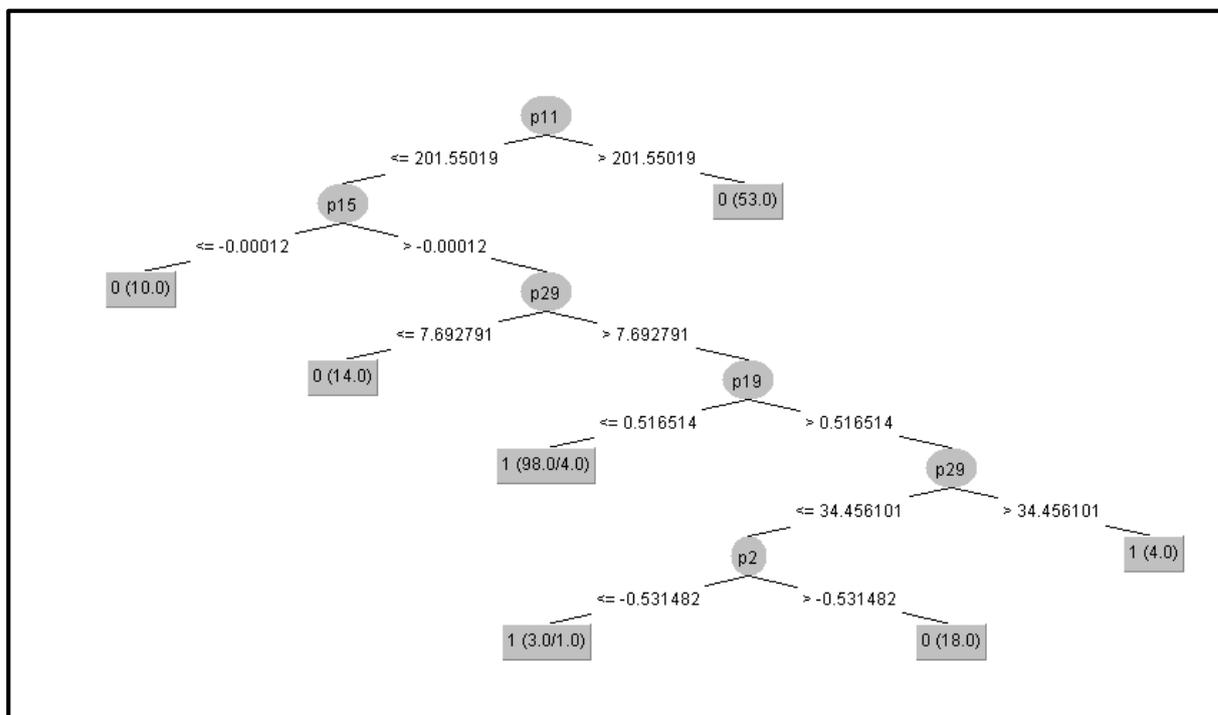


Figure III-17 : Arbre généré par weka

III.3 Etude comparative

Le tableau suivant présente les résultats obtenus par les trois classifieurs (SVM, MPL et J48) pour la classification des patients épileptiques

	SVM		MLP		J48	
Sp	100%		100%		95.24%	
Se	100%		100%		94.74%	
Tc	100%		100%		95%	
Mc	19	0	19	0	18	1
	0	21	0	21	1	20

La comparaison des résultats démontre que les méthodes SVM et MLP sont meilleur que les arbres de décision (J48) en termes de précision de classification avec des taux idéales (100% pour les deux méthodes) par rapport au 95% obtenu par l'arbre de décision.

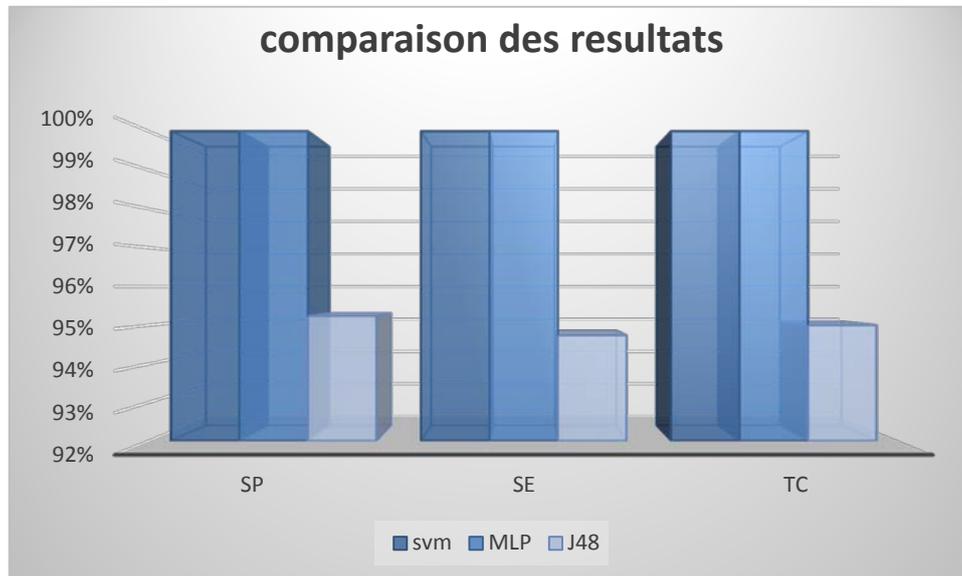


Figure III-18 : Comparaison des resultats.

D'après ces résultats et les matrices de confusions, nous pouvons constater que le classifieur SVM, MLP ne rencontre aucun problème quant à la détection des signaux EEG normaux ($Sp= 100 \%$) et épileptique ($Se=.100 \%$).

Contrairement à la détection de quelques EEG critiques ($Se=94.74\%$ et $Sp= 95.24\%$) pour le classifieur J48 et cela est dû à leur ressemblance à la valeur des attributs d'entrées.

On peut aussi remarquer qu'on obtient les meilleures performances avec les SVM et MLP, ils ont données des résultats très satisfaisants, on a abouti à notre objectif et atteint un taux de classification égale à 100% .

III.4 Etude comparative avec quelques méthodes de la littérature :

Auteur	Approches	TC (%)	Base de données
Nigam et al. [55]	filtre de prétraitement non-linéaire + réseaux de neurones	97.2%	Groupes (A, E).
Srinivasan et al. [56]	Analyse temps-fréquence + réseaux de neurones récurrents	99.6%	
Kannathal et al. [57]	Mesure d'entropie + système neuro-flou adaptatif.	92.22%	
Polat et al. [58]	Transformée de Fourier Rapide + arbres de décision	98.72%	
Subhasi et al. [59]	Transformée en ondelettes discrète DWT + mélange de modèle expert	95%	
Tzallas et al. [60]	Analyse temps-fréquence + réseaux de neurones	99%	
Tzallas et al. [61]	distribution d'interférence réduite + réseaux de neurones	100%	
Bedeeuzzaman et al. [62]	statistiques d'ordre supérieur + classificateur linéaire	95.75%	
Fathima et al. [63]	statistiques d'ordre supérieur + classificateur linéaire	96.9%	
J.D. Dhande et S.M.Gulhane [64]	caractéristiques statistiques + rétro-propagation du gradient	100%	
Kavita et al. [65]	Analyse en composantes indépendantes (ACI) + Réseaux de neurones	96.75%	
Kavita et al. [66]	Analyse en composantes principales (ACP) + Réseaux de neurones	93.63%	
<i>Notre travail</i>	<i>Transformée en ondelettes discrète DWT + Réseaux de neurones (MLP).</i>	<i>100%</i>	
	<i>Transformée en ondelettes discrète DWT + SVM.</i>	<i>100%</i>	
	<i>Transformée en ondelettes discrète DWT + Arbre de décision.</i>	<i>95%</i>	

Tableau III-4: Comparaison entre les performances des différentes méthodes de la littérature.

Le tableau ci-dessus représente une étude comparative des résultats obtenus dans les différentes méthodes de la littérature. Nous pouvons bien remarquer que la méthode proposée dans ce travail donne de très bonnes performances pour la classification des groupes A & E (A représenté les signaux EEG normaux et E représente les signaux EEG épileptiques). Le taux de classification correcte que nous avons atteint est égal à 100 %. Ce même taux idéal (100%) est atteint par plusieurs d'autres travaux dans la littérature comme le travail de Tzallas et al. [61] basé sur la distribution d'interférence réduite comme paramètre représentatif et les réseaux de neurones artificiels comme classifieur, ainsi que le travail de J.D. Dhande et S.M.Gulhane [64] où les auteurs ont utilisé les caractéristiques statistiques avec l'algorithme de la rétro-propagation du gradient pour l'apprentissage d'un réseau de neurones.

Ces résultats illustrent bien la supériorité des réseaux de neurones artificiels pour résoudre les problèmes de classification et plus particulièrement la reconnaissance automatique des patients épileptiques

III.5 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté les résultats des expérimentations des approches proposées dans ce travail pour la détection automatique du syndrome épileptique en utilisant des différents classifieur ,les machines a vecteurs de support (SVM), réseaux de neurones (MLP) et l'arbre de décision (J48), appliqués sur des données d'évaluation couramment utilisés dans la littérature. Pour cela il était nécessaire d'adopter des caractéristiques statistiques : minimum, maximum, moyenne, écart-type, entropie, énergie à partir des coefficients obtenus par la décomposition en ondelettes discrètes. Les résultats obtenus indiquent une très bonne performance de classifieur SVM, MLP par rapport à l'arbre de décision. La fiabilité et la simplicité des réseaux de neurones fait de cette méthode un bon outil pour la classification des signaux EEG, ce qui est confirmé par les résultats publiés de plusieurs autres chercheurs.

Conclusion générale

L'épilepsie est une maladie neurologique chronique qui a des causes et des manifestations variées. Si elle est bien prise en charge, 80 à 90% des épileptiques mènent une vie tout à fait normale, d'où l'intérêt de comprendre ce mécanisme et de le diagnostiquer correctement, afin qu'il soit traité convenablement.

L'électroencéphalographie est l'outil le plus utilisé pour établir le diagnostic des maladies neurologiques et plus particulièrement les crises épileptiques. Par conséquent, le signal EEG est considéré comme un signal très informationnel sur cette anomalie cérébrale.

Le travail présenté dans ce mémoire est focalisé sur la reconnaissance automatique de crises d'épilepsie à partir de méthodes de classification supervisées (SVM, MLP, J48). Il porte sur la conception d'une méthodologie qui permet la détection automatique des épilepsies par l'analyse des signaux EEG.

La première problématique est l'extraction des paramètres représentatifs à travers la séparation adéquate entre les activités oscillatoires normales et les activités transitoires épileptiques. Il s'agit d'une tâche difficile surtout lorsqu'on a un grand chevauchement dans le domaine temps – fréquence. Ainsi, plusieurs précautions doivent être prises lors de l'interprétation des données. La mauvaise séparation entre ces activités aura des conséquences surtout lors de la classification qui peut donner des fausses interprétations. Dans un premier lieu, nous avons utilisé une méthode de prétraitement des signaux : la transformée en ondelette discrète (TOD) qui nous a permis d'extraire des caractéristiques statistiques fondées sur le calcul de : la moyenne, le minimum, le maximum, l'énergie l'entropie et l'écart-type à partir des coefficients d'ondelettes.

La caractérisation des EEG par des paramètres pertinents constitue une étape primordiale afin d'avoir une meilleure classification. L'évaluation des algorithmes que nous avons implémentés a permis d'apprécier la bonne aptitude de détection des EEG normaux et épileptiques.

La seconde problématique se situe dans le choix du classifieur qui nous permet d'avoir les meilleurs résultats en termes d'analyse des données. Pour cela nous avons utilisé une méthodologie basée sur trois approches : neuronale (les réseaux de neurones artificiel), les SVM et les arbres de décision (J48).

Nous avons obtenus des résultats qui montrent de très grande similarité entre des travaux de la littérature pour les réseaux de neurones. Les approches proposées donnent des résultats très satisfaisants avec un taux de classification égal à 100% pour la reconnaissance des EEG critiques pour MLP et SVM.

La poursuite des travaux en vue de l'amélioration des résultats est très importante. Ces améliorations pourraient concerner le traitement (détection des pointes et oscillations, filtrage, classification, localisation des sources). Nous proposons dans les futures recherches d'ajouter d'autres paramètres (ou combinaisons) pourraient être extraits de la modélisation afin d'améliorer les performances de la détection signaux EEG, la combinaison entre différents classifieurs ou l'application des méthodes d'optimisation, introduire des nouvelles bases ou augmenter le nombre des signaux EEG dans la base de données.

Annexe

1. Introduction :

Après avoir établi une étude sur la détection automatique des crises épileptiques, des logiciels ont été utilisés pour tester les algorithmes proposés et afficher les résultats obtenus par les différents classificateurs dans notre travail.

2. Outils de programmation :

GUIDE MATLAB :

GUIDE est les outils MATLAB utilisateur graphique de développement d'interface environnement, fournit un ensemble d'outils pour créer des interfaces utilisateur graphiques (GUI). Ces outils simplifient le processus de programmation mise en page des composants sur un chiffre. La taille de la figure et l'alignement et l'espacement des composants sur la figure peut être ajusté à l'aide des outils intégrés dans le guide. Cet outil permet à un programmeur de la mise en page de l'interface graphique, la sélection et l'alignement des composants de l'interface graphique pour être placés en elle.

- ✓ Décomposer les signaux par la DWT.

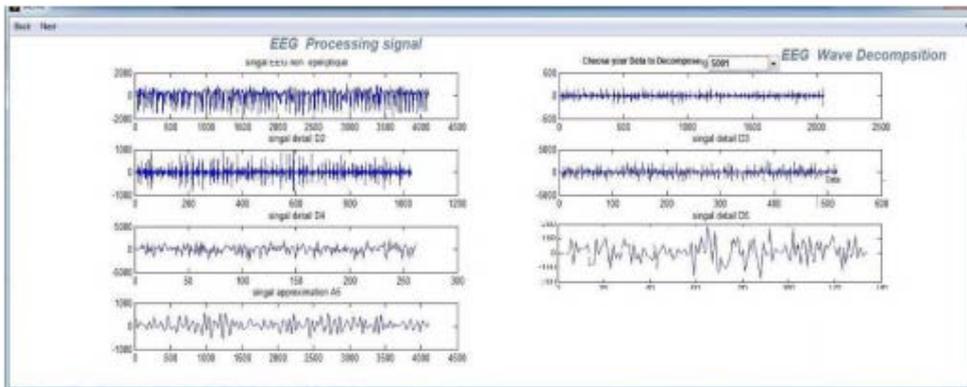


Figure -1 : Fenêtre prétraitement des données.

- ✓ Caractérisation et extraction des paramètres :

Cette fenêtre permet de : Afficher la base des données caractérisées

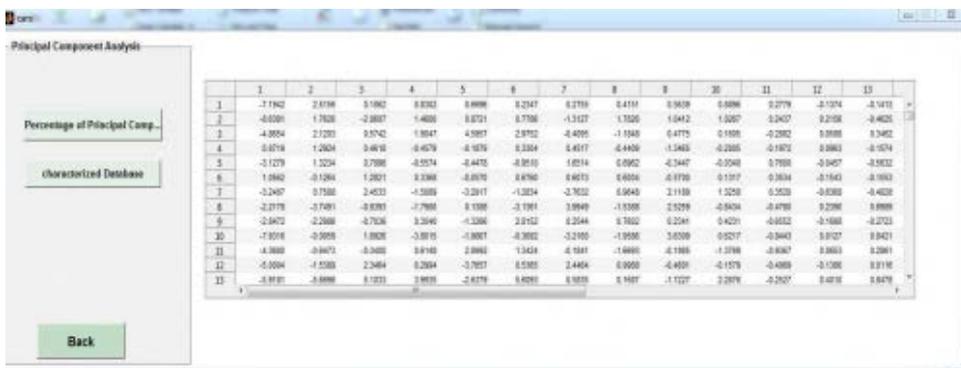


Figure -2 : Fenêtre Caractérisation et extraction des paramètres

3. Classification :

❖ Introduction :

Weka est un logiciel qui implémente plusieurs algorithmes d'apprentissage accessibles via une interface graphique ou d'une librairie Java. Cet outil a été développé par une équipe de chercheurs de l'université de Waikato en Nouvelle-Zélande et est disponible gratuitement (licence GNU) à l'adresse suivante.

❖ Utilisation de l'interface graphique de Weka :

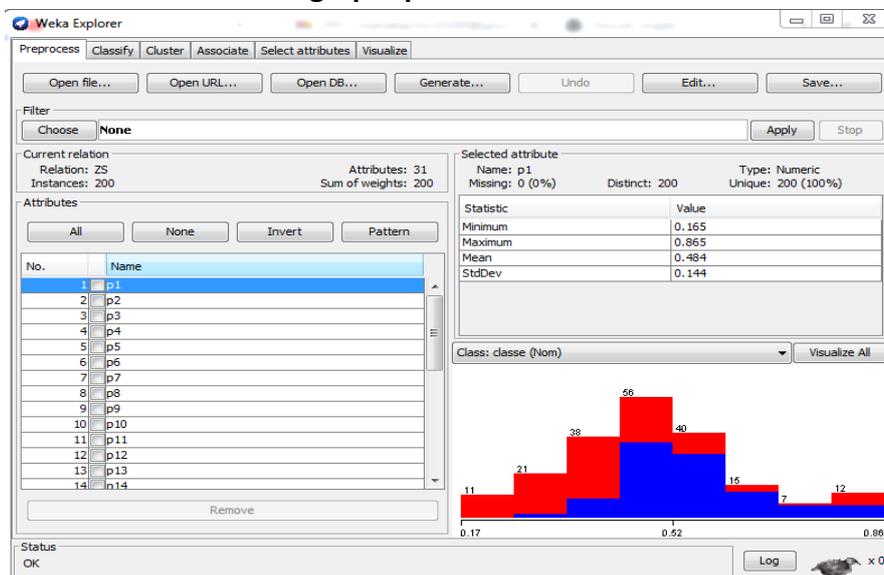


Figure -3 : Chargement d'une base de données sur weka

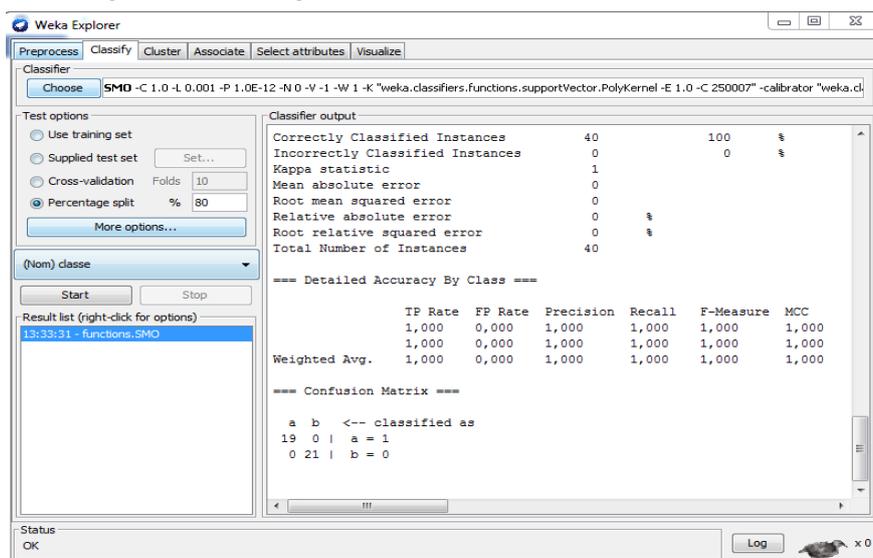


Figure -4 : Phase d'apprentissage et test(SVM)

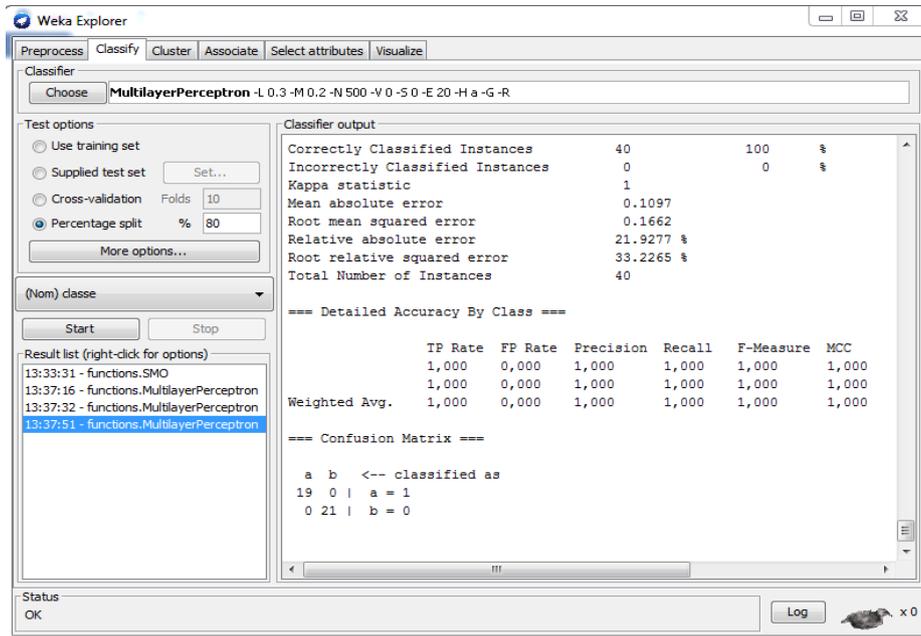


Figure -5 : Phase d'apprentissage et test (MLP).

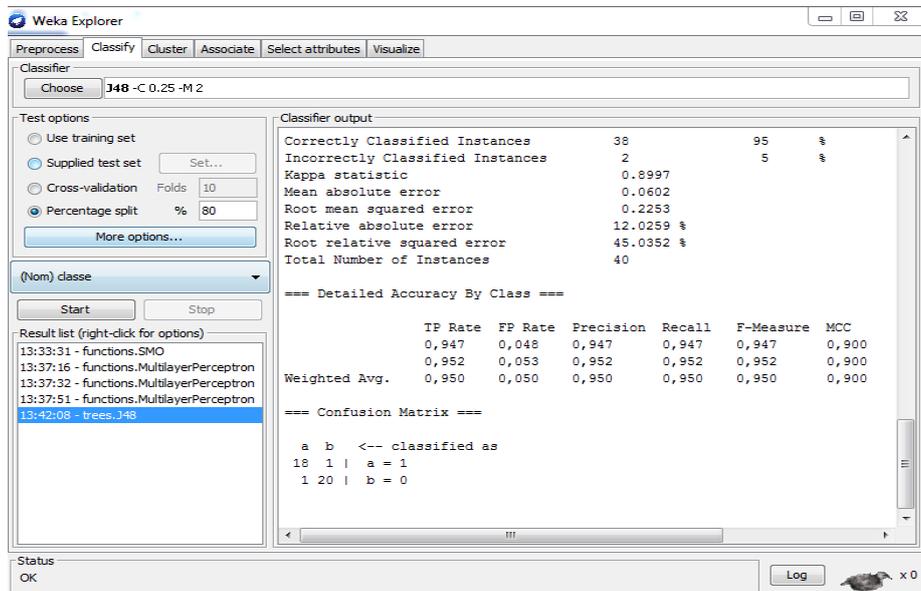


Figure -6 : Phase d'apprentissage et test (J48).

Weka est un logiciel libre de datamining développé en java par l'université de Waikato et publié sous licence GNU (General Public License). Il est utilisé par les data scientist a des fins d'analyse de données .il présente de nombreux avantages tels que la gratuité, portabilité, la facilité d'utilisation et enfin une large collection de modèles de machine Learning ce qui nous a permet d'avoir des meilleur résultats.

Bibliographie

- [1] Beatty, Jackson. (2001). *The Human Brain: Essential of Behavioral Neuroscience*. Thousand Oaks, California; London: Sage Publications, Inc.
- [2] Anatomical Description of the Human Head <http://alexandria.tue.nl/repository/books/642185.Pdf>.
- [3] Kolb, B. ET Wishaw, I. (2002). *Cerveau et comportement*. De Boeck Universite.
- [4] Westen, D. et Garitte, C. (2000). *Psychologies : Pensée, cerveau et culture*. De Boeck Universite.
- [5] Amicus-Visual-Solutions (2009). lobes of the brain .Http://www.Amicusvisualsolutions.Com/cgi-bin/reference.Cgi?Topic=0711093_BrainLobes.
- [6] Kamal, A. (2012). 'Caractérisation du cerveau humain : application à la biométrie', Thèse De doctorat traitement De signal et de l'image, Mathématique et Science et Technologies de L'information et de la Communication, université Paris Est.
- [7] Arnaud, M. (2010) 'Caractérisation de la relation structure-fonction dans le cerveau humain À partir de données D'IRM fonctionnelle et de diffusion : méthodes et applications cognitive Et clinique'. Neurosciences Université Nice Sophia Antipolis
- [8] Belaid, B. (2014) 'Etude et réalisation d'un système d'acquisition temps réel des signaux EEG&EMG', Master En Electronique Biomédicale, Département Génie Biomédical, Faculté De technologie, université de Tlemcen, Algérie.
- [9] <https://fr.wikipedia.org/wiki/Prosencéphale>.
- [10] Michaël Lamy. Modélisation mécanique du cerveau de rat : Application au traumatisme Cérébral. Thèse de doctorat. Institut de Mécanique des Fluides et des Solides, CNRS-FRE 3240, Strasbourg, 2011. p21-24.
- [11] https://fr.wikipedia.org/wiki/Système_limbique.
- [12] <https://fr.wikipedia.org/wiki/Mésencéphale>.
- [13] Williams, R.W. et Herrup, K. (1988). The control of neuron number. *Annual Review Of Neuroscienc*, 11:423-453.
- [14] RebecaRomo-Vazquez. Contribution à la détection et à l'analyse des signaux EEG Épileptiques : débruitage et séparation de sources. Traitement du signal et de l'image. Thèse de Doctorat. Institut National Polytechnique de Lorraine - INPL, 2010. p 7-14.
- [15] Eating-Disorder-Institute(2009). *Eatingdisorder*. <http://www.eatingdisorderinstitute.com/?tag=neuroplasticity>.
- [16] Geoffray, A. (2005) 'Méthodes de traitement d'image appliquées au problème inverse en magnéto-électroencéphalographie.', Thèse de doctorat en informatique, Ecole National des Pont et des Chaussé.
- [17] André, H. (2010) 'EEG signal processing and emotiv's neuro headset'. Thèse de Baccalauréat, Université Technique de Darmstadt.
- [18] Adam, C., Arzimanoglou, M., ans Baulac, A., Bendriem, B., Biraaben, A., Chiron, C., Dupont, S., Hirsch, E., Marescaux, C., Semah, F. et al. (2000). *Epilepsies, de la clinique aux examens complémentaires : les méthodes* (Tome 1). Expressions Santé éditions.
- [19] Nunez, P. et Srinivasan, R. (2006). *Electric fields of the brain: the neurophysics of EEG*. Oxford University Press, USA.
- [20] Organisation mondiale de la santé, [cité mai 2015]. <http://www.who.int/fr/>
- [21] Larousse medical, sous la direction du professeur A. Domart et du docteur J. Bourneuf, 1989.
- [22] Matthieu Caparos : Analyse automatique des crises d'épilepsie du lobe temporal à partir des EEG de surface. Traitement du signal et de l'image. Institut National Polytechnique de Lorraine - INPL, 2006. Français.
- [23] Trachsler-Salzman, Annick. Caractérisation de nouveaux variants génétiques Dans les convulsions fébriles et syndromes associés. Thèse de doctorat : Univ. Genève et Lausanne, 2008, no. Neur. 29, p 20, 21, 22.
- [24] <http://www.creapharma.ch/epilepsie.htm>.
- [25] Alvarez Vincent, Beucler Marc, Borges Helder, Tapparell Ludovic. L'épilepsie; p 19; 2004.

- [26] P. Thomas and A. Arzimanoglou. *Epilepsies*. Paris: Masson, 2000.
- [27] *Epilepsies*. Pierre Jallon (Auteur), 2007.
- [28] <http://www.caducee.net/DossierSpecialises/neurologie/epilepsie.asp>
- [29] http://www.doctissimo.fr/html/sante/encyclopedie/sa_986_.htm
- [30] Antonia Pérez-Martin, Iris Schuster, Michel Dauzat, *Electroencéphalogramme*. Faculté de Médecine Montpellier-Nîmes, Novembre 2006.
- [31] Sanel, S. et Chambers, J. (2007). *EEG signal processing*. WileyInterscience
- [32] Vespignani, H. (1998). *L'EEG de la technique à la clinique*. Novartis, p42-45
- [33] W. J. Freeman: *The physiology of perception*. *Sci Am*, 264(2):78-85, Feb 1991.
- [34] F. Crick ET C. Koch: *Towards a neurobiological theory of consciousness*. *Seminars in the Neurosciences*, 2:263-275, 1990.
- [35] S. Zeki: *The visual image in mind and brain*. *Sci Am*, 267(3):68-76, Sep 1992.
- [36] A. Engel ET W. Singer: *Temporal binding and the neural correlates of sensory Awareness*. *Trends CognSci*, 5(1) :16-25, Jan 2001.
- [37] Mohamed Tahar Haddad, *Anticipation des crises d'épilepsie temporelle combinant des Méthodes statistiques et non-linéaires d'analyse d'électroencéphalographie*. Université du Québec en Outaouais, 2014.
- [38]Sarma, S. V., Eden, U. T., Cheng, M. L., et al. (2010). *Using point process models to compare neural spiking activity in the subthalamic nucleus of Parkinson's patients and a Healthy primate*. *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 57, no. 6, pp. 1297-305.
- [39]Jonathan J. Halford. 2009. *Computerized epileptiform transient détection in the scalp Electroencephalogram: Obstacles to progress and the example of computerized ECG Interpretation*. *ClinicalNeurophysiology*, vol. 120, n°1 1, November, p. 1909-1915.
- [40] Jasper, H. (1958). *The ten-twenty electrode system of the International Federation for Electroencephalography*. *Electroencephalography and ClinicalNeuropsychology*, 10:371– 375.
- [41] Hugo Velez-Perez. *Localisation et caractérisation du déroulement de la crise d'épilepsie Temporelle*. *Sciences de l'ingénieur [physics]*. Thèse de doctorat.Institut National Polytechnique de Lorraine - INPL, 2010. P9.
- [42] Bourien, J. (2003).*Analyse de distributions spatio-temporelles de transitoires dans les Signaux vectoriels. Application à la détection-classification d'activités paroxystiques Intercritiques dans des observations EEG*. Thèse de doctorat, Université Rennes 1, France.
- [42] Subasi, A., M. Akin, K. Kiymik, et O. Eroglu (2005). *Automatic recognition of Vigilance State by using a wavelet-based artificial neural network*. *Neural Comput and Applic* 14, 45–55.
- [43] Dumas, J. (2001) 'L'analyse Temps – Fréquence', 01dB-STELL (Groupe MV Technologies) pp.1–40.
- [44] Laurent Vezard ; Pierrick Legrand ; Marie Chavent ; Frédérique ; FaïtAïnseba JulienClauzel. *Classification de données EEG par algorithme évolutionnaire pour L'étude d'état de vigilance*. IMB, UMR CNRS 5251 ET INRIA Bordeaux Sud-Ouest, France. Université ; Bordeaux Segalen, France.
- [45] Youssef Ben Taleb, *Analyse par ondelettes des signaux sismiques : Applications aux ondes de surface*, Thèse de doctorat (Mai 2007).
- [46]Montaine Bernard. *Méthodologie d'analyse des synchronisations neuronales dans les Signaux EEG à l'aide de graphes d'informations temps-fréquence*. Thèse doctorale de université de Poitiers (Avril 2002) ; pages 39–41.
- [47] Debbal, S, M(2004) 'Analyse du signal Phonocardiogramme par Application des Transformées d'Ondelettes' thèse de doctorat d'état université Aboubeker Belkaid Tlemcen.
- [48]Jacky, D. (2001) ' L'analyse temps – fréquence' 01dB-STELL Groupe MVI technologies.
- [49] Mallat, S. *A wavelet tour of signal processing*, Academic Press, second edition, 1998.
- [50] Strang, G. et T. Ngguyen. *Wavelets and Filter Banks*, Wellesley-Cambridge press, 1996.
- [51] Abid Tarek. *Analyse du signal ECG par les ondelettes*, 2008.

- [52] Laurent Vézard, “ Réduction de dimension en apprentissage supervisé. Applications À etude de l’activité cerebral “, P 42-67-70-71, Univ Bordeaux, 2013.
- [53] Li, Z., Zhang, X., Mohua, G. A. and Vassili, K. (2018) ‘Artificial Neural Networks (ANNs) For Spectral Interference Correction Using a Large-Size Spectrometer and ANN-Based Deep Learning for a Miniature One’, Intech Open Science, chapter 12 pp. 227-248.
- [54] Michael, A. A. (2003) ‘the Handbook of Brain Theory and Neural Networks Second Edition, The Mit Press Cambridge, Massachusetts London, England, ISBN 0–262–01197–2.
- [55] Stefan, A.A. (2015) ‘An Introduction to Deep Learning’, A Thesis Submitted For the Degree of Bachelor of Science the Faculty of Engineering and Physical Sciences University Of
- [56] N.Pradhan.P.K.Sadasivan, and G.R.Arunodaya,”Detection of seizure activity in EEG by an artificial neural network: A preliminary study,”Compt. Biomed.Res., vol.29, pp.330- 313, 1996.
- [57] V.Srinivasan, C, Eswaran, and N.Sriaan,” Artificial Neural Network based Epileptic detection using time domain and frequency domain features “, J.Med, syst., vol.29 (6), 2005, pp.647-60.
- [58] N. Kannathal, M.L. Choo, U.R.Acharya, and P.K. Sadasivan,” Entropies for detection of epilepsy in EEG”, Comput. Meth.Prog. Biomed., vol. 80 (3), 2005, pp.187-94.
- [59] K.Polat, and S.Gunes,” Classification of epileptiform EEG using a hybrid system based on decision tree classifier and fast Fourier transform”, Appl.Math.Comput. vol.32 (2), 2007. pp. 625-31.
- [60] A.Subasi,” Signal classification using wavelet feature extraction and a mixture of expert model”, Exp. Syst. Appl., vol.32 (4), 2007, pp.1084-93.
- [61] A.T.Tzallas, M.G.Tsipouras, D.I.Fotiadis,”A time – frequency based method for the detection of Epileptic Seizures in EEG Recordings”. Twentieth IEEE International Symposium on computer – Based medical systems (CBMS-07), 2007.
- [62] A.T.Tzallas, M.G.Tsipouras, D.I.Fotiadis,”Epileptic seizure detection in EEGs using time – Frequency analysis, IEEETras.Inf.Technol.Biomed” vol.13, no.5, pp.703710.Sep.2009.
- [63] M.V.Bedeeuzzaman, Farooq, and Y.U.Khan,”Automatic seizure detection using higher order Moments, in Proc.Int.onf.RecentTrendsInf, Telecomm.Comput. 2010, pp.159-163.
- [64] T.Fathima, Y.U.Khan, M.Bedeeuzzaman, and O.Farooq,” Discriminant analysis for epileptic Seizure detection,”in Proc.Inf.Conf.Devices Commun., 2011, pp.1-5.
- [65] J.D. Dhande, Dr. S. M.Gulhane. Neural Networks Design for Classification of Epilepsy EEG Signals. International Journal of Science and Research (IJSR) ISSN (Online): 2319-7064 Index Copernicus Value (2013): 6.14 | Impact Factor (2013): 4.438, Volume 4 Issue 5, May 2015.
- [66] L.M. Patnaika. Epileptic EEG detection using neural networks and post classification, computer methods and programs in biomedicine 9 1 - 100–109, (2008)
- [67] Kavita Mahajan, Classification of EEG using PCA, ICA and Neural Network ,International Journal of Engineering and Advanced Technology ,Volume-1, Issue-1, October (2011)
- [68] Payam Emami Khoonsari and AhmadReza Motie, "A Comparison of Efficiency and Robustness of ID3 and C4.5 Algorithms Using Dynamic Test and Training Data Sets" International Journal of Machine Learning and Computing, Vol. 2, No. 5, October 2012.
- [69] Caruana R, Niculescu-Mizil A. "An empirical comparison of supervised learning algorithms". Proceedings of the Twenty-Third International Conference; New York: ACM; pp. 161–168. 2003.

[70] Gareth James, Daniela Witten, Trevor Hastie and Robert Tibshirani, “An Introduction to Statistical Learning”. New York: Springer. p. 315. ISBN 978-1- 4614-7137-0, 2015.

[71] Letham, Ben; Rudin, Cynthia; McCormick, Tyler; Madigan, David "Interpretable Classifiers Using Rules And Bayesian Analysis: Building A Better Stroke Prediction Model". *Annals of Applied Statistics*. 9: pp1350–1371. 2015.