



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 : BOUZIDI Wafaa

ANALYSE ET TRAITEMENT DU SIGNAL ELECTROENCEPHALOGRAMME

Soutenu le 2021 devant le Jury

M.	KERAI S	Université de Tlemcen	Président
M.	BENALI Redhwane	Université de Tlemcen	Encadreur
M.	HAMZA CHERIF Lotfi	Université de Tlemcen	Examineur

Année universitaire 2020-2021

REMERCIEMENTS

Tout d'abord je tiens à remercier ALLAH le tout puissant de m' avoir donné la santé, la volonté, le courage et la patience pour mener à terme ma formation et pourvoir réaliser ce travail de recherche.

En guise de reconnaissance, je tiens à remercier, très sincèrement, les Professeurs responsables de la formation Master GBM, j'ai eu l'honneur et la chance de bénéficier de ses connaissances et compétences, de ses précieux conseils et de ses suivis tout au long de Mon parcours académique. Ses sens élevé du devoir, le fait d'être toujours montré à l'écouté ainsi que ses rigueurs scientifiques impose l'estime et le respect . je vous remercie infiniment .

Mes remerciements s'adressent particulièrement au Docteur BENALI Redhwane, pour son encadrement de qualité, sa motivation professionnelle, ses conseils et critiques constructives, ses corrections, sa gentillesse et sa patience ainsi pour le temps qu'il a consacré à la réalisation de ce travail.

Je tiens à remercier les membres du jury pour leur présence, pour leur lecture attentive de ce mémoire, ainsi que pour les remarques qu'ils m'adresseront lors de cette soutenance afin d'améliorer mon travail. Ainsi mes enseignants, espérant que vous allez voir, dans ce manuscrit, les fruits du dévouement avec lequel vous avez fait preuve durant les enseignements que vous nous avez prodigué.

De peur d'en avoir oublier, je souhaite remercier tous ceux qui ont contribué de près ou de loin à l'élaboration de ce mémoire ainsi qu'à la réussite de ce parcours universitaire.



Dédicace :

Je dédie entièrement ce travail à mon père et à ma mère, mes piliers, mes exemples, mes premiers supporteurs et ma plus grande force. Merci pour votre présence, votre soutien, votre aide financière, et surtout votre amour, merci de n'avoir jamais douté de moi. Tout ce que j'espère, c'est que vous soyez fiers de moi aujourd'hui.

À mes âmes sœurs et mes meilleures amies *Ines* et *Abir*, qui depuis des années m'encouragent me comprennent et ont toujours été à mes côtés , que dieu leur donne du bonheur, santé et réussite .

À tous ceux qui m'aiment... je les remercie tous.



RESUME

Le signal électroencéphalogramme (EEG) est très largement utilisé comme l'un des outils les plus importants dans la pratique clinique afin d'évaluer l'état neurologiques des patients.

Il représente les variations de l'activité électrique du cerveau en fonction du temps. 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 d'un réseau MLP 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, MLP, Classification, Réseau de neurones Transformée en ondelettes, DWT.

Abstract

The electroencephalogram (EEG) signal is widely used as one of the most important tools in clinical practice to assess the neurological status of patients.

It represents changes in the electrical activity of the brain as a function of time.

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), The classification, pathological,detection, epilepsy , wavelet decomposition , characterisation, MLP,DWT

ملخص

تُستخدم إشارة مخطط كهربية الدماغ (EEG) على نطاق واسع كأحد أهم الأدوات في الممارسة السريرية لتقييم الحالة العصبية للمرضى. يمثل الاختلافات في النشاط الكهربائي للدماغ كدالة للوقت. يعد تصنيف إشارات صعبة للغاية لطبيب الأعصاب. في هذا العمل، نقترح طريقة مساعدة تشخيصية للتعرف التلقائي على الصرع باستخدام التحلل المويجي لاستخراج العديد من معلمات التوصيف متبوعة بشبكة MLP لتصنيف مرضى الصرع. النتائج التجريبية التي تم الحصول عليها عن طريق اختبار النهج المقترح على تسجيلات EEG من قاعدة بيانات عالمية تظهر فعالية نهجنا

Table des matières :

Liste des Figures	
Liste des Tableaux	
Liste des Abréviations	
Introduction générale :	1
<u>CHAPITRE I : notions sur le cerveau</u>	2
Introduction	2
I. Le système nerveux :	3
II Le cerveau :	4
II.1 Cerveau droit - Cerveau gauche	4
II.2 Les lobes du cerveau :	6
II.3 Le Cortex	7
III. Structures profondes du cerveau	7
III.1 L'Hypothalamus :	8
III.2 La Glande pituitaire (Hypophyse) :	8
III.3 La Glande pinéale :	8
III.4 Le Thalamus	8
III.5 Ganglions de la base	8
III.6 Le Système limbique	8
IV. Ventricules et liquide céphalo-rachidien	8
V Le Crâne :	9
V.1 Les nerfs crâniens	10
V. 2 Les Méninges	11
V.I La vascularisation du cerveau	12
VII Les cellules du cerveau	13
VII.1 Les cellules nerveuses	13
VII.2 Les cellules gliales	14
Conclusion :	15
<u>CHAPITRE II :cellule nerveuse, EEG et état de l'art</u>	16
Introduction	16
I. Neurophysiologie des neurones	16
I.1 Anatomie des cellules nerveuses	16
I.1.1 Le corps cellulaire	17
I.1.2 Les dendrites	17
I.1.3 L'axone	18
I.2 Classification des neurones :	19
I.2.1 classification selon la morphologie	19
I.2.2 Classification des neurones selon la fonction	19
I.2.3 Classification des neurones selon le neurotransmetteur secrété :	20
I.3 Activité électriques des neurones	20
II. Electroencéphalographie	22
II.1 Généralités sur l'électroencéphalographie	22
II.2 Historique de l'électroencéphalographie	23
II.3 Disposition des d'électrode « le système standard 10-20 »	24
II.3.1 Positionnement des électrodes	26
II.4 Les rythmes cérébrales du cerveau	27

III Applications de l'électroencéphalographie	29
III.1 Etude de la maturation cérébrale normale et pathologique	29
III.2 Etude et exploration du sommeil	29
III.3 Exploration des troubles de vigilance, coma et mort cérébrale	30
III.4 Exploration des épilepsies	30
III.4.1 Diagnostic des crises et de syndrome épileptiques	30
III.4.2 Suivi d'un patient épileptique	31
III.5 Autres applications de l'EEG :	31
Conclusion	32
<u>CHAPITRE III : méthodologie et résultats</u>	
Introduction	33
I/- Littérature des applications EEG à l'épilepsie :	33
II/- Présentation du système de reconnaissances des épilepsies :	35
II.1/- Collection des données EEG	35
II.2 Prétraitement de données	38
II.2.1 Transformée en ondelettes	38
II.2.1.1 La transformée en ondelettes continue CWT	38
II.2.1.2 La transformée en ondelettes discrète DWT	39
II.2.1.3 L'analyse multi résolution	41
II.2.1.4 Choix des ondelettes	41
II.2.1.5 Décomposition du signal EEG :	42
II.3 Extraction des caractéristiques	44
II.4 Classification neuronale	45
II.4.1 Réseaux de neurones Artificiels	45
II.4.1.1 Neurone artificiel (formel)	45
II.4.1.2 Réseau de neurone MLP	47
II.4.2 Architecture du réseau MLP	48
II.4.3 Implémentation du réseau MLP	49
III Discussion des résultats	51
III.1 Paramètres statistiques pour l'évaluation des performances	51
III.2 Méthode de validation croisée k-fold	51
III.3 Résultats de classification	52
Conclusion	53
Conclusion générale	54
Références bibliographies	55

Liste des Figures

Figure 1.1 Système nerveux	2
Figure 1.2 Le schéma générale de l'encéphale	3
Figure 1.3 Les hémisphères gauche et droit du cerveau.	4
Figure 1.4 Les lobes dans chaque hémisphère du cerveau avec la localisation des différentes taches contrôlées par le cerveau.	5
Figure 1.5 : Les lobes du cerveau : frontal, pariétal, temporal et occipital.	5
Figure 1.6 : Le cortex contient des neurones (matière grise), qui sont reliés à d'autres zones du cerveau par des axones (matière blanche). Le cortex a un aspect plié.	6
Figure 1.7 : Le cortex a un aspect plié. Un pli est appelé gyrus et la vallée qui le sépare est un sulcus	7
Figure 1.8 : Coupe coronale montrant certaines des structures profondes du cerveau.	7
Figure 1.9 . Le LCR est produit à l'intérieur des ventricules, au plus profond du cerveau.	9
Figure 1.10 : Le cerveau est protégé à l'intérieur du crâne. Le crâne est formé de huit os.	9
Figure 1.11 : Vue des nerfs crâniens à la base du crâne avec le cerveau retiré.	10
Figure 1.12 : illustre les meninges qui protègent le cerveau.	11
Figure 1.13 : L'artère carotide commune remonte le long du cou et se divise en artères carotides interne et externe.	12
Figure 1.14 Vue de dessus du cercle de Willis.	12
Figure 1.15 Le système veineux du cerveau	13
Figure 1.16 : Les cellules nerveuses se composent d'un corps cellulaire, de dendrites et d'un axone	14
Figure 1.17 : Les cellules gliales	14
Figure 2.1 : les différentes parties du neurone	16
Figure 2.2 : Organites intracellulaires d'un neurone.	17
Figure 2.3 : schéma illustrant la connexion entre deux neurones	18
Figure 2.4 : Les différents types morphologiques des neurones	19
Figure 2.5 : Les cinq phases du potentiel d'action d'une cellule nerveuse,	21
Figure 2.6 : Signaux EEG de sujets sains provenant de 4 canaux différents.	22
Figure 2.7 : Système standard 10-20 vu de (A) à gauche et (B) au-dessus de la tête et (C) emplacement et nomenclature des électrodes intermédiaires [2.15].	26
Figure 2.8 : l'onde Delta d'une seconde	27
Figure 2.9 : l'onde Thêta d'une seconde	28
Figure 2.10 : l'onde Alpha d'une seconde	28
Figure 2.11 : l'onde Beta d'une seconde	29
Figure 2.12 : l'onde Gamma d'une seconde	29
Figure 3.1 : Le processus d'extraction de caractéristiques et classification de syndrome épileptique	35
Figure 3.2 : Segments EEG sélectionnés dans chacun des cinq ensembles (A–E).	37
Figure 3.3 Principe de l'algorithme de Mallat	39
Figure 3.4 . Décomposition par ondelettes	40
Figure 3.5 : décomposition en ondelette DWT pour EEG normal (a) et une EEG épileptique (b)	40
Figure 3.6 Schéma bloc de l'approche d'extraction de caractéristiques.	44
Figure 3.7 . Modèle du neurone formel artificiel	46
Figure 3.8 : Exemple d'un réseau de type PMC	48
Figure 3.9 . Algorithme d'apprentissage du réseau MLP.	50
Figure 3.10 : Procédure de la validation croisée "k-fold	51

Liste des Tableaux

Tableau I : le nom et la fonction principale des douze nerfs crâniens	10
Tableau 2.1 Concentrations ioniques dans un neurone typique de mammifère	20
Tableau 3.1 : Résumé de l'ensemble de la base de données d'électroencéphalographie (EEG) utilisée dans cette étude.	36
Tableau.3.2 : Liste de famille d'ondelette	41
Tableau 3.3 : Bandes de fréquences des signaux EEG avec décomposition en ondelettes à cinq niveaux.	42
Tableau 3.4 : les paramètres d'un signal EEG normal	45
Tableau 3.5 : les paramètres d'un signal EEG épileptique	45
Tableau 3.6 : Les fonctions d'activation	47
Tableau 3.7 Effet du nombre de neurones dans la couche cachée sur la performance du MLP	49
Tableau 3.8 : Matrice de confusion des données d'apprentissage (70%)	52
Tableau 3.9 : Matrice de confusion des données de test (30%)	52
Tableau 3.10 : Matrice de confusion des données par la validation croisée	52

LISTES DES ABREVIATION

Notions générales	Signification
EEG	L'électroencéphalographie
OMS	Organisation mondiale de la santé
SNC	Le système nerveux central
SNP	Le système nerveux périphérique
LCR	le liquide céphalo- rachidien
AVC	un accident vasculaire cérébral .
Acom	la artères communicantes antérieures .
Pcom	la artères communicantes postérieures
PEV	les potentiels évoqués visuels
PEA	les potentiels évoqués auditifs
PES	les potentiels évoqués sensitifs
ENG	Electroneurogramme
ECG	Electrocardiogramme
EOG	Electrooculogramme
EMG	Electromyogramme
BCI	Une interface neuronale directe
FFT	la transformée de Fourier rapide
APE	L'entropie de permutation approximative
fAPE	Approximation de Permutation floue
SVM	une Machine à Vecteurs de Support
PE	l'Entropie de Permutation
AR	Autorégressifs de Burg
LS-SVM	La SVM des moindres carrés
kNN	un classificateur des k-plus proches voisins .
EMD	La Décomposition en Mode Empirique
IMF	Fonctions de Mode Intrinsèque
SODP	L'aire d'ellipse du diagramme de différence de second ordre
WT	La transformée en ondelettes (Wavelet Transform)
CWT/ TOC	La transformée en ondelettes continue
DWT	La transformée en ondelettes discrète
PWT	La transformée en ondelettes en paquets
Var	Variance
Min	Minimum
Max	Maximum
MPL	Multi Layer Preceptron
ANN	Les réseaux de neurones artificiels
IRM	Imagerie par résonance magnétique

Introduction générale :

L'électroencéphalographie (EEG) est l'une des méthodes exploratoires les plus largement utilisées et les plus utiles pour diagnostiquer les pathologies cérébrales en médecine.

Examen non invasif, L'EEG mesure l'activité électrique du cerveau en employant des électrodes externes mises au contact du cuir chevelu.

L'activité électrique mesurée porte des informations sous forme d'ondes rythmiques. Ces derniers permettent de diagnostiquer plusieurs pathologies cérébrales et plus particulièrement les crises épileptiques.

Dans le monde, environ 50 millions de personnes en sont atteintes d'épilepsie selon l'OMS, ce qui en fait l'une des affections neurologiques les plus fréquentes. Le risque de décès prématuré chez les personnes atteintes d'épilepsie est près de trois fois plus élevé que dans la population générale.

Ce très grand nombre de patients atteints de crises épileptiques dans le monde indique le besoin d'une technique robuste de détection automatique de ces crises.

En pratique médical, pour détecter les épilepsies sur la base des signaux EEG, les spécialistes neurologues doivent observer des signaux EEG multicanaux à long terme, ce qui est fastidieux et encombrant. Par conséquent, un algorithme efficace pour détecter les crises basées sur des signaux EEG à long terme serait inestimable pour les neurologues.

L'EEG enregistre les activités électriques du cerveau contenant des informations liées à son fonctionnement. Divers paramètres de caractéristiques ont été proposés pour l'analyse des signaux EEG. Notamment, la plupart des méthodes existantes reposent sur la décomposition du signal EEG en plusieurs niveaux pour obtenir de meilleurs résultats de classification.

Dans cette étude, le signal EEG est décomposé en un ensemble de sous-signaux à partir desquels un certain nombre de caractéristiques statistiques sont extraites. Les crises épileptiques sont ensuite détectées à l'aide d'un réseau de neurones artificiels de type MLP.

Le présent manuscrit est reparti en trois chapitres :

✓ Le premier chapitre présente une étude approfondie consacré à l'anatomie du cerveau humain qui permet de mieux comprendre la nature et le fonctionnement de cet organe très important dans le contrôle du corps humain.

✓ Le deuxième chapitre est dédié à la présentation du fonctionnement neurophysiologique des cellules nerveuses pour arriver à comprendre l'origine et la nature des signaux électriques enregistrés par l'électroencéphalographie, et présente aussi quelques pathologies neurologiques typiques souvent illustrées dans un enregistrement EEG.

✓ Le troisième et dernier chapitre présente le travail réalisé dans ce projet pour la reconnaissance automatique des patients épileptiques et les illustre les résultats obtenus de classification à travers l'implémentation de l'algorithme proposé.

✓ Le document est terminé par une conclusion générale et des perspectives.

CHAPITRE I : notions sur le cerveau

Introduction :

Le cerveau est un organe très important qui contrôle toutes les fonctions du corps, interprète les informations du monde extérieur et incarne l'essence de l'esprit et de l'âme.

L'intelligence, la créativité, l'émotion et la mémoire sont quelques-unes des nombreuses fonctions liées au fonctionnement du cerveau.

Protégé à l'intérieur du crâne, le cerveau est composé du cerveau, du cervelet et du tronc cérébral.

Le cerveau reçoit des informations via nos cinq sens : la vue, l'odorat, le toucher, le goût et l'ouïe - souvent plusieurs à la fois.

Il assemble les messages d'une manière qui a un sens pour nous et peut stocker cette information dans notre mémoire.

Le cerveau contrôle nos pensées, notre mémoire et notre parole, les mouvements des bras et des jambes et le fonctionnement de nombreux organes de notre corps.

Le système nerveux central (SNC) est composé du cerveau et de la moelle épinière (voir figure 1.1). Le système nerveux périphérique (SNP) est composé de nerfs spinaux qui partent de la moelle épinière et de nerfs crâniens qui partent du cerveau (voir figure 1.1). C'est à travers ce très grand réseau de nerfs que notre cerveau contrôle et communique avec le reste du corps.

I. Le système nerveux :

Le système nerveux est un réseau très complexe de nerfs et de cellules nerveuses (appelées *neurones*) qui font circuler des signaux et des messages entre le cerveau et la moelle épinière vers différentes parties du corps dans les deux sens. Il est constitué du système nerveux central et du système nerveux périphérique.

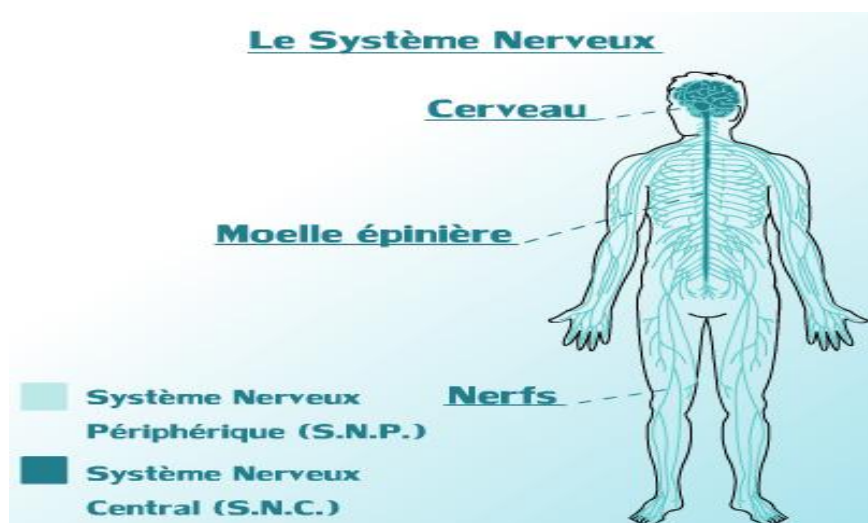


Figure 1.1 : Système nerveux

Le système nerveux central (SNC) est constitué par le cerveau et la moelle épinière. Le cerveau permet de contrôler la plupart des fonctions du corps, dont la perception, les mouvements, les sensations, les pensées, la parole et la mémoire. La moelle épinière est rattachée au cerveau au niveau du tronc cérébral et elle est protégée par les vertèbres, qui forment la colonne vertébrale. Les nerfs émergent de la moelle épinière pour se connecter les deux côtés du corps. La moelle épinière fait circuler les messages nerveux, leur permettant d'aller et venir entre le cerveau et les nerfs du reste du corps.

Le système nerveux périphérique (SNP) est la partie du système nerveux qui se trouve à l'extérieur du SNC. Il est formé par un réseau de nerfs et de ganglions qui échangent des signaux avec le système nerveux central SNC. Lui-même le système nerveux périphérique SNP est composé *du système nerveux somatique* et *du système nerveux autonome*. Le *système nerveux somatique* dirige les mouvements volontaires du corps (ceux que nous contrôlons, comme la marche). Le *système nerveux autonome* dirige les fonctions involontaires du corps (celles que le corps contrôle de lui-même, comme la respiration et la digestion).

A son tour le *système nerveux autonome* se subdivise en *système nerveux sympathique* et *système nerveux parasympathique*. Le *système nerveux sympathique* prépare le corps à des situations qui exigent de la force et une perception accrue ou qui éveillent la peur, la colère, l'excitation ou la gêne. Le *système nerveux sympathique* augmente la fréquence cardiaque, accélère la respiration tout en la rendant moins profonde, dilate les pupilles et stimule le métabolisme. À l'inverse, le *système nerveux parasympathique* a un effet apaisant sur le corps. Il permet à la fréquence cardiaque et à la respiration de revenir à la normale, aux pupilles de se rétrécir et au métabolisme de ralentir afin de préserver l'énergie. [Teplan, 02].

II Le cerveau :

Le cerveau est l'élément le plus élevé dans la hiérarchie fonctionnelle du système nerveux central. Il est spécialement développé chez l'être humain. Son poids moyen est de 1400 à 1800 grammes dont (il est constitué par 75% d'eau).

Il est l'organe le mieux protégé, d'une part parce qu'il baigne dans un liquide LCR (le liquide céphalo-rachidien) réduisant les effets des chocs et d'autre part car il est recouvert par 3 enveloppes (les méninges).

Il consomme 15 à 20% de l'énergie produite par l'organisme, essentiellement du glucose, sucre simple fournit par l'alimentation. Il est parcouru par un grand nombre de vaisseaux sanguins permettant un apport important en oxygène.

Le cerveau de l'être humain (l'encéphale, plus exactement) a trois parties principales. Ce sont le cervelet, le cerveau et le tronc cérébral comme illustré dans la figure 1.2. {1}

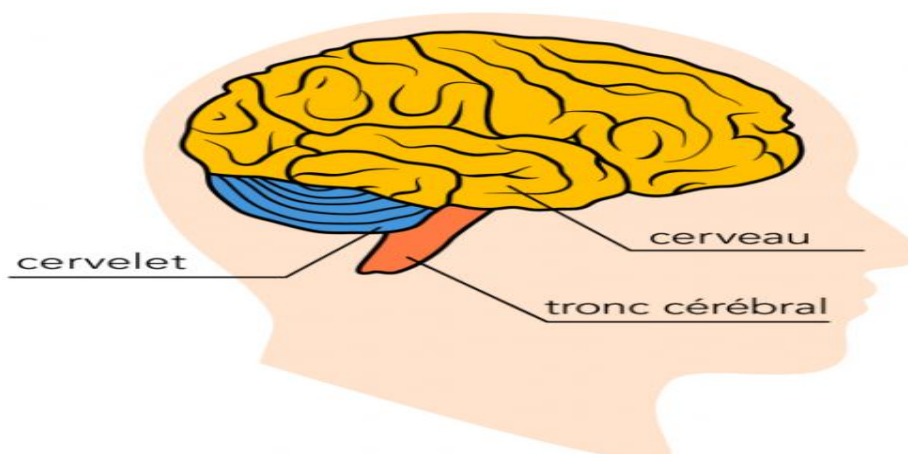


Figure 1.2 : Le schéma générale de l'encéphale
Il est composé de trois parties principales : le cerveau, le cervelet et le tronc cérébral.

- ✓ Le cervelet qui a un rôle de contrôler l'affinité des mouvements musculaires. Par exemple, il aide à contrôler l'équilibre, la posture et l'apprentissage moteur des mouvements.
- ✓ Le cerveau est la plus grande partie de l'encéphale, et il est composé des hémisphères gauche et droit. Il repose sur le cervelet et le tronc cérébral. Plusieurs fonctions essentielles de notre corps sont liées directement au fonctionnement du cerveau. Par exemple, le toucher, la vue, l'ouïe, le langage et la motricité. Mais aussi l'interprétation des émotions, la résolution des problèmes et l'apprentissage.
- ✓ Le tronc cérébral permet de relier la base du cerveau à la moelle épinière. Sa fonction réside dans la coordination de la communication entre le cerveau avec le reste du corps. Le tronc cérébral aide également à coordonner les actions involontaires comme la respiration et le rythme cardiaque.

II.1 Cerveau droit - Cerveau gauche

Le cerveau est divisé en deux parties : l'hémisphère droit et l'hémisphère gauche (comme illustré dans la figure 1.3). Ces deux hémisphères sont reliés par un faisceau de fibres, appelé corps calleux, qui transmet les messages d'un côté à l'autre.

Chaque hémisphère contrôle le côté opposé du corps. Si un accident vasculaire cérébral (AVC) se produit sur le côté droit du cerveau, le bras ou la jambe gauche peut être faible ou paralysé.

Toutes les fonctions des hémisphères ne sont pas partagées. En général, l'hémisphère gauche contrôle la parole, la compréhension, l'arithmétique et l'écriture. L'hémisphère droit contrôle la créativité, la capacité spatiale, les compétences artistiques et musicales. L'hémisphère gauche est dominant dans l'utilisation des mains et le langage chez environ 92 % des personnes

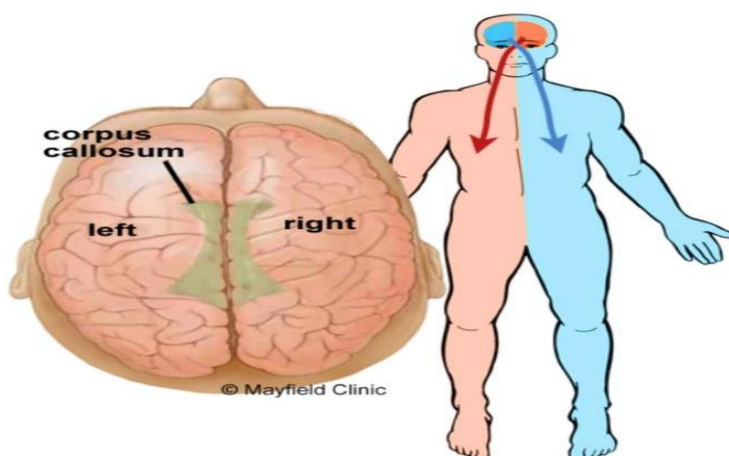


Figure 1.3 Les hémisphères gauche et droit du cerveau.
L'hémisphère droit contrôle les mouvements de la partie gauche du corps humaine et vis versa.

Les deux hémisphères du cerveau sont reliés par des fibres nerveuses du corps calleux (en anglais : corpus callosum) comme illustré dans la figure 1.3

II.2 Les lobes du cerveau :

Les hémisphères cérébraux ont des fissures distinctes, qui divisent le cerveau en lobes. Chaque hémisphère possède 4 lobes : frontal, temporal, pariétal et occipital (voir la figure 1.4).

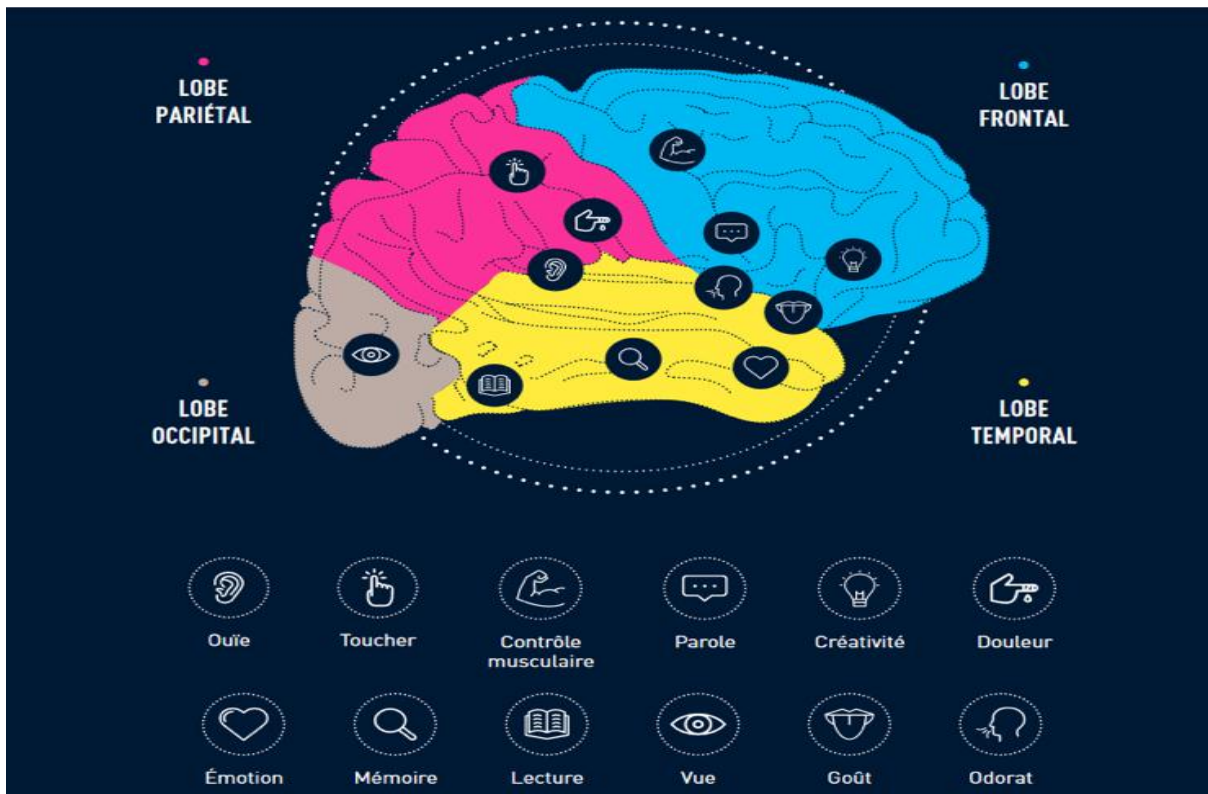


Figure 1.4 Les lobes dans chaque hémisphère du cerveau avec la localisation des différentes tâches contrôlées par le cerveau.

A son tour chaque lobe peut être divisé en plusieurs zones qui remplissent des fonctions très spécifiques (voir la figure 1.5). Il est important de comprendre que chacun des lobes du cerveau ne fonctionne pas seul. Il existe des relations très complexes entre les lobes du cerveau et entre les deux hémisphères droit et gauche. [2],

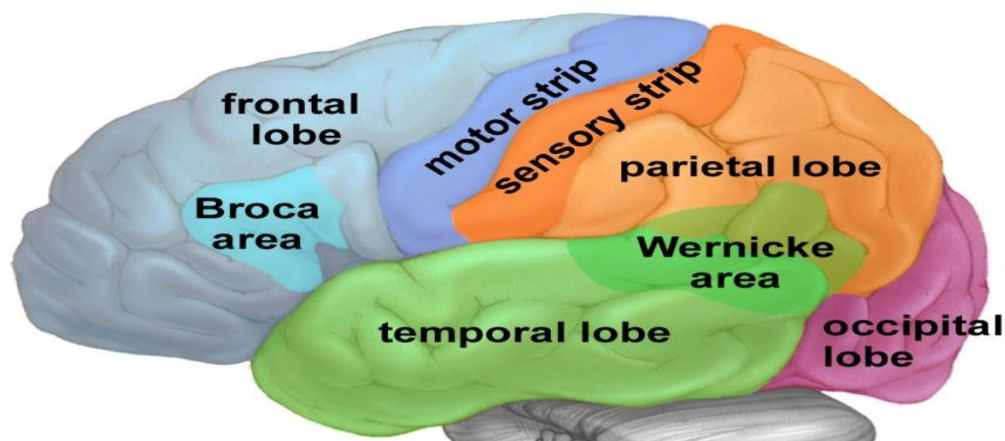


Figure 1.5 : Les lobes du cerveau : frontal, pariétal, temporal et occipital.

1. Le Lobe frontal

Ce lobe se trouve à l'avant du cerveau. Il est responsable des actions comme :

- La Personnalité, le comportement, la critique et le jugement.
- La planification et la résolution de problèmes.
- Les sensations et les émotions.
- L'intelligence, la concentration et la conscience de soi.

Le lobe frontal comprend également l'**aire motrice** (en anglais : motor strip). Cette région du cerveau aide à contrôler les mouvements du corps.

Le lobe frontal contient une zone responsable du contrôle de la parole (l'**aire de Broca**).

2. Le Lobe pariétal

Ce lobe se situe dans la partie arrière du cerveau. Il se trouve juste derrière le lobe frontal et devant le lobe occipital. Le lobe pariétal est responsable de l'**information proprioceptive** (la perception des mouvements du corps dans l'espace).

Le lobe pariétal contient également l'**aire sensitive** (en anglais : sensory strip). Cette région du cerveau aide à ressentir des choses comme :

- Le sens du toucher, de la douleur, de la température
- L'interprétation de la vision, l'ouïe, les sensations et la mémoire.

3. Le Lobe occipital

Ce lobe est situé complètement à l'arrière du cerveau. Il renferme le **cortex visuel** qui vous permet d'interpréter la couleur, la lumière et le mouvement. Les deux côtés du cortex visuel traitent les images de façon **controlatérale**, ce qui signifie que les images perçues par votre œil droit sont traitées dans le cortex visuel du côté gauche de votre cerveau et vice-versa.

4. Le Lobe temporal

Le **lobe temporal** est situé dans la région du cerveau que les gens appellent communément les tempes. Ce lobe est responsable de :

- L'audition et l'apprentissage,
- La mémoire
- L'ordonnancement et l'organisation

Le lobe contient également l'**aire Wernicke** qui est une zone responsable de la compréhension du langage.

II.3 Le Cortex

La surface du cerveau s'appelle le cortex. Il a un aspect plié avec des collines et des vallées. Le site cortex contient 16 milliards de neurones (le cervelet en compte 70 milliards = 86 milliards au total). Qui sont disposés dans des couches spécifiques. Les corps des cellules nerveuses colorent le cortex en gris, ce qui lui vaut son nom de matière grise comme illustrée dans la figure 1.6. Sous le cortex se trouvent de longues fibres nerveuses (axones) qui relient les zones du cerveau entre elles et elle est appelée matière blanche. [3]

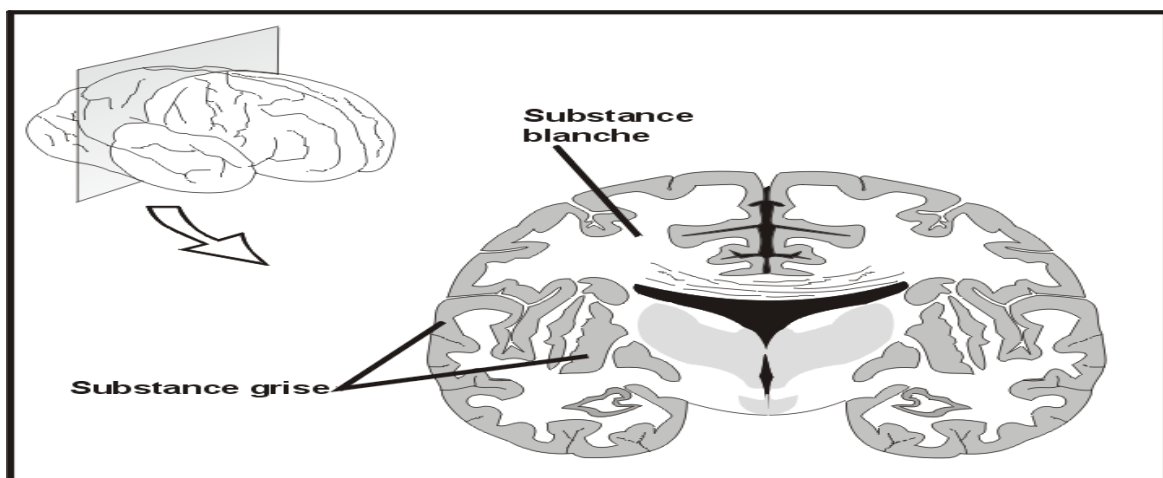


Figure 1.6 : Le cortex contient des neurones (matière grise), qui sont reliés à d'autres zones du cerveau par des axones (matière blanche). Le cortex a un aspect plié.

Le repli du cortex augmente la surface du cerveau, ce qui permet à un plus grand nombre de neurones de tenir à l'intérieur du crâne et d'assurer des fonctions supérieures. Chaque pli est appelé gyrus, et chaque sillon entre les plis est appelé sulcus (voir la figure 1.7). Il existe des noms pour les plis et sillons qui aident à définir les régions spécifiques du cerveau. [3]

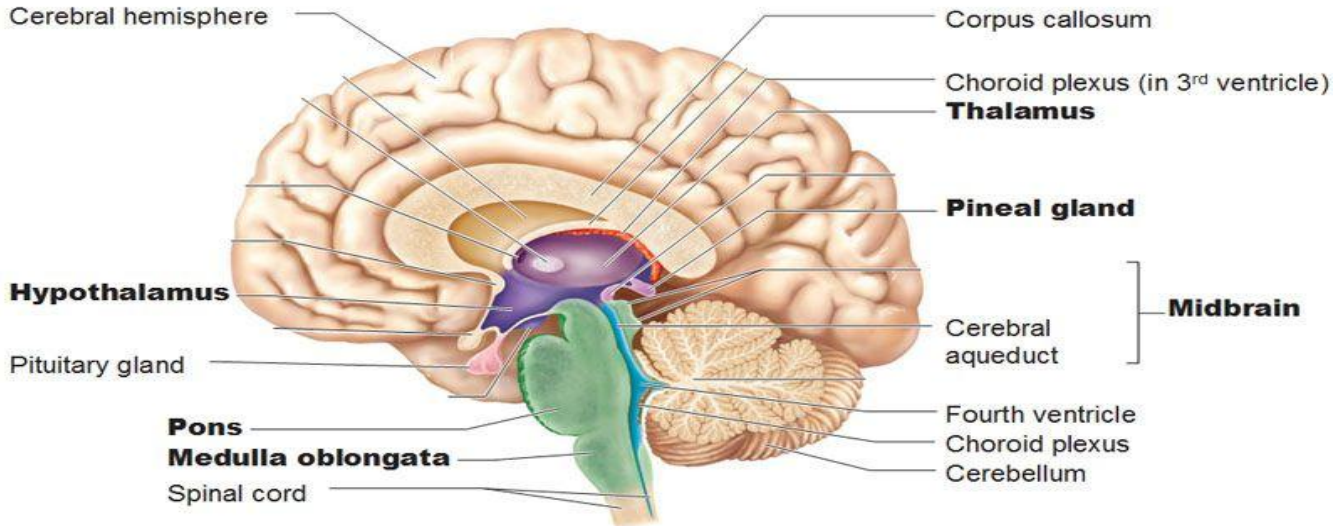


Figure 1.7 : Le cortex a un aspect plié. Un pli est appelé gyrus et la vallée qui le sépare est un sulcus

III. Structures profondes du cerveau

Des voies appelées trajets de la substance blanche relient les zones du cortex les unes aux autres. Les connexions peuvent être faites d'un gyrus à l'autre, d'un lobe à l'autre, d'un côté du cerveau à l'autre, et même vers des structures profondes du cerveau comme illustré dans la figure 1.8.[4]

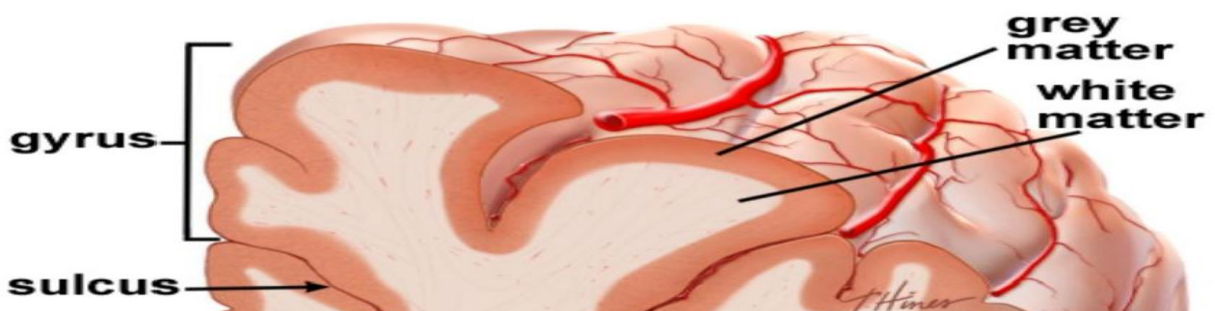


Figure 1.8 : Coupe coronale montrant certaines des structures profondes du cerveau.

III.1 L'Hypothalamus :

Il est situé dans le plancher du troisième ventricule et il contrôle principalement le système autonome. Il joue un rôle dans le contrôle des comportements tels que la faim, la soif, le sommeil et la réponse sexuelle. Il régule également la température corporelle, la pression artérielle, les émotions et la sécrétion d'hormones.

III.2 La Glande pituitaire (Hypophyse) :

Elle se situe dans une petite poche osseuse à la base du crâne appelée selle turcique. L'hypophyse est reliée à l'hypothalamus du cerveau par la tige pituitaire. Connue sous le nom de « glande maîtresse », elle contrôle les autres glandes endocrines du corps. Il sécrète des hormones qui contrôlent le développement sexuel, favorisent la croissance osseuse et musculaire et répondent au stress.

III.3 La Glande pinéale :

Elle est située derrière le troisième ventricule. Il aide à réguler l'horloge interne du corps et les rythmes circadiens en sécrétant de la mélatonine. Il a un certain rôle dans le développement sexuel.

III.4 Le Thalamus

Il sert de relais pour presque toutes les informations qui vont et viennent au cortex. Il joue un rôle dans la sensation de douleur, l'attention, la vigilance et la mémoire.

III.5 Ganglions de la base

Il comprend le caudé, le putamen et le globus pallidus. Ces noyaux travaillent avec le cervelet pour coordonner les mouvements fins, tels que les mouvements du bout des doigts.

III.6 Le Système limbique

Il est le centre de nos émotions, de notre apprentissage et de notre mémoire. Inclus dans ce système sont les gyri cingulaires, l'hypothalamus, l'amygdale (réactions émotionnelles) et l'hippocampe (mémoire).

IV. Ventricules et liquide céphalo-rachidien

Le cerveau possède des cavités creuses remplies de liquide LCR appelées ventricules (comme illustrée dans la figure 1.9). [5]

À l'intérieur des ventricules se trouve une structure en forme de ruban appelée plexus choroïde, qui rend le liquide céphalo-rachidien (LCR) incolore et clair. Le liquide LCR circule à l'intérieur et autour du cerveau et de la moelle épinière pour aider à les protéger des blessures. Ce liquide circulant est constamment absorbé et renouvelé.

Il y a deux ventricules profonds dans les hémisphères cérébraux appelés les ventricules latéraux (V1 et V2). Ils sont reliés au troisième ventricule V3 par une ouverture séparée appelée le foramen de Monro. Le troisième ventricule est relié au quatrième ventricule par un long tube étroit appelé l'aqueduc de Sylvius. (Voir la figure 1.9)

À partir du quatrième ventricule, le LCR s'écoule dans l'espace sous-arachnoïdien où il baigne et couvrent le cerveau. Le LCR est recyclé (ou absorbé) par des structures spéciales dans le sinus sagittal supérieur appelées villosités arachnoïdiennes.

Un équilibre est maintenu entre la quantité de LCR qui est absorbée et celle qui est produite. Une perturbation ou un blocage du système peut provoquer une accumulation de LCR, ce qui peut provoquer un élargissement des ventricules (hydrocéphalie) ou une accumulation de liquide dans la moelle épinière (syringomyélie).

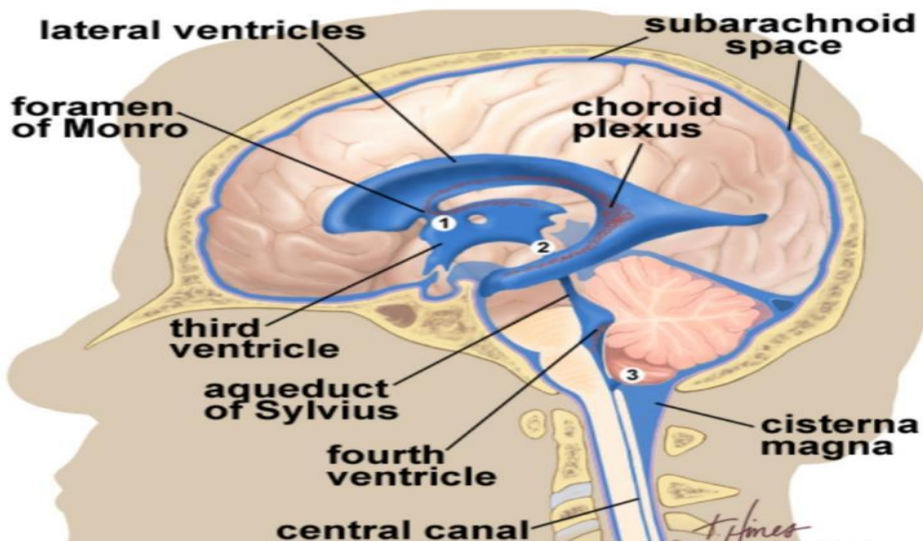


Figure 1.9. Le LCR est produit à l'intérieur des ventricules, au plus profond du cerveau.

V Le Crâne :

Le rôle du crâne osseux est de protéger le cerveau contre les blessures. Le crâne est formé de 8 os qui fusionnent ensemble le long de lignes de suture. Ces os comprennent l'os frontal, les deux os pariétaux, les deux os temporaux (2), l'os sphénoïde, l'os occipital et l'os ethmoïde (voir la figure 1.10).

Le visage est formé de 14 os appariés comprenant le maxillaire, le zygomatique, le nasal, le palatin, le lacrymal, les cornets nasaux inférieurs, la mandibule et le vomer.[6]

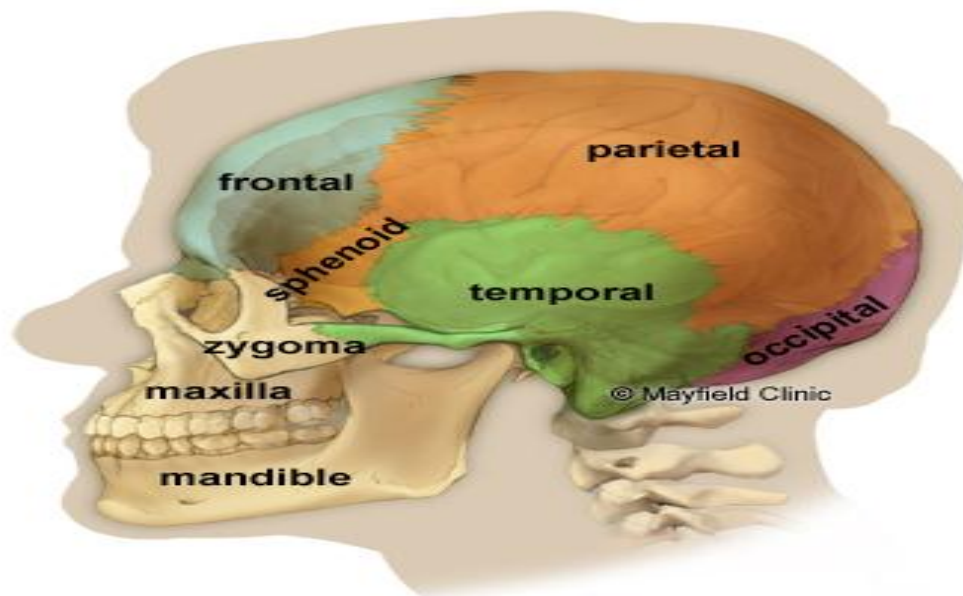


Figure 1.10 : Le cerveau est protégé à l'intérieur du crâne. Le crâne est formé de huit os.

À l'intérieur du crâne, on trouve trois zones distinctes : la fosse antérieure, la fosse moyenne et la fosse postérieure (Fig. 1.11).

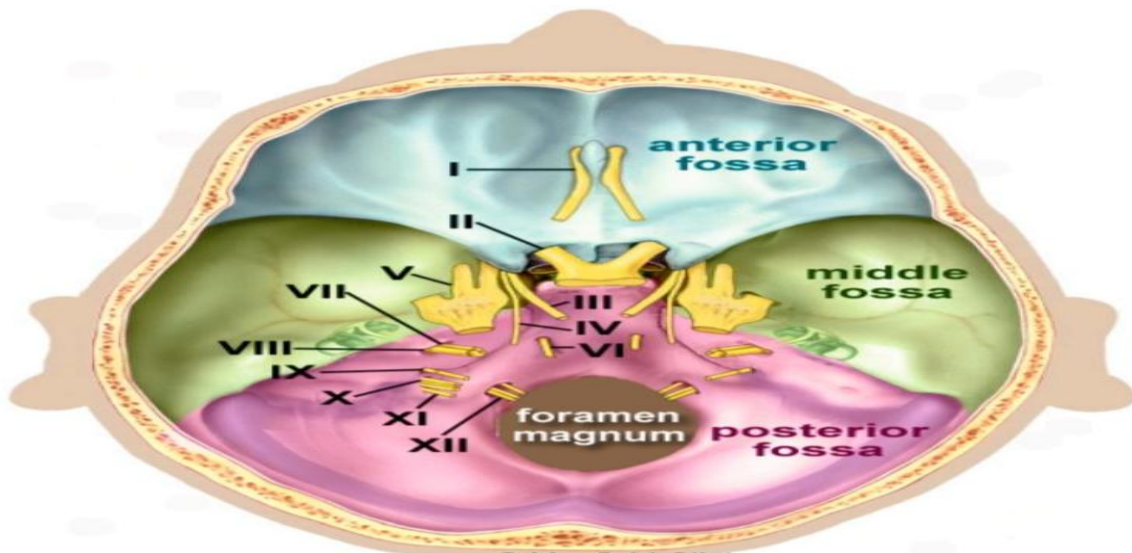
V.1 Les nerfs crâniens

Le cerveau communique avec le corps par l'intermédiaire de la moelle épinière et douze paires de nerfs crâniens (illustré dans la figure 1.11). Les nerfs crâniens proviennent du tronc cérébral, sortent du crâne à travers des trous appelés foramens, et se déplacent vers les parties du corps qu'ils innervent. Le tronc cérébral sort du crâne par le foramen magnum. La base du crâne est divisée en 3 régions : les fosses antérieure, moyenne et postérieure.[7]

Les médecins font parfois référence à l'emplacement d'une tumeur en utilisant par ces termes, par exemple, méningiome de la fosse moyenne.

Comme les câbles sortant de l'arrière d'un ordinateur, toutes les artères, les veines et les nerfs sortent de la base du crâne par des trous, appelés foramina.

Le grand trou au milieu (foramen magnum) est où sort la moelle épinière.



Figure

1.11 : Vue des nerfs crâniens à la base du crâne avec le cerveau retiré.

Dix des douze paires de nerfs crâniens qui contrôlent l'audition, le mouvement des yeux, les sensations faciales le goût, la déglutition et les mouvements du visage, du cou, des épaules et de la langue trouvent leur origine dans le tronc cérébral. Les nerfs crâniens de l'odorat et de la vision proviennent du cerveau.

N°	Nom	Fonction
I	Olfactif	Odeur
II	Optique	La vue
III	Oculomoteur	déplace l'œil, la pupille
IV	Trochléaire	déplace l'œil
V	Trijumeau	sensation du visage
VI	Abducens	déplace l'œil
VII	Visage	bouge le visage, salive

VIII	Vestibulocochléaire	audition et équilibre
IX	Glossopharyngeal	goût, déglutition
X	Vagus	rythme cardiaque, digestion
XI	Accessoire	bouge la tête
XII	Hypoglosse	déplace la langue

Tableau I : le nom et la fonction principale des douze nerfs crâniens

V.2 Les Méninges

Le cerveau et la moelle épinière sont couverts et protégés par trois couches de tissus appelés méninges.

- La Dure-mère (membrane externe)
- La Membrane arachnoïde (membrane du milieu)
- La Pie-mère (membrane interne)

Entre la membrane arachnoïde et la pie-mère se trouve l'espace sous-arachnoïdien. Cet espace renferme le liquide céphalorachidien, qui circule entre les méninges, remplit les espaces situés dans le cerveau, et amortit les chocs au niveau du cerveau et de la moelle épinière.

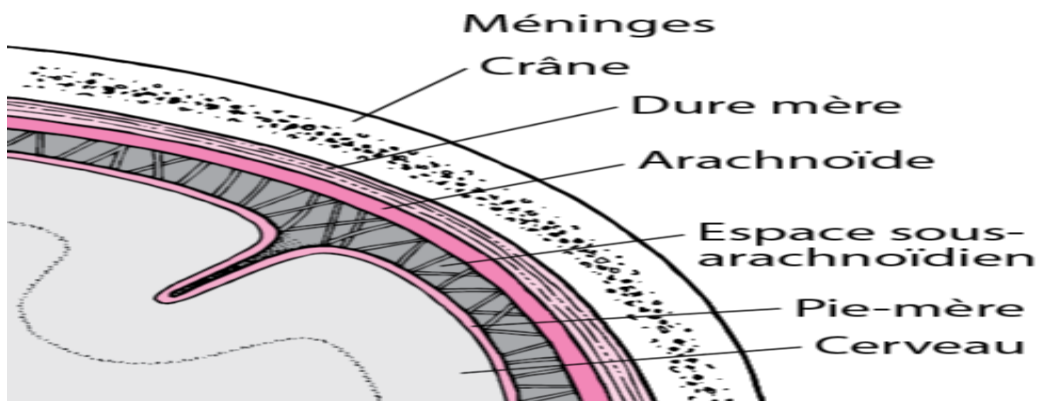


Figure 1.12 : illustre les meninges qui protège le cerveau.

La dure-mère

La dure-mère est une membrane solide et épaisse qui tapisse étroitement l'intérieur du crâne ; ses deux couches, la dure-mère périoste et la dure-mère méningée, sont soudées et ne se et ne se séparent que pour former des sinus veineux. La dure-mère crée de petits plis ou compartiments. Il existe deux plis durs particuliers, le falx et le tentorium. Le falx sépare les hémisphères droit et gauche du cerveau et le tentorium sépare le cerveau du cervelet.

Membrane arachnoïde

La membrane arachnoïde est une membrane fine, semblable à un tissu qui recouvre l'ensemble du cerveau. L'arachnoïde est constituée de tissu élastique. L'espace entre la dure-mère et l'arachnoïde s'appelle l'espace sous-dural.

La pie mère

La pie-mère épouse la surface du cerveau en suivant ses plis et ses rainures. La pie-mère possède de nombreux vaisseaux sanguins qui pénètrent profondément dans le cerveau. Le site espace entre l'arachnoïde

et la pia est appelé l'espace sous-arachnoïdien. C'est là que le liquide céphalo-rachidien baigne et amortit le cerveau.

V.1 La vascularisation du cerveau

Le sang est acheminé au cerveau par deux artères jumelées, les artères carotides et les artères vertébrales comme illustré dans la figure 1.13.

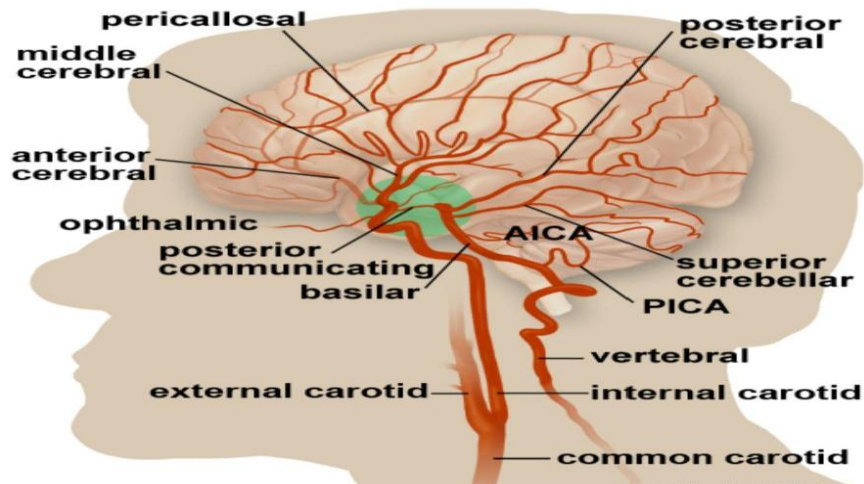


Figure 1.13 : L'artère carotide commune remonte le long du cou et se divise en artères carotides interne et externe.

Les artères carotides internes alimentent la majeure partie du cerveau par contre les artères vertébrales alimentent le cervelet, le tronc cérébral et la partie inférieure du cerveau.

Après avoir traversé le crâne, les artères vertébrales droite et gauche se rejoignent pour former L'artère basilaire et les artères internes "communiquent" entre elles à la base du cerveau, appelée cercle de Willis (illustré dans la figure 1.14).

La communication entre les artères carotides internes et l'artère vertébrale basilaire est une importante caractéristique de sécurité du cerveau. Si l'un des principaux vaisseaux se bloque, il est possible pour le flux sanguin collatéral de traverser le cercle de Willis et d'éviter des lésions cérébrales.

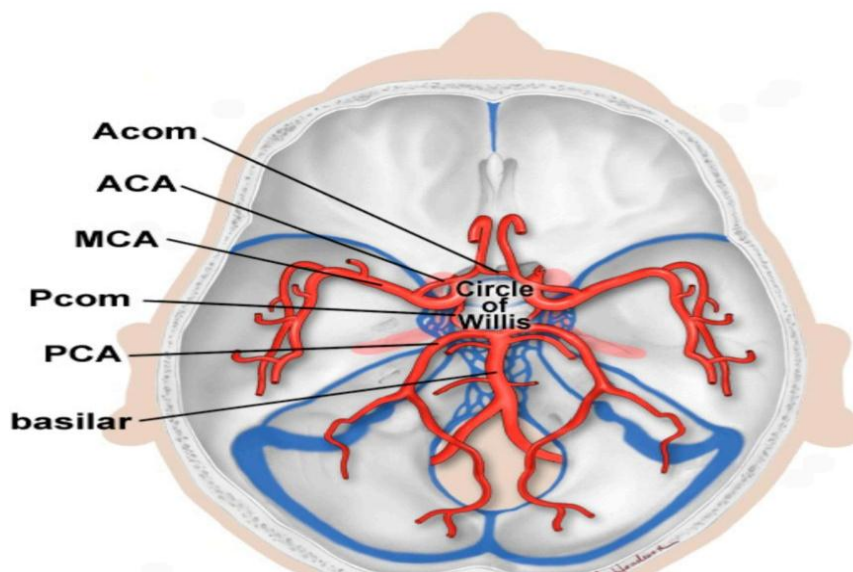


Figure 1.14 : Vue de dessus du cercle de Willis.

Le système carotidien carotide interne et le système vertébro-basilaire sont reliés par les artères communicantes antérieures (Acom) et communicantes postérieures (Pcom).[8]

La circulation antérieure du cerveau est alimentée par les artères carotides interne (ACI) et la circulation postérieure est alimentée par les artères vertébrales. Par les artères vertébrales. Les deux systèmes se connectent au niveau du cercle de Willis.

La circulation veineuse du cerveau est très différente de celle du reste du corps. Habituellement, les artères et veines se rejoignent pour alimenter et drainer certaines zones spécifiques du corps. On pourrait donc penser qu'il y aurait une paire de veines vertébrales et de carotides internes. Or, ce n'est pas le cas. Les veines principales collecteurs sont intégrés dans la dure-mère (voir la figure 1.15) pour former des sinus veineux (à ne pas confondre avec les sinus aériens du visage et de la région nasale).

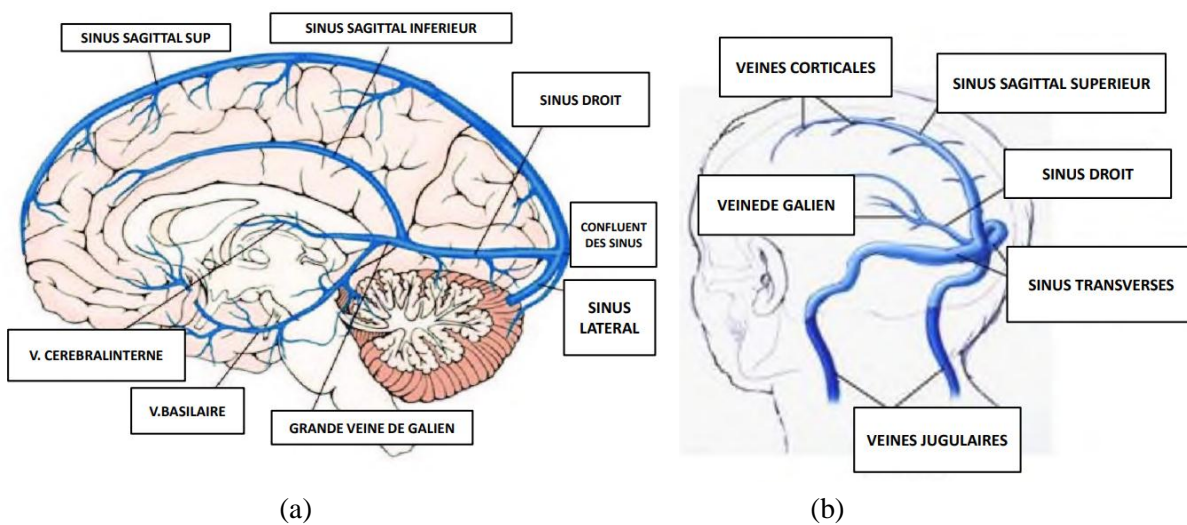


Figure 1.15 : Le système veineux du cerveau

Les sinus veineux collectent le sang du cerveau et le font passer vers les veines jugulaires internes (voir figure 1.15.b). Les sinus sagittaux supérieur et inférieur drainent le cerveau, les sinus caverneux drainent la base antérieure du crâne (voir figure 1.15.a). Tous les sinus s'écoulent finalement vers les sinus sigmoïdes, qui sortent du crâne par les veines jugulaires. Les deux veines jugulaires constituent le seul drainage du cerveau.[9]

VII Les cellules du cerveau

Le cerveau est constitué de deux types de cellules : les cellules nerveuses (neurones) et les cellules gliales.

VII.1 Les cellules nerveuses

Il existe de nombreuses tailles et formes de neurones, mais tous sont constitués d'un corps cellulaire, de dendrites et d'un axone (figure 1.16).

Le neurone transmet des informations par des signaux électriques. Le neurone qui est excité va transmettre son énergie aux neurones situés dans son voisinage.

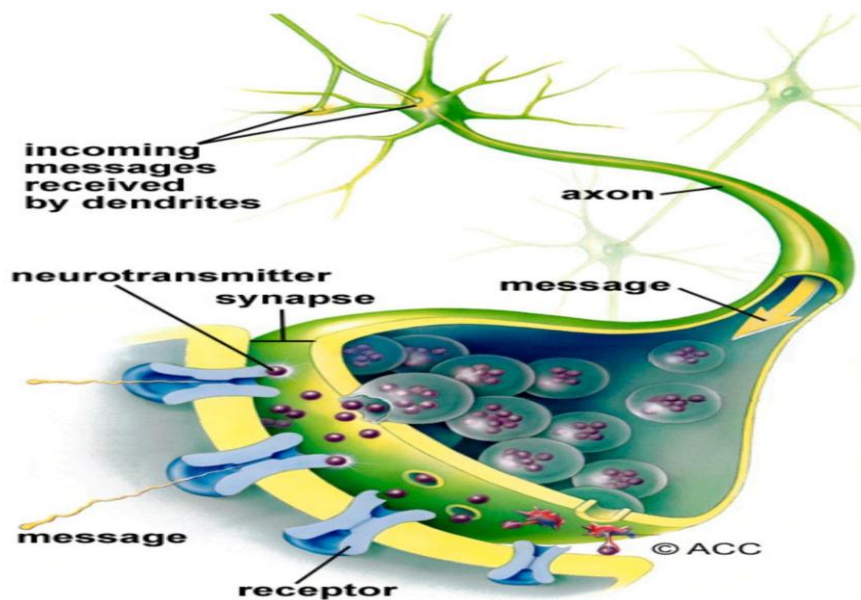


Figure 1.16 : Les cellules nerveuses se composent d'un corps cellulaire, de dendrites et d'un axone. Les neurones communiquent entre eux en échangeant des neurotransmetteurs à travers un minuscule espace appelé une synapse.

Les neurones transmettent leur énergie les uns aux autres à travers un minuscule espace appelé synapse comme illustré dans la figure 1.16. Les neurones sont dotés de nombreux bras appelés dendrites, qui agissent comme des antennes qui captent les messages d'autres cellules nerveuses. Ces messages sont transmis au corps cellulaire, qui détermine si le message doit être transmis. Les messages importants sont transmis à l'extrémité de l'axone où les sacs contenant des neurotransmetteurs s'ouvrent dans la synapse. Les molécules de neurotransmetteur traversent la synapse et s'insèrent dans des récepteurs spéciaux sur la cellule nerveuse réceptrice, ce qui stimule cette cellule pour qu'elle transmette le message.[10]

VII.2 Les cellules gliales

Les cellules gliales (mot grec signifiant colle) sont les cellules du cerveau qui fournissent aux neurones de la nourriture, de la protection et le soutien structurel.

Elles entourent les neurones et participent au contrôle de l'environnement chimique et électrique de ces mêmes neurones. Elles leur procure de la nourriture (sous forme de glucose), elles les supportent et les protègent. Elles éliminent aussi les déchets causés par la mort neuronale. C'est simple, sans les cellules gliales, les neurones ne pourraient fonctionner correctement (voir la figure 1.17).

Il y a environ 10 à 50 fois plus de cellules gliales que de cellules nerveuses. Ils sont le type de cellules le plus communément impliqué dans le cerveau.



Figure 1.17 : Les cellules gliales

Ils existent plusieurs types de cellules gliales parmi elles :

- Les astroglies ou astrocytes sont les gardiens. Ils régulent la barrière hémato-encéphalique, permettant aux nutriments et aux molécules d'interagir avec les neurones. Ils contrôlent l'homéostasie, la défense et la réparation des neurones, la formation des cicatrices, et affectent les impulsions électriques.

- Les cellules oligodendrogliées créent une substance grasse appelée myéline, qui isole les axones, permettant ainsi les messages électriques de voyager plus rapidement.

- Les cellules épendymaires tapissent les ventricules et sécrètent le liquide céphalo-rachidien (LCR).

- Les microglies sont les cellules immunitaires du cerveau, le protégeant des envahisseurs et nettoyant débris. Elles élaguent également les synapses.[11]

Conclusion :

Le cerveau est l'organe du système nerveux central qui régule toutes les fonctions vitales. Le cerveau appartient au système nerveux central. L'étude approfondie menée dans ce premier chapitre et qui a été consacré à l'anatomie du cerveau humain nous a permis de mieux comprendre la nature et le fonctionnement de cet organe très important dans le contrôle du corps humain.

CHAPITRE II : cellule nerveuse, EEG et état de l'art

Introduction :

Dans ce deuxième chapitre, une brève explication sur l'anatomie et la physiologie des cellules nerveuses est abordée pour bien comprendre la nature et l'origine de la naissance du signal électroencéphalogramme EEG.

Le positionnement standard des électrodes le plus couramment utilisé sera présenté dans ce chapitre, et enfin l'application du signal EEG dans le diagnostic médical, en particulier la détection des crises épileptiques dans les recherches récentes, est discutée.

I. Neurophysiologie des neurones :

I.1 Anatomie des cellules nerveuses

Comme vu auparavant dans le premier chapitre, le cerveau est composé de nombreuses cellules, dont des cellules nerveuses.

Le nombre total de cellules nerveuses dans le cerveau est d'environ entre 86 à 100 milliards.

Ces cellules nerveuses sont responsables de la transmission des signaux nerveux vers et depuis le cerveau.

La cellule nerveuse se compose de trois parties basées sur leur structure et leur fonction et qui sont énuméré comme suit :

- Le corps cellulaire (soma ou péricaryon)
- Axone (nerf)
- Dendrites (boutons synaptiques)

La figure 2.1 illustre plus en détail les différentes parties qui composent un neurone.

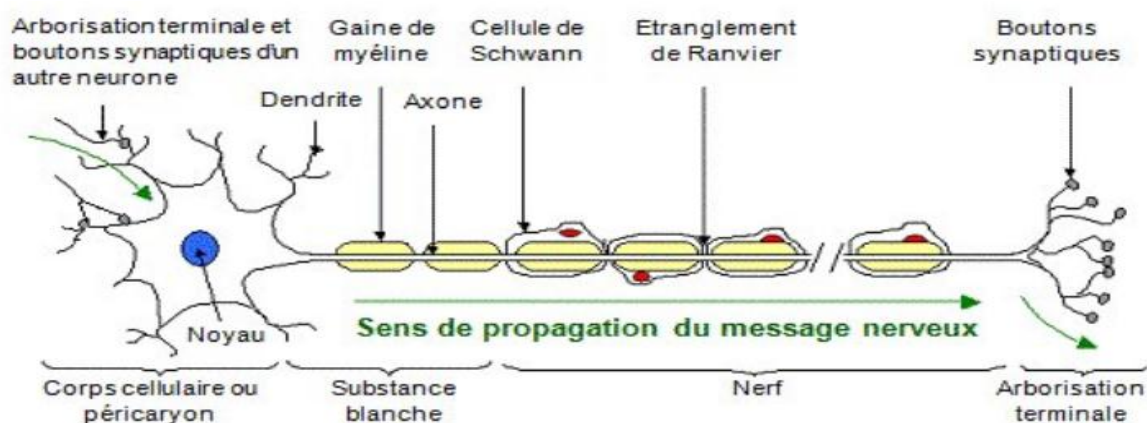


Figure 2.1 les différentes parties du neurone

I.1.1 Le corps cellulaire

L'élément le plus grand dans un neurone est le corps cellulaire appelé aussi péricaryon ou soma, de taille très variable de 5 à 120 μm suivant le type de neurones.

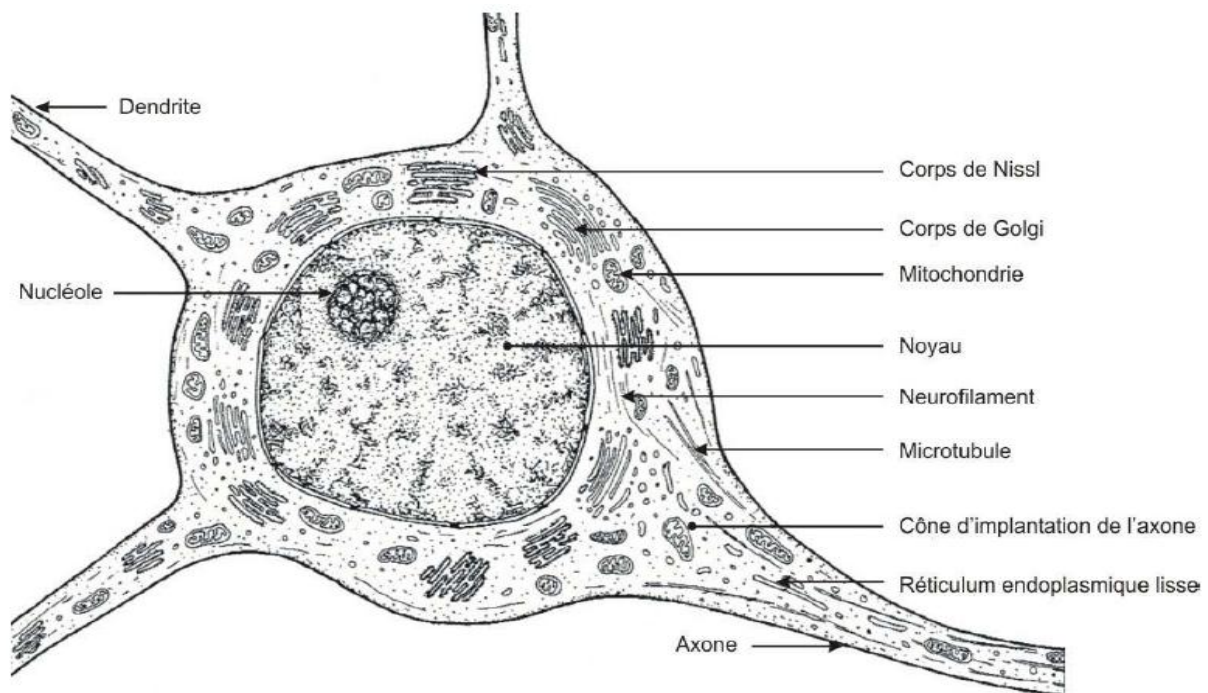


Figure 2.2 Organites intra cellulaire d'un neurone.

Comme toutes les cellules, ces corps cellulaires des neurones contiennent un noyau et du cytoplasme. Ce dernier présente, dans son cytosol, les organites habituels réticulum et mitochondries. Le noyau contient dans ses chromosomes le code génétique nécessaire à la synthèse de toutes les protéines neuronales. Le réticulum endoplasmique rugueux est nommé ainsi à cause des nombreux ribosomes qui lui sont associés.

La figure 2.2 représente la composition des différents organites intra cellulaire au niveau du corps cellulaire du neurone.

Les neurones se caractérisent, en particulier, par l'importance des éléments appartenant au cytosquelette. Ces filaments du cytosquelette sont constitués de polymères de protéines regroupés pour former des microtubules, des microfilaments et des neurofilaments.

1.1.2 Les dendrites

Les dendrites (dendrite qui signifie arbre en grec) sont des prolongements du neurone de longueurs très variables, et aussi de diamètre généralement plus gros que celui de l'axone. Mais ce diamètre diminue en allant du corps cellulaire vers l'extrémité distale.

Les dendrites reçoivent les connexions provenant à partir des autres neurones. Ces connexions sont assurées par des structures membranaires spécialisées appelées **synapses**. Celles-ci sont situées soit sur la dendrite lui-même, soit sur des excroissances de la dendrite de formes pointues appelées *épines dendritiques*.

Les dendrites conduisent les phénomènes électriques déclenchés au niveau de la synapse (potentiels synaptiques) depuis leur extrémité distale vers le corps cellulaire et le cône axonal.

1.1.3 L'axone

L'axone trouve son origine au niveau d'une zone renflée du corps cellulaire et qui est appelée le cône axonal.

Il a un diamètre régulier (qui reste constant) allant de 1 à 20 μm . Sa longueur est variable selon le type de neurone, par exemple les axones des neurones pyramidaux du cortex moteur peuvent atteindre jusqu'à un mètre de longueur.

Le long de son trajet l'axone donne des collatérales plus ou moins nombreuses dont certaines viennent ré-innervent le corps cellulaire duquel il émerge.

La partie terminale de l'axone est en général arborisée et chaque arborisation se termine par une région spécialisée nommée bouton synaptique, grâce à ces derniers l'axone établit des connexions avec les autres neurones comme illustré dans la figure 2.3

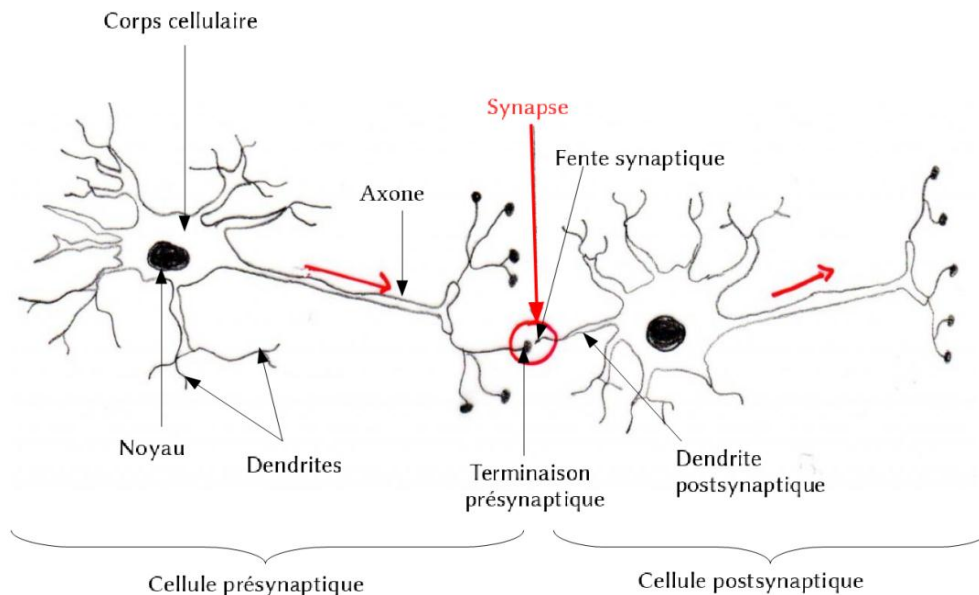


Figure 2.3 schéma illustrant la connexion entre deux neurones

L'axone conduit l'information sous forme de potentiel d'action (qui représente la traduction électrique de l'influx nerveux) produite au niveau du cône axonal et se propage le long de l'axone vers la terminaison axonale où il déclenche la libération de neurotransmetteur (ou médiateur) au niveau de la synapse (voir figure 2.3).

Certains axones sont entourés d'une gaine lipidique : la gaine de myéline. Celle-ci est constituée de feuillets concentriques. Ces feuillets sont créés par l'enroulement périodique de la membrane de cellules gliales particulières autour de l'axone. Il s'agit de l'oligodendrocyte (dans le système nerveux central) ou de la cellule de Schwann (dans système périphérique) comme illustré dans la figure 2.1.

La présence de la gaine lipidique protège l'axone et permet une accélération de la conduction qui se fait de façon saltatoire (de « nœud en nœud », l'étranglement de Ranvier) comme illustré dans la figure 2.1. D'autres axones sont non myélinisés (amyéliniques), et leur vitesse de conduction est nettement plus faible.

Il existe dans l'axone deux grands systèmes de transports de substances dans les deux sens :

- Le transport antérograde, du soma vers les terminaisons nerveuses, des protéines synthétisées par le corps neuronal transportées le long de l'axone.
- Le transport rétrograde des terminaisons vers le soma des produits dégradés qui retournent au corps.

1.2 Classification des neurones :

Il existe plusieurs classifications des neurones qui ont été proposées selon plusieurs critères parmi lesquels :

- La morphologie.
- La fonction.
- Le neurotransmetteur secrété.

1.2.1 classification selon la morphologie

Le neurone possède deux types de prolongements : l'axone, unique par neurone, qui conduit le potentiel d'action, et les dendrites qui correspondent à un prolongement du cytoplasme en ramification. Elles sont en moyenne 7 000 par neurone.

La morphologie, la localisation et le nombre de ces prolongements, varient et contribuent à définir différentes familles morphologiques de neurones comme :

- **Les neurones multipolaires** : qui présentent de nombreuses dendrites très ramifiées.
- **Les neurones pyramidaux** : qui présentent également de nombreuses dendrites, en particulier une dendrite apicale (au sommet du soma) opposée à l'axone, extrêmement ramifiée.
- **Les neurones bipolaires** : qui ne possèdent qu'une seule dendrite opposée à l'axone
- **Les neurones unipolaires ou neurones en T** : que l'on rencontre dans les ganglions sensitifs.

La figure 2.4 suivante représente les différents types morphologiques du corps cellulaires neuronaux.

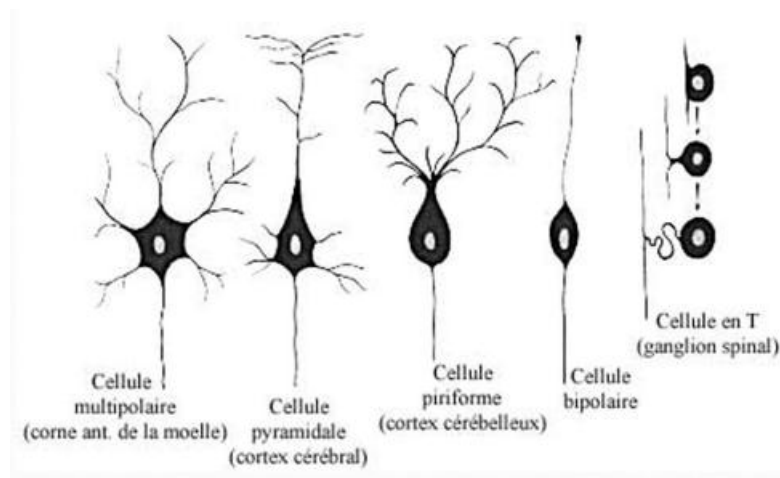


Figure 2.4 : Les différents types morphologiques des neurones

1.2.2 Classification des neurones selon la fonction

Les neurones peuvent aussi être classés selon leur fonction :

- *Les neurones sensitifs*, qui transmettent l'information (influx nerveux) de la périphérie vers le système nerveux central.
- *Les interneurones*, qui au sein du système nerveux central transmettent l'influx nerveux entre deux autres neurones.
- *Les neurones moteurs*, qui transmettent l'information depuis le système nerveux central jusqu'aux muscles.

1.2.3 Classification des neurones selon le neurotransmetteur secrété :

Les neurones peuvent aussi être classés selon le type de neurotransmetteur secrété comme :

- Les neurones cholinergiques.
- Les neurones adrénnergiques.
- Les neurones gabaergiques.
- Les neurones glutaminergiques.

1.3 Activité électriques des neurones

Les neurones sont à l'origine de la transmission des messages nerveux. Cette transmission du message nerveux est électrique à l'intérieur du neurone puis chimique lorsque celui-ci se transmet vers une autre cellule nerveuse ou un muscle.

Comme pour les autres cellules humaines, la membrane du neurone est composée de deux couches (couches interne et externe) de molécules phospholipidiques, qui sont des protéines (environ 60% de la membrane) et des lipides ou graisses (environ 40% de la membrane).

Cette membrane est construite de telle manière qu'elle permet le passage de certains composants chargés (comme les ions tels que le sodium Na⁺, le potassium K⁺, le clore Cl⁻ et le calcium çà⁺⁺) des solutions comme illustré dans le tableau 2.1.

La membrane, cependant, ne permet pas le passage de tous les ions présents dans les solutions et est donc une membrane sélectivement perméable. L'imperméabilité de la membrane est généralement liée à la taille d'un ion particulier. De plus, le nombre total de molécules chargées de chaque côté de la membrane est égal (l'équilibre ionique).

Tableau 2.1 Concentrations ioniques dans un neurone typique de mammifère

Ions	Intracellulaire	Extracellulaire
Potassium (K ⁺)	140 mM	5 mM
Sodium (Na ⁺)	5-15 mM	145 mM
Chlorure (Cl ⁻)	4-30 mM	110 mM
Calcium (Ca ²⁺)	0,0001 mM	1-2 mM

- Dans ce tableau, mM est ici une ancienne unité, signifiant miliMolaires (mol L⁻¹).

Potentiel de repos :

À tout moment, les neurones possèdent des différences de potentiels entre l'intérieur et l'extérieur de la membrane et qui est le résultat des gradients électrochimiques exercés par les ions présentes de part et d'autre de la membrane du neurone. Ces différences de potentiels sont connues par *potentiel de repos* et *potentiel d'action*.

Au repos, l'intérieur de la cellule est chargé négativement avec une différence de potentiel de -90mV ce qui est connu par **le potentiel de repos**.

En effet, le potentiel de repos est dû à la perte continue d'ions potassiums (K⁺) de la face intracellulaire vers la face extracellulaire car certains canaux potassiques sont ouverts à ce potentiel (~ -60mv ou plus rarement ~ -90mv). De ce fait, le potentiel de la membrane (Vm) tend vers le potentiel d'équilibre des ions K⁺, qui est à peu près -90mV.

Potentiel d'action :

Lorsque la cellule est excitée par un stimulus électrique, mécanique ou chimique, des modifications transitoires de la membrane vont aboutir à une entrée brutale de sodium, suivie d'une entrée de calcium et d'une sortie de potassium. La différence de potentiel passe alors de -90mV à environ +20mV. Le potentiel à cet instant est dit : **potentiel d'action**.

Lors de la stimulation des cellules nerveuses, des échanges ioniques se déroulent et définissent ainsi le potentiel d'action, présenté sur la figure 2.5, qui comprend 5 phases successives :

La phase 0 ou dépolarisation rapide : après une excitation électrique au-dessus du seuil d'activation de la cellule, un afflux rapide d'ions Na⁺ rentre dans la cellule et inverse rapidement la polarité de la cellule.

La phase 1 ou début de repolarisation : elle est caractérisée par une repolarisation rapide et de courte durée, due à l'inactivation des canaux Na⁺ et au flux sortant d'ions de potassium K⁺.

La phase 2 ou plateau : elle correspond à la phase de repolarisation lente. Elle est due à l'entrée lente des ions Ca⁺⁺ dans la cellule qui atténue l'influence des canaux K⁺ continuant à sortir, ralentissant ainsi la phase de repolarisation.

La phase 3 ou repolarisation : elle correspond à la phase de repolarisation finale, et se caractérise par la fermeture de canaux ioniques spécifiques qui ramène la cellule au potentiel de repos original. Durant cette phase, les ions K⁺ sont toujours sortants tandis que le potentiel de la cellule tend vers son seuil de repos.

La phase 4 : elle correspond au potentiel de repos, où la cellule est plus facilement excitable.

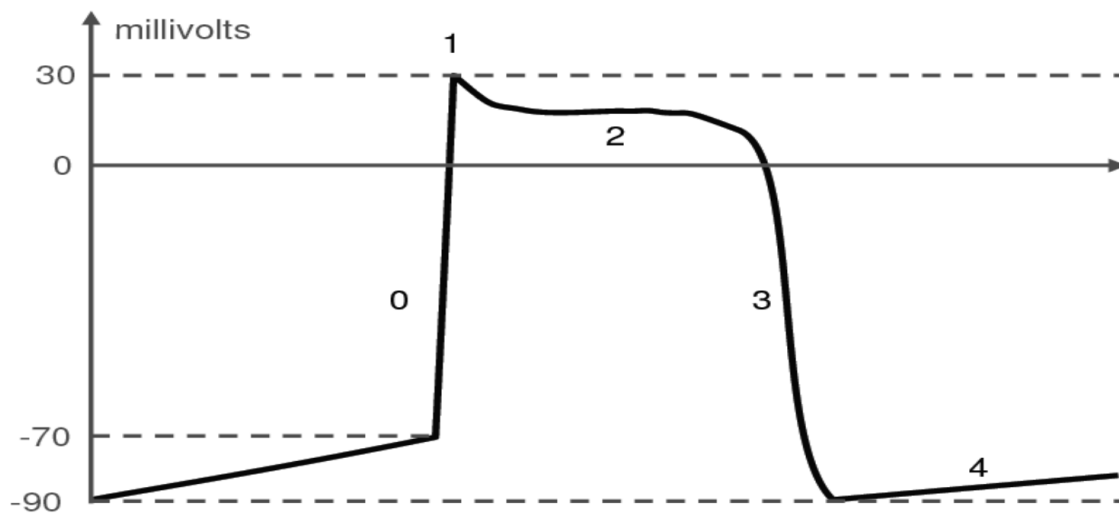


Figure 2.5 : Les cinq phases du potentiel d'action d'une cellule nerveuse respectivement, la phase 0 correspond à la dépolarisation de la cellule, la phase 1 au début de la repolarisation, la phase 2 à la repolarisation lente, la phase 3 à la repolarisation rapide, et la phase 4 au repos.

Dans un second temps les mécanismes servant à rétablir les différences de concentration vont se réactiver et rétablir les différences de concentration de part et d'autre de la membrane : c'est la phase de repolarisation de la cellule au cours de laquelle la cellule ne peut pas réagir à une nouvelle stimulation. **C'est la période réfractaire.**

Cette activité électrique au niveau des cellules nerveuses peut être enregistrée à partir du scalp en utilisant des électrodes métalliques bien disposées pour former le signal électroencéphalogramme EEG qui sera étudié plus en détail dans la section suivante.

II. Electroencéphalographie

II.1 Généralités sur l'électroencéphalographie

L'enregistrement de l'activité électrique collective des cellules nerveuses dans le cortex cérébral est appelé électroencéphalographie (EEG).

Il convient de noter que l'activité d'un seul neurone ne peut pas être mesurée sur le cuir chevelu en raison des couches épaisses de tissus (par exemple, les fluides, les os et la peau) [12].

L'électroencéphalographie (EEG) est une représentation du signal de l'activité cérébrale. Les ondes de signal contiennent des informations précieuses sur l'état du cerveau. C'est l'une des techniques non invasives d'imagerie cérébrale qui permet d'enregistrer le potentiel électrique de la surface du cuir chevelu en raison de l'activité électrique des grandes collections de neurones du cerveau [14].

Le signal EEG est enregistré en plaçant plusieurs électrodes sur le cuir chevelu. Les applications de l'EEG peuvent être classées en 3 parties principales :

- Mesure de « l'activité spontanée », qui mesure les signaux EEG sur le cuir chevelu. C'est l'application la plus courante et connue par électroencéphalographie EEG. Le terme spontané implique l'activité continue des cellules nerveuses du cerveau à tout instant.
- Mesure des « potentiels évoqués », qui mesure des enregistrements EEG qui surviennent en réponse à un stimulus (ce stimulus peut être électrique, visuel, auditif, etc.). Ce qui est connu par les potentiels évoqués visuels PEV, ou auditifs PEA, ou sensitifs PES.
- Mesure de « l'activité électrique d'un seul neurone », qui mesure l'activité électrique d'un seul neurone à l'aide de microélectrodes afin de construire des modèles de réseaux cellulaires. Ce qui est connu par le signal électroneurogramme ENG.

Généralement, les signaux EEG sont des signaux imprévisibles en termes d'amplitude, de durée ou de morphologie. Ainsi, il est dit que le signal EEG est un processus stochastique [13].

Il convient de souligner que le processus EEG n'est pas nécessairement un processus aléatoire, mais il peut avoir un degré de complexité si élevé que seule cette description en termes statistiques est définissable [13].

De plus, le signal EEG peut être considéré comme un signal déterministe mais composé de nombreux composants qui rendent le signal trop complexe [13]

Dans la figure 2.6, des exemples de signaux EEG provenant d'un sujet sain sont présentés.

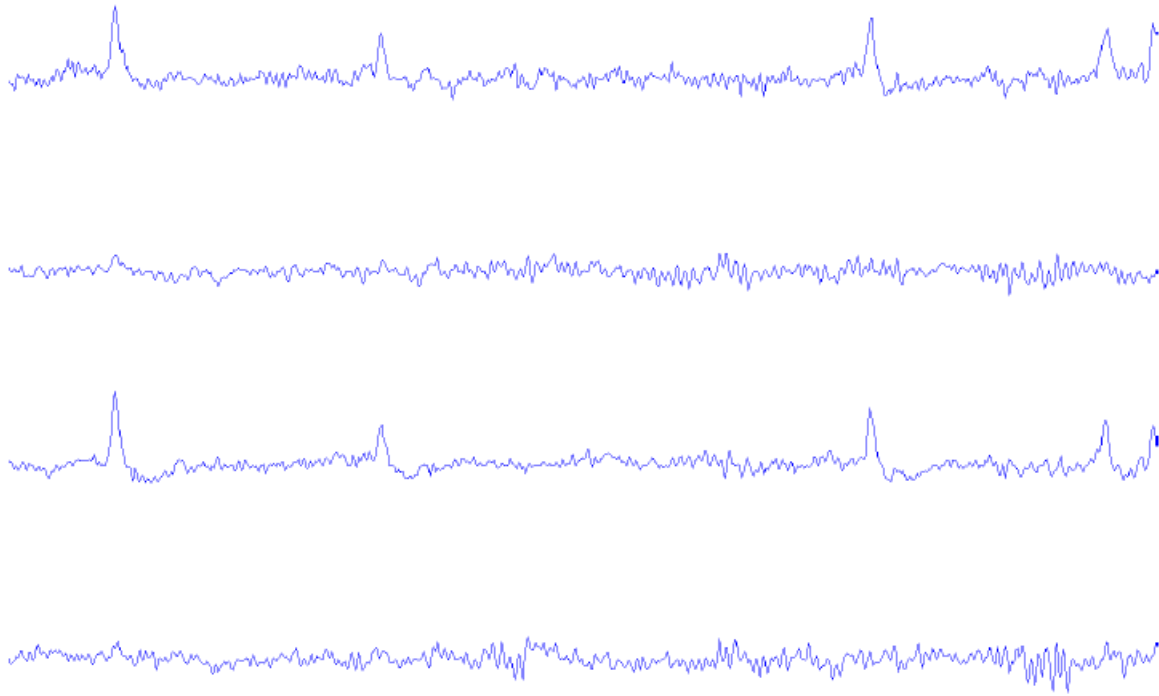


Figure 2.6 : Signaux EEG de sujets sains provenant de 4 canaux différents.

II.2 Historique de l'électroencéphalographie

L'historique de l'évolution de l'électroencéphalographie EEG a été d'une manière continue dans le temps et de vastes développements dans l'interprétation des signaux EEG ont été réalisés. Cependant, dans cette section, un bref historique de l'électroencéphalographie sera donné, qui est un résumé à partir de références [14], [15] et [16].

Les pionniers qui ont utilisé les signaux électriques des nerfs musculaires à l'aide d'un galvanomètre et établi les bases et le concept de neurophysiologie sont C. Matteucci et D. B. Reymond.

Cependant, le concept du potentiel d'action a été introduit par H. V. Helmholtz. R. Caton (1842-1926), un médecin anglais qui a utilisé un galvanomètre et placé 2 électrodes sur le cuir chevelu d'un sujet humain et a enregistré l'activité cérébrale du cerveau la première fois en 1875, et le terme électroencéphalographie a été utilisé depuis cet instant. Il a également décrit les variations négatives du courant électrique dans la matière grise alors qu'elle est en état d'activité fonctionnelle.

G. Fritsch (1838-1927) et J. E. Hitzig (1838-1907) ont découvert le concept de potentiel évoqué. En 1877, V. Y. Danilevsky (1852-1939) a étudié à la fois le potentiel évoqué et l'activité électrique spontanée du cerveau chez les animaux. N. Cybulski (1854-1919) a étudié la preuve d'une crise d'épilepsie chez un chien causé par une stimulation électrique. Les travaux de Fritsch et Hitzig ont été poursuivis par D. Ferrier et G. F. Yeo en 1880, qui ont effectué une stimulation électrique du cerveau chez les singes.

H. Berger (1873-1941) est bien connu de presque tous les scientifiques spécialisés en électroencéphalographie. Son rapport en 1929 a introduit pour la première fois le rythme alpha. Il a également étudié l'effet de l'hypoxie sur le cerveau humain et les fuseaux du sommeil. Il s'intéressait également à la localisation des tumeurs cérébrales à l'aide du signal EEG et à la recherche d'une corrélation entre les activités mentales et les modifications des signaux EEG. En 1938, il rapporta les avantages et les inconvénients des deux types d'électrodes qu'il utilisait pour l'enregistrement EEG : les aiguilles en chlorure d'argent et les feuilles d'argent.

La contribution de Mr Berger à domaine de l'électrocardiographie expérimental et clinique est immense et peut être résumée comme suit :

- 1) Etudes des effets du crâne sur les tensions EEG ;
- 2) Développement d'une coupelle à aiguille et d'électrodes à plaque
- 3) Développement de dispositifs de retenue d'électrodes ;
- 4) Valeurs normatives pour les rythmes de fond EEG ;
- 5) Utilisation simultanée de l'EEG avec l'ECG et la tension artérielle ;
- 6) Enregistrement simultané de surface et invasif ;
- 7) Investigations de la topographie EEG ;
- 8) Enregistrement simultanés des mouvements dans l'épilepsie motrice focale ;
- 9) Utilisation du traitement du signal pour extraire les paramètres EEG ;
- 10) Estimation de la transformée de Fourier de l'EEG.

Les travaux de Mr Berger ont ouvert une vraie piste de recherche qui a été exploitée par la suite par d'autres chercheurs scientifiques.

A. E. Kornmuller a reconnu l'importance d'utiliser des canaux multiples pour l'enregistrement du signal EEG afin de couvrir la zone cérébrale plus largement.

J. F. Toennies (1902-1970) a construit le premier oscillographe à écriture à l'encre, appelé « neurographe ».

W. G. Walter a découvert les ondes delta dans les signaux EEG.

En 1934, H. Davis observe le rythme alpha. Hallowell et P. Davis ont été les premiers chercheurs à travailler sur le sommeil humain en utilisant le signal EEG.

A. L. Loomis, E. N. Harvey et G. A. Hobart ont étudié mathématiquement pour la première fois les schémas EEG du sommeil humain.

E. D. Adrian (1889-1977) a développé la méthode d'enregistrement des potentiels d'action d'un seul neurone. Il a utilisé un électromètre capillaire en conjonction avec un amplificateur à tube à vide. Il a collaboré avec l'ingénieur électricien B. Matthews, qui a introduit l'utilisation d'amplificateurs d'entrée différentiels en électrophysiologie.

Vers l'année 1935 en Amérique du Nord, la recherche sur l'EEG a commencé et à atteindre une renommée internationale avec les travaux de H. Davis, F. A. Gibbs et E. Gibbs à l'Université Harvard.

Le développement le plus important dans les années 1930 concernait les améliorations de l'instrumentation. De nos jours, les signaux EEG sont enregistrés avec des instruments équipés de nombreux outils de traitement du signal et également d'une grande espace mémoire pour les enregistrements à long terme. En outre, l'électroencéphalographie est maintenant aussi utilisée avec des systèmes d'imagerie par résonance magnétique (IRM), simultanément pour obtenir plus d'informations.

Actuellement, les derniers progrès technologiques ont permis une avancée très remarquable sur la conception des mini électrodes et l'utilisation du signal EEG dans des applications de BCI (Brain Computer Interfaces) que sont les interactions entre l'être humain et la machine.

II.3 Disposition des d'électrode « le système standard 10-20 »

Les signaux EEG sont enregistrés à l'aide d'électrodes fixées au cuir chevelu. Les électrodes le plus souvent sont en platine, en or ou en chlorure d'argent-argent.

Le choix de l'électrode dépend du coût et de la qualité. L'électrode la plus couramment utilisée est le chlorure d'argent-argent comme pour les autres signaux électro-physiologiques et notamment le signal

électrocardiogramme ECG. Ces électrodes ont des qualités acceptables avec une dérive minimale des potentiels électriques.

Afin de diminuer l'impédance entre le cuir chevelu et les électrodes, un électrolyte (ou gel électrolytique) est utilisé entre le cuir chevelu et les électrodes. Ces gels électrolytiques contiennent généralement le chlore « Cl » comme élément principal pour une meilleure conductivité.

La haute impédance des électrodes a tendance à produire des artefacts avec un léger mouvement du corps ou même des fils d'électrode. Une impédance inférieure à 5k Ω est la meilleure. Cependant, une impédance inférieure à 8k Ω est tolérable. Les instruments modernes sont équipés de méthodes de détection des mauvais contacts d'impédances.

Un bruit indésirable très connu en électrocardiographie, appelé « électrode pop », peut être causé par un volume insuffisant d'électrolyte ou par un contact instable de la surface de l'électrode avec la peau. Il convient de noter que cet artefact n'est pas lié à l'impédance des électrodes, il peut donc toujours se produire même lorsque les impédances sont faibles.

Autre que les électrodes métalliques classiques, il existe de nombreux types spéciaux d'électrodes qui sont utilisées à des fins différentes, telles que les électrodes-aiguilles sous-cutanées et les électrodes nasopharyngées.

En outre, pour la surveillance EEG à long terme, en particulier pour la détection d'une crise chez les patients atteints d'épilepsie réfractaire qui se qualifient pour un traitement chirurgical, des électrodes sphénoïdales, foramen ovale, tympanique, ethmoïdale, de profondeur et sous-durales sont utilisées. Ces différents types d'électrodes rendent l'interprétation de l'EEG plus précise [17].

À des fins cliniques et afin d'assurer une reproductibilité standardisée (c'est-à-dire que le sujet peut être comparé dans le temps et également comparé à d'autres sujets), les positions des électrodes sur le cuir chevelu suivent le placement standard international, appelé le système standard 10-20 de placement des électrodes.

La figure 2.7 illustre bien les différents emplacements des électrodes suivant le système 10-20.

Comme on peut le voir sur la figure 2.7, chaque électrode indique la zone générale (F-frontal, C-central, P-pariétal, T-temporal, O-occipital, A-lobes de l'oreille) et les électrodes de l'hémisphère gauche ont des nombres impairs, et les électrodes dans l'hémisphère droit ont des nombres pairs.

La nomination 10-20 représente le pourcentage de la distance entre les électrodes voisines par rapport à la distance entre le début et la fin d'une rangée [18].

En plus du système 10-20, il existe de nombreux autres systèmes disponibles pour enregistrer les signaux EEG.

Le système Queen Square de placement des électrodes a été proposé comme standard pour l'enregistrement des potentiels électriques sur le cuir chevelu [17]. La mesure EEG peut également être effectuée à l'aide d'électrodes bipolaires ou unipolaires.

En cas de bipolaire, des potentiels différents entre les paires d'électrodes sont mesurés alors qu'en cas d'unipolaire, la moyenne de toutes les électrodes est comparée au potentiel de chaque électrode [17].

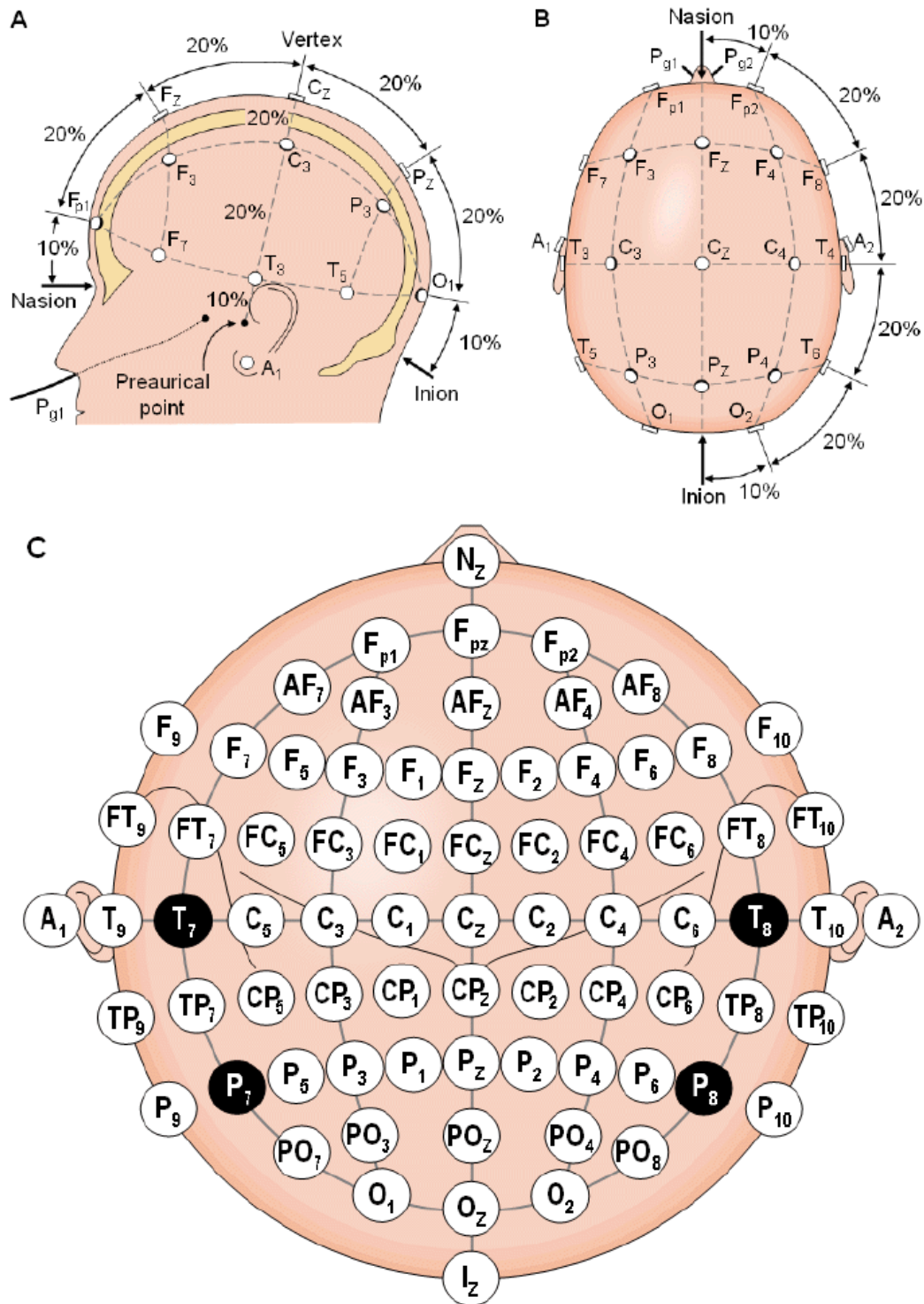


Figure 2.7 Système standard 10-20 vu de (A) à gauche et (B) au-dessus de la tête et (C) emplacement et nomenclature des électrodes intermédiaires.

II.3.1 Positionnement des électrodes

Deux points de mesure anatomiques sont utilisés pour le placement correct des électrodes EEG :

Premièrement, le nasion, c'est-à-dire le point **Nz** entre le front et le nez, et deuxièmement, l'inion, le point **Iz** le plus bas du crâne sur l'occiput, qui est généralement caractérisé par une saillie nette comme illustré dans la figure 2.7.C.

Les lignes de connexion suivantes sont divisées en sections 10-20-20-20-20-10 % comme illustré dans la figure 2.7.B.

De la racine du nez (nasion) à la protubérance (inion), de l'ouverture du conduit auditif gauche (A1) à la droite (A2) et les deux demi-cercles de nasion à l'inion, chacun via A1 et A2.

Les électrodes sont disposées après les sections 10/20% (voir figure 2.7.B) et sont placées symétriquement à intervalles égaux.

Les lettres F, T, C, P et O représentent frontale, temporale, centrale, pariétale et occipitale. La lettre « z » (zéro) désigne l'électrode placée sur la ligne médiane.

Les nombres pairs (2, 4, 6, 8) indiquent les positions des électrodes sur l'hémisphère droit, tandis que les nombres impairs (1, 3, 5, 7) indiquent l'hémisphère gauche.

Chez l'adulte, les électrodes sont espacées de 5 à 7 cm.

Les désignations des positions des électrodes (points de dérivation) correspondent aux désignations anatomiques correspondantes.

Les dispositions des électrodes basées sur cette méthode de mesure garantissent la reproductibilité. Dans le cas de têtes plus petites, cette disposition peut être simplifiée en réduisant le nombre d'électrodes.

II.4 Les rythmes cérébrales du cerveau

Un rythme cérébral représente une oscillation électromagnétique dans une bande de fréquences bien définie et résultant de l'activité électrique d'un grand nombre de neurones du cerveau.

Ces ondes cérébrales sont de très faible amplitude, elles sont de l'ordre des microvolts (chez l'être humain) et ne suivent pas toujours une sinusoïde régulière.

Les caractéristiques des rythmes cérébraux dépendent de l'état psychologique et pathologique de la personne diagnostiquée.

L'enregistrement de l'activité rythmique cérébrale permet d'étudier les phases du sommeil et aussi de caractériser les maladies neurologiques, telles que l'épilepsie.

Les activités électriques cérébrales rythmiques chez l'être humain peuvent être classées selon leur bande spectrale comme suit :

- Le rythme **Delta** est l'onde cérébrale qui varie entre 0,1 et 4 Hz. Les ondes delta ont la fréquence la plus basse. Ce sont les ondes cérébrales les plus lentes mais de grande amplitude. Ils se produisent dans un sommeil profond et sans rêves, principalement lorsque la personne est inconsciente. La guérison, la régénération et la réinitialisation du corps ne se produisent que dans cet état. Ils ont également été rarement retrouvés dans certaines tâches d'attention continue [19]. La figure 2.8 illustre l'onde delta.

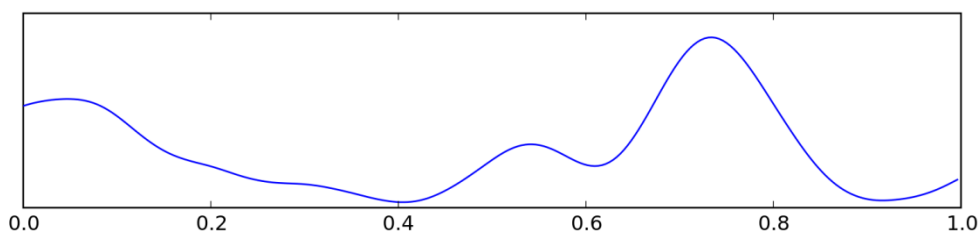


Figure 2.8 l'onde Delta d'une seconde

- Le rythme **Thêta** est la gamme de fréquences entre 4 et 8 Hz. Ces ondes se produisent pendant le sommeil léger et la relaxation extrême. Cet état est connu comme une passerelle vers l'apprentissage en profondeur et la mémoire. En rythme thêta, la personne a un sens très limité du monde extérieur mais une concentration très forte sur une chose spécifique. Ces signaux sont également dominante dans la méditation profonde. Dans cet état, la personne est dans un rêve, ou dans un état très spécial de relaxation ou d'intuition au-delà de la conscience normale. C'est un état mental très réceptif qui s'est avéré utile pour l'hypno thérapie, ainsi que pour l'autohypnose utilisant des affirmations et des suggestions enregistrées [20, 21]. La figure 2.9 illustre l'onde thêta.

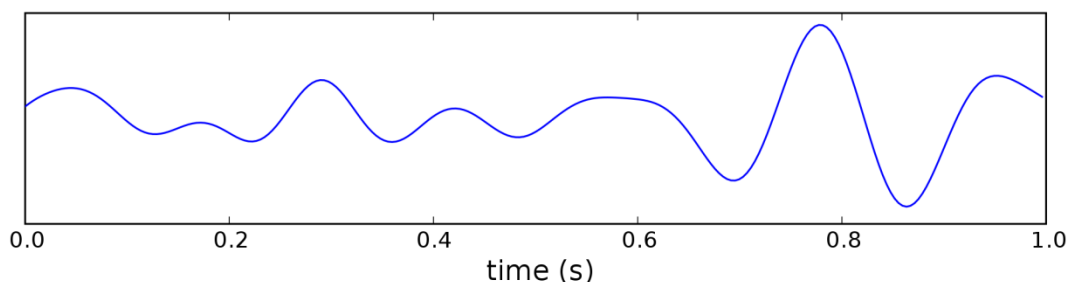


Figure 2.9 l'onde Thêta d'une seconde

- Le rythme **Alpha** est l'onde cérébrale comprise entre (8 et 12) Hz. Les ondes alpha sont l'état de repos éveillé mais détendu et ne traitent pas beaucoup d'informations. Ils sont dominants pendant les pensées qui coulent tranquillement et dans certains états méditatifs. Le cerveau est naturellement dans cet état lorsqu'un individu se lève le matin et juste avant de dormir. Quand on ferme les yeux, le cerveau commence automatiquement à produire plus d'ondes alpha. L'étude des activités EEG de méditant expérimentés révèle de fortes augmentations de l'activité alpha. L'activité alpha a également été liée à la capacité de se rappeler des souvenirs, à une diminution de l'inconfort et de la douleur, et à une réduction du stress et de l'anxiété. Pour plus d'informations sur les ondes alpha, voir [22]. La figure 2.10 illustre l'onde alpha.

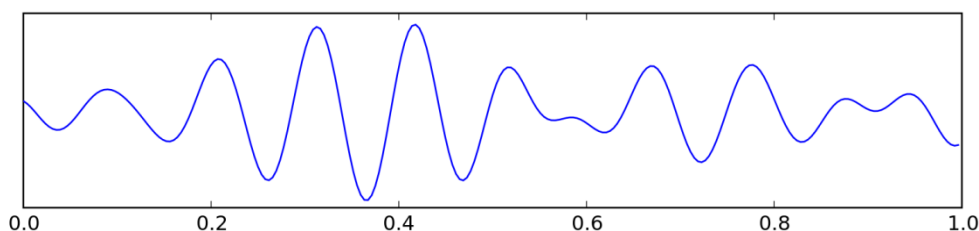


Figure 2.10 : l'onde Alpha d'une seconde

- Le rythme **Bêta** est l'onde cérébrale comprise entre 12 et environ 35 Hz. Les ondes bêta sont présentes dans notre état de conscience de veille normal. Cet état est également connu sous le nom d'éveil sauvage. Le cerveau entre dans cet état lorsqu'une personne est complètement consciente et active. Le calme actif, la concentration, le stress, l'anxiété, le jugement, la prise de décision, la résolution de problèmes et toutes les activités conscientes entrent dans ce type de vagues. Certains troubles mentaux ou émotionnels tels que la dépression et le TDA (trouble déficitaire de l'attention) peuvent être causés par un manque d'activités bêta dans le cerveau. Une activité bêta stimulante peut améliorer la stabilité émotionnelle, les niveaux d'énergie,

l'attention et la concentration. Pour plus d'informations sur les ondes bêta, voir [19]. La figure 2.11 illustre l'onde bêta.

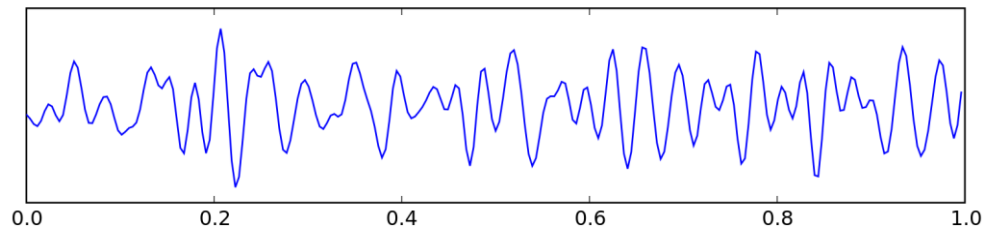


Figure 2.11 : l'onde Beta d'une seconde

- Le rythme **Gamma** est la variation des fréquences supérieures à 35 Hz, généralement d'environ 40 Hz, pouvant aller jusqu'à 100 Hz. Les ondes gamma sont le type d'ondes cérébrales le plus rapide (haute fréquence) et se rapportent au traitement simultané d'informations provenant de différentes zones cérébrales. Dans ce type, les informations sont transmises rapidement et se produisent lorsque le cerveau est très actif. Il a été démontré que les ondes gamma disparaissent pendant le sommeil profond induit par l'anesthésie, mais reviennent avec la transition vers un état de veille. Pour plus d'informations, voir [22]. La figure 2.12 illustre l'onde gamma.

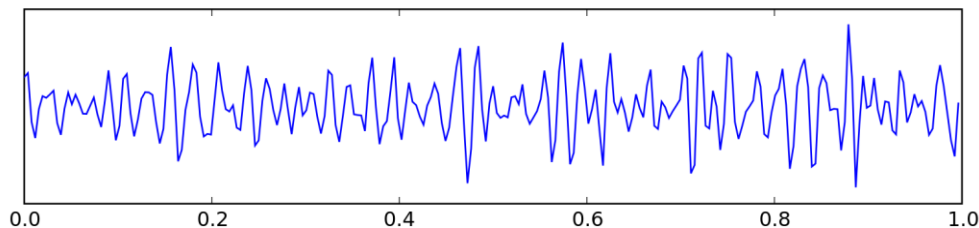


Figure 2.12 : l'onde Gamma d'une seconde

III Applications de l'électroencéphalographie

L'électroencéphalographie (EEG) est un examen qui peut être réalisé par un médecin neurologue pour plusieurs situations

III.1 Etude de la maturation cérébrale normale et pathologique

Chez le prématuré, le nouveau-né, le nourrisson et l'enfant, l'électrocardiographie de veille et de sommeil sont très utilisées pour explorer la maturation cérébrale. Le lien entre le signal EEG et les différentes étapes de développement du cerveau permet de diagnostiquer des écarts ou des anomalies de la maturation cérébrale.

III.2 Etude et exploration du sommeil

L'enregistrement polysomnographie PSG qui représente un recueil simultané des signaux EEG, EOG et EMG constitue la seule modalité d'analyse objective du sommeil physiologique [23]. Il permet de situer le passage de la veille au sommeil, de différencier les stades de sommeil lent et de les distinguer du sommeil paradoxal.

En fonction de la situation du patient d'autres capteurs peuvent y être adjoints : l'exploration de phénomènes moteurs physiologiques ou non nécessite des détecteurs de mouvements globaux et segmentaires pour une parfaite définition de la séméiologie du mouvement un couplage avec un enregistrement vidéo. L'étude supplémentaire des fonctions cardio-respiratoires demande au minimum

l'ajout de l'enregistrement ECG, du flux respiratoire, des mouvements thoraciques et abdominaux et de la saturation pulsée en oxygène SpO₂. La quantification des stades et phases de sommeil repose habituellement sur une analyse visuelle selon des critères définis par Rechtschaffen et Kales et appliqués à des périodes de 30 secondes. Cependant la recherche de corrélations entre le sommeil et les principales autres fonctions vitales nécessite une analyse plus poussée pour la détection des événements de courte durée, micro-éveils ou micro-sommeils [23].

En milieu clinique le diagnostic des maladies de narcolepsie-cataplexie repose sur la détection d'un endormissement en sommeil paradoxal pendant au 2 séquences minimum des 5 séquences d'enregistrement que comportent les tests itératifs de la latence d'endormissement. Pour diagnostic du syndrome d'apnées en sommeil, il se base sur une analyse simultanée du sommeil et des fonctions respiratoires. Le diagnostic des insomnies et leur surveillance sont essentiellement cliniques et nécessite un enregistrement polysomnographique de nuit. Le diagnostic des parasomnies (somnambulisme, terreurs nocturnes) et des crises épileptiques survenant au cours du sommeil nécessite un enregistrement polygraphique accompagné d'une surveillance par caméra vidéo.

III.3 Exploration des troubles de vigilance, coma et mort cérébrale

L'étude et le diagnostic étiologique d'un trouble de la vigilance ou d'un coma ne repose habituellement pas que sur l'analyse des signaux EEG. Par contre, Cet L'EEG garde néanmoins un double rôle : d'une part, inséré dans le contexte clinique, il peut contribuer à l'orientation diagnostique et d'autre part, il apporte des précisions supplémentaires concernant le niveau de réactivité des patients.

Une atteinte étendue du tronc cérébral sera susceptible de se traduire par une activité de type alpha généralisée. Une confusion mentale associée à des activités répétées de pointes, pointes-ondes ou ondes à front raide permettra de rattacher cette symptomatologie à un état de mal épileptique. L'étude des modifications EEG induites chez des sujets présentant une altération du niveau de vigilance par des stimulations visuelles, sonores ou nociceptives permettra de graduer la réactivité de tels patients alors même que les réponses cliniques auront disparu.

Enfin l'EEG reste l'un des marqueurs directs de la mort cérébrale et à l'heure actuelle la constatation à 24 heures d'intervalle d'un tracé EEG isoélectrique est nécessaire au diagnostic de mort cérébrale sous réserve qu'une intoxication médicamenteuse massive ait été éliminée.

III.4 Exploration des épilepsies

III.4.1 Diagnostic des crises et de syndrome épileptiques

Les crises épileptiques partielles ou généralisées convulsives ne sont pas détectables au cours d'un enregistrement EEG standard.

En revanche, le diagnostic de crise épileptiques de type absence peut être réalisé à travers un enregistrement EEG accompagné par une épreuve d'effort physique qui déclenche régulièrement des absences épileptiques.

L'enregistrement d'une activité EEG lente généralisée dans les 6 heures suivant une perte de connaissance ou la mise en évidence d'une activité de pointes ou d'ondes à front raide focalisées ou encore de décharges de pointes-ondes généralisées ne sont que des arguments de présomption de la nature épileptique de la crise.

A distance d'une crise l'enregistrement normal d'un signal EEG ne permet pas d'éliminer un diagnostic de crise épileptique et l'enregistrement des anomalies EEG transitoires focales ou généralisées ne permet pas de poser ce diagnostic. Par contre, la survenue d'anomalies transitoires généralisées spontanées

pendant l'hyperpnée ou la stimulation lumineuse intermittente confirmer chez un enfant ou un adolescent le diagnostic épilepsie généralisée idiopathique.

L'examen EEG standard chez un patient épileptique peut être normal. Plusieurs modalités d'enregistrements sont alors proposées et envisagées pour pousser le diagnostic :

- Enregistrements prolongés (2 à 4 h) en période diurne et sous contrôle vidéo,
- Mise en route d'épreuves d'activations telles des enregistrements de sommeil de sieste ou de nuit,
- Des enregistrements diurnes après privation de sommeil,

Toutes ces activations étant susceptibles de favoriser la survenue d'anomalies intercritiques ou de crises épileptiques focales ou généralisées.

De plus, le diagnostic des crises non épileptiques (crises d'angoisse, conversion, simulation) souvent évoqué au terme de l'interrogatoire peut trouver sa confirmation par l'enregistrement EEG sous contrôle vidéo.

III.4.2 Suivi d'un patient épileptique

L'apport de l'EEG dans l'appréciation de l'efficacité d'un traitement antiépileptique n'est pas trop utilisé par les médecins.

Par contre, pour certains syndromes épileptiques, il existe pourtant une excellente corrélation entre l'efficacité du traitement et l'évolution du signal EEG du patient. Comme par exemple les épilepsies de type « absences » et les épilepsies photosensibles.

L'examen EEG n'est pas très recommandé de manière systématique pendant une consultation de routine chez un patient épileptique traité. Son indication dans une telle situation sera guidée par d'autres données cliniques comme la modification de la séméiologie et la recrudescence des crises qui sont de bonnes indications de contrôle par le signal EEG.

Certaines modifications dans le signal EEG sous traitement n'ont pas de valeurs pathologiques : il en est ainsi de l'augmentation de l'activité bêta sous traitement par benzodiazépines ou barbituriques. A l'opposé dans certains cas, le signal EEG permet de faire suspecter un effet indésirable d'une thérapeutique antiépileptique. Un ralentissement global et persistant de l'activité EEG peut être le marqueur d'une intolérance au valproate de sodium.

Généralement après 2 ans sans crises et en fonction du syndrome épileptique, le médecin peut envisager un arrêt de la thérapeutique antiépileptique. La normalité du signal EEG réalisé avant et après l'arrêt d'un traitement aurait pour certains neurologues une valeur de bon pronostic. Par contre, la persistance d'anomalies EEG généralisées rend plus problématique l'interruption d'un traitement comme par exemple en cas d'épilepsie myoclonique juvénile.

III.5 Autres applications de l'EEG :

En plus de son potentiel diagnostique, le signal EEG est très utilisé dans d'autres applications de recherches scientifiques. En effet, la technologie a été utilisée pour explorer la fonction cérébrale pendant près d'un siècle et a été appliquée dans divers domaines de la psychologie et des neurosciences. Les psychologues cognitifs, par exemple, utilisent fréquemment le signal EEG pour étudier les fonctions cognitives de base, telles que les émotions, le langage, l'attention et l'apprentissage. De même, certains psychologues sociaux utilisent les résultats des examens EEG pour augmenter l'analyse du comportement de groupe et de la cognition sociale.

De plus en plus, les chercheurs se tournent vers le signal EEG non seulement pour diagnostiquer des troubles, mais aussi pour restaurer la fonction chez les personnes souffrant de paralysie ou de maladie neurodégénérative, ou pour améliorer les capacités humaines existantes. Ceci peut être réalisé via ce qu'on appelle une interface cerveau-ordinateur, ou BCI, qui traduit les signaux électriques du cerveau en action.

Les applications BCI créent une connexion directe entre le cerveau et une sorte d'appareil externe, tel qu'un ordinateur ou un bras robotique, offrant de nouveaux niveaux de contrôle aux utilisateurs paralysés. De plus, il existe un élan important dans le domaine des BCI récréatifs, qui permettraient à des utilisateurs sains de contrôler un écran d'ordinateur en utilisant uniquement la pensée.

Conclusion

L'étude approfondie sur l'anatomie et la physiologie des cellules nerveuses menées dans ce deuxième 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. Le positionnement standard des électrodes le plus couramment utilisé dans le monde et qui est le système 10-20 est aussi étudié en détail ce qui permet d'assurer une reproductibilité standardisée de l'examen EEG pour pouvoir être utilisé à des fins de diagnostic de plusieurs pathologies cérébrales et plus particulièrement l'épilepsie.

Ce chapitre permet d'avoir les éléments nécessaires pour bien comprendre le travail réalisé dans ce projet concernant l'analyse et traitement du signal EEG pour la reconnaissance automatique des patients épileptiques et qui est abordé dans chapitre suivant.

CHAPITRE III : méthodologie et résultats

Introduction

Le signal électroencéphalogramme EEG est un signal très utilisé pour le diagnostic des pathologies cérébrales et plus particulièrement la détection des crises d'épilepsie.

En pratique médicale, pour détecter les crises épileptiques par l'analyse des signaux EEG, les neurologues doivent observer des signaux EEG multicanaux à long terme, ce qui est une tâche très complexe et prend beaucoup de temps.

Un algorithme efficace pour détecter les crises épileptiques basé sur l'analyse des signaux EEG constitue notre objectif dans ce travail et il est présenté dans ce chapitre.

Mais avant de présenter notre travail, nous allons commencer par une littérature sur différents travaux scientifiques liés à l'application du signal EEG pour une détection des épilepsies.

1/- Littérature des applications EEG à l'épilepsie :

Le signal EEG enregistre les activités électriques du cerveau contenant des beaucoup d'informations qui peuvent être potentiellement pathologiques.

Un système automatique de détection des crises apporte une contribution significative au suivi à long terme de l'épilepsie, ainsi qu'à la rééducation et au diagnostic [25]. Divers paramètres de caractéristiques ont été proposés pour l'analyse des signaux EEG.

Notamment, la plupart des méthodes existantes reposent sur la décomposition du signal EEG en plusieurs niveaux pour obtenir de meilleurs résultats de classification [26].

La détection des crises épileptiques dans les signaux EEG est un problème de classification. Il s'agit d'extraire les caractéristiques discriminantes d'un signal EEG afin d'effectuer une classification de reconnaissance automatique des patients normaux et épileptiques.

Plusieurs chercheurs ont proposé des méthodes d'extraction de caractéristiques pour la détection automatisée des crises d'épilepsie.

Il est nécessaire d'examiner les méthodes existantes pour comprendre l'importance de l'état de l'art actuel, les tendances futures et les limites des approches existantes.

Ces dernières années, de nombreuses études sur l'épilepsie ont été réalisées en utilisant des signaux EEG avec différentes approches.

Le signal EEG est un signal non linéaire et non stationnaire [27]. Un système hybride à deux étages avec extraction de caractéristiques utilisant la transformée de Fourier rapide (FFT) et la prise de décision en utilisant un classificateur d'arbre de décision a été mis en œuvre pour la détection des crises épileptiques en considérant que le signal EEG est stationnaire sur une courte durée dans le travail [28]. Bien que cette méthode a atteint une précision de classification de 98,72 %, elle n'est pas conforme aux caractéristiques du signal EEG.

La représentation temps-fréquence basée sur la transformée de Fourier TF à court terme est appliquée en considérant que le signal EEG est non stationnaire en courte durée [29]. L'énergie fractionnaire de chaque fenêtre TF est utilisée comme caractéristique, et la classification a été réalisée à l'aide d'un réseau de neurones qui atteint une précision de classification moyenne de 89,1 %.

La transformée en ondelettes [30] et la transformée multi-ondelettes [31] sont également des approches possibles pour la décomposition du signal, conduisant à l'extraction de caractéristiques de chaque sous-bande du signal EEG pour la détection des crises épileptiques. Diverses méthodes ont été développées

pour la reconnaissance de l'épilepsie en utilisant des caractéristiques basées sur l'entropie dérivées du signal EEG [31 - 35].

Dans [31], plusieurs fonctions d'ondelettes orthogonales et symétriques ont été utilisées pour décomposer le signal EEG en plusieurs sous-bandes. L'entropie approximative (APE) a été extraite de chaque sous-bande. Un réseau de neurones artificiels a été utilisé pour la détection des crises avec une précision de classification de 98,27%.

L'entropie calculée à partir des coefficients de paquets d'ondelettes a été efficacement utilisée dans la reconnaissance de l'épilepsie, avec une précision de classification moyenne de 99,44 % [32].

La détection automatisée des crises d'épilepsie a été efficacement mise en œuvre avec une machine à vecteurs de support (SVM) utilisant l'entropie de permutation (PE) d'un segment EEG à court terme, atteignant une précision de 86,10 % [33]. Notamment, la PE a une valeur plus faible pour l'EEG épileptique que pour l'EEG non épileptique.

Le SVM a également été utilisé pour la reconnaissance d'événements de crise en utilisant l'APE floue en sous-bande basée sur la décomposition en ondelettes (fAPE) [34] et le PE pondéré (WPE) [35] comme caractéristiques potentielles. Le changement brusque du signal EEG est suivi efficacement par WPE. La valeur de fAPE pour le segment épileptique de l'EEG est supérieure à celle du segment EEG normal. Les précisions de classification des sous-bandes fAPE et WPE sont respectivement de 98,45 % et 93,37 %.

La fonctionnalité basée sur l'entropie n'est pas efficace à tous égards pour caractériser les pics d'EEG pour la détection de l'épilepsie, et il est donc nécessaire d'introduire d'autres fonctionnalités. Les coefficients autorégressifs de Burg (AR) ont été utilisés comme caractéristiques pour la détection de l'épilepsie dans [36], considérant que le cadre à court terme de l'EEG est stationnaire. La SVM des moindres carrés (LS-SVM) a été implémentée dans la classification de l'épilepsie avec une précision de 99,56%.

Une méthode de détection des crises a été implémentée dans [37] avec une extraction de caractéristiques basée sur la programmation génétique (GP) et un classificateur des k-plus proches voisins (kNN).

Un modèle d'ensemble de réseau neuronal convolutif unidimensionnel pyramidal (P-1D-CNN) a été utilisé dans [31] pour la détection des crises. L'apprentissage avec un nombre inférieur de paramètres a été mis en œuvre avec ce modèle, atteignant une précision de classification de 99,10 %.

La décomposition en mode empirique (EMD) a été utilisée pour analyser des signaux non stationnaires et non linéaires. Cette méthode a également été utilisée dans la classification des crises d'épilepsie enregistrées par EEG dans le travail [40]. L'EMD décompose tout signal en un ensemble fini de fonctions de base appelées fonctions de mode intrinsèque (IMF). L'aire d'ellipse du diagramme de différence de second ordre (SODP) d'IMF sélectionnés a été utilisée comme caractéristique de détection des crises [27], avec une précision de 97,75 %.

La tâche de traitement du signal utilisant l'EMD nécessite un coût de calcul plus élevé que les approches de Fourier et d'ondelettes. De plus, l'EMD est une forme de décomposition non cohérente. Il peut générer un nombre différent d'IMF tout en décomposant le même signal à des moments différents. Un ensemble d'IMF sélectionnés a été utilisé pour détecter les crises dans [27]. La sélection des IMF appropriées pour obtenir une précision de classification maximale a été effectuée de manière heuristique, et il est donc difficile de reproduire les mêmes résultats.

Dans notre travail, la transformée en ondelettes discrète (DWT) est utilisée pour décomposer le signal EEG d'analyse en un ensemble de sous-bandes. Un ensemble de caractéristiques importantes extraites de tous les signaux de sous-bande est utilisé dans le schéma de classification basée sur réseaux de neurones artificiels. Toutes les sous-bandes obtenues par DWT seront utilisées pour extraire des caractéristiques représentatives du signal EEG.

II/- Présentation du système de reconnaissances des épilepsies :

Le schéma général de notre système de reconnaissance automatique par la classification des patients épileptiques des patients normaux est présenté dans la figure 3.1 suivante.

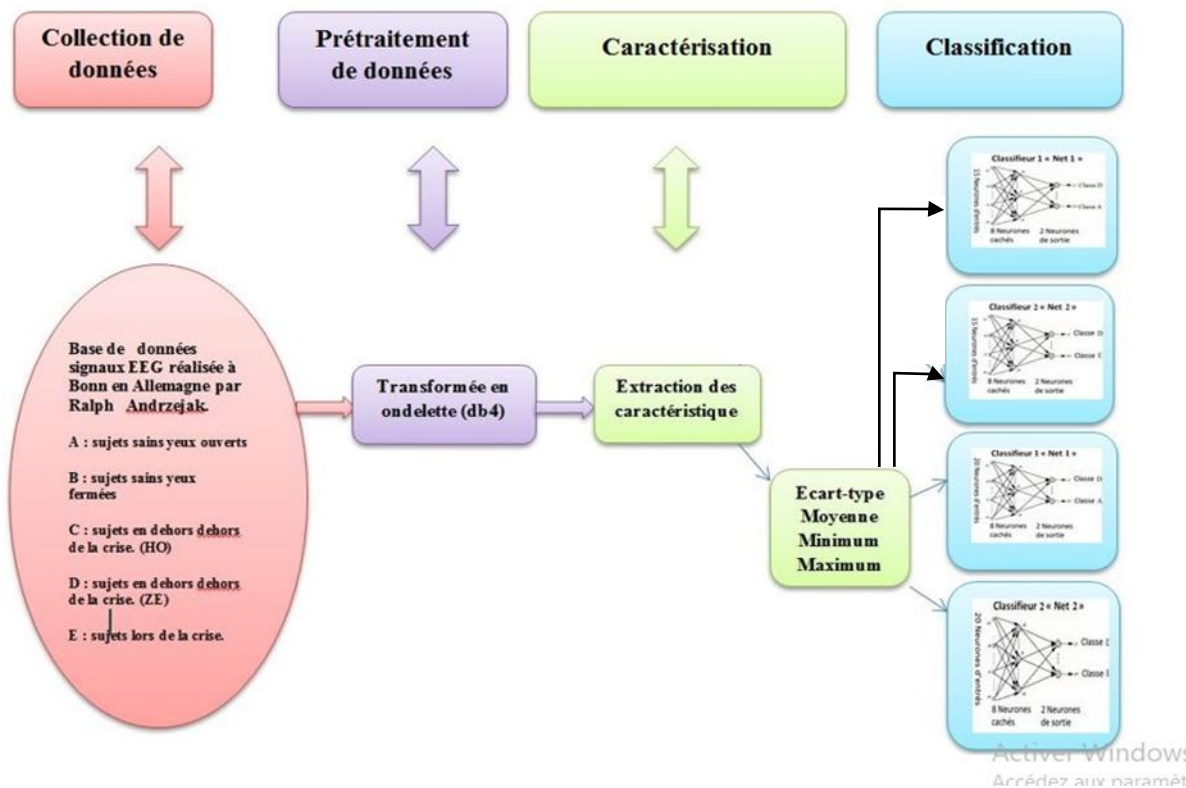


Figure 3.1 : Le processus d'extraction de caractéristiques et classification de syndrome épileptique

Comme illustré dans la figure 3.1, notre système de classification des patients épileptiques peut être divisé en 4 parties comme suit :

- ⌚ Collection de données. (En rouge) : la présentation des données EEG qui sont utilisées dans le cadre de ce travail.
- ⌚ Prétraitement de données. (En violet) : la préparation des données EEG pour être exploité dans le cadre de ce travail.
- ⌚ Extraction des caractéristiques. (En vert) : l'utilisation des méthodes pour calculer des paramètres représentatifs des données EEG.
- ⌚ Classification neuronale. (En bleu) : développement de la méthode de classification pour bien reconnaître automatiquement les cas normaux et pathologiques.

II.1/- Collection des données EEG

L'ensemble de données EEG utilisée dans le cadre de ce travail sont fournis par le Département d'épileptologie de l'Université de Bonn, en Allemagne.

Ces données EEG sont utilisées par plusieurs chercheurs scientifiques pour évaluer les performances des différentes méthodes de traitement.

Cette base de données est accessible au public et se compose de cinq ensembles de données EEG, étiquetés par les lettres A, B, C, D et E.

Chacun des cinq ensembles contient 100 enregistrements EEG monocanal pour donner 100 signaux EEG d'une durée de 23,6 s.

Les signaux EEG dans les 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 avec :

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

Par contre, les ensembles 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.

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 séries 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 3.1

Tableau 3.1 : Résumé de l'ensemble de la base de données d'électroencéphalographie (EEG) utilisée dans cette étude.

Sujets	Normaux		Epileptiques		
	A	B	C	D	E
Nomination alternative	Z	O	N	F	S
Etat du patient	Patient normal éveillé avec yeux ouverts	Patient normal éveillé avec yeux fermés	Enregistrement hors crises épileptiques pour un patient épileptique	Enregistrement hors crises épileptiques pour un patient épileptique	Enregistrement d'épilepsie pour un patient épileptique
Nombre des 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'électrode 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

Tous les signaux EEG ont été enregistrés en utilisant le même système d'amplification à 128 canaux avec une référence commune moyenne.

Les données ont été discrétisées à une fréquence d'échantillonnage de 173,61 Hz et une conversion analogique-numérique de 12 bits.

Un filtre passe-bande avec une plage de fréquences de 0,53 à 40 Hz a été utilisé pour prétraiter les données. 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 3.2

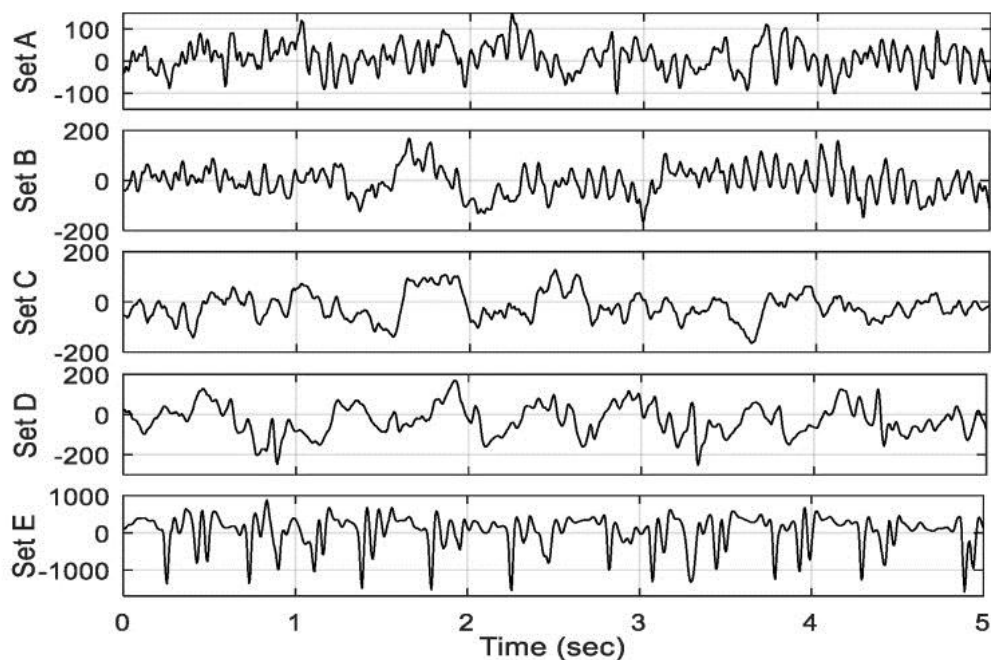


Figure 3.2 : Segments EEG sélectionnées dans chacun des cinq ensembles (A–E).

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

II.2 Prétraitement de données

Le prétraitement de données EEG a pour objectif la préparation de ces données pour la phase d'extraction des paramètres représentatifs.

Cette partie de prétraitement est réalisée par l'application de la décomposition en ondelette discrète du signal EEG pour avoir des plusieurs sous-signaux.

Avant de présenter la méthode et les résultats, nous allons commencer par présenter un rappel théorique sur la transformée en ondelette.

II.2.1 Transformée en ondelettes

La transformée en ondelettes (WT : Wavelet Transform en anglais) est une approche de traitement du signal biomédical populaire en raison de sa nature oscillatoire, de sa longueur finie et de son aptitude à traiter les signaux biomédicaux non stationnaires et transitoires [31].

La transformée en ondelettes WT permet de faire une représentation du signal dans le domaine temps fréquence T-F [39].

Elle fournit une résolution haute fréquence pour le contenu basse fréquence du signal et une résolution temporelle élevée pour son contenu haute fréquence.

Ainsi, la transformée en ondelettes WT peut être considérée comme un outil très efficace pour l'analyse des signaux non stationnaires, tels que les signaux électrophysiologiques et notamment les signaux électroencéphalographiques EEG.

La transformée en ondelettes WT permet de mesurer la corrélation (coefficients d'ondelettes) entre le signal d'origine et un ensemble de fonctions appelées ondelettes.

Les ondelettes sont obtenues par la translation et la dilatation d'une fonction spécifique appelée ondelette mère. Ainsi, les coefficients d'ondelettes reflètent la similitude entre le signal analysé et les ondelettes.

Il existe trois types de WT :

- La transformée en ondelettes continue (CWT),
- La transformée en ondelettes discrète (DWT),
- La transformée en ondelettes en paquets (PWT).

II.2.1.1 La transformée en ondelettes continue CWT

La transformée en ondelettes continue CWT d'un signal quelconque $x(t)$ est définie par son intégrale multipliée par les versions mises à l'échelle et décalées d'une fonction en ondelettes.

Mathématiquement, la CWT calcule les produits internes du signal $x(t)$ avec des ondelettes selon l'équation (1) :

$$CWT(a, b) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \frac{1}{\sqrt{|a|}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) dt \quad (1)$$

où a et b et représentent les paramètres de dilatation et de translation, respectivement.

Cependant, le calcul des coefficients d'ondelettes en continu est une tâche très coûteuse en termes de calcul. Par ailleurs, la majorité des signaux biomédicaux sont des signaux à temps discret. De plus, l'utilisation des valeurs des paramètres de dilatation et de translation a et b conduit à une redondance dans

les coefficients CWT. Enfin, la solution fermée de l'intégration précédente n'existe pas sauf cas exceptionnel [3.16].

II.2.1.2 La transformée en ondelettes discrète DWT

La transformée en ondelettes discrète DWT a été introduite afin de pallier la faiblesse du La transformée en ondelettes continue CWT.

La transformée en ondelettes discrète DWT utilise une représentation d'entités à plusieurs échelles. Si les échelles et les décalages sont sélectionnés sur la base des puissances de deux ce qui est connu par les échelles et positions dyadiques, alors l'analyse par ondelettes sera beaucoup plus efficace.

Une telle analyse peut être exprimée par l'équation (2) :

$$DWT(i, j) = \frac{1}{\sqrt{|2^i|}} \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \psi\left(\frac{t-2^i j}{2^i}\right) dt \quad (2)$$

où les paramètres a et b sont remplacés par 2^i et $2^i j$, respectivement.

II.2.1.3 L'analyse multi résolution

En 1988, S. Mallat [39] a proposé un algorithme rapide pour calculer les coefficients d'ondelettes.

La théorie de la multi-résolution conçoit la transformée en ondelettes discrètes DWT comme une séquence d'application de filtres.

En effet, chaque signal est constitué des composantes basses fréquences : appelées les approximations et des composantes de plus hautes fréquences : appelées les détails.

Selon Mallat, nous pouvons séparer les détails et les approximations en faisant appel à une paire de filtre $H[n]$ et $G[n]$, appelées aussi filtres à miroirs quadratique, qui sont un filtre passe bas et un filtre passe haut complémentaires (ils ont la même fréquence de coupure) et dont les réponses impulsionnelles doivent satisfaire certaines conditions.

Les sorties des filtres passe-bas et passe-haut sont appelées coefficients d'approximation (A) et de détail (D) du premier niveau.

Le processus de cet algorithme de Mallat à son premier niveau est illustré dans la figure 3.3

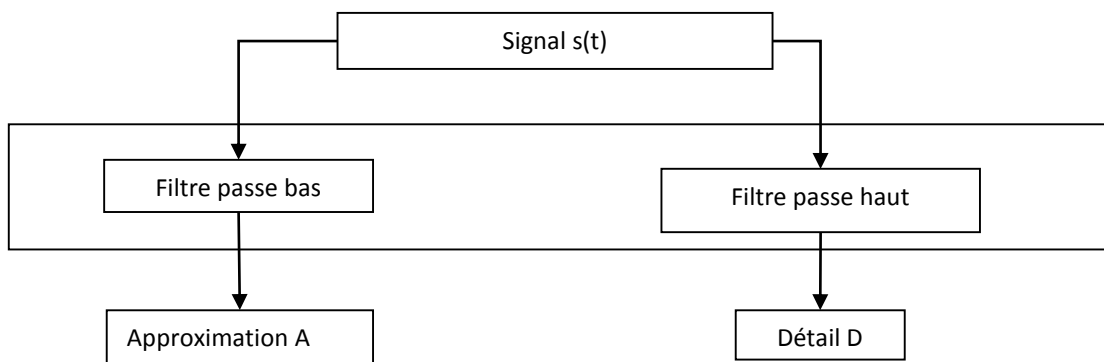


Figure 3.3 Principe de l'algorithme de Mallat

Pour passer au niveau suivant de la décomposition, nous pouvons appliquer la même opération à l'approximation A.

Les filtres miroirs en quadrature sont appliqués à l'approximation pour obtenir l'approximation et les détails du niveau suivant.

A chaque niveau de décomposition, la résolution fréquentielle est doublée par filtrage et la résolution temporelle est réduite de moitié par sous-échantillonnage.

La procédure de la décomposition en ondelettes discrète d'un signal $x[n]$ est illustrée par le schéma présenté sur la figure 3.4.

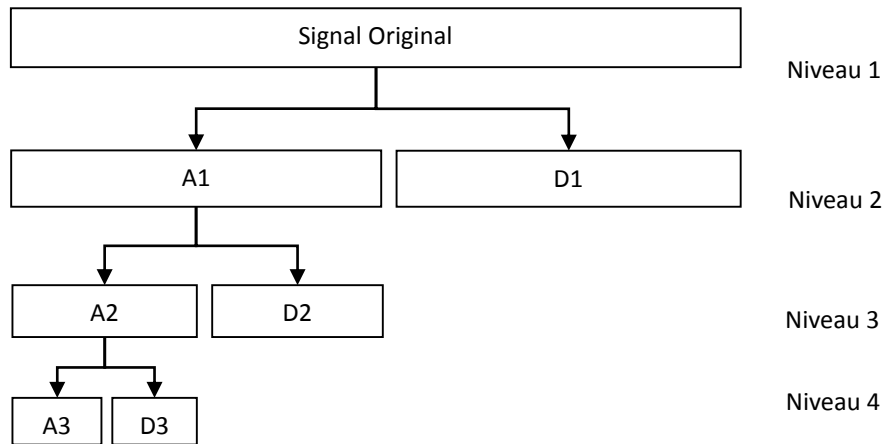


Figure 3.4. Décomposition par ondelettes

Le calcul des coefficients d'ondelette se fait de manière itérative et hiérarchique.

La différence entre une approximation A_n d'un niveau n et l'approximation du niveau qui suit A_{n+1} représente le détail D_{n+1} .

Donc, l'approximation au $n^{\text{ième}}$ niveau est plus riche en termes de contenu informationnel que des approximations des niveaux supérieurs (supérieur à n).

Si nous supposons que le signal original $x(t)$ contient N échantillons alors nous obtiendrons $2N$ échantillon à la sortie de la cellule constituée par la paire du filtre en miroir quadratique. Ce problème peut être réglé en introduisant une opération de sous-échantillonnage de facteur 2 après chaque décomposition. (Voir figure 3.5)

Au dernier niveau de décomposition, nous aurons alors 1 coefficient de détail et 1 coefficient d'approximation, ce qui nous donne un total de $N-1$ coefficients de détails et 1 coefficient d'approximation.

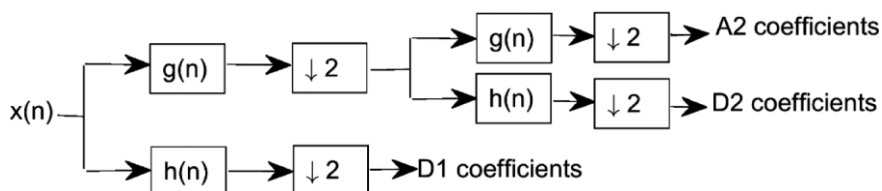


Figure 3.5 : Algorithme de Mallat

A chaque niveau de ce schéma, il y a deux filtres numériques et deux sous-échantillonneurs par 2. Le filtre passe-haut $h[n]$ est l'ondelette mère discrète et le second filtre $g[n]$ est sa version miroir qui est un passe-bas filtre.

II.2.1.4 Choix des ondelettes

Il y a plusieurs types et familles d'ondelettes dont les propriétés diffèrent selon les principaux critères suivants :

- L'existence de la fonction d'échelle j donc de filtres associés à l'ondelette ;
- l'orthogonalité ou la biorthogonalité de l'analyse qui en résulte ;
- Le support des fonctions $\psi(t)$ et $\Psi(w)$ et la vitesse de convergence vers 0 quand le temps t ou la fréquence w tend vers l'infini, qui quantifient respectivement la localisation en temps et en fréquence de l'ondelette ;
- La symétrie, qui est utile pour éviter le déphasage ;
- Le nombre de moments nuls de ψ , qui permet de concentrer l'information du signal dans quelques coefficients, ce qui est très utile pour la compression ;
- La régularité, qui est utile pour obtenir des signaux et des images reconstruits lisses et réguliers.

Le tableau 3.2 présente une liste de famille d'ondelettes usuelles avec leurs noms courts associés afin de faciliter la lecture.

Tableau.3.2 : Liste de famille d'ondelette

Nom de familles d'ondelette	Nom court
Ondelette de Haar	<i>haar</i>
Ondelette de Daubechies	<i>db</i>
Symlets	<i>sym</i>
Coiflets	<i>coif</i>
Ondelettes biorthogonales	<i>bior</i>
Ondelette de Meyer	<i>meyr</i>
Ondelette de Battle et Lemarié	<i>btlm</i>
Ondelettes gaussiennes	<i>gaus</i>
Chapeau mexicain	<i>mexh</i>
Ondelette de Morlet	<i>morl</i>
Ondelettes gaussiennes complexes	<i>cgau</i>
Ondelettes de Shannon complexes	<i>shan</i>
Ondelettes B-splines fréquentielles complexes	<i>fbsp</i>
Ondelettes de Morlet complexes	<i>cmor</i>

Parmi toute cette panoplie offerte de fonctions d'ondelettes, Le choix de celle adaptée n'est pas aisé pour l'utilisateur.

Il convient de bien cerner le problème à étudier et d'identifier le type de transformée à utiliser (continue ou discrète).

En analyse d'image, souvent il est très nécessaire d'avoir une certaine redondance pour avoir plus d'informations. L'utilisation de la transformée en ondelettes continue TOC est alors recommandée.

Par contre, pour une analyse multi-résolution, il est préférable d'utiliser une base d'ondelettes orthonormale et pour un calcul exact, il faut faire appel aux ondelettes à support compact.

Dans certaines situations, on peut avoir besoin d'une ondelette indéfiniment dérivable, il faudra alors utiliser une des ondelettes de Meyer. Et pour détecter les frontières, on préférera des ondelettes symétriques.

Par conséquent, Il est clair qu'on ne peut parler d'une ondelette idéale adaptée à tous les cas.

A chaque cas particulier correspond une ondelette particulière adaptée. Cependant, le choix est souvent guidé par diverses considérations qui incluent, en particulier, la ressemblance entre le signal analysé et la famille d'ondelettes choisie ou l'utilisation d'un choix empirique.

II.2.1.5 Décomposition du signal EEG :

Dans le cadre de notre travail, nous avons appliqué une décomposition à 5 niveaux sur le signal EEG en utilisant l'ondelette Daubechies d'ordre 4 'db4'.

Dans le présent travail, Le choix de l'ondelette mère 'db4' a été motivé après une recherche bibliographique très poussée sur plusieurs travaux scientifiques et qui nous a encourager à choisir cette ondelette à cause de ses similitudes avec les ondulations du signal EEG et ses bons résultats obtenus sur des expériences empiriques sur le traitement du signal EEG.

Le choix du niveau de décomposition a été 5 et ce choix permet d'avoir des bandes spectrales des sous-signaux proches des composants cérébrales (les ondes alpha, bêta, gamma, delta et thêta) comme illustré sur le tableau suivant :

Les bandes de fréquence des coefficients d'approximation et de détail correspondant à la décomposition en ondelettes avec 173,6 Hz comme fréquence d'échantillonnage sont présentées dans le tableau 3.3.

Tableau 3.3 : Bandes de fréquences des signaux EEG avec Décomposition en ondelettes à cinq niveaux.

Approximation et détails	Bande de fréquence (Hz)	Le niveau de décomposition
D1	[43.4 - 86.8]	1
D2	[21,7 - 43,4]	2
D3	[10.8 - 21.7]	3
D4	[5,4 - 10,8]	4
D5	[2,7 - 5,4]	5
A5	[0 - 2,7]	5

Chaque signal EEG est décomposé en six sous-signaux : cinq détails (D1, D2, D3, D4 et D5) et une approximation (A5). Chaque sous-signal correspond aux composantes du signal dans différentes bandes de fréquences.

Les signaux EEG épileptiques et non épileptiques et leurs six sous-signaux obtenus par cinq niveaux de décomposition en ondelettes sont illustrés à la figure 3.6.

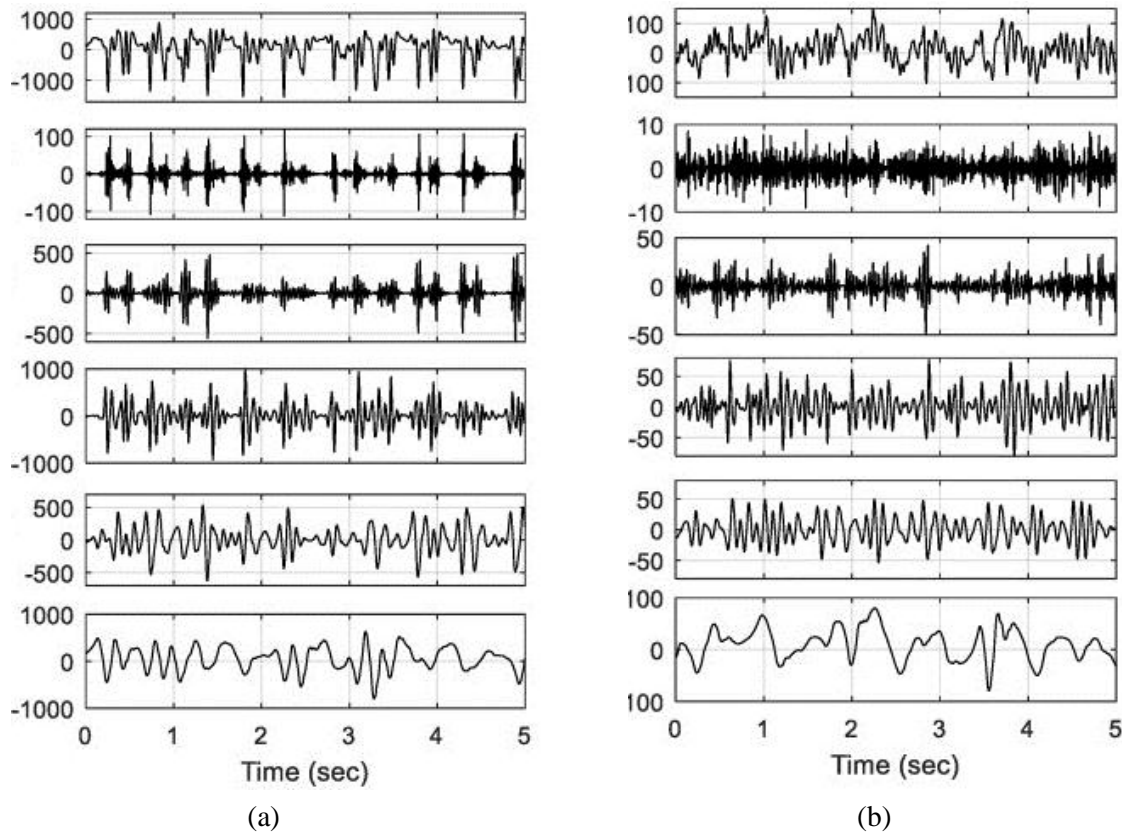


Figure 3.5 : décomposition en ondelette DWT pour EEG normal (a) et une EEG épileptique (b)

Les fréquences de coupure des six sous-bandes résumées dans le tableau 3.6.

- Le premier détail D1 [43,4 - 86,8 Hz] correspond au rythme gamma. Aucune des quatre autres sous-bandes ne se rapporte à une seule composante rythmique, mais à une combinaison des parties de deux rythmes.
- Le deuxième détail D2 [21,7 - 43,4 Hz] comprend la partie haute fréquence du rythme bêta en plus du gamma,
- Le troisième D3 [10,8 - 21,7 Hz] contient la partie basse fréquence du bêta ainsi que la partie haute fréquence du rythme alpha,
- Le détail D4 [5,4 – 10,8] comprend principalement au rythme thêta en plus de la partie basse du rythme alpha,
- Le détail D5 comprend la partie basse fréquence du rythme thêta en plus de la partie haute du rythme delta.
- L'approximation A5 comprend la partie basse du rythme delta.

Les ondulations à haute fréquence contiennent des informations importantes pour la détection des crises. Bien que le rythme gamma (> 30 Hz) joue un rôle important dans la détection des crises, les autres rythmes portent également des preuves importantes liées à la même tâche.

La décomposition DWT à cinq niveaux est utilisée dans cette étude.

II.3 Extraction des caractéristiques

Le schéma de principe de la méthode proposée pour extraire les paramètres du signal EEG est illustré dans la figure 3.6.

Tout d'abord, Chaque signal EEG est décomposé en cinq sous-signaux de détail (D1-D5) et un sous-signal d'approximation (A5).

Dans la deuxième étape, les caractéristiques statistiques telles que le Maximum (Max), le minimum (Min), la moyenne (Mean) et la variance (Var) sont calculées à partir de ces signaux de sous-bande.

Ces caractéristiques statistiques sont combinées pour avoir au total, 24 caractéristiques qui sont extraites pour caractériser chaque signal EEG.

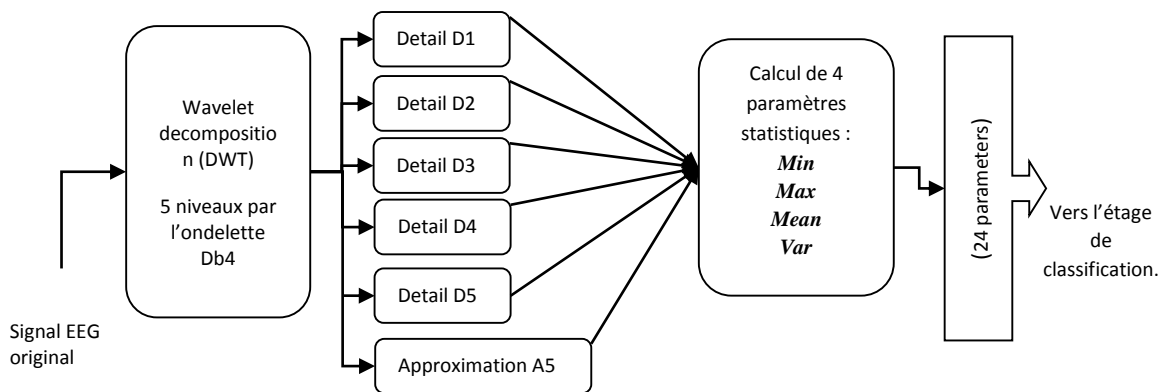


Figure 3.6 Schéma bloc de l'approche d'extraction de caractéristiques.

Dans cette étude nous avons opté pour les descripteurs suivants : la variance, le minimum, le maximum, et la moyenne.

- **La Moyenne (Mean) :**

On peut définir la moyenne M d'un vecteur de donnée X comme suit :

$$\text{Mean} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \quad (4.1)$$

- **La Variance (Var) :**

La variance c'est la mesure de la dispersion d'un ensemble de points de données autour de leur valeur moyenne, elle est définie comme suit :

$$\text{Var} = \frac{\sum (X - \text{Mean})^2}{n} \quad (4.2)$$

- **Le Minimum (Min) :**

C'est la valeur la plus petite d'un vecteur de donnée X.

- **Le Maximum (Max) :**

C'est la valeur la plus grande d'un vecteur de donnée X.

Les tableaux 3.4 et 3.5 présentent les valeurs des paramètres calculées pour un signal EEG normal et un autre épileptique respectivement.

Tableau 3.4 : les paramètres d'un signal EEG normal

<i>Normal</i>	D1	D2	D3	D4	D5	A5
Min	-79.1885	-26.4635	-40.2108	-78.7842	-85.3637	-61.2988
Max	67.2801	20.7738	37.2192	78.9660	91.2769	78.1353
Mean	6.8492	0.0001	0.0022	-0.0267	0.0088	-0.0172
Var	25.5123	2.5775	8.5870	18.6262	21.9719	15.9614

Tableau 3.5 : les paramètres d'un signal EEG épileptique

<i>Epileptique</i>	D1	D2	D3	D4	D5	A5
Min	-0,539	-0.1510	-0.6778	-1.0235	-0.8493	-0.7972
Max	0.5727	0.1285	0.6512	1.1745	0.6961	0.6292
Mean	0.0472	0	-0.001	0	0	0
Var	0.1875	0.0212	0.1090	0.2722	0.2137	0.2484

Les paramètres calculés pour l'ensemble des signaux EEG normaux et épileptiques (les groupe A et E de la base de données utilisées) seront stockés sur une matrice pour constituer la base d'apprentissage pour réaliser l'étape prochaine qui est la classification des patients normaux et épileptiques.

II.4 Classification neuronale

Dans cette étude, un réseau de neurone de type MPL (Multi Layer Preceptron) 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.

II.4.1 Réseaux de neurones Artificiels

Les réseaux de neurones artificiels (ANN) ont été largement utilisés dans les problèmes de reconnaissance de formes au cours des dernières décennies.

Les réseaux de neurones artificiels représentent une tentative de modélisation mathématique du cerveau humain. Les premiers travaux datent de 1943 et sont proposés par les deux neurologues Warren McCulloch et Walter Pitts. Ils présentent un modèle assez simple pour les neurones biologiques qui sont les neurones formels artificiels.

II.4.1.1 Neurone artificiel (formel)

Un neurone formel est une simple unité de traitement, qui regroupe les caractéristiques et le fonctionnement d'un neurone biologique.

En s'appuyant sur les propriétés des neurones biologiques connues à cette époque, issues d'observations neurophysiologiques et anatomiques, McCulloch et Pitts proposent un modèle simple de neurone formel.

Il s'agit d'un neurone binaire, c'est-à-dire dont la sortie vaut 0 ou 1. Pour calculer cette sortie, le neurone effectue une somme pondérée de ses entrées (qui, en tant que sorties d'autres neurones formels, valent aussi 0 ou 1) puis applique une fonction d'activation à seuil :

- Si la somme pondérée dépasse une certaine valeur, la sortie du neurone est 1,

- Sinon elle vaut 0.

La figure 3.7 montre la structure d'un neurone artificiel.

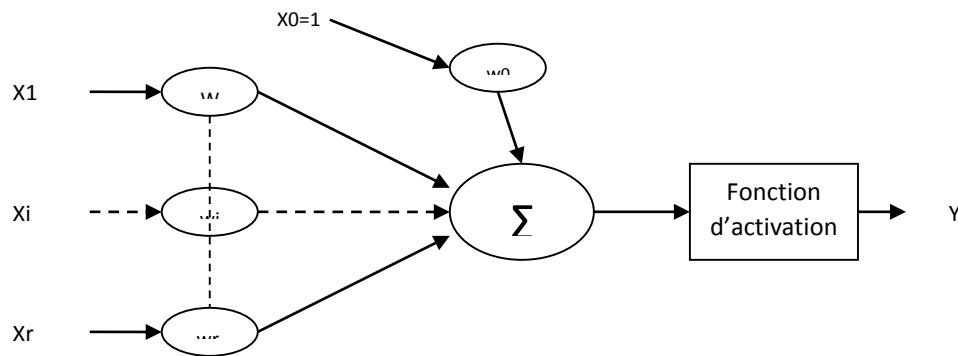


Figure 3.7. Modèle du neurone formel artificiel

Chaque neurone reçoit un nombre variable d'entrées en provenance de plusieurs neurones.

A chacune de ces entrées est associée un poids 'Wi' abréviation de Weight (poids en Français) représentatif de la force de la connexion.

Chaque neurone élémentaire est doté d'une fonction de transfert (fonction d'activation) qui donne une sortie unique 'Y', et se ramifie ensuite pour alimenter un nombre variable de neurones avals.

Ainsi la sortie Y est calculée en deux étapes :

- Le calcul de la somme pondérée des Xi
- Une fonction f appliqué au résultat de cette somme

$$Y = f\left(\sum_{i=0}^r w_i X_i\right) \quad (3.3)$$

Pour le model proposé par Mc Culloch et Pitts, la fonction d'activation f est une fonction seuil comme pour le neurone biologique. (Voir tableau 3.6)

Pour des considérations théoriques, le neurone de Mc culloch et Pitts a été généralisé de différentes manières, en choisissant d'autres types de fonctions d'activation.

Les plus courantes sont présentées sur le tableau 3.6, avec leurs équations mathématiques.

Tableau 3.6 : Les fonctions d'activation

Nom de la fonction	Relation d'entrée/sortie	Icône
seuil	$a = 0$ si $n < 0$ $a = 1$ si $n \geq 0$	
seuil symétrique	$a = -1$ si $n < 0$ $a = 1$ si $n \geq 0$	
linéaire	$a = n$	
linéaire saturée	$a = 0$ si $n < 0$ $a = n$ si $0 \leq n \leq 1$ $a = 1$ si $n > 1$	
linéaire saturée symétrique	$a = -1$ si $n < -1$ $a = n$ si $-1 \leq n \leq 1$ $a = 1$ si $n > 1$	
linéaire positive	$a = 0$ si $n < 0$ $a = n$ si $n \geq 0$	
sigmoïde	$a = \frac{1}{1+\exp^{-n}}$	
tangente hyperbolique	$a = \frac{e^n - e^{-n}}{e^n + e^{-n}}$	
compétitive	$a = 1$ si n maximum $a = 0$ autrement	

On remarque qu'à la différence des neurones biologiques dont l'état est binaire, la plupart des fonctions de transfert sont continues et offrent une infinité de valeurs comprises dans l'intervalle $[0, +1]$ ou $[-1, +1]$.

Un seul neurone élémentaire est limité en application, en effet un neurone réalise une simple fonction sur la somme pondérée de ses entrées.

L'intérêt des neurones artificiels réside dans les propriétés qui résultent de leur association dans une structure.

Cette association de plusieurs neurones formels constitue un réseau de neurones.

Le comportement collectif ainsi obtenu permet de réaliser des fonctions d'ordre supérieur par rapport à la fonction élémentaire réalisée par un seul neurone.

Dans un réseau de neurones, les entrées d'un neurone sont soit les entrées du réseau globale, soit les sorties d'autres neurones.

Il existe plusieurs types de réseaux de neurones. Dans le cadre de ce travail, nous avons utilisé le réseau MLP (multi layer perceptron) pour sa facilité et sa puissance pour les problèmes de classification supervisée.

II.4.1.2 Réseau de neurone MLP

Les réseaux MLP sont parmi les types des réseaux de neurones les plus utilisés. C'est un réseau de neurones artificiels organisé en couches, où l'information circule dans un seul sens, de la couche d'entrée vers la couche de sortie.

La figure 3.8 donne un exemple d'un réseau contenant une couche d'entrée, deux couches cachées et une couche de sortie.

La couche d'entrée présente toujours une couche virtuelle associée aux entrées du système, elle ne contient aucun neurone. Les couches suivantes sont des couches de neurones.

Dans l'exemple illustré dans la figure 3.8, il y a 3 neurones d'entrées, 4 neurones sur la première couche cachée, trois neurones sur la deuxième couche cachée et 4 neurones sur la couche de sortie.

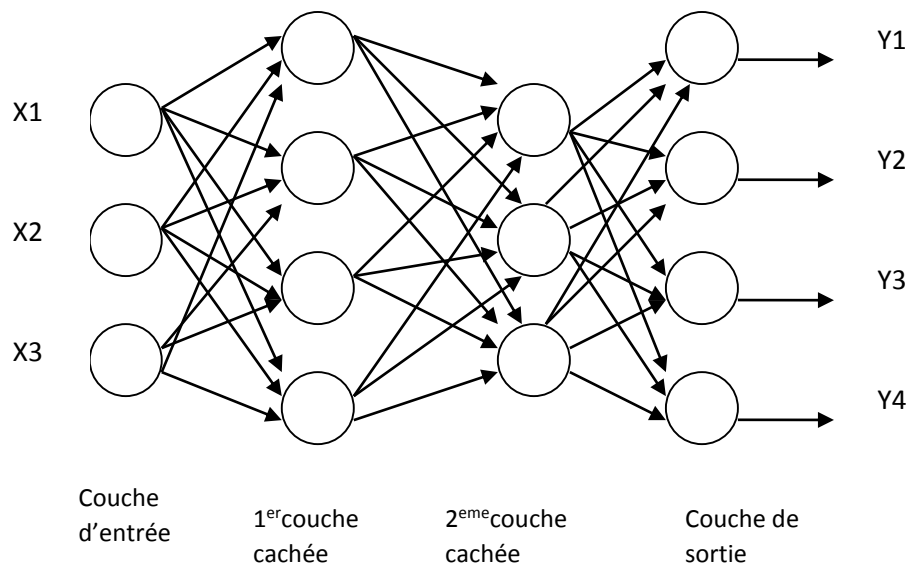


Figure 3.8 : Exemple d'un réseau de type PMC

La mise en œuvre des réseaux MLP comporte :

- Une partie conception, dont l'objectif est de permettre de choisir la meilleure architecture possible,
- Une partie de calcul numérique, pour réaliser l'apprentissage d'un réseau de neurones.

Dans le cas général, un MLP peut posséder un nombre de couches quelconque et un nombre de neurones par couche également quelconque, mais en vue de perfectionner le fonctionnement du MLP d'un côté et minimisé au maximum le temps de calcul d'autre part, on doit chercher une architecture optimale au point de vue nombre de couches et nombre de neurones par couche.

A partir d'une architecture de réseau de neurones donnée et des exemples disponibles (la base d'apprentissage), on détermine les poids synaptiques optimaux, par l'algorithme de la rétro-propagation des erreurs, pour que la sortie du modèle s'approche le plus possible de la sortie désirée.

II.4.2 Architecture du réseau MLP

La détermination du nombre de neurones dans la couche cachée est une des tâches les plus critiques dans la conception des classifieurs neuronales.

Contrairement au nombre de neurones dans la couche d'entrée qui est fixé selon le vecteur d'entrée (trois entrées) et le nombre de neurones dans la couche de sortie qui est représenté par un seul neurone pour indiquer la classe de sortie, le nombre de neurones cachés est choisi empiriquement après plusieurs essais.

Ainsi, Un réseau avec trop peu de neurones cachés seraient incapables de faire la différence entre les différentes classes.

En revanche, si le réseau a trop de neurones cachés, il peut y avoir une sur-paramétrisation du réseau en plus la durée d'apprentissage devient excessivement longue.

L'approche la plus populaire pour trouver le nombre optimal de couches cachées est l'approche empirique. En fait, cette méthode consiste à la mise en œuvre du réseau en modifiant le nombre de neurones dans la couche cachée.

Pour chaque nombre de neurones cachés, les erreurs d'apprentissage et de test sont mesurées.

Le nombre de neurones cachés considéré est celui que l'erreur d'apprentissage et de test sont minimales. Dans cette étude, une couche cachée ayant 30 œuds a été trouvée pour donner le meilleur résultat. Les résultats sont présentés dans le tableau 3.7

Tableau 3.7 Effet du nombre de neurones dans la couche cachée sur la performance du MLP

Nombre de neurones cachés	20	25	30	35
Erreur d'apprentissage	0.033	0.025	0.019	0.019
Erreur de test	0.117	0.109	0.086	0.098

II.4.3 Implémentation du réseau MLP

L'ensemble de la procédure d'apprentissage du réseau MLP est illustrée dans l'organigramme présenté dans la figure 3.9 ci-dessous.

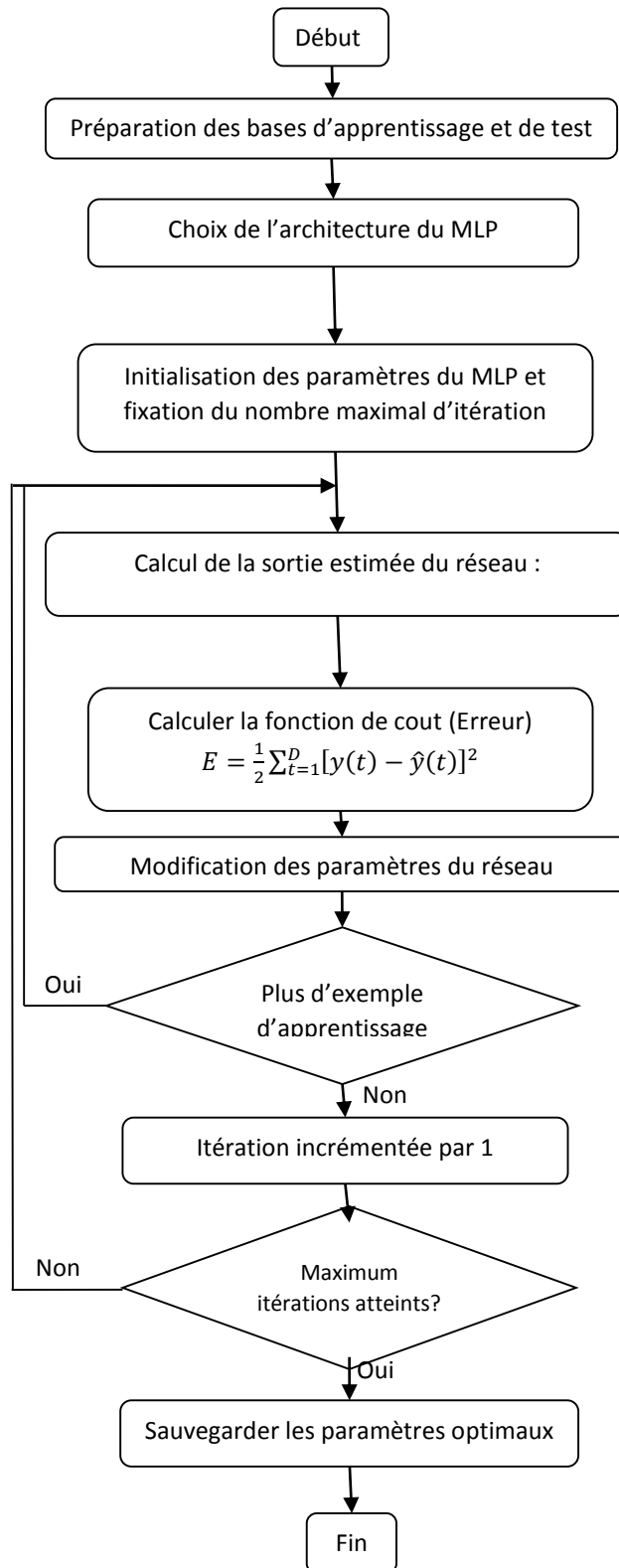


Figure 3.9 : Algorithme d'apprentissage du réseau MLP.

Après le choix du réseau MLP et du vecteur d'entrées, il est nécessaire d'initialiser les poids du réseau à de petites valeurs aléatoires et après lancer l'apprentissage par la rétropropagation de l'erreur.

Rappelons que nous avons pris 100 signal EEG des dossiers A et E afin de constituer la base d'apprentissage.

Le nombre d'itérations fixé à 100 a permis de réaliser un bon apprentissage. En effet, si on choisit un nombre trop grand, il va y avoir un sur-apprentissage, par contre s'il est trop petit, l'apprentissage ne sera pas conduit à son terme.

Le seuil de l'erreur globale est fixé à 0.001. La valeur de l'erreur globale atteinte après les 100 itérations d'apprentissage est 0.019.

III Discussion des résultats

III.1 Paramètres statistiques pour l'évaluation des performances

L'évaluation des performances de classification est réalisée en utilisant la matrice de confusion.

Dans une matrice de confusion, chaque cellule contient le nombre d'instances classées pour une combinaison de classe souhaitée et de sortie réelle du classificateur.

La mesure des performances se fait par le calcul de paramètres statistiques arborescents à savoir la sensibilité, la spécificité et la précision. Les définitions de ces paramètres sont les suivantes

- **Sensibilité (Se)** : nombre de motifs positifs correctement détectés/nombre total de motifs positifs réels. Un schéma positif indique une crise détectée.
- **Spécificité (Sp)** : nombre de modèles négatifs correctement détectés/nombre total de modèles négatifs réels. Un profil négatif indique une détection normale/pas de crise.
- **Précision (Ac)** : nombre de motifs correctement classés/nombre total de motifs.

Le calcul de ces paramètres est obtenu à l'aide de la méthode de validation croisée par dix

III.2 Méthode de validation croisée k-fold

Dans la validation croisée k-fold, l'ensemble de données entier est divisé de manière aléatoire en k sous-ensembles de taille égale.

Le classificateur MLP sera entraîné et testé k fois.

Dans chaque cas, l'un des k plis est pris comme base de test et les k-1 plis restants sont ajoutés pour former l'ensemble de données d'apprentissage.

La figure 3.10 suivante illustre le schéma de la validation croisée k-fold

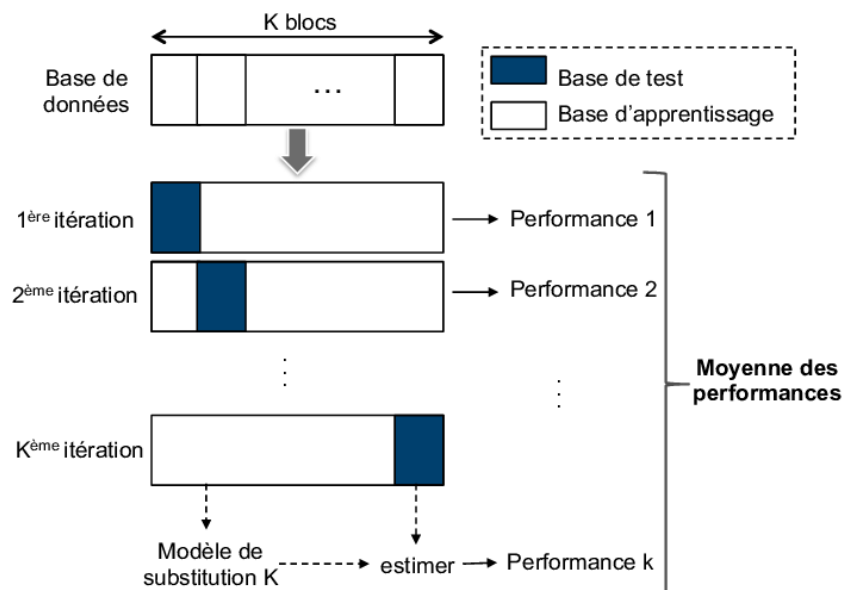


Figure 3.10 : Procédure de la validation croisée "k-fold"

Par conséquent, nous aurons k résultats de test différents pour chaque configuration de test d'apprentissage, et la moyenne des k résultats obtenus donnera la précision globale du classifieur MLP.

L'avantage de la validation croisée k-fold est qu'il importe moins de savoir comment les données sont divisées, car chaque échantillon de la base de données se trouve dans un ensemble de test exactement une fois et dans un ensemble d'apprentissage k-1 fois.

La variance des résultats estimés est réduite à mesure que k augmente. Mais, de nombreuses études expérimentales ont montré que la valeur optimale pour k est 10.

Dans ce travail, une approche de validation croisée 10 fois est utilisée comme méthode de validation de test pour la classification MLP des crises d'épilepsie EEG.

Tout d'abord, l'ensemble de données EEG est divisé au hasard en 10 sous-ensembles égaux.

9 sur 10 sous-ensembles de signaux EEG sont utilisés dans l'apprentissage du classificateur MLP tandis que le sous-ensemble restant d'un dixième est utilisé pour tester ses performances.

Cette méthodologie est répétée dix fois en décalant les sous-ensembles de test et d'apprentissage.

Les valeurs de sensibilité, de spécificité et d'exactitude calculées sont les valeurs moyennes obtenues à partir des 10 évaluations.

III.3 Résultats de classification

Nous avons réalisé deux expériences de classification en utilisant une validation classique et une validation croisée k-fold.

- La validation classique est faite en divisant les données en 2 parties :
 - o 70% pour construire la base d'apprentissage
 - o 30% pour construire la base de test
- La validation croisée est expliquée auparavant.

Validation classique

Les résultats obtenus pour la classification par la validation classique sont résumés dans les matrices de confusion présentée dans les tableaux 3.8 et 3.9 avec les pourcentages de la sensibilité, la spécificité et du taux de précision

Tableau 3.8 : Matrice de confusion des données d'apprentissage (70%)

	Epilepsie	Normal		Sp	Se	Tc
Epilepsie	68	2		100%	97,14%	98,57%
Normal	0	70				

70 % de la base de données utilisé représente 140 signal EEG (70 signal EEG normale et 70 signal EEG épileptique).

Après la phase d'apprentissage, les tests sur cette même base d'apprentissage ont donné un nombre total des cas correctement reconnu de 138 sur les 140 avec un taux de précision de 98,57%.

Les 2 cas non reconnu par le classifieur sont 2 cas épileptiques ce qui donne une sensibilité de 97,14%. Tous les cas normaux ont été bien appris par le classifieur avec une spécificité de 100%.

Tableau 3.9 : Matrice de confusion des données de test (30%)

	Epilepsie	Normal		Sp	Se	Tc
Epilepsie	22	8		96,66%	73,33%	85%
Normal	1	29				

Par contre, les mesures sur la base de test (60 signal au total, 30 normaux et 30 épileptiques).

Les résultats donnent un nombre total des cas correctement reconnu de 51 sur les 60 avec un taux de 85% de précision.

Les 9 cas non reconnu par le classifieur sont 8 cas épileptiques et 1 cas normal ce qui nous donne une moins bonne sensibilité de 73,33 et une bonne spécificité de 96,66%.

Validation croisée

Les résultats obtenus pour la classification par la validation croisée sont résumés dans la matrice de confusion présentée dans le tableau 3.10

Tableau 3.10 : Matrice de confusion des données par la validation croisée

	Epilepsie	Normal		Sp	Se	Tc
Epilepsie	96	4		100%	96%	98%
Normal	0	100				

Les résultats par la validation croisée permettent nettement d'améliorer les performances de la classification avec un nombre total des cas correctement reconnu de 196 sur les 200 ce qui donne un taux de 98% de précision.

Les 4 cas non reconnu par le classifieur sont des cas épileptiques ce qui nous donne une meilleure sensibilité de 96% et une parfaite spécificité de 100%.

Les résultats obtenus montrent des taux de classification satisfaisant de la méthode proposée. La discrimination entre les patients normaux et épileptiques est très acceptable.

Conclusion

Dans ce dernier chapitre, nous avons exploité le signal électroencéphalogramme EEG pour la reconnaissance automatique des patients épileptiques.

Le signal EEG est premièrement décomposé en ondelettes pour extraire des paramètres statistiques pour une bonne caractérisation, puis présenté à un classifieur neuronale de type MLP.

Les bons résultats que nous avons obtenus montrent l'efficacité de l'approche proposée dans le cadre de ce travail pour une reconnaissance automatique des patients épileptiques à travers une classification efficace.

Conclusion générale

Le signal électroencéphalogramme EEG est un Examen très employé dans le domaine de la neurologie. Ce signal représente l'activité électrique du cerveau et possède une grande valeur clinique pour diagnostiquer un certain nombre de pathologies neurologiques. Parmi ces pathologies, les épilepsies.

Dans ce travail, nous avons abordé le problème de la reconnaissance automatique des épilepsies à travers le développement et l'implémentation d'une méthode combinant la transformé en ondelettes discrètes avec les réseaux de neurones. Cette méthode comprend deux modules : Module d'extraction de caractéristiques et module de classification.

Dans le module d'extraction de caractéristiques, un algorithme de détection des plusieurs paramètres à partir du signal EEG par une approche basée sur la transformée en ondelettes a été développé. Il permet d'extraire des paramètres statistiques représentatifs des signaux EEG normaux et pathologiques.

La caractérisation des EEG par des paramètres pertinents constitue une étape primordiale afin d'avoir une meilleure classification. L'évaluation de l'algorithme implémenté a permis d'apprécier la bonne aptitude de détection des EEG normaux et épileptiques.

Pour le module de classification, un réseau de neurones artificiels de type MLP a été proposé, implémenté et évalué.

En effet, l'évaluation des résultats obtenus par le MLP implémenté sont satisfaisants. Les résultats obtenus ont montré que la méthode proposée peut être considérée comme un outil efficace pour la classification des épilepsies avec une précision très acceptable de 98%.

Toute fois et compte tenu de la base de données utilisée qui contient un nombre limité de signaux EEG et qui ont été utilisé lors de la phase d'apprentissage, il est alors judicieux, dans des travaux futurs d'élargir la base de données pour avoir un plus grand nombre de signaux EEG et pourquoi pas viser d'autres types de pathologies neuronales.

Aussi, travailler sur des données multi-sources qui reflètent un même phénomène tel que les différentes dérivations d'un électroencéphalogramme et corrélérer l'EEG avec d'autres sources de données physiologiques qui pourrait être des pistes de recherche intéressante sur la fusion des données physiologiques pour établir le bon diagnostic.

Malgré la bonne aptitude du réseau de neurones MLP pour la reconnaissance des épilepsies, il reste de type boîte noire et ne donne aucune connaissance pour la justification de la classification. Par contre, La manière utilisée par l'expert clinicien pour analyser et proposer un diagnostic, doit être prise en compte lors du développement du système et ainsi une association du MLP avec la logique floue peut apporter des solutions puisque l'hybridation avec les réseaux de neurone a déjà été testée avec efficacité dans plusieurs travaux.

Références bibliographies :

[1] *Comprendre notre organisme et son fonctionnement Manuel d'anatomie et de physiologie page 77.*

[2] : <http://www.mayfieldclinic.com/pe-anatbrain.htm>

[3]: <https://facscm.univ-annaba.dz>

[4] : <https://institutducerveau-icm.org/fr/actualite/comprendre-le-cerveau-et-son-fonctionnement/>

[6]: <https://www.futura-sciences.com/sante/definitions/medecine-crane-8147/>

[7]: <https://www.cen-neurologie.fr/premier-cycle/semiologie-analytique/>

[8] : Volterra A, Meldolesi J. Astrocytes, from brain glue to communication elements: the revolution continues. *Nat Rev Neurosci* 2005 ; 6 : 626–640.

[9]: Clarke LE, Barres BA. Emerging roles of astrocytes in neural circuit development. *Nat Rev Neurosci* 2013 ; 14 : 311–321.

[10]: Verkhratsky A, Parpura V. Astroglial pathology in neurological, neurodevelopmental and psychiatric disorders. *Neurobiol Dis* 2016 ; 85 : 254–261

[11]: Fan X, Agid Y. At the origin of the history of glia. *Neuroscience* 2018 ; 385 : 255–271

[12]: R. P. J. Malmivuo, *Bioelectromagnetism: Principals and applications of bioelectric and biomagnetic fields*, New York: Oxford University Press, 1995.

[13]: D. L. Schomer and F. L. Da Silva, *Niedermeyer's electroencephalography: Basic principles, clinical applications, and related fields*, Philadelphia: Lippincott Williams & Wilkins, 2012.

[14]: E. Niedermeyer and F. L. Da Silva, *Electroencephalography. Basic Principles, Clinical Applications, and Related Fields*, Philadelphia, PA: LIPPINCOTT WILLIAMS & WILKINS, 2004.

[15]: J. K. U. K. Misra, *Clinical Electroencephalography*, Uttar Pradesh: Reed Elsevier India, 2009.

[16]: T. F. Collura, “History and Evolution of Electroencephalographic Instruments and Techniques”, *Journal of Clinical Neurophysiology*, vol. 10, no. 4, pp. 476-504, 1993.

[17]: - J. Malmivuo and R. Plonsey, *Bioelectromagnetism: Principles and Applications of Bioelectric and Biomagnetic Fields*. Oxford University Press, 1995

- E. M. T. Yamada, *Practical guide for clinical neurophysiology testing: EEG*, Iowa: Lippincott Williams & Wilkins.

[18]: N. Boutros, S. Galderisi, O. Pogarell, and S. Riggio, *Standard Electroencephalography in Clinical Psychiatry*, WILEY-BLACKWELL, 2011.

[19]: V. Botella-Soler, M. Valderrama, B. Crépon, V. Navarro, M. Le Van Quyen, and O. Sporns, “Large Scale Cortical Dynamics Of Sleep Slow Waves,” *PloS One*, vol. 7, no. 2, p. e30757, 2012.

[20]: I. E. Wickramasekera, “On Attempts To Modify Hypnotic Susceptibility: Some Psychophysiological Procedures And Promising Directions,” *Annals of the New York Academy of Sciences*, vol. 296, no. 1, pp. 143–153, 1977.

[21]: M. E. Sabourin, S. D. Cutcomb, H. J. Crawford, and K. Pribram, “EEG Correlates Of Hypnotic Susceptibility And Hypnotic Trance: Spectral Analysis And Coherence,” *International Journal of Psychophysiology*, vol. 10, no. 2, pp. 125–142, 1990.

[22]: B. R. Cahn and J. Polich, “Meditation States And Traits: Eeg, erp, and neuroimaging studies.” *Psychological Bulletin*, vol. 132, no. 2, p. 180, 2006.

- [23]: Edouard Hirsch, Bruno Maton, Daniel Kurtz, *Bases neurophysiologiques de l'électroencéphalographie clinique et principales indications, Volume , Issue , /1995, Pages , ISSN 0246-0378,*
- [24]: Mormann F., Andrzejak R.G., Elger C.E., Lehnertz K. Seizure prediction: The long and winding road. *Brain*. 2007;**130**:314–333. doi: 10.1093/brain/awl241. [[PubMed](#)] [[CrossRef](#)] [[Google Scholar](#)]
- [25]: Raghu S., Sriraam N., Hegde A.S., Kubben P.L. A novel approach for classification of epileptic seizures using matrix determinant. *Expert Syst. Appl.* 2019;**127**:323–341. doi: 10.1016/j.eswa.2019.03.021.
- [26]: Pachori R.B., Patidar S. Epileptic seizure classification in EEG signals using second-order difference plot of intrinsic mode functions. *Comput. Methods Programs Biomed.* 2014;**113**:494–502. doi: 10.1016/j.cmpb.2013.11.014.
- [27]: Polat K., Günes S. Classification of epileptiform EEG using a hybrid system based on decision tree classifier and fast-Fourier transform. *Appl. Math. Comput.* 2007;**187**:1017–1026.
- [28]: Tzallas A.T., Tsipouras M.G., Fotiadis D.I. Epileptic seizure detection in EEGs using time–frequency analysis. *IEEE Trans. Inf. Technol. Biomed.* 2009;**13**:703–710. doi: 10.1109/TITB.2009.2017939.
- [29]: Uthayakumar R., Easwaramoorthy D. Epileptic seizure detection in EEG signals using multifractal analysis and wavelet transform. *Fractals*. 2013;**21**:1–24. doi: 10.1142/S0218348X13500114.
- [30]: Guo L., Rivero D., Pazos A. Epileptic seizure detection using multiwavelet transform based approximate entropy and artificial neural networks. *J. Neurosci. Methods*. 2010;**193**:156–163. doi: 10.1016/j.jneumeth.2010.08.030.
- [31]: Wang D., Miao D., Xie C. Best basis-based wavelet packet entropy feature extraction and hierarchical EEG classification for epileptic detection. *Expert Syst. Appl.* 2011;**38**:14314–14320. doi: 10.1016/j.eswa.2011.05.096.
- [32]: Nicolaou N., Georgiou J. Detection of epileptic electroencephalogram based on permutation entropy and support vector machines. *Expert Syst. Appl.* 2012;**39**:202–209. doi: 10.1016/j.eswa.2011.07.008.
- [33]: Kumar Y., Dewal M., Anand R. Epileptic seizure detection using DWT based fuzzy approximate entropy and support vector machine. *Neurocomputing*. 2014;**133**:271–279. doi: 10.1016/j.neucom.2013.11.009.
- [34]: Tawfik N.S., Youssef S.M., Kholief M. A hybrid automated detection of epileptic seizures in EEG records. *Comput. Electr. Eng.* 2015;**53**:177–190. doi: 10.1016/j.compeleceng.2015.09.001.
- [35]: Übeyli E.D. Least squares support vector machine employing model-based methods coefficients for analysis of EEG signals. *Expert Syst. Appl.* 2010;**37**:233–239. doi: 10.1016/j.eswa.2009.05.012.
- [36]: Guo L., Rivero D., Dorado J., Munteanu C.R., Pazos A. Automatic feature extraction using genetic programming: An application to epileptic EEG classification. *Expert Syst. Appl.* 2011;**38**:10425–10436. doi: 10.1016/j.eswa.2011.02.118.
- [37]: Ullah I., Hussain M., Qazi E.H., Aboalsamh H. An automated system for epilepsy detection using EEG brain signals based on deep learning approach. *Expert Syst. Appl.* 2018;**107**:61–71. doi: 10.1016/j.eswa.2018.04.021.
- [38]: Bajaj V., Pachori R.B. Classification of seizure and non-seizure EEG signals using empirical mode decomposition. *IEEE Trans. Inf. Technol. Biomed.* 2015;**16**:1135–1142. doi: 10.1109/TITB.2011.2181403.
- [39]: Azmoudeh B, Cvetkovic D. Wavelets in biomedical signalprocessing and analysis. In: Narayan R, editor. *Encyclopedia of Biomedical Engineering*. Oxford, UK: Elsevier; 2019:193–212.