



République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
Université M'HAMED BOUGARA - BOUMERDES
Faculté de Technologie
Département d'Ingénierie des Systèmes Electriques

Mémoire de Fin d'Etudes
En vue de l'obtention du diplôme de

MASTER

Domaine : **SCIENCE ET TECHNOLOGIE**
Filière : **GENIE BIOMEDICAL**
Spécialité : **INSTRUMENTATION BIOMEDICALE**

- Thème -

Traitement et classification du signal EEG

Présenté par

GHOUALEM Hadjer

Soutenu le : 30 /09/2023

Devant le jury :

Mme Mechid S.

Univ. Boumerdes

Présidente

Mme Haroune R.

Univ. Boumerdes

Examinatrice

Mr. Harizi F.

CDTA

Encadreur

Mme Boumeridja H.

Univ. Boumerdes

Promotrice

Année Universitaire 2022 / 2023

Dédicaces

À mes chers parents, pour leur amour inconditionnel, leur soutien constant et leur encouragement indéfectible tout au long de ce parcours.

À mes Sœurs et Frères ; mes étoiles et mes piliers.

To my cutie bestie.

À mon petit cercle d'amies,

À tous ceux qui ont croisé mon chemin et contribué, de près ou de loin, à la réalisation de ce mémoire.

Ce travail est dédié à vous, votre influence a façonné mon parcours et cette réussite vous appartient autant qu'à moi.

Avec toute ma gratitude,

Hadjer

Remerciements

Je tenais à remercier sincèrement Dr Mohammed TRAICHE ; Directeur de Centre de Développement des Technologies Avancées (CDTA), Baba Hassen, Alger, pour l'opportunité qu'il m'a offerte de réaliser mon stage au sein de leur établissement. Cette expérience a été extrêmement enrichissante et m'a permis d'acquérir de précieuses compétences professionnelles.

Je tiens à exprimer aussi ma sincère gratitude envers Mr le directeur de division Telecom pour son rôle central dans la division Telecom du CDTA. Son leadership inspirant et son engagement en faveur du développement professionnel ont profondément influencé mon expérience de stage au sein de l'entreprise.

Je tiens à exprimer ma sincère reconnaissance au chef de l'équipe de recherche, Mr F. Harizi, pour avoir assumé le rôle d'encadreur tout le long de ce projet de fin d'études. Sa disponibilité, ses compétences en tant qu'encadreur et ses précieux conseils m'ont permis de progresser dans mes travaux. Sa contribution à mon mémoire est inestimable.

Je tiens à exprimer ma profonde reconnaissance envers Mme H. Boumeridja, enseignante à l'Université de Boumerdes, Faculté de technologie, dont l'apport a été essentiel à la réalisation de ce mémoire. Ses compétences académiques exceptionnelles, et sa capacité à me guider avec précision dans le cadre de ce projet ont été des piliers fondamentaux de mon succès. Ses conseils m'ont permis de travailler avec assurance à travers les complexités de mon travail de recherche, et ses connaissances ont enrichi chaque aspect de ce mémoire.

Je souhaite exprimer ma sincère reconnaissance envers Mme la présidente de jury pour avoir accepté la lourde tâche de présider mon jury de soutenance. Je remercie chaleureusement les membres du jury, pour leur engagement et leur disponibilité dans le processus d'évaluation préliminaire de mon mémoire.

Je tiens à exprimer ma profonde reconnaissance envers le chef du département ISE-FT-UMBB, Mr. Messaoudi pour son soutien continu tout au long de mes études. Je voudrais aussi exprimer notre reconnaissance à tous les membres du département ISE (administrateurs, enseignants, techniciens et ingénieurs), pour l'aide que chacun d'eux a pu m'apporter tout le long de mon cursus universitaire.

Résumé

Cette étude se concentre sur le traitement et la classification des signaux EEG, une discipline cruciale en neurologie et en neuro-informatique. À travers une série de chapitres, ce travail explore en détail la schizophrénie, depuis ses origines médicales jusqu'à ses symptômes et ses formes cliniques. Elle met en lumière l'importance d'un traitement continu dans la gestion à long terme de la schizophrénie et explore les anomalies neurologiques sous-jacentes à cette maladie. La recherche plonge ensuite dans l'électroencéphalogramme (EEG), couvrant son histoire, sa technologie, son déroulement et son utilité dans le diagnostic de diverses conditions médicales. Enfin, il se penche sur le traitement des signaux EEG, de la préparation initiale à la classification, en mettant en évidence les méthodes de pointe et l'application de l'intelligence artificielle. Les résultats obtenus sont présentés, discutés et ouvrent la voie à de futures perspectives de recherche.

Abstract

This study focuses on the processing and classification of EEG signals, a critical discipline in neurology and neuroinformatics. Through a series of chapters, this work provides a detailed exploration of schizophrenia, from its medical origins to its symptoms and clinical manifestations. It highlights the significance of continuous treatment in the long-term management of schizophrenia and investigates the underlying neurological anomalies associated with this condition. The research then delves into electroencephalography (EEG), covering its history, technology, procedure, and its utility in diagnosing various medical conditions. Finally, it delves into the processing of EEG signals, from initial preprocessing to classification, emphasizing state-of-the-art methods and the application of artificial intelligence. The obtained results are presented, discussed, and pave the way for future research perspectives.

ملخص

يركز مشروع نهاية الدراسة هذا على معالجة وتصنيف إشارات التخطيط الكهربائي للدماغ، وهو تخصص حاسم في علم الأعصاب والمعلوماتية العصبية. من خلال سلسلة من الفصول، تستكشف هذه الدراسة الفصام بالتفصيل، من أصوله الطبية إلى أعراضه وأشكاله السريرية. يسلط الضوء على أهمية العلاج المستمر في الإدارة طويلة المدى للفصام ويستكشف التشوهات العصبية الكامنة وراء هذا المرض. ثم يتعمق في مخطط كهربية الدماغ، ويغطي تاريخه وتقنيته ودورته وفائدته في تشخيص الحالات الطبية المختلفة. أخيرًا، ينظر في معالجة الإشارات، من التحضير الأولي إلى التصنيف، وتسليط الضوء على الأساليب المتقدمة وتطبيق الذكاء الاصطناعي. يتم عرض النتائج التي تم الحصول عليها ومناقشتها وتمهيد الطريق لمنظورات البحث المستقبلية.

Mots clés

Apprentissage automatique, Artéfacts, Capteurs, Cellules nerveuses, Cerveau, Classificateur, Données médicales, EEG (Electroencéphalogramme), Évaluation, Exactitude, Extraction des paramètres, Fenêtres, Flux électrique, Fréquentiel, Pathologie, Prétraitements, Schizophrénie, Segment, Signal, Système nerveux, Temporel, Tissus excitables, Neurones, Événements.

Liste des Symboles et Abréviations

Les principales notations et abréviations utilisées sont explicitées ci-dessous :

Liste des Abréviations

- ACP : Analyse en Composantes Principales
- AI : Intelligence Artificielle.
- A/N : Analogique-numérique
- API : Interface de Programmation d'Application
- BCI : Brain-Computer Interface (Interface Cerveau-Ordinateur)
- BD : Bipolar Disorder (Trouble bipolaire)
- CHR : Clinical high-risk (Risque clinique élevé)
- CNN : Convolutional Neural Network (Réseau de neurones convolutif)
- CPU : Central Processing Unit (Unité centrale de traitement)
- CSV : Comma-Separated Values
- CT : tomographie assistée par ordinateur
- DNN : Deep Neural Networks (Réseaux de Neurones Profonds)
- DSM-IV-TR : Diagnostic and Statistical Manual of Mental Disorders, Fourth Edition, Text Revision
- DT : Decision Tree (Arbre de décision)
- ECG : Électrocardiographie
- EDF : European Data Format
- EEG : Électroencéphalographie
- EKG : électrogastrographie
- EMG : Electromyographie
- EOG : électrooptigraphie
- FES : First-Episode in Schizophrenia (Premier épisode de schizophrénie)
- FIR : Filtre à Impulsion finie
- FFNN : Feedforward Neural Network (Réseau de neurones à propagation avant)
- FFT : Fast Fourier Transform (Transformée de Fourier Rapide)
- GPC : Gaussian Process Classifier (Classificateur de processus gaussien)
- GPU : Unité de traitement graphique
- HC : Healthy Control (Groupe de contrôle en bonne santé)
- IDE : Environnement de développement intégré
- IRM : Imagerie par résonance magnétique

IRMf : Imagerie par résonance magnétique fonctionnelle
JSON : JavaScript Object Notation
KNN : k-Nearest Neighbors (k Plus Proches Voisins)
LDA : Linear Discriminant Analysis (Analyse discriminante linéaire)
LR : Linear Regression
LRA : Linear Regression Analysis (Analyse de régression linéaire)
MEG : magnétoencéphalographie
MLP : Multilayer Perceptron (Perceptron multicouche)
MMN : Mismatch Negativity (Négativité de l'incompatibilité)
MNE : Minimum Norm Estimate
n.d. : Non disponible (Non défini)
OMS : Organisation Mondiale de Santé
ONS : Office National des Statistiques
OS : Operating system
PDF : Portable Document Format
PET : tomographie par émission de positrons
POO : Programmation Orientée Objet
PSD : power spectrum density (densité spectrale de puissance)
QDA : Quadratic Discriminant Analysis (Analyse discriminante quadratique)
RAM : Random Access Memory (Mémoire vive)
RF : Random Forest (Forêt aléatoire)
RNN : Recurrent Neural Network (Réseau de neurones récurrent)
RSz : At-risk of developing Schizophrenia (A risque de développer la schizophrénie)
SCC : système de conduction cardiaque
SNC : Système Nerveux Central
SNP : Système Nerveux Périphérique
SPECT : tomographie par émission monophotonique
SPR : Symptômes de premier rang (Symptômes de Schneider)
SSVEP : Steady State Visually Evoked Potential (Potentiel évoqué visuel à état stable)
SVG : Scalable Vector Graphics
SVM : Support Vector Machine (Machine à vecteurs de support)
SWMT : Sternberg Working Memory Task (Tâche de mémoire de travail Sternberg)
SZ : Schizophrenia (Schizophrénie)
TF : Transformée de Fourier
UHR : Ultra-high-risk (Risque ultra-élevé)

XGBoost : eXtreme Gradient Boosting (Méthode de gradient boosting)

Liste des Symboles

t : temps

f : fréquence

ω : pulsation

N : nombre d'échantillons

Table des matières

Introduction générale	I
I Généralités sur la pathologie	1
I.1 Introduction	1
I.2 Comprendre la schizophrénie	1
I.3 Origines de la schizophrénie : une approche médicale des causes	2
I.3.1 Facteurs génétiques	2
I.3.2 Déséquilibre chimique cérébral	3
I.3.3 Facteurs environnementaux	3
I.3.4 Anomalies cérébrales	3
I.4 Symptômes schizophréniques	4
I.4.1 Les aspects de la schizophrénie : une exploration des dimensions du trouble	4
I.4.2 Symptômes positifs	6
I.4.3 Symptômes négatifs	7
I.5 Formes cliniques de la schizophrénie	7
I.6 La gestion à long terme de la schizophrénie : l'importance d'un traitement continu	9
I.7 La défaillance du système nerveux d'un schizophrène : une exploration des dysfonctionnements neurologiques	9
I.7.1 Anomalies structurelles.....	10
I.7.2 Déséquilibre des neurotransmetteurs.....	11
I.7.3 Altérations des connexions neuronales	11
I.8 Conclusion	11
II Etude de l'activité électrique du cerveau : l'électroencéphalogramme	13
II.1 Introduction.....	13
II.2 Les tissus cellulaires.....	14
II.2.1 Les tissus non excitables.....	14
II.2.2 Les tissus excitables	15
II.2.3 Analyse comparative de l'excitabilité du tissu mus-	

	culaire cardiaque et du tissu nerveux : Caractéristiques distinctes et fonctions spécialisées.....	17
II.3	Le cerveau et le système nerveux	18
II.3.1	Anatomie et rôles du cerveau	18
II.3.2	Le système nerveux et ses divisions.....	20
II.3.2.1	Système nerveux central (SNC).....	21
II.3.2.2	Système nerveux périphérique (SNP)	22
II.4	Les cellules nerveuses : aspects biologiques.....	22
II.4.1	Les neurones : unités fonctionnelles du système nerveux	23
II.4.2	Les types de neurones et leurs fonctions spécifiques	24
II.4.3	La transmission synaptique : Processus de communication entre les neurones.....	26
II.5	La création du flux électrique dans le cerveau	27
II.5.1	Potentiels d'action : les impulsions électriques des neurones.....	27
II.5.2	Phénomènes électriques dans le cerveau lors de l'activité neuronale.....	29
II.6	L'électroencéphalogramme (EEG)	30
II.6.1	Historique et applications	31
II.6.1.1	Historique.....	31
II.6.1.2	Applications du EEG	31
II.6.2	Conception technologique des dispositifs EEG.....	32
II.6.2.1	Types de connexions	32
II.6.2.2	Connexion des électrodes EEG.....	33
II.6.3	Déroulement de l'examen EEG.....	34
II.6.4	Interprétation des résultats EEG : ondes cérébrales et leurs significations	35
II.7	Diagnostic de certaines conditions médicales (Schizophrénie, épilepsie, troubles du sommeil, etc.).....	36
II.8	Conclusion	36
III	Traitement et classification des signaux EEG	38
III.1	Introduction.....	38
III.2	Fondements du traitement du signal EEG.....	39
III.2.1	Le prétraitement	39
III.2.1.1	Filtrage	40
III.2.1.2	Segmentation.....	42
III.2.2	Analyse spectrale	43
III.2.2.1	Approches d'Analyse Spectrale : Méthodes et Techniques [51]	43
III.3	Extraction des paramètres	45

III.3.1	L'aspect temporel	45
III.3.2	L'aspect spectral (ou fréquentiel)	46
III.3.3	L'aspect spatial.....	46
III.4	Classification des Signaux EEG de Schizophrénie : Méthodes Et État de l'art.....	47
III.4.1	Classification : Définition et Objectifs	47
III.4.2	Classification Supervisée	47
III.4.3	Classification non-Supervisée.....	49
III.4.4	L'État de l'Art de Classification des Signaux EEG de Schizophrénie.....	50
III.5	Conclusion	51
IV	Outils	53
IV.1	Introduction.....	53
IV.2	Equipements utilisés.....	53
IV.3	Environnement de programmation	53
IV.3.1	Le langage Python.....	53
IV.3.1.1	Les bases de python	54
IV.3.1.2	Les fonctionnalités avancées de Python	54
IV.3.2	ANACONDA	55
IV.3.2.1	Conda.....	55
IV.3.2.2	Anaconda Navigator.....	55
IV.3.3	JUPYTER NOTEBOOK	57
IV.3.3.1	Lien entre ANACONDA et JUPYTER	57
IV.3.4	Les Bibliothèques.....	57
IV.3.4.1	MNE.....	58
IV.3.4.2	NumPy	59
IV.3.4.3	Matplotlib.....	60
IV.3.4.4	Scikit-Learn.....	60
IV.3.4.5	TensorFlow	61
IV.4	Intelligence artificielle et Python.....	62
IV.5	Conclusion	64
V	Test et Evaluation	65
V.1	Introduction.....	65
V.2	Description de la base de données.....	66
V.2.1	Source de la base de données	66
V.2.2	Caractéristiques de la base de données	66
V.3	Prétraitement des signaux EEG	66
V.3.1	Visualisation de la disposition des capteurs EEG	67
V.3.2	Visualisation des signaux EEG.....	67
V.3.2.1	Dans le domaine temporel	67

V.3.2.2	Dans le domaine fréquentiel	70
V.3.3	Filtrage : Utilisation du Filtre à Réponse Impul- sionnelle Finie (FIR) avec Différentes Fenêtres	72
V.3.4	Segmentation	73
V.4	Évaluation fréquentielle : Comparaison des approches de Power Spectral Density (PSD).....	73
V.4.1	Hamming	73
V.4.2	Hann.....	74
V.4.3	Blackman	75
V.4.4	Bartlett	75
V.4.5	Parzen	76
V.4.6	Flattop.....	77
V.4.7	Triang.....	77
V.4.8	Nuttall	78
V.4.9	Dpss	79
V.4.10	Kaiser.....	79
V.5	Extraction des paramètres	81
V.5.1	Paramètres statiques.....	81
V.5.2	Paramètres fréquents.....	82
V.5.3	Paramètres temporels spéciaux.....	82
V.6	Classification.....	83
V.6.1	Régression logistique.....	83
V.6.2	SVM.....	84
V.6.3	ANN.....	85
V.6.4	DNN.....	86
V.6.5	CNN.....	87
V.7	Résultats.....	88
V.7.1	Présentation des résultats	89
V.7.1.1	FIR	89
V.7.1.2	Méthode de Welch.....	91
V.7.2	Discussion des résultats	92
V.8	Conclusion	96

Conclusion générale et perspectives **98**

ANNEXES **i**

A Traitement des signaux EEG : Filtrage et Fenêtrage **i**

B Extraction des paramètres et Classification **v**

Liste des figures

Figure I.1 Une partie du système nerveux	10
Figure I.2 Ces images, issues d'un PET scan, comparent un cerveau sain (image droite) avec une distribution métabolique normale et un cerveau schizophrène (image gauche) caractérisé par des zones de métabolisme Réduit.....	11
Figure II.1 Les tissus cellulaires du corps humain.....	14
Figure II.2 Schéma démonstratif de l'activité électrique du cœur.....	16
Figure II.3 Neurones et cellules gliales modèle 3D.....	17
Figure II.4 Les aires fonctionnelles du cerveau humain.	19
Figure II.5 Les constituants du cerveau humain.....	20
Figure II.6 Les différentes parties du système nerveux humain.....	21
Figure II.7 Représentation d'une cellule nerveuse en 3D	23
Figure II.8 Neurone typique chez les mammifères. Le neurone reçoit principalement des entrées sur les dendrites et le corps cellulaire, et transmet des signaux par conduction électrique axonale pour atteindre les synapses, qui envoient des sorties à d'autres neurones. (En bas) Encart montrant la gaine de myéline axonale et le nœud de Ranvier. (En haut) Encart montrant les principaux éléments des terminaisons présynaptiques et postsynaptiques	24
Figure II.9 Les différents types de neurones	25
Figure II.10 Schéma explicatif de transmission synaptique	27
Figure II.11 Représentation graphique des phases de l'excitabilité neuronale par mV en fonction du temps	28
Figure II.12 Fiche explicative d'influx nerveux	29
Figure II.13 Les casques EEG, (a) sec, (b) solution saline, (c) gel souple...	33
Figure IV.1 Page principale d'Anaconda Navigator.....	57
Figure IV.2 Schéma synoptique explicatif des outils utilisés sur ANACONDA.....	64
Figure V.1 Un schéma représentant la disposition des capture EEG sur le cuir chevelu	67
Figure V.2 Représentation graphique des signaux EEG des sujets sains, captés par les différents 19 canaux, dans le domaine temporel	68

Figure V.3 Représentation graphique des signaux EEG des patients, captés par les différents 19 canaux, dans le domaine temporel	69
Figure V.4 Représentation graphique des signaux EEG des sujets sains, captés par les différents 19 canaux, dans le domaine fréquentiel	71
Figure V.5 Représentation graphique des signaux EEG des patients, captés par les différents 19 canaux, dans le domaine fréquentiel	71
Figure V.6 Représentation graphique de Psd des signaux EEG des sains, en appliquant la fenêtre Hamming	73
Figure V.7 Représentation graphique de Psd des signaux EEG des patients, en appliquant la fenêtre Hamming	74
Figure V.8 Représentation graphique de Psd des signaux EEG des sains, en appliquant la fenêtre Hanning	74
Figure V.9 Représentation graphique de Psd des signaux EEG des patients, en appliquant la fenêtre Hanning	74
Figure V.10 Représentation graphique de Psd des signaux EEG des sains, en appliquant la fenêtre Blackman	75
Figure V.11 Représentation graphique de Psd des signaux EEG des patients, en appliquant la fenêtre Blackman	75
Figure V.12 Représentation graphique de Psd des signaux EEG des sains, en appliquant la fenêtre Bartlett	75
Figure V.13 Représentation graphique de Psd des signaux EEG des patients, en appliquant la fenêtre Bartlett	76
Figure V.14 Représentation graphique de Psd des signaux EEG des sains, en appliquant la fenêtre Parzen	76
Figure V.15 Représentation graphique de Psd des signaux EEG des patients, en appliquant la fenêtre Parzen	76
Figure V.16 Représentation graphique de Psd des signaux EEG des sains, en appliquant la fenêtre Flatop	77
Figure V.17 Représentation graphique de Psd des signaux EEG des patients, en appliquant la fenêtre Flatop	77
Figure V.18 Représentation graphique de Psd des signaux EEG des sains, en appliquant la fenêtre Triang	77
Figure V.19 Représentation graphique de Psd des signaux EEG des patients, en appliquant la fenêtre Triang	78
Figure V.20 Représentation graphique de Psd des signaux EEG des sains, en appliquant la fenêtre Nuttall	78
Figure V.21 Représentation graphique de Psd des signaux EEG des patients, en appliquant la fenêtre Nuttall	78
Figure V.22 Représentation graphique de Psd des signaux EEG des sains,	

en appliquant la fenêtre Dpss	79
Figure V.23 Représentation graphique de Psd des signaux EEG des patients, en appliquant la fenêtre Dpss	79
Figure V.24 Représentation graphique de Psd des signaux EEG des sains, en appliquant la fenêtre Kaiser.....	79
Figure V.25 Représentation graphique de Psd des signaux EEG des patients, en appliquant la fenêtre Kaiser	80
Figure V.26 Présentation en 3D des paramètres statiques.....	81
Figure V.27 Présentation en 3D des paramètres fréquentiels.....	82
Figure V.28 Présentation en 3D des paramètres spéciaux.....	83
Figure V.29 Représentation graphique des taux d'exactitude des classificateurs par les fenêtres FIR (paramètres statiques).	90
Figure V.30 Représentation graphique des taux d'exactitude des classificateurs par les fenêtres FIR (paramètres fréquentiels).....	90
Figure V.31 Représentation graphique des taux d'exactitude des classificateurs par les fenêtres FIR (paramètres spéciaux).	91
Figure V.32 Représentation graphique des taux d'exactitude des classificateurs par les fenêtres de Welch (paramètres fréquen- ciels).	92
Figure V.33 Représentation graphique de l'historique d'exactitude (test) du modèle DNN	93
Figure V.34 Représentation graphique de l'historique de perte (test) du modèle DNN	94
Figure V.35 Représentation graphique de l'historique d'exactitude (test) du modèle SVM	95
Figure V.36 Représentation graphique de la fonction perte (loss test function) du modèle SVM.....	96

Liste des tableaux

Tableau I.1 Les quatre principales dimensions de la schizophrénie (trois dimensions symptomatiques et une dimension neurocognitive) [16].....	5
Tableau I.2 Symptômes positifs de la schizophrénie [16].....	6
Tableau I.3 Symptômes négatifs de la schizophrénie [16].....	7
Tableau II.1 Comparaison entre le tissu musculaire cardiaque et le tissu nerveux....	18
Tableau II.2 Bandes de fréquences des ondes cérébrales et leurs caractéristiques associées	30
Tableau II.3 Applications du EEG	32
Tableau II.4 Comparaison des Types de Connexions dans les Dispositifs EEG.....	34
Tableau II.5 Les bandes de fréquence et leurs significations.....	36
Tableau II.6 Caractéristiques EEG apparentes dans certains conditions médicales...	36
Tableau III.1 les artefacts physiologiques et non physiologiques dans les enregistre-ments EEG	40
Tableau III.2 Comparaison des Classificateurs : Structures et Utilités	49
Tableau IV.1 Tableau descriptif d'équipements utilisés	53
Tableau V.1 Comparaison des Remarques sur les Signaux EEG des Sujets Sains et Schizophrènes	70
Tableau V.2 Caractéristiques des fenêtres de filtrage	72
Tableau V.3 Description des paramètres du modèle de régression logistique utilisé.	84
Tableau V.4 Description des paramètres du modèle SVM utilisé.	84
Tableau V.5 Description du modèle de réseau de neurones artificiels (ANN) utilisé.	85
Tableau V.6 Description des couches du modèle Deep Neural Network (DNN).	86
Tableau V.7 Configuration des paramètres du modèle DNN	87
Tableau V.8 Description des couches du modèle CNN	88

Tableau V.9 Paramètres et évaluations du modèle CNN	88
Tableau V.10 Résultats d'exactitude des classificateurs avec FIR windows utilisant les paramètres statiques	89
Tableau V.11 Résultats d'exactitude des classifieurs avec FIR windows utilisant les paramètres fréquentiels	90
Tableau V.12 Résultats d'accuracy des classifieurs avec FIR windows utilisant les paramètres spéciaux	91
Tableau V.13 Résultats d'accuracy des classifieurs avec PSD 'welch' windows utilisant les paramètres fréquentiels	92

Introduction générale

La santé mentale occupe une place prépondérante dans l'agenda mondial de la santé, et l'Algérie ne fait pas exception à cette préoccupation grandissante. En raison de facteurs sociaux, économiques et culturels, la santé mentale de la population algérienne est confrontée à de nombreux défis. Malheureusement, les troubles mentaux sont souvent stigmatisés et mal compris, ce qui entraîne une sous-estimation de leur impact sur la société et une insuffisance des ressources alloués à leur prise en charge.

La schizophrénie est l'un des troubles mentaux les plus courants en Algérie. La schizophrénie est un trouble psychiatrique chronique qui a un impact sur la pensée, les émotions et le comportement d'une personne. Elle peut s'accompagner d'hallucinations dans n'importe quelle modalité sensorielle. Dans 70% des cas, elles sont de nature auditive, et dans 50% de ces cas, des hallucinations visuelles sont également vécues à un certain moment. [1] Les idées délirantes, les troubles cognitifs et une altération des interactions sociales sont quelques-uns des symptômes courants. Ces symptômes peuvent détériorer considérablement la qualité de vie des personnes atteintes de schizophrénie et constituer un fardeau pour leur entourage.

Cependant, il est essentiel de reconnaître que la santé mentale reste un sujet tabou dans la société algérienne, ce qui a des répercussions significatives sur la collecte de données statistiques récentes sur les troubles mentaux, y compris la schizophrénie. Malgré les efforts déployés pour obtenir ces informations auprès de l'Office National des Statistiques (ONS), le manque de données actualisées sur la prévalence de la schizophrénie persiste. Cette lacune complique l'évaluation précise de l'ampleur de la maladie dans le pays et entrave la planification et l'allocation adéquate des ressources pour

sa prise en charge. Ainsi, il est impératif de mener des études approfondies afin de recueillir des données actualisées sur la prévalence et les impacts de la schizophrénie en Algérie, fournissant ainsi des bases solides pour les décisions et les actions en matière de santé mentale.

Selon les estimations de l'Organisation Mondiale de la Santé (OMS) en 2022, il y avait environ 24 millions de personnes déclarées atteintes de schizophrénie,[2] soit une sur 300 (0,32 %), dans le monde. Ce taux est de 1 personne sur 222 (0,45 %) parmi les adultes [3]. Ces chiffres mettent en évidence l'ampleur du problème et soulignent la nécessité d'accorder une attention particulière à cette maladie complexe. Toutefois, en raison du manque de données précises et actualisées, il est difficile d'évaluer avec précision la prévalence de la schizophrénie en Algérie.

Le manque de sensibilisation à la schizophrénie constitue un défi majeur en Algérie, entravant la détection précoce des symptômes et l'accès aux soins appropriés pour les personnes atteintes de ce trouble. Pour combler cette lacune, des études comparatives sont réalisées en utilisant le langage de programmation Python, qui offre des capacités avancées dans le traitement et l'analyse des signaux EEG spécifiques à la schizophrénie. Les signaux EEG, enregistrant l'activité électrique du cerveau, fournissent des informations précieuses sur les anomalies neurologiques associées à la schizophrénie.

L'objectif principal de cette étude est de développer un système de classification performant basé sur l'intelligence artificielle et l'apprentissage automatique pour l'analyse des signaux EEG chez les patients schizophrènes. Cette réalisation permettra une détection précise des schémas d'activité cérébrale caractéristiques de la schizophrénie, facilitant ainsi le diagnostic et la prise en charge appropriés des patients. De plus, cette avancée technologique ouvre la voie au développement de nouvelles approches thérapeutiques plus ciblées et personnalisées pour améliorer les résultats cliniques. La réalisation de cette étude présente une utilité majeure pour les professionnels de la santé et la société dans son ensemble. Tout d'abord, elle permettra aux cliniciens et aux chercheurs de disposer d'un outil puissant pour le diagnostic précoce et la surveillance de l'évolution de la schizo-

phrénie chez les patients. Cette capacité de détection précoce permettra d'initier des interventions thérapeutiques plus précoces, améliorant ainsi les chances de rémission et réduisant la gravité des symptômes.

En outre, cette étude contribuera à réduire la stigmatisation associée à la schizophrénie en sensibilisant le grand public et en fournissant des preuves tangibles de l'impact de cette maladie sur le cerveau et le comportement des individus. Une meilleure compréhension de la schizophrénie et de son traitement favorisera également une meilleure allocation des ressources et une planification stratégique des politiques de santé mentale.

Dans la suite de cette étude, nous aborderons en détail cinq principaux chapitres qui couvrent différents aspects de la pathologie de la schizophrénie et de l'analyse des signaux EEG. Voici un aperçu de ce que chaque chapitre contient :

— **Chapitre I - Généralités sur la pathologie**

Ce chapitre introductif offre une vue d'ensemble de la schizophrénie, en explorant ses origines médicales, y compris les facteurs génétiques, les déséquilibres chimiques cérébraux, les facteurs environnementaux et les anomalies cérébrales. Il examine également les symptômes schizophréniques et les différentes formes cliniques de la maladie.

— **Chapitre II - Étude de l'activité électrique du cerveau : l'électroencéphalogramme (EEG)**

Ce chapitre se penche sur les bases biologiques de l'activité cérébrale en se concentrant sur les tissus cellulaires excitables, les cellules nerveuses, et les processus électriques dans le cerveau, y compris les potentiels d'action. Il introduit ensuite l'électroencéphalogramme (EEG) et explique sa conception technologique, son déroulement, et son interprétation.

— **Chapitre III - Traitement et classification des signaux EEG**

Ce chapitre se plonge dans le traitement des signaux EEG, y compris le prétraitement, l'analyse spectrale, et l'extraction de paramètres. Il explore également les méthodes de classification des signaux EEG,

couvrant à la fois les approches supervisées et non supervisées.

— **Chapitre IV - Outils**

Ce chapitre met en lumière les outils et l'environnement de programmation utilisés dans cette étude, notamment Python, Anaconda, Jupyter Notebook, et diverses bibliothèques essentielles pour le traitement des signaux EEG et l'intelligence artificielle.

— **Chapitre V - Test et Évaluation**

Le dernier chapitre se penche sur les aspects pratiques de cette étude. Il décrit la base de données utilisée, le prétraitement des signaux EEG, l'évaluation fréquentielle avec différentes fenêtres, l'extraction de paramètres, la classification des signaux EEG à l'aide de divers classificateurs, et enfin, il présente et discute des résultats obtenus.

Enfin, on conclut cette étude par une conclusion générale et des perspectives.

Chapitre I

Généralités sur la pathologie

I.1 Introduction

La schizophrénie est un trouble cérébral qui perturbe les pensées, les sentiments, les émotions, les perceptions et les comportements d'une personne. Cependant, ces altérations ne se manifestent pas toutes de manière simultanée ou uniforme.

Il est remarquable de constater que de nombreuses personnes souffrant de schizophrénie parviennent à mener une vie normale sur de longues périodes.

Au cours de ce chapitre, nous plongerons de manière détaillée dans cette pathologie qui est la schizophrénie, en abordant différentes questions clés : Qu'est-ce exactement que la schizophrénie et quels sont ses premiers signes ? Quelles sont ses causes, ses phases et ses symptômes ? De plus, nous examinerons l'impact de cette maladie sur le système nerveux.

I.2 Comprendre la schizophrénie

La schizophrénie est un terme dérivé du grec qui se traduit littéralement par "esprit divisé". En tant que concept diagnostique, "les schizophrénies" ont été introduites par le psychiatre suisse Eugen Bleuler en 1911.[4] Cela devait décrire la perte de contact cohérent entre différentes fonctions de l'esprit, c'est-à-dire le relâchement des associations. [5]

Par définition médicale : "Psychose délirante chronique caractérisée par une discordance de la pensée, de la vie émotionnelle et du rapport au monde extérieur." [6]

Autrement dit ; c'est une psychopathologie chronique complexe caractérisée par la désagrégation de la personnalité (et non son dédoublement), qui provoque généralement une perception altérée de la réalité, des symptômes productifs tels que des délires et des hallucinations, et des symptômes passifs tels que l'isolement social et relationnel. En pratique, cela varie considérablement d'un patient à l'autre, en fonction du type et de la gravité des différents symptômes que le patient présente. [7]

I.3 Origines de la schizophrénie : une approche médicale des causes

La schizophrénie est un trouble mental complexe dont les causes exactes ne sont pas encore entièrement comprises. Néanmoins, la recherche suggère que plusieurs facteurs peuvent contribuer au développement de la schizophrénie.

Ci-dessous, vous trouverez certaines des principales causes potentielles de la schizophrénie, accompagnées de références pour approfondir vos connaissances.

I.3.1 Facteurs génétiques

Des études ont montré que la schizophrénie a une composante génétique importante. Les personnes ayant des antécédents familiaux de schizophrénie sont plus susceptibles de développer la maladie. Des recherches ont identifié plusieurs gènes impliqués dans la schizophrénie, tels que le gène DISC1 (Disrupted in Schizophrenia 1) et le gène COMT (Catechol-O-Methyltransferase).

Cependant, la schizophrénie n'est pas entièrement déterminée par les gènes et d'autres facteurs environnementaux sont également impliqués [8].

I.3.2 Déséquilibre chimique cérébral

Des recherches suggèrent que des anomalies dans les neurotransmetteurs, en particulier la dopamine, le glutamate et la sérotonine, peuvent jouer un rôle dans le développement de la schizophrénie. Ces déséquilibres chimiques peuvent affecter la communication entre les cellules nerveuses et perturber le fonctionnement du cerveau [9].

I.3.3 Facteurs environnementaux

Plusieurs facteurs environnementaux ont été étudiés en relation avec la schizophrénie. Par exemple, des complications pendant la grossesse ou la naissance, telles que l'infection virale maternelle, la malnutrition fœtale, les complications obstétricales et le stress prénatal, peuvent augmenter le risque de schizophrénie ultérieure chez l'enfant [10]. Des événements stressants, tels que des traumatismes précoces, des abus ou des expériences traumatisantes, peuvent également contribuer au développement de la schizophrénie chez certaines personnes [11].

I.3.4 Anomalies cérébrales

Les études d'imagerie cérébrale ont révélé des différences structurales et fonctionnelles dans le cerveau des personnes atteintes de schizophrénie. Ces anomalies peuvent inclure une réduction de la matière grise dans certaines régions cérébrales, des altérations de la connectivité entre les régions cérébrales et des problèmes dans le développement neuronal [12].

Il convient de noter que la schizophrénie est un trouble complexe et que ces causes ne sont pas nécessairement exclusives les unes des autres.

Il est probable que la maladie découle de l'interaction entre divers facteurs génétiques et environnementaux.

I.4 Symptômes schizophréniques

I.4.1 Les aspects de la schizophrénie : une exploration des dimensions du trouble

Le diagnostic de la schizophrénie (Tableau 1) repose sur l'association de symptômes appartenant à trois grandes dimensions : positive, négative et désorganisée. Les signes appartenant à une quatrième dimension, dite neurocognitive, ne contribuent pas au diagnostic du fait de l'absence de spécificité, mais ils jouent, en revanche, un rôle très marqué dans le handicap psychique et la perte d'autonomie associés à la schizophrénie. Les signes positifs ont été dénommés ainsi du fait de leur caractère saillant par rapport à un comportement ou un discours dit normal.

Les signes négatifs se caractérisent par la diminution ou la perte de certaines facultés qui font normalement partie des activités, des pensées ou des émotions considérées comme normales.

La désorganisation se caractérise par l'incapacité à construire un comportement et/ou un discours adapté. La distinction entre signes positifs et signes négatifs est actuellement utilisée par commodité descriptive, plutôt qu'en référence à la théorie jacksonienne [13] dont elle émane indirectement. En effet, elle ne se rapporte pas nécessairement à une conception déficitaire de la schizophrénie où les signes négatifs seraient les seuls effets directs des lésions, alors que les signes positifs correspondraient aux conséquences de la libération de fonctions normalement inhibées. Les termes positif et négatif sont en effet actuellement employés dans une acception athéorique [14, 15]. La locution "symptômes positifs" se réfère généralement aux manifestations qui ne se trouvent pas dans un comportement considéré comme normal, ce qui signifie des manifestations supplémentaires par rapport à un comportement normal. En revanche, les "symptômes négatifs" correspondent aux aspects qui font défaut par rapport à un comportement normal chez le sujet [16].

Aucun symptôme ne permet d'affirmer le diagnostic de schizophrénie. Les classifications existantes prennent en compte ce paramètre puisqu'elles re-

quièrent non seulement une association de symptômes, mais aussi la présence d'autres caractéristiques pour retenir ce diagnostic. En effet, tous les symptômes schizophréniques peuvent être observés dans différentes affections telles que des maladies de système, des maladies métaboliques, des maladies endocriniennes, des maladies neurodégénératives et des anomalies microdélétionnelles (se définissant par la perte d'un court fragment de chromosome, invisible sur le caryotype standard). Des résultats négatifs d'examens complémentaires permettent de retenir un diagnostic de schizophrénie, alors qu'une résistance au traitement conduit à approfondir les investigations. Les épisodes thymiques du trouble bipolaire peuvent également adopter des caractéristiques psychotiques (manie délirante et mélancolie délirante), l'anamnèse permettant alors d'établir le diagnostic. S'il est possible de confondre les deux troubles lors d'un épisode aigu, leur évolution permet de les distinguer : alors que la schizophrénie évolue de manière continue, le trouble bipolaire se caractérise par une évolution cyclique, les épisodes aigus étant entrecoupés d'intervalles libres [16].

Dimension	Description	Mécanismes hypothétiques sous-jacents (cérébraux et cognitifs)
Positive	Modification du vécu : perturbation de la relation à l'environnement et à son propre corps, hallucinations, délire	Hyperdopaminergie sous-corticale. Troubles de la connectivité cortico-sous-corticale. Troubles de l'attribution des actions. Troubles de la cognition sociale.
Négative	Incapacité à agir. Incapacité à éprouver ou à manifester des émotions	Hypodopaminergie frontale. Trouble du fonctionnement pré-frontal. Troubles de la cognition sociale. Troubles de l'initiation des actions
Désorganisée	Incapacité à construire un comportement et un discours adéquats.	Trouble de la connectivité au sein du cortex préfrontal. Troubles des fonctions exécutives
Neurocognitive	Incapacité à appréhender et à utiliser des informations d'origine internes ou externes	Troubles du fonctionnement pré-frontal. Troubles de la connectivité cortico-sous-corticale. Troubles de l'attention, de la mémoire et des fonctions exécutives

Tableau I.1 – Les quatre principales dimensions de la schizophrénie (trois dimensions symptomatiques et une dimension neurocognitive) [16].

I.4.2 Symptômes positifs

Les principaux signes positifs sont les SPR décrits par Kurt Schneider[17] , d'autres types d'hallucinations que celles qui appartiennent aux SPR (hallucinations olfactives, hallucinations cénesthésiques, etc.) ainsi que des idées délirantes indépendantes de la dimension schneidérienne ou ayant un caractère secondaire par rapport à elle (idées délirantes de persécution, idées délirantes de grandeur, idées délirantes de référence, idées délirantes mystiques, idées délirantes hypochondriaques, etc.).

La présence de symptômes positifs au premier plan caractérise la schizophrénie paranoïde. Les symptômes positifs de la schizophrénie (Tableau 2), dont les principaux sont les hallucinations et le délire, représentent l'expression la plus manifeste de cette maladie. Ils peuvent favoriser un comportement inadéquat. Ils ont longtemps été considérés comme spécifiques lorsqu'ils prennent certaines caractéristiques (dont la présence d'hallucinations verbales en deuxième ou en troisième personne ou d'un délire dont le contenu est bizarre). Or, ces caractéristiques peuvent être observées en dehors de la schizophrénie, ce qui conduit à devoir éliminer une autre maladie psychiatrique comme le trouble bipolaire ou un délire non schizophrénique, ainsi qu'une origine médicale générale ou une lésion cérébrale en pratiquant un bilan sanguin et un examen de neuro-imagerie (par tomodensitométrie ou imagerie par résonance magnétique) avant de retenir le diagnostic de schizophrénie [16].

Symptômes	Description
Hallucinations verbales	Audition de voix s'exprimant à la deuxième ou à la troisième personne en l'absence de stimulation sonore
Hallucinations cénesthésiques	Sensations corporelles profondes
Syndrome d'influence	Impression de prise de contrôle par autrui ou par une force extérieure
Pensées imposées	Impression que des pensées ont été placées dans la tête par une force extérieure
Diffusion de la pensée	Impression que les autres connaissent certaines pensées propres
Vol de la pensée	Impression que d'autres dérobent activement certaines pensées

Tableau I.2 – Symptômes positifs de la schizophrénie [16].

I.4.3 Symptômes négatifs

Les symptômes négatifs peuvent être primaires ou secondaires aux symptômes positifs de la schizophrénie [18]. Ils touchent la sphère comportementale, l'idéation et la sphère affective (Tableau 3). Ils sont la conséquence d'une altération de la volonté, de la capacité à initier un discours ou des actions, de la motivation, de l'expressivité émotionnelle et du resenti. Ils s'expriment donc par une perte dans les domaines émotionnels et comportementaux, qui peut être aggravée par les déficits neurocognitifs associés. Ils sont au premier plan dans certaines formes de schizophrénie. Dans le sous-type résiduel, qui est une forme évolutive de la maladie, ils sont les seuls symptômes qui persistent. Dans le sous-type indifférencié, ils sont au premier plan d'un tableau clinique se caractérisant également par la présence d'une désorganisation ou de symptômes positifs modérés [18].

Symptômes	Description
Aboulie	Déficit de la volonté
Anergie	Perte d'énergie
Anhédonie	Incapacité à ressentir du plaisir
Apathie	Incapacité à réagir
Apragmatisme	Déficit de la capacité à entreprendre des actions
Désintérêt	Absence d'investissement du monde environnant
Froider affective	Restriction de l'expression émotionnelle
Incurie	Incapacité à prendre soin de soi
Retrait social	Diminution des échanges interpersonnels

Tableau I.3 – Symptômes négatifs de la schizophrénie [16].

I.5 Formes cliniques de la schizophrénie

La schizophrénie est née du regroupement par Kraepelin de la démence paranoïde avec l'hébéphrénie et la catatonie. L'hébéphrénie, qui se caractérisait par l'expression prédominante d'un appauvrissement relationnel et intellectuel (c'est-à-dire une importante désorganisation selon les conceptions actuelles) sans délire patent, n'existe plus aux classifications récentes, dont le DSM IV-TR [19].

La schizophrénie simple, peu symptomatique et d'évolution lente, et l'hé-

boïdophrénie (ou schizophrénie pseudopsychopathique), associant passages à l'acte impulsifs violents et désorganisation, sont deux autres formes cliniques qui n'appartiennent plus aux classifications. Les formes cliniques mentionnées ci-dessous sont les formes retenues dans le DSM IV-TR [19].

- **Schizophrénie paranoïde** : La schizophrénie est dite paranoïde lorsque les symptômes positifs sont au premier plan.
- **Schizophrénie désorganisée** : La schizophrénie est dite désorganisée lorsque la désorganisation est au premier plan.
- **Schizophrénie indifférenciée** : La schizophrénie est dite indifférenciée lorsque le tableau clinique ne se caractérise pas par une prédominance des symptômes positifs, des symptômes catatoniques ou de la désorganisation. Lorsque ces symptômes sont présents, ils ne sont pas intenses. Ils sont généralement associés à des symptômes négatifs.
- **Schizophrénie catatonique** : Les formes catatoniques de schizophrénie sont rares et se caractérisent par la présence de troubles moteurs spécifiques. Les principaux symptômes catatoniques incluent la catalepsie, une activité motrice excessive stérile non influencée par des stimulations extérieures, un négativisme, des positions ou mouvements bizarres ou stéréotypés, ainsi que les attitudes en miroir. La catalepsie correspond à une suspension complète de l'activité motrice volontaire, où le patient adopte une position figée pouvant être modifiée par l'observateur, dans le cadre d'une flexibilité cireuse. Le négativisme se manifeste par une résistance non justifiée aux consignes, avec maintien d'une attitude rigide non modifiable. L'échopraxie, l'échomimie et l'écholalie sont des attitudes en miroir touchant respectivement les gestes, les mimiques et le langage, où le patient répète ce que fait ou dit son protagoniste. La catatonie peut également impliquer des persévérations motrices ou verbales, qui consistent en la répétition inopportune de certains gestes ou paroles, ainsi que la suggestibilité, qui désigne l'obéissance automatique aux ordres sans influençabilité.
- **Schizophrénie résiduelle** : La schizophrénie résiduelle est une forme évolutive de la maladie, qui se développe après une phase paranoïde,

catatonique ou indifférenciée et se caractérise par une symptomatologie peu intense [16].

I.6 La gestion à long terme de la schizophrénie : l'importance d'un traitement continu

La schizophrénie nécessite un traitement continu tout au long de la vie. Après quelques jours ou quelques mois, un arrêt brutal peut provoquer une rechute. Pour stabiliser ou même faire disparaître les symptômes, l'observance est essentielle. Le traitement repose en grande partie sur la prise de médicaments neuroleptiques (antipsychotiques) mais également par d'autres psychotropes comme les antidépresseurs, les thymorégulateurs et les tranquillisants. Ils permettent de limiter considérablement les symptômes et d'améliorer la vie des patients, sans pour autant guérir totalement de la maladie. En période de crise aiguë, une hospitalisation peut être nécessaire.

I.7 La défaillance du système nerveux d'un schizophrène : une exploration des dysfonctionnements neurologiques

Le cerveau et la moelle épinière font partie du système nerveux central, qui régule la fonction cognitive, émotionnelle et perceptuelle. Dans le cas de la schizophrénie, il existe plusieurs anomalies qui peuvent contribuer aux symptômes observés (figure 01).

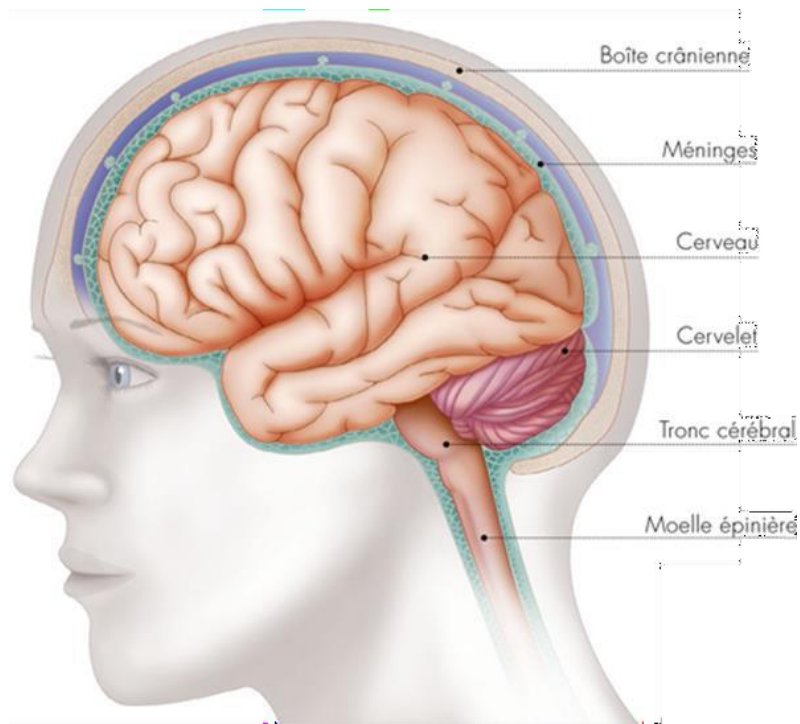


Figure I.1 – Une partie du système nerveux

Les chercheurs ont identifié des altérations dans la structure cérébrale, les circuits neuronaux, les neurotransmetteurs et les voies de signalisation cérébrale chez les personnes atteintes de schizophrénie.

Certaines des altérations couramment observées dans le système nerveux des personnes atteintes de schizophrénie comprennent :

I.7.1 Anomalies structurelles

Les études d'imagerie cérébrale ont montré que les personnes atteintes de schizophrénie peuvent présenter des changements dans la taille et la forme de certaines régions cérébrales, notamment le cortex cérébral, l'hippocampe et le striatum (figure 02)

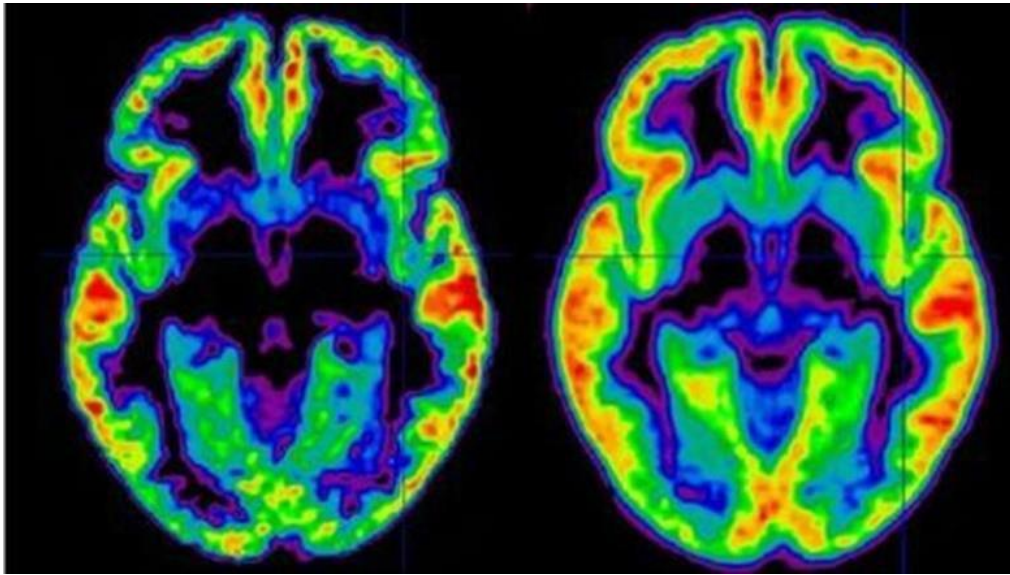


Figure I.2 – Ces images, issues d'un PET scan, comparent un cerveau sain (image droite) avec une distribution métabolique normale et un cerveau schizophrène (image gauche) caractérisé par des zones de métabolisme réduit.

I.7.2 Déséquilibre des neurotransmetteurs

Les neurotransmetteurs, tels que la dopamine, la sérotonine et le glutamate, jouent un rôle essentiel dans la transmission des signaux entre les cellules nerveuses. Chez les personnes atteintes de schizophrénie, il peut y avoir un déséquilibre de ces neurotransmetteurs, en particulier une augmentation de l'activité dopaminergique.

I.7.3 Altérations des connexions neuronales

Les études montrent que les schizophrènes peuvent présenter des anomalies dans les circuits neuronaux, qui sont responsables de la communication entre les différentes régions du cerveau. Ces altérations peuvent affecter la transmission de l'information et contribuer aux symptômes de la schizophrénie.

I.8 Conclusion

En résumé, la schizophrénie est un trouble complexe qui exige un traitement continu tout au long de la vie.

Bien que les origines de la schizophrénie restent largement méconnues, différents facteurs génétiques, environnementaux et neurobiologiques sont

impliqués dans son développement.

La compréhension des altérations du système nerveux chez les personnes atteintes de schizophrénie est essentielle pour améliorer les diagnostics et les traitements.

Dans le prochain chapitre, nous plongerons plus en profondeur dans l'étude du système nerveux et de l'électroencéphalogramme (EEG), afin de mieux appréhender les mécanismes neurologiques fondamentaux associés à la schizophrénie.

Chapitre II

Etude de l'activité électrique du cerveau : l'électroencéphalogramme

II.1 Introduction

Au cœur de notre organisme se trouve un système nerveux complexe, jouant un rôle crucial dans la transmission rapide des signaux électriques et des informations vitales qui gouvernent nos mouvements, nos pensées et nos émotions. L'électroencéphalogramme (EEG) émerge comme l'un des principaux moyens pour étudier l'activité cérébrale, en enregistrant les signaux électriques produits par les cellules nerveuses du cerveau grâce à une méthode non invasive.

Pour mieux appréhender le fonctionnement de l'électroencéphalogramme (EEG), il est primordial de comprendre les différents tissus cellulaires qui composent notre corps ainsi que le rôle essentiel du cerveau et du système nerveux, en particulier les cellules nerveuses. Une compréhension approfondie de chaque type de tissu permettra d'apprécier leur importance dans le maintien de l'équilibre et du bon fonctionnement de notre organisme. Cette connaissance approfondie ouvrira également la voie à l'exploration de sujets tels que l'électroencéphalogramme (EEG) en relation avec l'activité cérébrale et les processus cognitifs.

II.2 Les tissus cellulaires

À l'intérieur du corps humain, divers types de tissus s'assemblent pour former des structures complexes et harmonieuses. Le terme "tissu" désigne un ensemble de cellules partageant une structure similaire et accomplissant une fonction commune, que ce soit sous la forme d'un tissu simple ou complexe [20]. Chaque type de tissu a des caractéristiques et des utilités spécifiques qui contribuent au bon agissement de notre corps. Parmi ces tissus, certains sont excitable et ont la capacité de générer et de transmettre des signaux électriques, tandis que d'autres sont non excitable et remplissent un rôle de soutien et de protection.

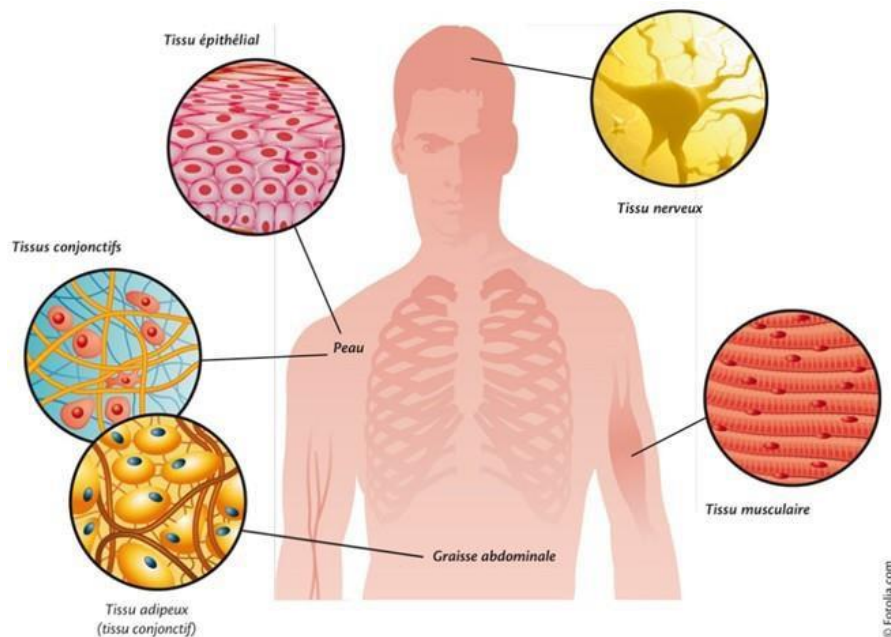


Figure II.1 – Les tissus cellulaires du corps humain.

II.2.1 Les tissus non excitable

Les tissus non excitable présents dans le corps humain jouent un rôle essentiel en soutenant, protégeant et structurant les organes et les tissus. Parmi ces tissus, on cite :

- **Le tissu conjonctif ou connectif** : Tissu d'origine mésenchymateuse, faisant jonction entre les autres tissus, et constitué par une substance fondamentale, des fibres et des cellules d'aspect très divers .

Composé de collagène et de fibres élastiques, ce dernier renforce et rend les tissus de la peau, des tendons, des ligaments et des vaisseaux sanguins élastiques. Son rôle principal est de maintenir leur structure intacte. En outre, le tissu conjonctif renferme des fibroblastes qui produisent et soutiennent la matrice extracellulaire, favorisant l'échange de nutriments et d'oxygène entre les cellules. [21,22]

- **Le tissu épithélial** : ou l'épithélium est un tissu d'interface entre l'organisme et l'environnement, formé de cellules contiguës sur une membrane basale. Il assure différentes fonctions selon sa localisation, notamment la protection, la sécrétion, l'absorption et la reconnaissance. Chaque cellule épithéliale possède trois pôles distincts : la face supérieure en contact avec l'extérieur, la surface inférieure près de la membrane basale et le profil latéral en contact avec d'autres cellules. Les filaments intermédiaires de kératine sont des composants clés du cytosquelette épithélial, qui caractérisent les cellules épithéliales. Contrairement aux tissus conjonctifs et musculaires, les tissus épithéliaux ne sont pas vascularisés, c'est-à-dire qu'ils ne sont pas traversés par des vaisseaux sanguins.[23]
- **Les tissus osseux et cartilagineux** : fournissent un soutien structurel solide au corps. Il est composé de cellules appelées ostéocytes enchâssées dans la matrice dure de calcium et de phosphate qui constitue l'os. Le tissu osseux est un tissu conjonctif qui se minéralise, lui conférant des propriétés de réserve minérale et de soutien mécanique de l'organisme. Son développement précoce et son contrôle continu, notamment par des facteurs endocriniens, sont essentiels pour le bon développement des autres tissus. Chez l'adulte, le tissu osseux subit un remodelage permanent. Ce tissu est constitué de cellules et d'une substance intercellulaire qui subit un processus de calcification.[24]

II.2.2 Les tissus excitables

Les cellules excitables sont des cellules capables de réagir et de modifier leur activité en réponse à des stimuli électriques. Les tissus excitables

jouent un rôle fondamental dans le corps humain en assurant la communication électrique et en transmettant l'influx nerveux. Il existe deux types de tissus excitables nécessaires : les cellules musculaires et les cellules nerveuses.

- **Le tissu musculaire** : tel que le tissu musculaire squelettique, le tissu musculaire lisse et le tissu musculaire cardiaque. Ces tissus sont excitables et responsables de la contraction et du mouvement du corps. Réagissant à des stimuli électriques ou chimiques, ils génèrent un potentiel d'action, entraînant ainsi la contraction musculaire. Le tissu musculaire cardiaque, en particulier, exerce un rôle fondamental dans le maintien du rythme cardiaque régulier et coordonné grâce à la contraction synchronisée des différentes cavités du cœur. Ce processus est assuré par les cellules du système de conduction cardiaque (SCC). Les composantes fonctionnelles du SCC peuvent être globalement divisées en nœuds de génération d'impulsions et en système His-Purkinje de propagation d'impulsions. [25, 26]

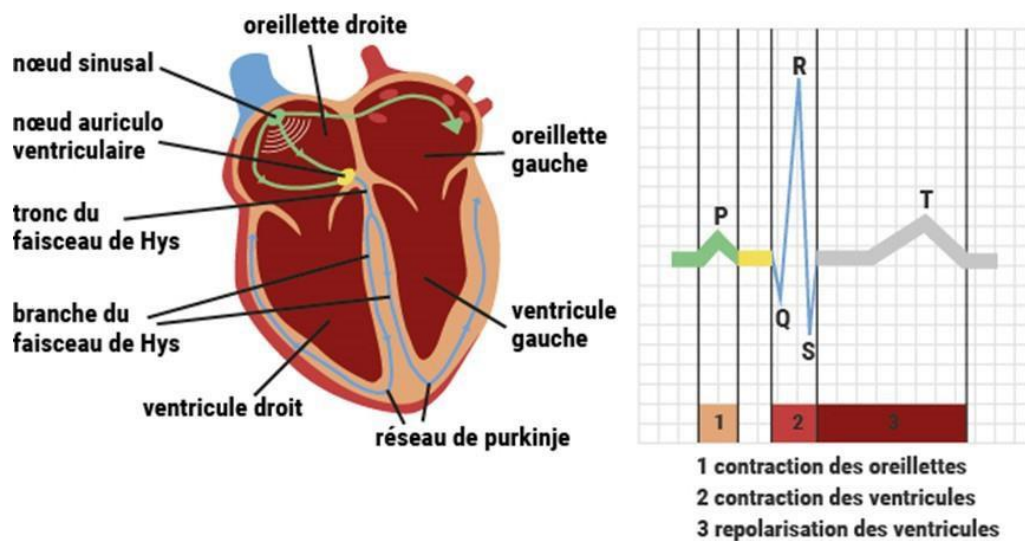


Figure II.2 – Schéma démonstratif de l'activité électrique du cœur.

- **Le tissu nerveux** : composé de neurones et de cellules gliales, présente également des propriétés d'excitabilité. Les neurones sont spécialisés dans la génération, la propagation et le traitement des potentiels d'action, également connus sous le nom d'influx nerveux. Les potentiels d'action permettent la transmission d'informations senso-

rielles, motrices et cognitives à travers le système nerveux.

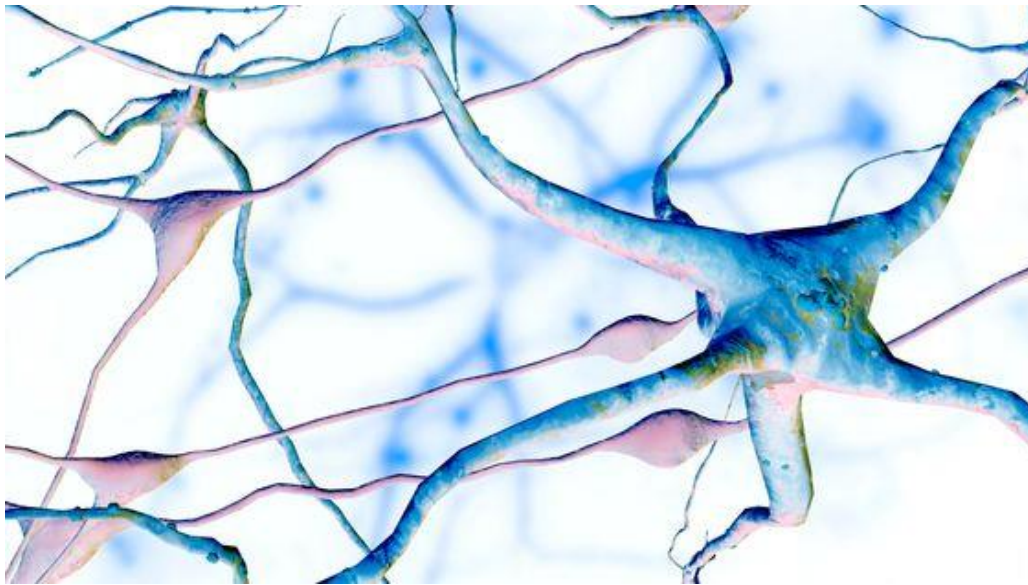


Figure II.3 – Neurones et cellules gliales modèle 3D.

II.2.3 Analyse comparative de l'excitabilité du tissu musculaire cardiaque et du tissu nerveux : Caractéristiques distinctes et fonctions spécialisées

Le tableau II.1 met en évidence les différences clés entre le passage du flux électrique dans le cœur et dans le cerveau. Alors que le cœur se concentre sur la coordination de la contraction cardiaque, le cerveau est responsable de la transmission et du traitement complexes de l'information. La complexité du cerveau se reflète dans sa structure interconnectée, sa plasticité et sa capacité à réguler un large éventail de fonctions cognitives, sensorielles et motrices. Ce tableau met également en évidence la variabilité des signaux électriques ainsi que la diversité des structures impliquées dans chaque organe.

Caractéristique	Cœur	Cerveau
Flux électrique	Coordination de la contraction cardiaque.	Transmission et traitement de l'information.
Structures impliquées	Nœud sino-auriculaire, nœud auriculo-ventriculaire, faisceaux de His, branches du faisceau, fibres de Purkinje.	Réseaux neuronaux interconnectés, axones, synapses.
Complexité	Relativement prévisible, voies spécifiques de conduction.	Diversité des types de neurones, circuits neuronaux, plasticité synaptique.
Fonctionnalité	Maintien d'un rythme cardiaque régulier, pompage efficace du sang.	Régulation des fonctions cognitives, sensorielles et motrices.
Variabilité des signaux	Limitée, amplitude et fréquence spécifiques.	Variabilité importante, motifs spatio-temporels complexes.
Plasticité	Limitée.	Capacité de réorganisation et de modification.

Tableau II.1 – Comparaison entre le tissu musculaire cardiaque et le tissu nerveux.

Le tissu nerveux constitue le fondement anatomique et fonctionnel du système nerveux. Il est composé de cellules spécialisées appelées neurones et de cellules de soutien appelées cellules gliales, qui interagissent pour former un réseau complexe permettant la transmission et le traitement des informations à travers le système nerveux.

II.3 Le cerveau et le système nerveux

Tous les tissus et organes du corps sont composés de cellules. Les fonctions spécialisées des cellules et leur interaction déterminent les fonctions des organes. Le cerveau est incontestablement l'organe le plus sophistiqué et complexe conçu par notre créateur [27], occupant une place centrale au sein du système nerveux.

II.3.1 Anatomie et rôles du cerveau

L'anatomie du cerveau est incroyablement complexe et fascinante. Il est composé de différentes régions et structures qui interagissent pour réguler une variété de fonctions dans le corps humain. Le cerveau humain est souvent considéré comme exceptionnel parmi les cerveaux des mammifères. Il est réputé pour sa capacité cognitive supérieure, sa taille relativement grande par rapport au corps, son cortex cérébral surdéveloppé représentant

plus de 80 % de la masse cérébrale, ainsi que sa composition estimée à environ 100 milliards de neurones et 10 fois plus de cellules gliales. [28]

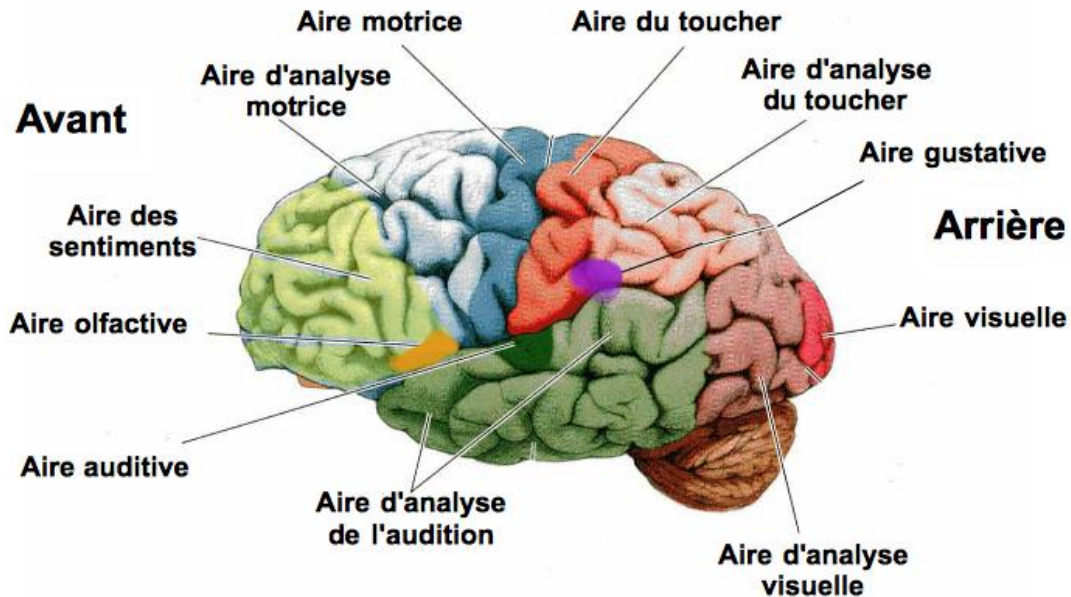


Figure II.4 – Les aires fonctionnelles du cerveau humain.

Le cerveau est divisé en hémisphères gauche et droit, qui sont reliés par une structure appelée corps calleux. [29] Chaque hémisphère est à son tour divisé en quatre lobes principaux : lobe frontal, pariétal, temporal et occipital. Chaque lobe a des fonctions spécifiques, telles que le contrôle du mouvement, la perception sensorielle, le langage, la mémoire et le traitement de l'image [30].

Le cortex cérébral, communément appelé « matière grise », est la couche externe du cerveau et est responsable de nombreuses fonctions cognitives supérieures. Il est constitué de nombreux plis, qui augmentent la surface disponible pour les neurones. Le cortex cérébral est divisé en différentes régions spécialisées, appelées régions corticales, impliquées dans des fonctions spécifiques, telles que la motricité, la perception, la mémoire et la pensée. Sous le cortex cérébral se trouve la substance blanche, composée de faisceaux de fibres nerveuses, appelés axones, qui permettent la communication entre différentes régions du cerveau [31].

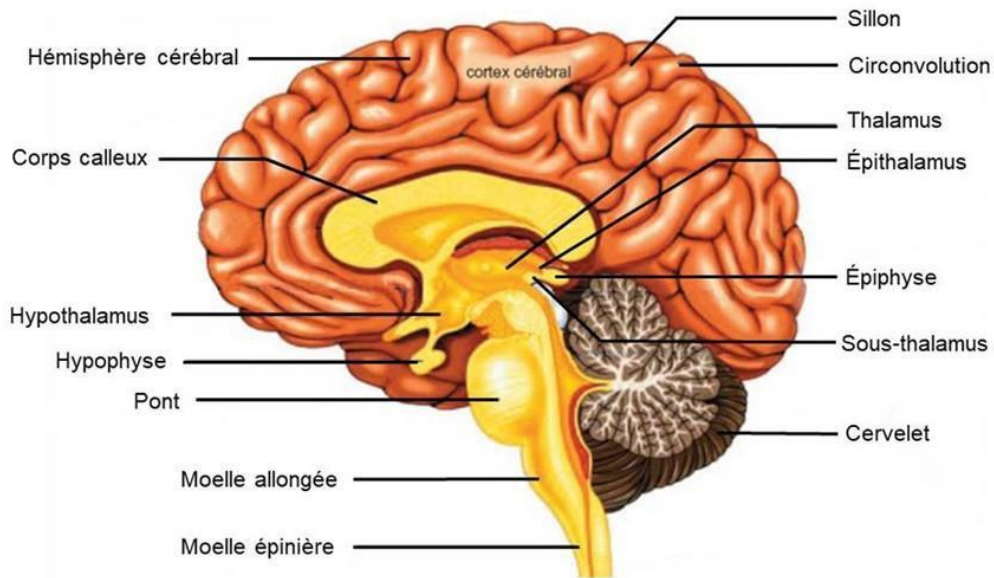


Figure II.5 – Les constituants du cerveau humain.

D'autres structures cérébrales importantes comprennent le cervelet, qui est impliqué dans le contrôle moteur et la coordination, le tronc cérébral, qui régule les fonctions vitales telles que la respiration et la fréquence cardiaque, et le tronc cérébral médial, qui comprend le thalamus et l'hypothalamus gyrus, qui joue un rôle majeur dans la régulation des processus sensoriels, hormonaux et émotionnels [32].

II.3.2 Le système nerveux et ses divisions

Le système nerveux est un système complexe qui coordonne et régule les activités du corps en transmettant des signaux électriques et chimiques entre différentes parties du corps. Il est généralement divisé en deux parties principales : système nerveux central (SNC) et système nerveux périphérique (SNP).

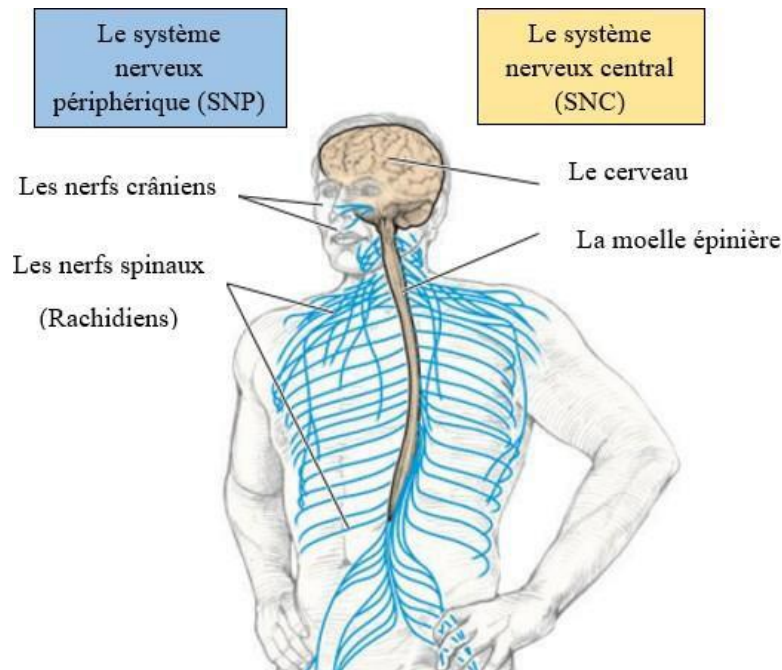


Figure II.6 – Les différentes parties du système nerveux humain.

II.3.2.1 Système nerveux central (SNC)

Le système nerveux central (SNC) se compose du cerveau et de la moelle épinière. Il agit comme le centre de contrôle du corps, en traitant les informations sensorielles, en prenant des décisions et en coordonnant les réponses de l'organisme. Les principales fonctionnalités de CNS sont comme suit :

- **Fonctionnalités du cerveau :** Il est situé dans le crâne et il est responsable de fonctions complexes telles que la pensée, la mémoire, la perception sensorielle, le contrôle musculaire, etc. Le cerveau est divisé en différentes régions spécialisées appelées lobes (frontal, pariétal, occipital et temporal).
- **Fonctionnalités de la moelle épinière :** Elle est située dans la colonne vertébrale et s'étend de la base du cerveau à la région lombaire. La moelle épinière est responsable de la transmission des signaux entre le cerveau et le reste du corps. Elle peut également effectuer des actions réflexes indépendantes du cerveau.

II.3.2.2 Système nerveux périphérique (SNP)

Le SNP comprend tous les nerfs et ganglions situés à l'extérieur du SNC. Il assure la communication entre le SNC et les organes, les muscles, la peau et d'autres parties du corps. Il est divisé en deux sous-divisions :

- **Système nerveux périphérique somatique** : Ce système gère les interactions entre le système nerveux central et le corps externe, principalement les muscles squelettiques et les sens (vue, ouïe, toucher, goût, odorat). Il est responsable des mouvements volontaires et des sensations conscientes.
- **Système nerveux périphérique autonome** : Également connu sous le nom de système nerveux végétatif, régule les fonctions corporelles involontaires telles que la fréquence cardiaque, la respiration, la digestion et la régulation de la température corporelle. Il se divise en deux sous-systèmes : le système nerveux sympathique, responsable de la réaction "combat ou fuite" en cas de stress ou de danger, accélérant les fonctions corporelles pour une action immédiate, et le système nerveux parasympathique, qui contrôle les fonctions de repos et de récupération, ralentissant les fonctions corporelles et favorisant la digestion et la relaxation [33].

En explorant les subtilités fascinantes du système nerveux, il devient évident que la coordination fluide et sophistiquée de ses fonctions repose sur l'unité fonctionnelle fondamentale, la cellule nerveuse ou neurone. Ces cellules spécialisées forment la base même de la transmission rapide et complexe des signaux électriques et chimiques à travers le système nerveux. En effet, les neurones jouent un rôle essentiel dans le système nerveux central (SNC) et le système nerveux périphérique (SNP), où ils permettent une communication étroite et efficace entre ces deux divisions.

II.4 Les cellules nerveuses : aspects biologiques

Le système nerveux est essentiellement composé de cellules nerveuses, communément appelées neurones, qui servent de blocs de construction de

base dans ce système complexe. Ces cellules spécialisées sont capables de recevoir, de traiter et de transmettre des signaux électriques et chimiques, assurant ainsi une communication rapide et efficace dans tout le système nerveux.

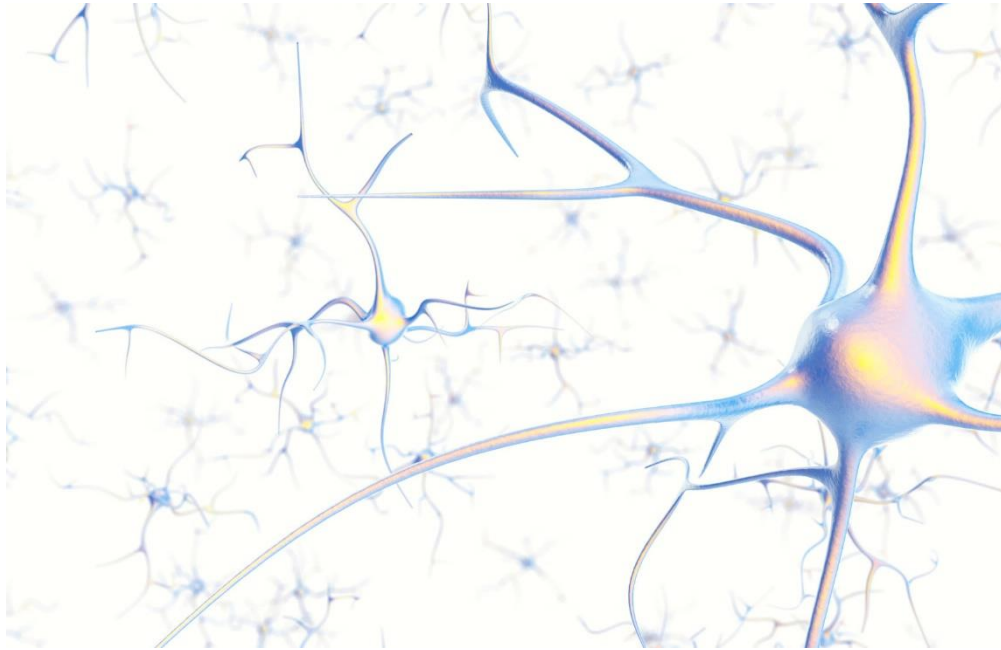


Figure II.7 – Représentation d'une cellule nerveuse en 3D.

II.4.1 Les neurones : unités fonctionnelles du système nerveux

Les neurones, cellules spécialisées du système nerveux, se distinguent par leur structure unique comprenant un corps cellulaire avec noyau et organites cellulaires, des dendrites recevant les signaux entrants, et un axone transmettant les signaux vers d'autres neurones ou organes cibles.

Ils génèrent et transmettent des signaux électriques, et libèrent des neurotransmetteurs qui facilitent la communication au niveau des synapses avec les neurones voisins. Cette complexe transmission synaptique coordonne les fonctions cognitives, sensorielles et motrices, permettant des réactions rapides et adaptatives face aux stimuli. La diversité des types de neurones et leurs réseaux complexes confèrent au système nerveux une haute spécialisation, contribuant à la complexité de l'organisme humain [33].

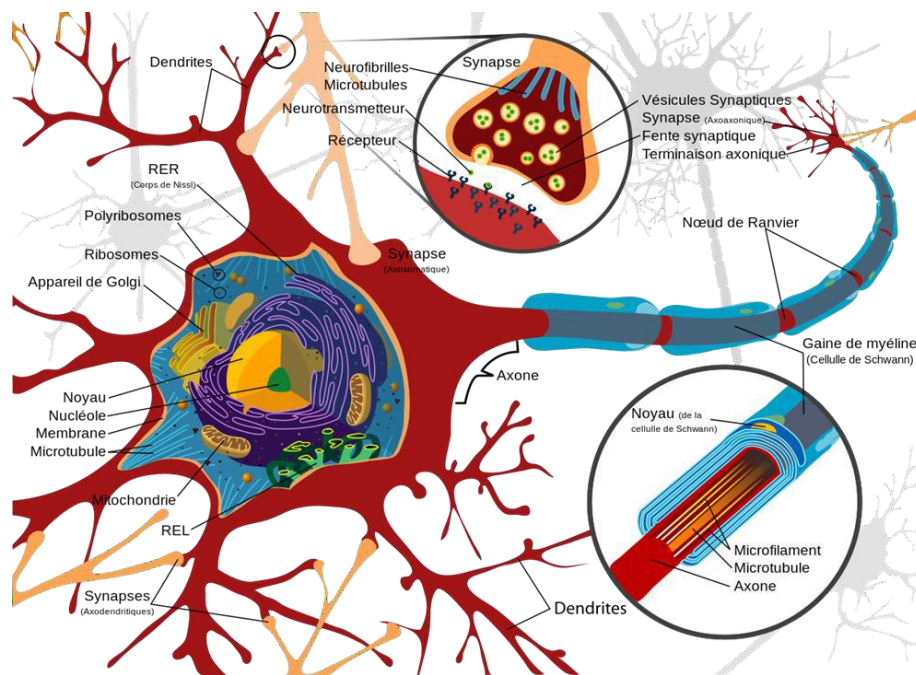


Figure II.8 – Neurone typique chez les mammifères. Le neurone reçoit principalement des entrées sur les dendrites et le corps cellulaire, et transmet des signaux par conduction électrique axonale pour atteindre les synapses, qui envoient des sorties à d'autres neurones. (En bas) Encart montrant la gaine de myéline axonale et le nœud de Ranvier. (En haut) Encart montrant les principaux éléments des terminaisons présynaptiques et postsynaptiques.

II.4.2 Les types de neurones et leurs fonctions spécifiques

Les neurones se déclinent en plusieurs types, chacun ayant des fonctions spécifiques.

- **Les neurones sensoriels** : également appelés neurones afférents, jouent un rôle essentiel dans la réception des stimuli sensoriels provenant des organes tels que les yeux, les oreilles et la peau. Ils transmettent ces informations au système nerveux central pour être traitées.
- **Les neurones moteurs** : également connus sous le nom de neurones efférents, envoient des signaux du système nerveux central vers les muscles et les glandes, déclenchant des mouvements et des réponses physiologiques.

- **Les interneurones** : quant à eux, agissent comme des médiateurs entre les neurones sensoriels et moteurs, facilitant ainsi la communication et la coordination des signaux au sein du système nerveux central.

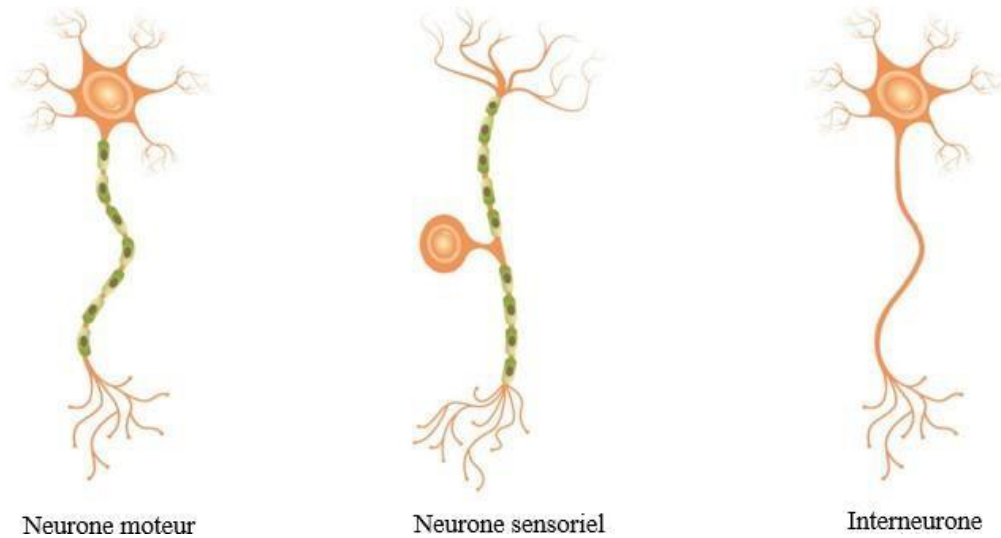


Figure II.9 – Les différents types de neurones

En plus de ces types de base, il existe d'autres neurones spécialisés tels que les neurones intercalaires dans le système nerveux autonome et les neurones interstitiels dans le cerveau, qui jouent des rôles spécifiques dans la modulation et la régulation des signaux neuronaux.

Les neurones peuvent également être classés en fonction du nombre de processus neuronaux émergeant de leur corps cellulaire. Les neurones unipolaires possèdent un seul processus neuronal qui s'étend à la fois des dendrites et de l'axone, tandis que les neurones bipolaires ont deux processus neuronaux (une dendrite et un axone) et les neurones multipolaires possèdent plusieurs dendrites et un seul axone [33].

Chaque type de neurone contribue de manière précise à la transmission et au traitement des signaux au sein du système nerveux, permettant ainsi des

fonctions essentielles telles que la réception sensorielle, la génération de mouvements et la coordination des activités corporelles.

II.4.3 La transmission synaptique : Processus de communication entre les neurones

La transmission synaptique est un processus crucial par lequel les neurones communiquent entre eux dans le système nerveux. Cette communication s'effectue au niveau des synapses, des points de contact spécialisés entre les neurones.

Lorsque l'influx nerveux électrique atteint l'extrémité d'un axone présynaptique, il déclenche la libération de neurotransmetteurs dans l'espace synaptique. Les neurotransmetteurs sont des substances chimiques qui agissent comme des messagers et qui se lient à des récepteurs spécifiques situés sur la membrane postsynaptique du neurone voisin.

Cette liaison entre les neurotransmetteurs et les récepteurs déclenche des changements électriques dans le neurone postsynaptique, ce qui peut entraîner la propagation de l'influx nerveux le long du neurone ou inhiber cette propagation, en fonction du type de neurotransmetteur et du récepteur impliqués. Ce processus de transmission synaptique est essentiel pour le traitement de l'information dans le système nerveux, car il permet aux neurones de communiquer et de coordonner leurs actions, contribuant ainsi à la réalisation de fonctions cognitives, sensorielles, motrices et autres processus physiologiques dans l'organisme [34].

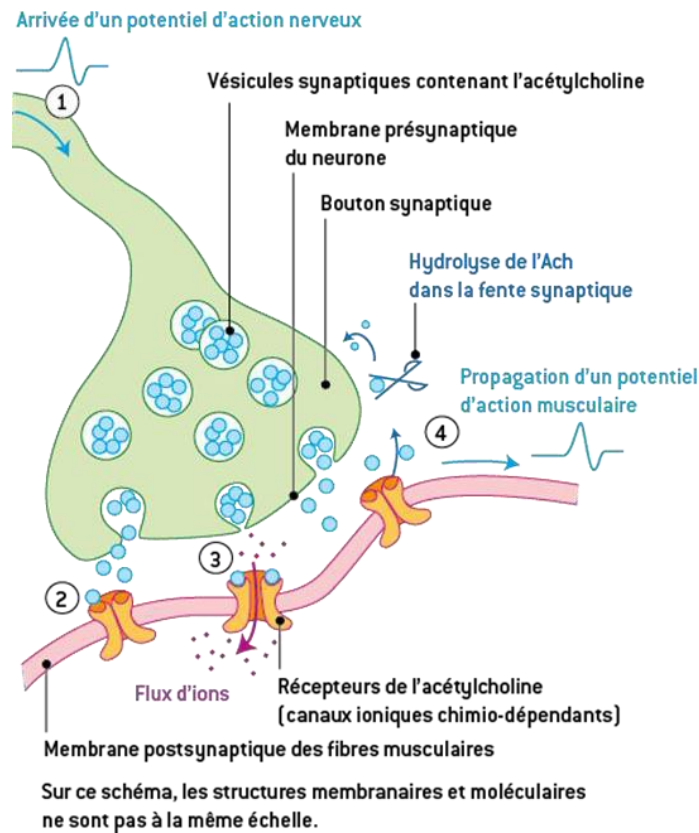


Figure II.10 – Schéma explicatif de transmission synaptique

Les signaux électriques dans le cerveau dépendent étroitement de la transmission synaptique. Lorsque les signaux nerveux atteignent les synapses, des neurotransmetteurs sont libérés, provoquant des changements électriques au niveau des neurones postsynaptiques. Ces modifications permettent la propagation des signaux électriques à travers le réseau neuronal, facilitant ainsi la communication et le traitement de l'information.

II.5 La création du flux électrique dans le cerveau

II.5.1 Potentiels d'action : les impulsions électriques des neurones

La création du flux électrique dans le cerveau est largement déterminée par les potentiels d'action, également appelés impulsions électriques, qui sont des événements électrochimiques essentiels pour la communication neuronale. Lorsqu'un neurone est stimulé, il subit un changement brusque de sa polarité électrique, ce qui entraîne la génération d'un potentiel d'action.

Ce processus se produit lorsque le potentiel de membrane du neurone at-

teint un seuil critique, déclenchant l'ouverture des canaux ioniques voltage-dépendants dans la membrane cellulaire. Les canaux sodiques s'ouvrent en premier, permettant l'entrée massive d'ions sodium dans la cellule, ce qui entraîne une dépolarisation rapide de la membrane neuronale.

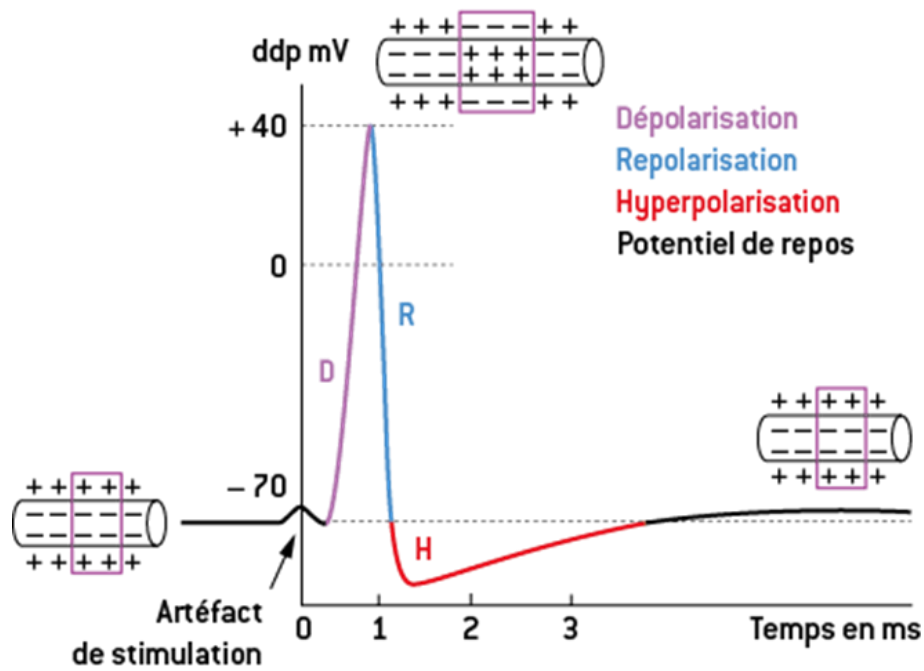


Figure II.11 – Représentation graphique des phases de l'excitabilité neuronale par mV en fonction du temps

Ensuite, les canaux potassiques s'ouvrent, permettant la sortie d'ions potassium de la cellule, entraînant une repolarisation rapide de la membrane. Ces changements de polarité électrique se propagent le long de l'axone du neurone sous forme d'une onde électrique, permettant ainsi la transmission rapide des signaux d'un bout à l'autre du neurone [35].

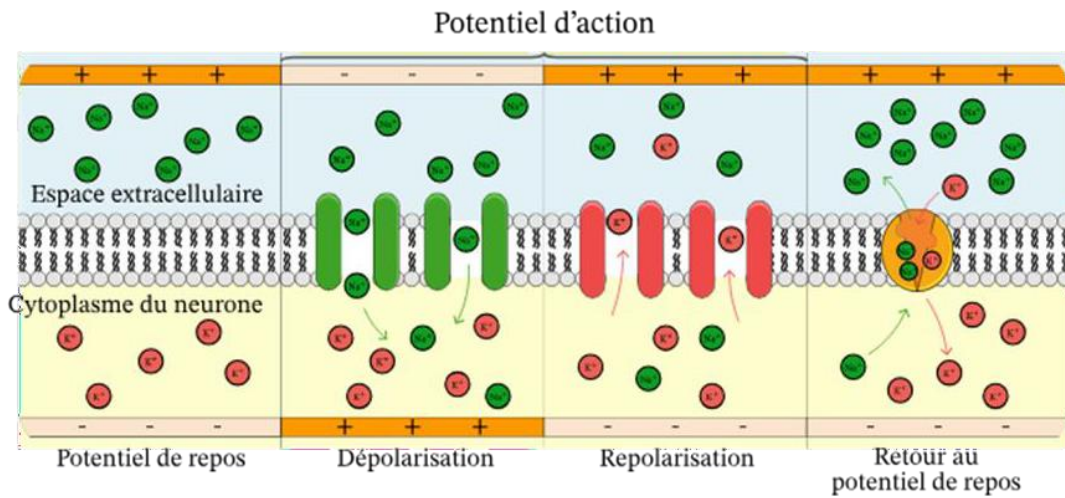


Figure II.12 – Fiche explicative d'un flux nerveux

II.5.2 Phénomènes électriques dans le cerveau lors de l'activité neuronale

L'ensemble des potentiels d'action à un moment donné entraîne une activité électrique, qui représente un phénomène essentiel pour la communication et le traitement de l'information au sein de notre système nerveux. Cette activité électrique, bien que généralement mesurable à quelques microvolts à la surface du crâne, est en réalité un processus complexe et non uniforme dans l'ensemble du cerveau. Lorsqu'une région cérébrale est plus active que d'autres, les variations de potentiel électrique seront plus prononcées près de cette zone que sur des régions plus éloignées. Ces fluctuations électriques se traduisent par des ondes cérébrales, regroupées en différentes bandes de fréquences, telles que alpha, bêta, gamma, delta et thêta. Chaque bande de fréquence est liée à des niveaux spécifiques d'éveil et de sommeil, et ces ondes se localisent dans des zones distinctes du cerveau.

Un résumé sous forme de tableau présentant les diverses bandes de fréquences des ondes cérébrales, leurs intervalles de fréquences respectifs, les niveaux d'éveil et de sommeil associés, ainsi que leur localisation dans le cerveau, est donné ci-dessous :

Bande de fréquence	Fréquences (en Hz)	Niveaux d'éveil et de sommeil	Localisation dans le cerveau
Alpha	8 - 13	Relaxation, état calme	Cortex sensoriel et moteur
Bêta	13 - 30	Éveil attentif, activité mentale intense	Lobes frontaux
Gamma	30 - 100	Activité cognitive supérieure, perception sensorielle	Lobes frontaux
Delta	0.5 - 4	Sommeil profond	Thalamus, cortex cérébral profond
Thêta	4 - 8	Sommeil léger, méditation	Hippocampe, cortex frontal et temporal

Tableau II.2 – Bandes de fréquences des ondes cérébrales et leurs caractéristiques associées

Afin d'étudier et d'analyser cette activité électrique cérébrale, les chercheurs et les cliniciens utilisent l'électroencéphalogramme (EEG). Ce dernier est un outil essentiel qui consiste à placer plusieurs électrodes sur le cuir chevelu pour enregistrer et représenter graphiquement ces ondes cérébrales, permettant ainsi de mieux comprendre le fonctionnement du cerveau, les états mentaux, et d'ouvrir de nouvelles perspectives pour la recherche en neurosciences et pour l'évaluation clinique de diverses pathologies neurologiques et psychiatriques [36].

II.6 L'électroencéphalogramme (EEG)

La médecine moderne dispose d'une variété de techniques d'imagerie pour explorer le corps humain. Parmi les mesures électrobiologiques, on trouve l'électrocardiographie (ECG) pour le cœur, l'électromyographie (EMG) pour les contractions musculaires, l'électroencéphalographie (EEG) pour le cerveau, la magnétoencéphalographie (MEG) pour des études approfondies du cerveau, l'électrogastrographie (EGG) pour l'estomac et l'électrooptographie (EOG) pour le champ dipolaire de l'œil. En parallèle, les techniques d'imagerie basées sur différents principes physiques comprennent la tomographie assistée par ordinateur (CT), l'imagerie par résonance magnétique (IRM), l'imagerie par résonance magnétique fonctionnelle (IRMf), la tomographie par émission de positrons (PET) et la tomographie par émission monophotonique (SPECT) [37].

L'électroencéphalographie (EEG) est une technique d'imagerie médicale qui analyse l'activité électrique du cerveau en lisant les signaux électriques du cuir chevelu générés par les structures cérébrales. L'EEG est enregistré à partir de la surface du cuir chevelu à l'aide d'électrodes métalliques et de milieux conducteurs. Cette procédure est totalement non invasive, répétable et sans risque, ce qui en fait un outil précieux pour étudier la fonction cérébrale et diagnostiquer les troubles neurologiques [38].

II.6.1 Historique et applications

II.6.1.1 Historique

L'encéphalographie a connu des progrès massifs au cours de plus de 100 ans d'histoire. Découvert en 1875 par Richard Caton, l'existence de courants électriques dans le cerveau a ouvert la voie à de nouvelles avancées. En 1924, Hans Berger a utilisé son équipement radio pour enregistrer les faibles courants électriques du cerveau sur le cuir chevelu humain. Il a posé les bases de l'électroencéphalographie et utilisé le terme "électroencéphalogramme" pour décrire les potentiels électriques du cerveau chez l'homme. Plus tard, en 1934, Adrian et Matthews ont identifié les "ondes cérébrales humaines", connues sous le nom de "rythme alpha". Ces découvertes ont ouvert de nouvelles perspectives pour l'étude de l'activité cérébrale et des états de conscience [37,39].

II.6.1.2 Applications du EEG

L'EEG se distingue par sa rapidité, permettant d'enregistrer rapidement les schémas complexes d'activité neuronale suite à un stimulus. Bien que sa résolution spatiale soit inférieure à celle de l'IRM et de la TEP, l'EEG reste capable de localiser et d'évaluer l'activité électrique dans différentes régions du cerveau.

L'utilisation du EEG, telles que mentionnées par R. Bickford [40], couvrent un large éventail de domaines, incluant la surveillance de l'éveil, la recherche sur l'épilepsie, l'évaluation des effets des médicaments, le contrôle de l'anesthésie, et l'étude des troubles du sommeil et de la physiologie.

L'EEG peut détecter des variations spécifiques du signal en relation avec

certaines conditions pathologiques. Par le suivi des changements d'activité électrique liés à des phénomènes tels que l'abus de drogues, l'EEG peuvent contribuer à identifier les zones cérébrales et les schémas d'activité spécifiques associés à ces phénomènes.

L'EEG trouve de nombreuses applications dans différents domaines tels que les interfaces cerveau-ordinateur (BCI), la neurologie, la recherche en neurosciences, le neuromarketing et la biométrie. Voici un tableau résumant les principales applications de l'EEG :

Domaine	Applications principales
Interfaces cerveau-ordinateur (BCI)	Contrôle de dispositifs mécaniques et électroniques pour les personnes ayant des handicaps moteurs.
Neurologie	Diagnostic et prédiction de diverses affections neurologiques telles que l'épilepsie, la maladie de Parkinson, la maladie d'Alzheimer, etc.
Recherche en neurosciences	Étude du fonctionnement du cerveau lors d'expériences cognitives et émotionnelles, analyse de la charge cognitive, prise de décision, sommeil, etc.
Neuromarketing	Compréhension des réactions émotionnelles et des comportements des consommateurs face à la publicité et aux produits.
Biométrie	Utilisation des caractéristiques cérébrales spécifiques pour la reconnaissance et l'identification des individus.
Personnalisation et neuro-feedback	Amélioration de la qualité de vie, apprentissage amélioré, relaxation et méditation personnalisées.

Tableau II.3 – Applications du EEG.

II.6.2 Conception technologique des dispositifs EEG

II.6.2.1 Types de connexions

Les casques EEG filaires et sans fil transfèrent les données vers un ordinateur via un câble, une connexion sans fil ou Bluetooth, respectivement. Les connexions EEG filaires sont plus stables et peuvent souvent transférer plus de données en un temps donné, mais elles n'offrent pas la liberté de mouvement fournie par les connexions sans fil. L'un des principaux inconvénients des casques EEG sans fil est que, pendant la capture des données cérébrales, le casque peut perdre sa connectivité sans fil et ne pas enregistrer les données. Indépendamment du type de connexion, le mouvement des câbles et des électrodes peut provoquer des artefacts dans le signal

EEG, car il peut perturber les connexions entre les électrodes et le cuir chevelu [41].

II.6.2.2 Connexion des électrodes EEG

Les dispositifs EEG nécessitent une connexion électrique cohérente entre les électrodes individuelles et le cuir chevelu de l'individu portant le dispositif.

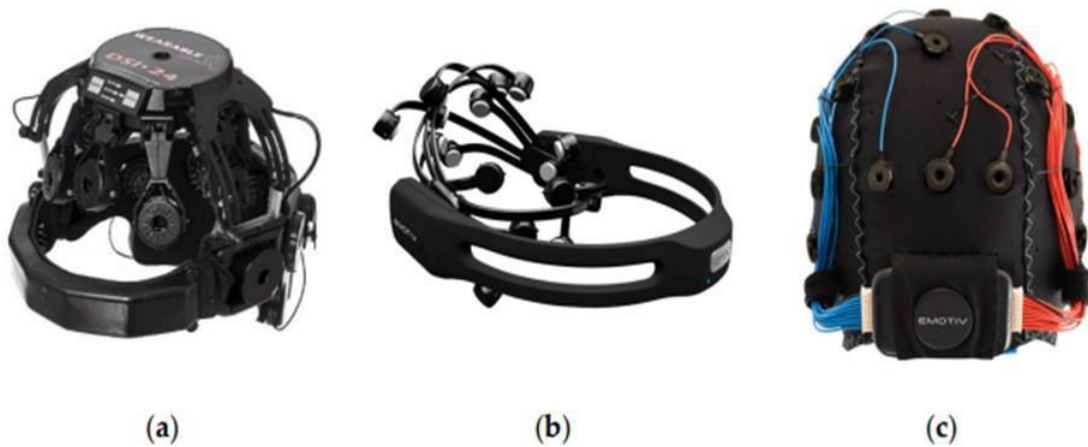


Figure II.13 – Les casques EEG, (a) sec, (b) solution saline, (c) gel souple.

Cela peut être réalisé de différentes manières, dont certaines sont énumérées ci-dessous :

Type de Connexion EEG	Description	Avantages	Inconvénients
Gel Souple	Les électrodes se connectent au cuir chevelu en utilisant un gel conducteur. Après l'expérience, le casque doit être nettoyé pour retirer le gel et nettoyer les électrodes.	<ul style="list-style-type: none"> - Fournit une meilleure conductivité électrique. - Donne des mesures plus stables. 	<ul style="list-style-type: none"> - Nécessite un nettoyage après chaque utilisation. - Utilisation d'alcool pour nettoyer peut-être irritante pour la peau.
Solution Saline	Certains casques EEG nécessitent un gel conducteur à base de solution saline pour une connexion à faible impédance. Les électrodes sont connectées en appliquant de la solution saline sur chaque électrode.	<ul style="list-style-type: none"> - Établit un contact électrique fiable avec la peau. - Facilite l'enregistrement des données EEG sans nécessiter de gel ou de nettoyage. 	<ul style="list-style-type: none"> - Peut provoquer des désagréments chez certains utilisateurs (sensation humide).
Sec	Les dispositifs EEG secs ne nécessitent ni gel ni solution saline pour connecter les électrodes au cuir chevelu. Facilite l'enregistrement des données EEG sans l'aide d'un technicien formé.	<ul style="list-style-type: none"> - Pas besoin de nettoyage après utilisation. - Configuration rapide. 	<ul style="list-style-type: none"> - La conductivité peut être moins stable que les casques avec gel.

Tableau II.4 – Comparaison des Types de Connexions dans les Dispositifs EEG.

II.6.3 Déroulement de l'examen EEG

Les enregistrements encéphalographiques utilisent un système de mesure comprenant des électrodes avec des milieux conducteurs, des amplificateurs avec des filtres, un convertisseur analogique-numérique (A/N) et un dispositif d'enregistrement. Les électrodes captent le signal à partir de la surface de la tête, les amplificateurs amplifient les signaux microvolt dans une plage où ils peuvent être précisément numérisés, le convertisseur transforme les signaux analogiques en signaux numériques, et un ordinateur personnel (ou autre dispositif approprié) stocke et affiche les données obtenues.

Habituellement, entre 9 et 32 électrodes sont utilisées, réparties uniformé-

ment et maintenues en place par des lanières souples ou un bonnet. Une pâte conductrice est appliquée entre chaque électrode et le cuir chevelu [42].

L'examen nécessite une préparation d'environ 20 à 30 minutes pour un examen standard, mais des examens plus prolongés peuvent être réalisés dans certaines circonstances, comme lors de l'enregistrement d'une sieste. Il est recommandé d'avoir les cheveux propres, sans produits capillaires.

Pendant l'examen, le patient est généralement en position semi-assise ou allongée, les yeux fermés la plupart du temps. Différentes épreuves d'activation peuvent être réalisées pour sensibiliser l'examen et mettre en évidence d'éventuelles anomalies sur le tracé EEG. Ces épreuves comprennent l'hyperpnée (respiration ample et répétée), la stimulation lumineuse intermittente (flashes lumineux) et, chez les petits enfants, l'enregistrement du sommeil [43].

Une fois l'examen terminé, les électrodes sont retirées, et toute trace de pâte conductrice peut être facilement éliminée par un simple shampoing. Le tracé EEG obtenu sera ensuite interprété par le médecin qui établira un compte-rendu détaillé des résultats de l'examen.

II.6.4 Interprétation des résultats EEG : ondes cérébrales et leurs significations

L'interprétation des résultats EEG consiste à analyser la présence, l'amplitude, la fréquence, et la distribution spatiale des différentes ondes cérébrales. Les variations dans ces caractéristiques peuvent fournir des informations précieuses sur l'état mental, les fonctions cognitives, les troubles neurologiques, et même les réponses à certains stimuli ou traitements chez les patients. Les médecins et les spécialistes en neurologie utilisent l'EEG pour diagnostiquer les épilepsies, les troubles du sommeil, les lésions cérébrales, et d'autres conditions neurologiques, faisant de cette technique un outil puissant pour l'étude de l'activité cérébrale et son rôle dans le fonctionnement humain.

Bande de fréquence	Signification
Ondes Alpha (8-13 Hz)	Indiquent un état de calme mental et de détente.
Ondes Bêta (14-30 Hz)	Associées à la concentration, la réflexion et les activités cognitives intenses.
Ondes Delta (0,5-4 Hz)	Liées à la régénération et la récupération du corps.
Ondes Thêta (4-8 Hz)	Parfois observées chez les enfants en bas âge et en cas de certaines pathologies neurologiques.
Ondes Gamma (> 30 Hz)	Associées à des processus de perception, d'apprentissage et de traitement d'informations complexes dans le cerveau.

Tableau II.5 – Les bandes de fréquence et leurs significations

II.7 Diagnostic de certaines conditions médicales (Schizophrénie, épilepsie, troubles du sommeil, etc.)

L'EEG occupe une place cruciale dans le diagnostic de certaines affections médicales telles que la schizophrénie, l'épilepsie et les troubles du sommeil. Voici comment il est utilisé pour contribuer au diagnostic dans ces conditions :

Condition Médicale	Caractéristiques EEG
Schizophrénie	- Présence d'anomalies dans les ondes alpha, bêta et thêta. - Éventuellement des pics d'activité anormaux.
Épilepsie	- Apparition de décharges épileptiformes, telles que des pointes ou des pointes-ondes. - Activité irrégulière et anormale dans différentes régions du cerveau.
Troubles du Sommeil	- Diminution de l'activité alpha en phase d'éveil. - Présence d'ondes lentes delta en sommeil profond. - Possibles interruptions du sommeil ou micro-éveils.
Troubles Neurologiques	- Des motifs spécifiques peuvent indiquer certaines pathologies neurologiques, comme des tumeurs ou des lésions cérébrales. - Des ondes anormales ou des pics d'activité peuvent être observés selon la nature de la condition médicale.

Tableau II.6 – Caractéristiques EEG apparentes dans certaines conditions médicales

II.8 Conclusion

Les enregistrements électriques de l'activité cérébrale, communément appelés électroencéphalogrammes (EEG), fournissent des données cruciales sur le fonctionnement du cerveau. Cependant, en raison de leur nature complexe et variée, une analyse directe des signaux EEG peut s'avérer difficile et peu informative. Un traitement approprié des signaux EEG est donc es-

essentiel pour exploiter pleinement leur potentiel et extraire des informations pertinentes. Grâce à cette approche, les chercheurs et les cliniciens peuvent détecter des anomalies, identifier des modèles spécifiques associés à différents états physiologiques et pathologiques du cerveau, et ainsi obtenir une compréhension approfondie du fonctionnement du système nerveux.

Chapitre III

Traitement et classification des signaux EEG

III.1 Introduction

L'exploitation du signal EEG (électroencéphalogramme) revêt une importance capitale pour la recherche sur les troubles neurologiques, en particulier la schizophrénie. En enregistrant l'activité électrique cérébrale, l'EEG permet de recueillir des données essentielles sur l'activité neuronale en temps réel. Dans le contexte de la schizophrénie, l'analyse du signal EEG peut mettre en évidence des anomalies spécifiques dans le modèle d'activité cérébrale des patients, ce qui facilite la compréhension des mécanismes sous-jacents et permet d'établir un diagnostic précoce.[44]

En utilisant des techniques de traitement du signal EEG, il est possible de détecter des schémas caractéristiques tels que des oscillations anormales, une synchronisation ou une synchronisation anormale, ainsi que des modifications de la connectivité cérébrale. Ces mesures fournissent des indices précieux sur les modifications cérébrales fonctionnelles associées à la schizophrénie [45]. Ces signaux sont sensibles aux bruits et aux artefacts, ce qui nécessite des méthodes de prétraitement pour nettoyer le signal [46]. De plus, le traitement du signal EEG permet l'extraction de paramètres quantitatifs et de caractéristiques spécifiques qui peuvent être utilisées pour classer et prédire la schizophrénie.

Ce chapitre aborde les techniques de traitement et de classification des signaux EEG dans la recherche sur la schizophrénie, en mettant l'accent sur les développements les plus récents dans ce domaine. Nous aborderons diverses approches et méthodes utilisées pour analyser ces signaux, en soulignant l'utilisation de l'apprentissage automatique, telles que les classificateurs basés sur la régression logistique (LR), les machines à vecteurs de support (SVM), les réseaux de neurones artificiels (ANN), les réseaux de neurones profonds (DNN) et les réseaux de neurones convolutifs (CNN). Nous passerons en revue les découvertes majeures et les résultats obtenus grâce à ces techniques, et leur importance pour la compréhension de la schizophrénie et leur potentiel dans le diagnostic et la gestion précoce de cette maladie.

III.2 Fondements du traitement du signal EEG

Le signal EEG est un signal électrique complexe, caractérisé par sa nature aléatoire et fortement non stationnaire. En effet, le cerveau présente une activité électrique fluctuante et dynamique, ce qui se reflète dans le signal EEG enregistré. Cette non-stationnarité signifie que les propriétés statistiques du signal, telles que la moyenne et la variance, varient considérablement dans le temps. De plus, le signal EEG est souvent perturbé par des bruits et des artefacts, tels que les mouvements oculaires, musculaires, et les interférences environnementales [47].

En raison de ces caractéristiques complexes, le traitement du signal EEG est un défi important dans la recherche neurologique, nécessitant l'utilisation de techniques sophistiquées d'analyse et de prétraitement pour extraire des informations pertinentes sur l'activité cérébrale impliquée et pour établir des diagnostics précis de diverses conditions cérébrales.

III.2.1 Le prétraitement

Le prétraitement est la première étape de l'analyse des signaux EEG nouvellement collectées, pour améliorer la qualité des données brutes. Il implique différentes étapes telles que le filtrage, la détection des événe-

ments et la segmentation des données. Le filtrage permet de supprimer les bruits et les artefacts à différentes fréquences. La détection des événements identifie les moments clés dans les signaux EEG. La segmentation divise les données en époques pour une analyse spécifique. Ces étapes préliminaires préparent les données EEG pour des analyses plus avancées.

III.2.1.1 Filtrage

Les enregistrements EEG sont composés d'un signal EEG ainsi que de divers types de bruit [48], appelés artefacts. Les artefacts peuvent être de deux types : liés au sujet ou liés à la technique.[37]

Voici un tableau présentant les artefacts physiologiques et non physiologiques dans les enregistrements EEG : Les artefacts liés au sujet sont des

Artefacts Physiologiques	Artefacts Non Physiologiques
Artefacts liés aux mouvements oculaires et aux clignements des yeux	Artefacts dus aux interférences de ligne électrique (50 Hz en Europe, 60 Hz aux États-Unis)
Artefacts d'électromyographie dus à l'activité des muscles frontaux et temporaux	Artefacts dus à un mauvais positionnement des électrodes sur le cuir chevelu
Artefacts électrocardiographiques dus aux battements du cœur	Dysfonctionnement d'une partie du système d'enregistrement EEG, par exemple les amplificateurs
Mouvements et transpiration du cuir chevelu	Artefacts numériques tels que des connexions de câblage lâches ou des connexions de carte de circuit imprimé desserrées

Tableau III.1 – les artefacts physiologiques et non physiologiques dans les enregistrements EEG.

signaux physiologiques indésirables tels que l'électromyographie (EMG), l'électrocardiogramme (ECG) et les artefacts causés par les mouvements du corps, les mouvements oculaires et la transpiration.

Les artefacts liés à la technique sont des interférences électriques causées par l'environnement, telles que les fluctuations de la ligne électrique (50/60 Hz), les variations d'impédance, les mouvements de câble, les contacts de fil rompus ou les électrodes desséchées [37].

Pour faire face à ces défis, le processus de prétraitement requiert fréquemment l'application de techniques de filtrage. Le filtrage consiste à faire

passer les données à travers des filtres qui mettent en exergue les informations d'intérêt. Ces méthodes permettent non seulement de supprimer les données non pertinentes pour l'étude, mais elles peuvent également amplifier les signaux d'intérêt en les rendant plus saillants dans l'ensemble des données recueillies. En appliquant des filtres passe-bande appropriés sur les enregistrements EEG bruts, il est possible de réduire efficacement ces bruits superposés, améliorant ainsi considérablement l'interprétation de l'EEG. Selon les besoins spécifiques, certaines fréquences peuvent être supprimées ou conservées, ce qui est une pratique courante lors du traitement des signaux EEG [46, 49].

Voici quelques processus de filtrage couramment utilisés :

- **Filtre passe-bas** : Ce filtre permet de laisser passer les fréquences inférieures à une certaine valeur (fréquence de coupure) tout en atténuant les hautes fréquences. Il est utilisé pour éliminer les dérives à basse fréquence et les bruits à haute fréquence.
- **Filtre passe-haut** : Ce filtre conserve les fréquences supérieures à une certaine valeur (fréquence de coupure) tout en supprimant les basses fréquences. Il est utile pour éliminer les dérives à basse fréquence et accentuer les activités à haute fréquence.
- **Filtre passe-bande** : Ce filtre retient les fréquences situées entre une limite inférieure et une limite supérieure, tout en atténuant les signaux en dehors de cette plage. Il est utilisé pour extraire des bandes de fréquences spécifiques, par exemple, les ondes alpha (8-13 Hz) ou les ondes bêta (13-30 Hz).
- **Filtre coupe-bande** : Contrairement au filtre passe-bande, ce filtre supprime les fréquences situées entre une limite inférieure et une limite supérieure, tout en conservant les fréquences en dehors de cette plage. Il est couramment utilisé pour éliminer le bruit de ligne électrique (par exemple, 50 Hz ou 60 Hz) des enregistrements EEG.
- **Filtre FIR** : Le filtre FIR est un type de filtre linéaire dont la réponse dépend d'un nombre fini de coefficients. Il est souvent utilisé pour sa stabilité et sa capacité à fournir une réponse à phase linéaire.

Les filtres FIR peuvent être utilisés pour réaliser des filtres passe-bas, passe-haut, passe-bande ou coupe-bande.

- **Filtre Notch (Réjecteur de bande) :** Le filtre notch est un type de filtre coupe-bande spécifique conçu pour supprimer une fréquence spécifique, telle que le bruit de ligne électrique de 50 Hz ou 60 Hz. Il est particulièrement utile pour éliminer les interférences indésirables présentes dans l'enregistrement EEG.
- **Filtre Butterworth :** Le filtre Butterworth est un type de filtre passe-bas, passe-haut, passe-bande ou coupe-bande, qui offre une réponse en fréquence plus lisse et moins de distorsions par rapport à d'autres filtres. Il est souvent utilisé dans le prétraitement des signaux EEG pour sa facilité de conception et son comportement stable.

Le filtrage préalable des signaux EEG facilite la détection précise des événements cérébraux clés lors de la segmentation des données en époques spécifiques.

III.2.1.2 Segmentation

Le signal EEG est intrinsèquement non-stationnaire, avec des variations temporelles qui compliquent l'analyse directe sur de longues périodes. Afin de faciliter une analyse plus précise et pertinente des activités cérébrales, on utilise la méthode de segmentation. Cette dernière consiste à diviser le signal EEG en époques ou segments de durée fixe, généralement de 0 à 10 secondes, pour le rendre casi-stationnaire sur ces intervalles spécifiques. Chaque époque est soigneusement choisie autour des événements d'intérêt, permettant ainsi d'isoler et d'analyser les activités cérébrales liées à ces événements spécifiques. Cette approche nous permet d'étudier plus efficacement les caractéristiques statiques et les variations des ondes cérébrales sur des intervalles de temps bien définis, permettant ainsi une analyse plus ciblée des événements d'intérêt, des réponses cérébrales spécifiques ou des changements liés à des stimuli particuliers [50].

III.2.2 Analyse spectrale

Les signaux EEG sont généralement caractérisés par des motifs oscillatoires, c'est-à-dire des répétitions régulières de fluctuations dans le temps. L'analyse spectrale permet de mettre en évidence ces motifs en les transformant du domaine temporel au domaine fréquentiel, révélant ainsi leur distribution de puissance le long des différentes bandes de fréquences (voir chapitre II).

III.2.2.1 Approches d'Analyse Spectrale : Méthodes et Techniques [51]

Parmi les méthodes couramment utilisées pour l'analyse spectrale des signaux EEG, on retrouve :

- **Transformée de Fourier (TF) et FFT (Fast Fourier Transform) :** La transformée de Fourier et la FFT sont les méthodes classiques pour passer du domaine temporel au domaine fréquentiel. La formule fondamentale pour calculer la FFT d'un signal discret est exprimée comme suit :

$$X(k) = \sum_{n=0}^{N-1} x(n)e^{-i2\pi kn/N\omega t}$$

Où :

- $X(k)$ représente la composante complexe dans le domaine fréquentiel à la fréquence k .
 - $x(n)$ est l'échantillon du signal temporel au moment n .
 - N désigne la longueur du signal, c'est-à-dire le nombre d'échantillons.
 - k varie de 0 à $N-1$ et symbolise les différentes fréquences présentes.
- **La Magnitude FFT (Fast Fourier Transform en magnitude) :** Elle correspond simplement à la valeur absolue de la FFT, ce qui met en évidence les amplitudes des différentes fréquences du signal EEG. Mathématiquement, la magnitude FFT est obtenue en prenant la valeur absolue de chaque composante fréquentielle résultant de la FFT

comme suit :

$$|X(k)| = \left| \sum_{n=0}^{N-1} x(n)e^{-i2\pi kn/N} \right|$$

Cette approche permet de visualiser les variations d'amplitude dans le spectre fréquentiel du signal EEG, tout en ignorant les informations de phase. Cependant, il est important de noter que cette méthode entraîne une perte d'informations significatives concernant les phases des oscillations.

- **Périodogramme** : Le périodogramme est une méthode classique d'estimation de la densité spectrale de puissance (DSP) basée sur la moyenne des carrés des amplitudes du signal dans chaque bande de fréquences. L'expression fondamentale pour estimer le périodogramme d'un signal discret se présente comme suit :

$$P(f) = \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{1}{N} \left| \sum_{n=0}^{N-1} x(n)e^{-i2\pi fn} \right|^2$$

Tel que :

- P(f) représente la densité spectrale de puissance à la fréquence f .
 - f est la fréquence à laquelle le périodogramme est calculé.
- **Le PSD (Power Spectral Density)** : Le PSD une mesure de la densité spectrale de puissance normalisée par l'intervalle de fréquence. Contrairement au périodogramme, qui représente directement la puissance des différentes fréquences dans le signal EEG, il prend en compte cet intervalle pour rendre les valeurs de puissance comparables entre les différentes bandes de fréquences. Ainsi, il permet une meilleure évaluation relative de l'énergie contenue dans chaque bande, facilitant ainsi l'identification des rythmes cérébraux dominants et des changements d'activité cérébrale. En l'utilisant, les chercheurs peuvent comparer les niveaux d'énergie dans différentes bandes de fréquences du signal EEG de manière plus précise, ce qui est essentiel pour comprendre les variations d'activité cérébrale en fonction des états mentaux, des tâches ou des conditions expérimentales.
 - **Méthode de Welch** : La méthode de Welch est une technique d'es-

timisation de la DSP qui améliore la résolution spectrale par rapport à la FFT traditionnelle. Elle découpe le signal en segments temporels de durée égale, applique une fenêtre (par exemple, Hanning ou Hamming) à chaque segment, puis calcule le périodogramme moyen pour obtenir une meilleure représentation des fréquences.

- **Méthode de Multitaper** : La méthode de multitaper est une approche avancée d'estimation de la DSP qui utilise plusieurs fenêtres d'analyse (tapers) pour découper le signal en segments. Chaque taper est optimisé pour réduire les effets de bords et les fuites spectrales. En combinant les périodogrammes obtenus à partir de chaque taper, cette méthode offre une meilleure séparation des différentes composantes fréquentielles du signal[52].

L'analyse du signal EEG implique un processus de traitement complet, incluant le prétraitement pour éliminer les artefacts et les interférences, garantissant ainsi la fiabilité des données pour l'extraction des caractéristiques. Ces caractéristiques peuvent être des mesures temporelles, spectrales, spatiales ou de connectivité, dérivées des signaux EEG analysés. Une fois extraites, ces caractéristiques servent de fondement à l'algorithme de classification, qui repose sur des méthodes d'apprentissage automatique pour discerner et classifier divers états mentaux, pathologies ou intentions cérébrales. La qualité du traitement et de l'extraction des caractéristiques est essentielle pour obtenir des performances de classification précises et informatives.

III.3 Extraction des paramètres

L'extraction de caractéristiques des signaux EEG repose sur trois sources principales d'information [53,51] :

III.3.1 L'aspect temporel

Cette source d'information décrit les variations temporelles des signaux EEG. Pour ce faire, les valeurs des signaux EEG sont analysées à différents

moments spécifiques (mais pas nécessairement tous), ou bien dans différentes fenêtres temporelles. Cette approche permet d'étudier les variations temporelles et les motifs d'activité dans les signaux EEG.

III.3.2 L'aspect spectral (ou fréquentiel)

Cette source d'information rend compte de la variation de la puissance du signal EEG dans des bandes de fréquences spécifiques. Dans la pratique, cela implique d'utiliser la puissance de bande du signal comme caractéristiques distinctives.

III.3.3 L'aspect spatial

Cette source d'information décrit l'origine spatiale du signal d'intérêt. Elle consiste à sélectionner des électrodes EEG spécifiques ou à se focaliser sur certains capteurs plutôt que d'autres. L'EEG présente des limitations en termes de résolution spatiale par rapport à d'autres techniques d'imagerie cérébrale. Cela est dû au fait que les signaux EEG sont enregistrés à partir d'électrodes placées à la surface du cuir chevelu, et la conductivité des tissus cérébraux limite la précision dans la localisation des sources neuronales. De plus, les signaux EEG subissent des distorsions et des atténuations lorsqu'ils traversent les différentes couches du cerveau, ce qui rend difficile la détermination précise de la source des signaux enregistrés. La résolution spatiale de l'EEG est généralement de l'ordre de quelques centimètres, ce qui signifie que les activations cérébrales enregistrées sont principalement localisées à une échelle relativement large. Cependant, des techniques avancées d'EEG telles que la magnétoencéphalographie (MEG) et les approches de source d'EEG inverse peuvent améliorer la résolution spatiale jusqu'à quelques millimètres, mais elles restent toujours limitées par la conductivité des tissus cérébraux.

En combinant ces sources d'information, il est possible d'extraire des caractéristiques significatives des signaux EEG, permettant d'identifier des motifs spécifiques liés à des tâches ou à des conditions neurologiques particulières.

III.4 Classification des Signaux EEG de Schizophrénie : Méthodes Et État de l'art

La classification des signaux EEG vise à identifier les schémas et les caractéristiques distinctives présents dans les enregistrements, permettant ainsi de différencier divers états cérébraux et de faciliter le diagnostic précoce des pathologies. Cette tâche peut être réalisée par des méthodes supervisées, où des modèles sont entraînés sur des données étiquetées, ou par des méthodes non supervisées, où les modèles identifient des structures et des regroupements dans les données sans utiliser d'étiquettes préexistantes [54]. Les méthodes de classification incluent l'analyse discriminante linéaire, les machines à vecteurs de support, les réseaux de neurones artificiels, et les réseaux de neurones convolutifs, chacune avec des approches distinctes pour séparer les classes et optimiser la précision de la classification. Dans le contexte spécifique de la schizophrénie, la classification des signaux EEG a ouvert la voie à des avancées significatives dans la compréhension des mécanismes neurologiques sous-jacents et a contribué à l'amélioration des stratégies de diagnostic et de traitement.

III.4.1 Classification : Définition et Objectifs

La classification est une tâche d'apprentissage automatique qui vise à attribuer une étiquette ou une catégorie à un échantillon en fonction de ses caractéristiques. Dans le contexte des signaux EEG de schizophrénie, il s'agit d'attribuer un diagnostic ou un état clinique à un patient en se basant sur les enregistrements EEG. Les signaux EEG de schizophrénie sont généralement caractérisés par des oscillations et des motifs spécifiques qui varient selon l'état cérébral du sujet.

III.4.2 Classification Supervisée

Dans la classification supervisée des signaux EEG, les modèles sont entraînés à l'aide d'un ensemble de données d'entraînement préalablement étiqueté, où chaque échantillon est associé à une classe (par exemple, schizophrénie ou sujet sain). Les caractéristiques extraites des signaux EEG,

telles que les bandes de fréquences ou les paramètres temporels, sont utilisées pour entraîner des classificateurs tels que :

- **Régression Logistique** : La Régression Logistique est une méthode linéaire couramment utilisée en classification supervisée. Elle modélise la relation entre les caractéristiques des signaux EEG et les étiquettes de classe à l'aide d'une fonction logistique. Le modèle est entraîné à optimiser les paramètres pour minimiser l'erreur de classification, et une fois entraîné, il peut prédire la probabilité d'appartenance à une classe donnée.
- **Machines à Vecteurs de Support (SVM)** : Les Machines à Vecteurs de Support sont une autre méthode puissante pour la classification supervisée des signaux EEG. L'objectif principal des SVM est de trouver un hyperplan qui sépare au mieux les données de différentes classes dans un espace de caractéristiques de plus grande dimension. Les SVM peuvent également utiliser des noyaux pour transformer les données dans un espace non linéaire, permettant ainsi de traiter des relations complexes entre les caractéristiques.
- **Réseaux de Neurones Artificiels (ANN)** : Les ANN sont des modèles d'apprentissage automatique inspirés du fonctionnement du cerveau humain, composés de couches de neurones interconnectés. Ils utilisent une architecture de réseau avec des couches d'entrée, des couches cachées et une couche de sortie. Les ANN apprennent à partir des données en ajustant les poids des connexions entre les neurones pour minimiser l'erreur de prédiction. Ils peuvent modéliser des relations complexes et non linéaires entre les caractéristiques et les classes, mais peuvent être sensibles au surapprentissage.
- **Les Réseaux de Neurones Profonds (DNN)** : Les DNN sont similaires aux ANN, mais avec de nombreuses couches cachées. Les fonctions d'activation utilisées peuvent varier selon les couches, mais les fonctions couramment utilisées incluent la sigmoïde, la ReLU (Rectified Linear Unit) et la softmax pour la couche de sortie.
- **Les Réseaux de Neurones Convolutifs (CNN)** : Les CNN sont une

variante spécifique de DNN particulièrement bien adaptée à l'analyse d'images et de données séquentielles, telles que les signaux EEG. Ils utilisent des filtres convolutifs pour détecter des motifs locaux.

Voici un tableau comparatif des différents classificateurs couramment utilisés en apprentissage automatique, mettant en évidence leur structure respective et leurs principales utilisations. Ce tableau permet de mieux comprendre les avantages et les domaines d'application de chaque modèle :

Classificateur	Structure	Utilité
Régression Logistique	Modèle linéaire	Convient aux problèmes linéairement séparables
Machines à Vecteurs de Support (SVM)	Hyperplan séparateur entre classes	Bonne gestion des données linéairement et non linéairement séparables
Réseaux de Neurones Artificiels (ANN)	Architecture avec des couches de neurones	Peut gérer des problèmes complexes avec plusieurs couches de neurones
Réseaux de Neurones Profonds (DNN)	Architecture avec de nombreuses couches de neurones	Convient aux problèmes très complexes avec de nombreuses couches cachées
Réseaux de Neurones Convolutifs (CNN)	Architecture avec des couches de convolution	Spécialisé pour le traitement d'images et la reconnaissance de motifs

Tableau III.2 – Comparaison des Classificateurs : Structures et Utilités.

III.4.3 Classification non-Supervisée

La classification non supervisée est une approche d'apprentissage automatique qui vise à découvrir des structures sous-jacentes dans les données sans l'aide d'étiquettes de classe prédéfinies [55]. Bien que moins courante dans la classification des signaux EEG de schizophrénie, elle peut être utilisée pour explorer des motifs ou des clusters de signaux similaires.

- **K-moyennes (K-means)** : Le K-moyennes est un algorithme de classification non supervisée largement utilisé. Il partitionne les signaux EEG en K clusters en minimisant la distance entre chaque signal et le centroïde de son cluster. Cette méthode peut être utilisée pour découvrir des groupes de signaux présentant des caractéristiques similaires.
- **Analyse en Composantes Principales (ACP)** : L'Analyse en Composantes Principales est une méthode de réduction de dimension qui

permet de transformer les données en un espace de caractéristiques de plus petite dimension tout en préservant autant d'information que possible. Cette approche peut être utilisée pour visualiser et explorer les variations des signaux EEG dans un espace réduit.

III.4.4 L'État de l'Art de Classification des Signaux EEG de Schizophrénie :

L'état de l'art en matière de classification des signaux EEG dans le contexte de la schizophrénie se divise en deux volets distincts : l'utilisation de méthodes d'apprentissage machine classiques et d'apprentissage automatique. Dans le premier volet, plusieurs études ont exploré la classification en utilisant des méthodes d'apprentissage machine classiques, en regroupant les sujets en fonction de la tâche de classification et du paradigme EEG adopté [56].

Johannesen (2016) [57] s'est penché sur la classification des sujets sains (HC) et des patients schizophrènes (SZ) en utilisant des signaux EEG issus d'une tâche de mémoire de travail. L'approche de support vector machine (SVM) a été employée, offrant une précision de 87% grâce à une validation croisée à 3 plis. Shim (2016) [58] a focalisé son attention sur les signaux EEG provenant d'une tâche auditive, différenciant HC et SZ avec un SVM et atteignant une précision de 88,24% grâce à une validation croisée. Santos-Mayo (2017) [59] s'est tourné vers la tâche d'attention visuelle et a utilisé à la fois SVM et MLP, obtenant une précision de 93,42%. Taylor (2017) [60] a exploré diverses tâches de détection d'anomalies auditives, en utilisant SVM et GPC pour parvenir à une précision de 80,48% via une validation croisée à 10 plis. Hsieh (2018) [61] a analysé des signaux EEG provenant d'écoutes passives en utilisant une analyse discriminante linéaire (LDA) et obtenant une précision de 83,3%. Zhang (2019) [62] s'est penché sur des tâches sensorielles basiques, employant un SVM pour obtenir une précision de 81% grâce à une validation croisée. Devia (2019) [63] a exploré des tâches visuelles simples, utilisant une approche basée sur des règles et LDA pour atteindre une précision de 71% lors de la validation croisée. La deuxième partie de l'état de l'art se concentre sur

les méthodes d'apprentissage automatique. Oh (2019) [64] a exploité les signaux EEG en domaine temporel dans un réseau de neurones convolutifs (CNN), aboutissant à une précision de 81,26% lors de la validation croisée à 10 plis. Phang (2019) [65] a fusionné informations temporelles, fréquentielles et de connectivité topologique, utilisant RNN et CNN pour obtenir une précision de 92,87% via une validation croisée à 5 plis. Calhas (2019) [66] a utilisé la représentation EEG en temps-fréquence avec un réseau de neurones à sauts, atteignant une précision de 83% avec une validation croisée. Naira (2019) [67] s'est concentré sur les corrélations entre canaux EEG à l'aide d'un CNN, offrant une précision de 90% pour un sous-ensemble de segments d'entrée. Chu (2017) [68] a abordé la classification HC, FE et SZ en utilisant ANN, CNN et RNN, atteignant une précision de 92,5%. AhmedtAristizabal (2020) [69] a exploité les réponses EEG à des stimulations auditives passives avec CNN suivi de LSTM, pour une précision de 72,54% lors de la validation croisée à 5 plis.

Ces méthodes de classification, qu'elles soient basées sur des approches classiques d'apprentissage machine ou sur l'apprentissage automatique, démontrent l'efficacité de la discrimination entre les états cérébraux dans le cadre de la schizophrénie. En exploitant diverses caractéristiques des signaux EEG en état de repos et en utilisant des paradigmes variés, ces études ouvrent des perspectives prometteuses pour la détection précoce et la compréhension de cette condition neurologique complexe.

III.5 Conclusion

Le traitement et la classification des signaux EEG ; qu'ils soient basés sur des approches classiques d'apprentissage machine ou sur l'apprentissage automatique, démontrent l'efficacité de la discrimination entre les états cérébraux ; dans le cadre de la schizophrénie. En exploitant diverses caractéristiques des signaux EEG en état de repos et en utilisant des paradigmes variés, ces études ouvrent des perspectives prometteuses pour la détection précoce et la compréhension de cette condition neurologique complexe.

Le prochain chapitre, intitulé "Outils", se concentrera sur l'environnement Anaconda, le langage Python et les bibliothèques associées. Ces outils seront essentiels pour la mise en œuvre des méthodes discutées dans ce travail et la réalisation d'analyses plus approfondies sur les données EEG de référence. Nous examinerons comment ces ressources peuvent être utilisées pour concrétiser nos objectifs de recherche et contribuer à l'avancement de notre compréhension de la schizophrénie.

Chapitre IV

Outils

IV.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous présentons les outils utilisés dans notre mémoire : le matériel utilisé, l'environnement de programmation, les bibliothèques ainsi que les logiciels nécessaires à l'exécution de notre projet. Ce chapitre fournit les bases nécessaires pour comprendre et effectuer les analyses en- suite l'interprétation du travail effectué en cours.

IV.2 Equipements utilisés

Modèle	DELL Vostro 15 3000
Processeur	Intel(R) Core(TM) i5-1035G1 CPU @ 1.00GHz 1.19 GHz
RAM	8,00 Go
Système	Windows 10 Professionnel (64 bits)

Tableau IV.1 – Tableau descriptif d'équipements utilisés

IV.3 Environnement de programmation

IV.3.1 Le langage Python

Python est un langage de programmation de haut niveau et polyvalent, largement utilisé pour diverses applications. Il a été créé par Guido van Rossum et il a été publié pour la première fois en 1991[70]. Python met l'accent sur la lisibilité du code et la simplicité, ce qui en fait un excellent

choix pour les débutants et les programmeurs expérimentés. [71] Dans ce mémoire, on a programmé avec la version 3 de Python (python 3.11 (64-bit)).

IV3.11 Les bases de python

Python est un langage de programmation interprété connu pour sa lisibilité et sa facilité d'utilisation. Sa syntaxe concise permet aux développeurs d'exprimer efficacement leurs idées. Contrairement à d'autres langages, Python n'exige pas de déclaration explicite des variables, et celles-ci peuvent contenir divers types de données tels que des entiers, des flottants, des chaînes de caractères et des listes. Les opérations arithmétiques de base, telles que l'addition, la soustraction, la multiplication et la division, sont également prises en charge.

Comme les autres langages de programmation, Python propose des structures de contrôle telles que les boucles for et while, qui permettent de répéter des blocs de code, ainsi que des instructions conditionnelles if-else, qui permettent de prendre des décisions en fonction de conditions spécifiques. En outre, les fonctions jouent un rôle essentiel en Python en permettant aux développeurs de regrouper des blocs de code réutilisables, favorisant ainsi la modularité et la réutilisation du code.

IV3.12 Les fonctionnalités avancées de Python

En plus des fonctionnalités de base, Python propose un ensemble de fonctionnalités avancées pour écrire un code plus efficace et résistant. La gestion des exceptions joue un rôle crucial dans la gestion des erreurs et des situations exceptionnelles de manière contrôlée. Les blocs try-except-finally permettent de capturer et de gérer les exceptions, évitant ainsi les arrêts imprévus du programme et facilitant la récupération d'erreurs. La manipulation des fichiers est une fonctionnalité couramment utilisée en Python.

Le langage offre des fonctionnalités intégrées pour la lecture et l'écriture de données à partir de fichiers texte, CSV, JSON, etc[72]. Cela permet de travailler avec des données stockées dans des fichiers externes et d'effectuer des opérations de lecture et d'écriture. De plus, Python dispose d'une bibliothèque standard étendue qui comprend des modules tels que OS, SYS et SHUTIL, qui offrent des fonctionnalités avancées pour la manipulation et la navigation dans les fichiers et les répertoires.

IV32 ANACONDA

En Python, Anaconda désigne une distribution populaire du langage de programmation qui comprend une collection de bibliothèques et d'outils puissants pour le calcul scientifique et la science des données. Son objectif est de simplifier la configuration d'un environnement Python dédié à l'analyse de données en fournissant une distribution préconfigurée avec des bibliothèques couramment utilisées [74].

Anaconda est livré avec deux composants principaux : CONDA et ANACONDA NAVIGATOR.

IV321 Conda

Est un système de gestion de paquets et d'environnements qui permet l'installation, la mise à jour et la gestion de différents paquets et bibliothèques Python. Il gère également les dépendances entre les paquets, garantissant ainsi la compatibilité au sein d'un environnement. Conda permet de créer des environnements Python isolés avec des versions et des configurations de paquets spécifiques.

IV322 Anaconda Navigator

Anaconda Navigator est une interface graphique conviviale qui offre une gestion simplifiée des environnements CONDA, des paquets et des applications. Il permet de créer, de gérer et de basculer entre différents environnements Python. ANACONDA NAVIGATOR donne également accès à des environnements de développement intégrés (IDE) populaires tels que

IV33 JUPYTER NOTEBOOK

Jupyter Notebook est un environnement de développement interactif pour Python qui permet l'écriture, l'exécution, la documentation et le partage de code Python. C'est un outil puissant utilisé par les scientifiques des données, les chercheurs et les développeurs pour explorer, analyser et communiquer des analyses de données de manière interactive. Jupyter Notebook permet d'écrire du code Python dans des cellules individuelles et de les exécuter séparément, facilitant ainsi le développement itératif. Il offre également la possibilité d'ajouter du texte explicatif et des visualisations pour documenter les analyses et partager les résultats de manière interactive.

IV33.1 Lien entre ANACONDA et JUPYTER

Anaconda inclut nativement Jupyter Notebook, ce qui signifie que lors de l'installation d'Anaconda, Jupyter Notebook est automatiquement disponible. Cela facilite l'utilisation de Jupyter Notebook avec les bibliothèques scientifiques préinstallées fournies par Anaconda. L'avantage d'utiliser Anaconda avec Jupyter est d'avoir un environnement de développement complet et prêt à l'emploi pour l'analyse de données. On peut créer des environnements virtuels isolés avec conda pour gérer les dépendances et les versions des packages spécifiques à chaque projet, puis lancer Jupyter Notebook à l'intérieur de l'environnement virtuel pour travailler sur des notebooks interactifs.

IV34 Les Bibliothèques

Les bibliothèques jouent un rôle important dans l'écosystème de programmation Python en fournissant un large éventail de fonctionnalités prêtes à l'emploi. Ils sont conçus pour résoudre des problèmes spécifiques et permettent aux développeurs d'étendre les fonctionnalités de base du langage. L'utilité des bibliothèques en Python réside dans leur capacité à accélérer le processus de développement en fournissant des solutions éprouvées et optimisées. Ils permettent aux développeurs de gagner du temps en évitant de réinventer la roue et en se concentrant sur des aspects plus spécifiques de leur projet.

Les bibliothèques bien établies sont souvent maintenues par des communautés actives et bénéficient de mises à jour régulières, qui assurent leur fiabilité et leur compatibilité avec les nouvelles versions du langage. En utilisant les bibliothèques Python, les développeurs peuvent profiter de fonctionnalités avancées sans avoir à écrire des lignes de code complexes.

De plus, les bibliothèques Python favorisent la collaboration et l'échange de code au sein de la communauté des développeurs. Ils sont souvent accompagnés d'une documentation détaillée, d'instructions et d'exemples qui facilitent leur utilisation et leur compréhension. Les développeurs peuvent également contribuer aux bibliothèques « open source » en suggérant des améliorations, en signalant des bugs ou en développant de nouvelles fonctionnalités, contribuant ainsi à favoriser un environnement de développement dynamique et collaboratif. Les bibliothèques Python fournissent de nombreux modules, classes et méthodes intégrés, qui peuvent être importés dans un programme pour effectuer diverses tâches. Dans notre mémoire, on a fait appel à plusieurs bibliothèques ; telles que MNE, SKLEARN, NUMPY, PANDAS, TENSORFLOW, etc.

Dans ce qui suit, on décrit brièvement les bibliothèques les plus utilisées, et leurs différents outils.

IV341 MNE

(MNE-Python) est une bibliothèque spécialisée dans l'analyse des données d'électroencéphalographie (EEG), de magnétoencéphalographie (MEG) et d'autres types de données neurophysiologiques [75]. Dans le contexte du traitement des signaux EEG, elle offre des différentes fonctionnalités avancées, telles que :

- Chargement et prétraitement des données : MNE permet de charger des enregistrements d'EEG à partir de divers formats de fichiers (par exemple, EDF, BrainVision, FieldTrip, etc.).
- Il offre des fonctionnalités pour nettoyer et prétraiter les données EEG, notamment le filtrage, la suppression des artefacts, la réjection des segments de données défectueux, la normalisation, la référencement, etc.
- Manipulation et exploration des données : MNE fournit des outils

puissants pour explorer et manipuler les données EEG.

- MNE offre également des fonctionnalités pour visualiser les données sous forme de tracés temporels, de topographies de scalp, de cartes de puissance spectrale, de connexions fonctionnelles, etc.
- MNE intègre également des méthodes avancées telles que l'analyse en ondelettes, l'estimation de la source basée sur la profondeur, les décompositions par composantes indépendantes (ICA), etc.
- Statistiques et modélisation : MNE offre des fonctionnalités pour effectuer des analyses statistiques et de modélisation sur les données EEG. On peut réaliser des tests statistiques pour comparer les conditions expérimentales, effectuer des analyses multivariées, estimer des modèles de décision, réaliser des classifications basées sur l'apprentissage automatique, etc.
- MNE est également intégrée à des bibliothèques telles que scikit-learn et statsmodels pour une intégration facile des analyses statistiques et de modélisation. Cela permet une intégration fluide avec d'autres outils d'analyse de données et de visualisation.

IV342 NumPy

(Numerical Python) est une bibliothèque Python importante utilisée pour une manipulation numérique efficace de tableaux multidimensionnels, en particulier dans le contexte du traitement du signal EEG.

Son principal avantage réside dans sa représentation des données par une structure de données appelée « ndarray » (matrice multidimensionnelle), qui permet un stockage et une manipulation efficaces des signaux EEG. Les tableaux NumPy sont optimisés pour les calculs numériques, facilitant la manipulation mathématique et statistique des données EEG. En termes de calculs numériques, NumPy offre des fonctionnalités puissantes telles que les opérations matricielles, les calculs statistiques, les calculs de puissance spectrale, les transformées de Fourier et la génération de nombres aléatoires pour les simulations et les analyses stochastiques.

NumPy joue ainsi un rôle fondamental dans le domaine du traitement du signal EEG en fournissant des structures de données optimisées et des fonctions avancées pour la manipulation de tableaux multidimensionnels, les

IV.1.1.1 Matplotlib

Est une librairie Python pour visualiser les données, également appelée pyplot. Matplotlib crée des graphiques et des images de qualité pour le traitement du signal EEG [77] :

- Pyplot crée des graphiques grâce à Matplotlib, offrant un large éventail de types tels que linéaires, à barres, circulaires ou encore en boîtes.
- Personnalisation des graphiques avec Matplotlib : spécification des données, étiquetage des axes, titres, couleurs et styles de ligne.
- Pyplot personnalisable : style, couleurs, tailles, légendes, axes, échelles, etc. Ajouter des légendes, du texte et des éléments graphiques pour améliorer la lisibilité et l'interprétation des graphiques.
- Matplotlib.pyplot permet de gérer les sous-graphes et de créer des sous-parcelles pour visualiser plusieurs aspects du signal EEG ou comparer différentes conditions expérimentales sur une seule figure. Elle offre également des fonctionnalités de visualisation 3D pour représenter des données EEG volumineuses ou une activité cérébrale complexe en trois dimensions.
- Matplotlib.pyplot permet d'exporter des tracés dans différents formats d'image, tels que PNG, JPEG, PDF, SVG, etc. Intégrer des graphiques dans des documents LaTeX ou enregistrer-les en animations vidéo pour partager facilement vos résultats d'analyse EEG.

IV.1.1.2 Scikit-Learn

(également connu sous le nom de sklearn) est une bibliothèque d'apprentissage automatique populaire en Python. Il fournit une large gamme d'outils et d'algorithmes pour le prétraitement, la construction de modèles, la formation, l'évaluation et la prédiction dans le domaine du traitement du signal EEG [78].

Scikit-Learn fournit des fonctionnalités de prétraitement des données telles que le filtrage et le découpage temporel, ainsi que des techniques de sélection de fonctionnalités et de réduction de la dimensionnalité. La bibliothèque comprend également de nombreux algorithmes d'apprentissage automatique tels que des machines à vecteurs de support, des arbres de décision, des réseaux de neurones, etc.

Scikit-Learn fournit des outils pour la formation de modèles en spécifiant des hyperparamètres, des fonctions de perte et des métriques d'évaluation.

Il fournit également des fonctions pour évaluer les performances des modèles sur les données de test et les métriques pour évaluer la précision, le rappel, la mesure F, etc.

Scikit-Learn fournit des processus pour créer des séquences d'étapes de prétraitement et de modélisation, ainsi que des outils de sélection de modèles pour optimiser les performances. En résumé, Scikit-Learn est une bibliothèque puissante et complète pour le traitement des signaux EEG à l'aide de techniques d'apprentissage automatique.

IV.1.13 TensorFlow

Est une bibliothèque « open source » développée par Google qui facilite la création, l'entraînement et le déploiement de modèles d'apprentissage automatique, y compris les réseaux de neurones profonds.

Pour TensorFlow Keras, il s'agit d'une interface de haut niveau pour la création, la formation et l'évaluation de modèles d'apprentissage automatique à l'aide de TensorFlow. Dans le cadre du traitement du signal EEG, les caméras TensorFlow et TensorFlow sont utilisées pour différentes tâches. De plus, TensorFlow Keras facilite la construction de modèles d'apprentissage automatique pour l'analyse des signaux EEG, en utilisant une architecture de réseau neuronal préétablie, telle qu'un réseau convolutif (CNN) ou un réseau de régression (RNN).

Au fur et à mesure que les modèles sont construits, TensorFlow fournit une formation sur les données EEG. Après la formation, les modèles peuvent être évalués sur des données expérimentales et utilisés pour faire des prédictions sur de nouvelles données EEG.[79]

En récapitulant, TensorFlow et TensorFlow Keras fournissent un écosystème complet pour la construction, la formation et l'évaluation de modèles d'apprentissage automatique appliqués au traitement du signal EEG.

Les bibliothèques en Python offrent une valeur inestimable en permettant aux développeurs d'accéder à des fonctionnalités étendues, de gagner du temps, d'améliorer la qualité de leur code et de collaborer avec la communauté.

IV.2 Intelligence artificielle et Python

Dans l'apprentissage en profondeur, tout est un vecteur, c'est-à-dire que tout est un point dans l'espace géométrique. Par exemple, les entrées telles que du texte ou des images, ainsi que les cibles, sont d'abord "vectorisées". Cela signifie qu'elles sont converties dans l'espace vectoriel d'origine et dans l'espace vectoriel cible. Cette transformation en vecteurs permet de représenter les données de manière numérique et de les manipuler plus facilement dans le cadre de l'intelligence artificielle.[80]

Dans cette dernière, Python est largement utilisé en raison de sa simplicité, de sa flexibilité et de sa grande communauté de développeurs. Avec ses bibliothèques spécialisées (explicitées ci-dessus) telles que NumPy, Pandas, Scikit-learn et TensorFlow, Python offre des outils puissants pour traiter, analyser et modéliser des données, y compris des signaux EEG.

Dans le contexte de la classification des signaux EEG, Python permet la mise en œuvre d'algorithmes d'apprentissage automatique pour extraire des caractéristiques des données EEG et les utiliser pour prédire les classes correspondantes. Les techniques couramment utilisées incluent l'apprentissage supervisé, où les modèles sont formés sur des ensembles de données étiquetées, et l'apprentissage non supervisé, où les modèles recherchent des structures et des modèles dans les données non étiquetées. Les méthodes d'apprentissage automatique les plus couramment utilisées pour classer les signaux EEG comprennent les machines à vecteurs de support (SVM), les réseaux de neurones, les arbres de décision, les forêts aléatoires et les méthodes d'agrégation.

Ces algorithmes permettent de modéliser des relations complexes entre les caractéristiques du signal EEG et les classes correspondantes, fournissant ainsi des outils efficaces de classification.

Il est pertinent de noter que les performances du classificateur de signal EEG dépendent de plusieurs facteurs, notamment la qualité des données, la sélection des caractéristiques pertinentes, la sélection du modèle approprié et l'optimisation hyper-paramétrique. L'utilisation de Python et de bibliothèques d'apprentissage automatique facilite ces étapes et permet d'expérimenter rapidement différentes approches pour obtenir les meilleurs résultats .

Voici un schéma synoptique qui représente la hiérarchie des outils utilisés dans notre projet :

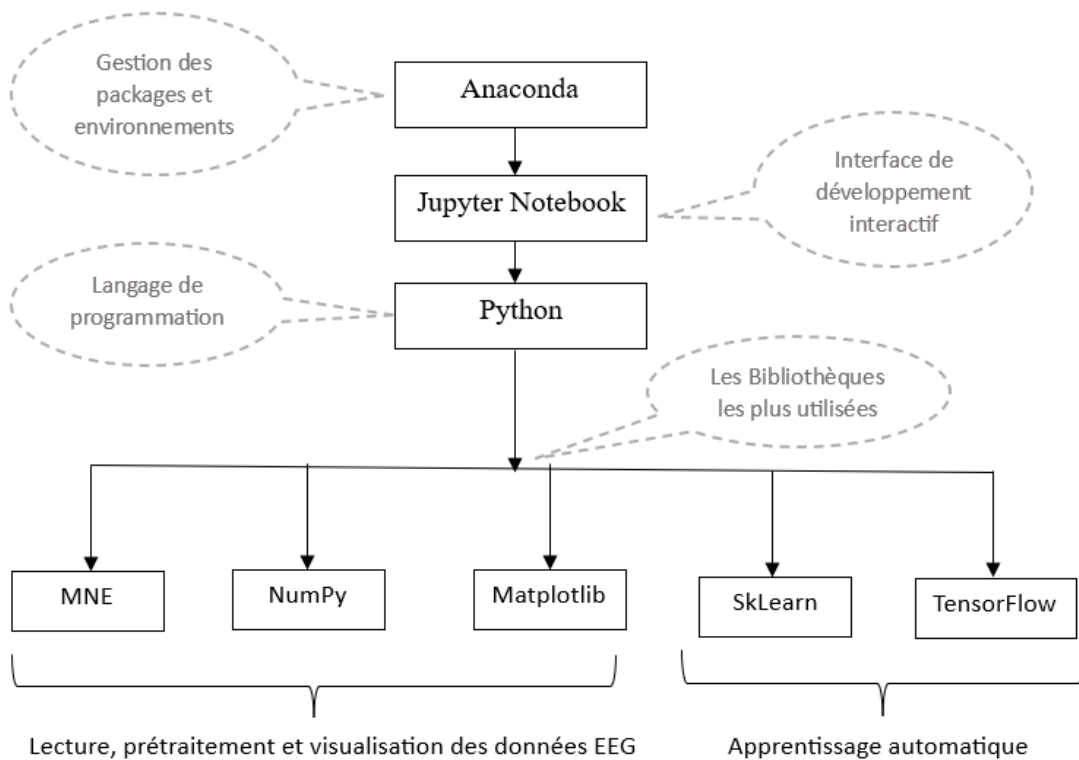


Figure IV.2 : Schéma synoptique explicatif des outils utilisés sur ANACONDA.

IV2 Conclusion

Python est devenu le langage de choix dans le domaine de l'intelligence artificielle (IA), grâce à sa simplicité, sa polyvalence et sa vaste communauté de développeurs. Il est largement utilisé pour des applications telles que l'apprentissage automatique et le traitement de données complexes, notamment les signaux EEG.

Les bibliothèques Python, telles que NumPy, Pandas, Scikit-learn et TensorFlow, facilitent grandement le travail des chercheurs et des développeurs en leur offrant des outils puissants pour analyser et manipuler des signaux EEG. De plus, la collaboration au sein de la communauté Python favorise l'apprentissage, la résolution de problèmes collectifs et l'innovation continue en IA.

Dans le prochain chapitre, nous évaluerons les performances des méthodes et des outils que nous avons présentés, ce qui nous permettra de mieux comprendre leur efficacité dans le contexte de la schizophrénie.

Chapitre V

Test et Evaluation

V1 Introduction

Au sein de notre étude consacrée aux traitement et classification des signaux EEG dans le contexte de la schizophrénie, le chapitre de « test et évaluation » occupe une place centrale. Cette phase cruciale de notre recherche vise à évaluer méticuleusement l'efficacité de notre approche de traitement et de classification. Notre objectif principal est de trouver la configuration de la chaîne de reconnaissance de forme la plus optimale, permettant d'identifier avec précision les différents états d'activité cérébrale liés à la schizophrénie.

Dans ce chapitre, nous évaluons la qualité des prétraitements appliqués aux signaux EEG, tels que l'élimination des artefacts et l'application d'un filtre FIR (passe-bande). De plus, nous comparons les performances des différentes méthodes Spectral, tout en explorant les cinq classifieurs utilisés (Régression Logistique, Machines à Vecteurs de Support, Réseaux de Neurones Artificiels, Réseaux de Neurones Profonds et Réseaux de Neurones Convolutifs) pour la classification. L'analyse approfondie des résultats obtenus nous permettra de discuter des forces et des limites de notre approche, tout en identifiant des opportunités d'amélioration pour orienter les recherches futures dans ce domaine crucial de l'étude des troubles neurologiques.

V2 Description de la base de données

V21 Source de la base de données

Les données EEG utilisées dans notre étude proviennent de l'article scientifique intitulé "Graph-based analysis of brain connectivity in schizophrenia", publié par Elzbieta Olejarczyk et Wojciech Jernajczyk le 30 novembre 2017. Ces données ont été recueillies à partir de 14 patients atteints de schizophrénie et 14 sujets témoins sains, afin d'évaluer la connectivité cérébrale dans le contexte de la schizophrénie.

V22 Caractéristiques de la base de données

La base de données est constituée de fichiers au format EDF (European Data Format), contenant les enregistrements EEG des participants. Les 14 patients, âgés en moyenne de 27.9 ± 3.3 ans pour les hommes et 28.3 ± 4.1 ans pour les femmes, ont été diagnostiqués avec une schizophrénie paranoïde et étaient hospitalisés à l'Institut de Psychiatrie et de Neurologie de Varsovie, Pologne. Les 14 sujets témoins, âgés en moyenne de 26.8 ± 2.9 ans pour les hommes et 28.7 ± 3.4 ans pour les femmes, étaient en bonne santé et ont été appariés aux patients en fonction de critères démographiques spécifiques.

Chaque enregistrement EEG a été réalisé lors d'une période de repos avec les yeux fermés et a été enregistré avec une fréquence d'échantillonnage de 250 Hz. *Le montage EEG standard 10-20 comprenait 19 canaux (Fp1, Fp2, F7, F3, Fz, F4, F8, T3, C3, Cz, C4, T4, T5, P3, Pz, P4, T6, O1, O2), avec l'électrode de référence placée à FCz.

Cette base de données offre une précieuse ressource pour notre étude de la connectivité cérébrale dans le contexte de la schizophrénie.

V3 Prétraitement des signaux EEG

Avant d'effectuer les analyses, les signaux EEG ont été prétraités de manière rigoureuse afin de supprimer les artefacts indésirables

V31 Visualisation de la disposition des capteurs EEG

Nous avons configuré la disposition standardisée des capteurs EEG pour les enregistrements des sujets sains et des patients atteints de schizophrénie, comprenant 19 canaux spécifiques (Fp1, Fp2, F7, F3, Fz, F4, F8, T3, C3, Cz, C4, T4, T5, P3, Pz, P4, T6, O1, O2). Cette configuration "standard-1020" permet d'obtenir une simulation précise de la position de chaque électrode sur le cuir chevelu.

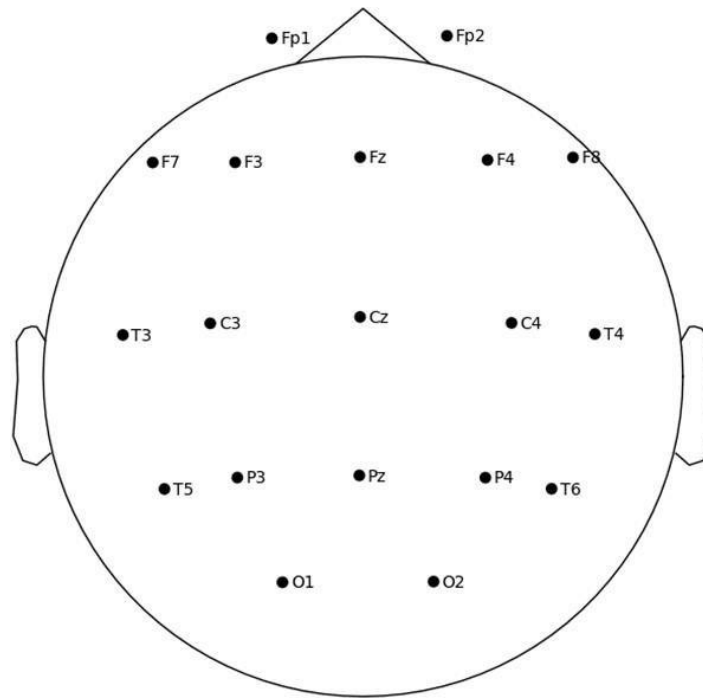


Figure V.1 – Un schéma qui représente la disposition des capture EEG sur le cuir chevelu.

V32 Visualisation des signaux EEG

V321 Dans le domaine temporel

Dans cette étape, nous visualisons les signaux EEG dans le domaine temporel pour les sujets sains et les patients atteints de schizophrénie. Les graphiques permettent d'observer les variations de l'activité cérébrale au fil du temps et de visualiser les différences potentielles entre les deux groupes.

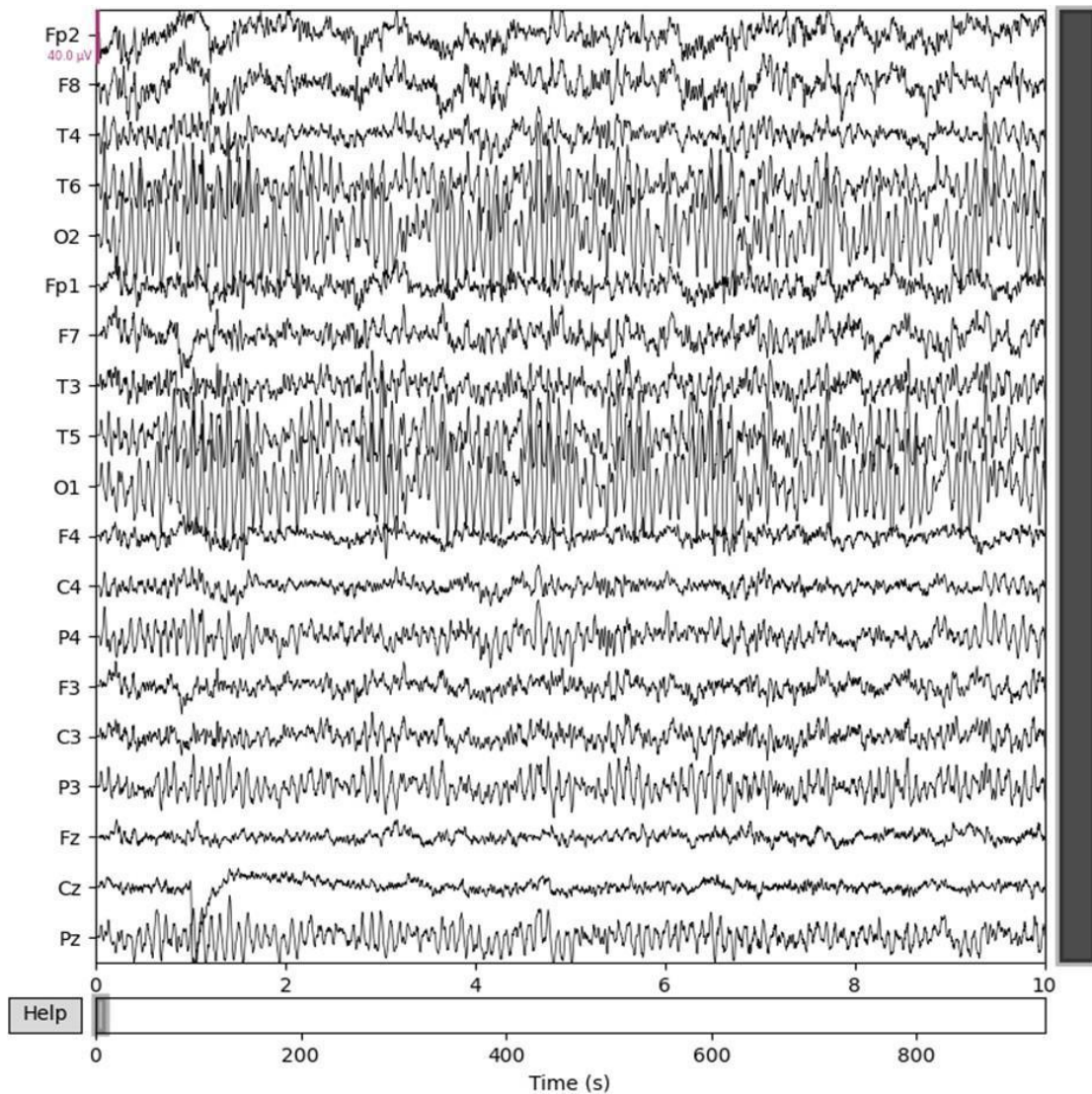


Figure V.2 – Représentation graphique des signaux EEG des sujets sains, captés par les différents 19 canaux, dans le domaine temporel.

On observe que cette représentation graphique des sujets sains dans le domaine temporel dévoile une variabilité interindividuelle unique. Chaque individu présente une signature électroencéphalographique qui lui est propre. Ces signaux mettent en évidence des composantes spontanées, notamment les ondes alpha, qui reflètent des états de relaxation. De plus, les réponses spécifiques aux divers stimuli sensoriels ou cognitifs se manifestent de manière distincte. Toutefois, il est essentiel de prendre en considération les artéfacts et les bruits à faire réduire par filtrage, tels que les mouvements oculaires, afin d'obtenir des données pertinentes.

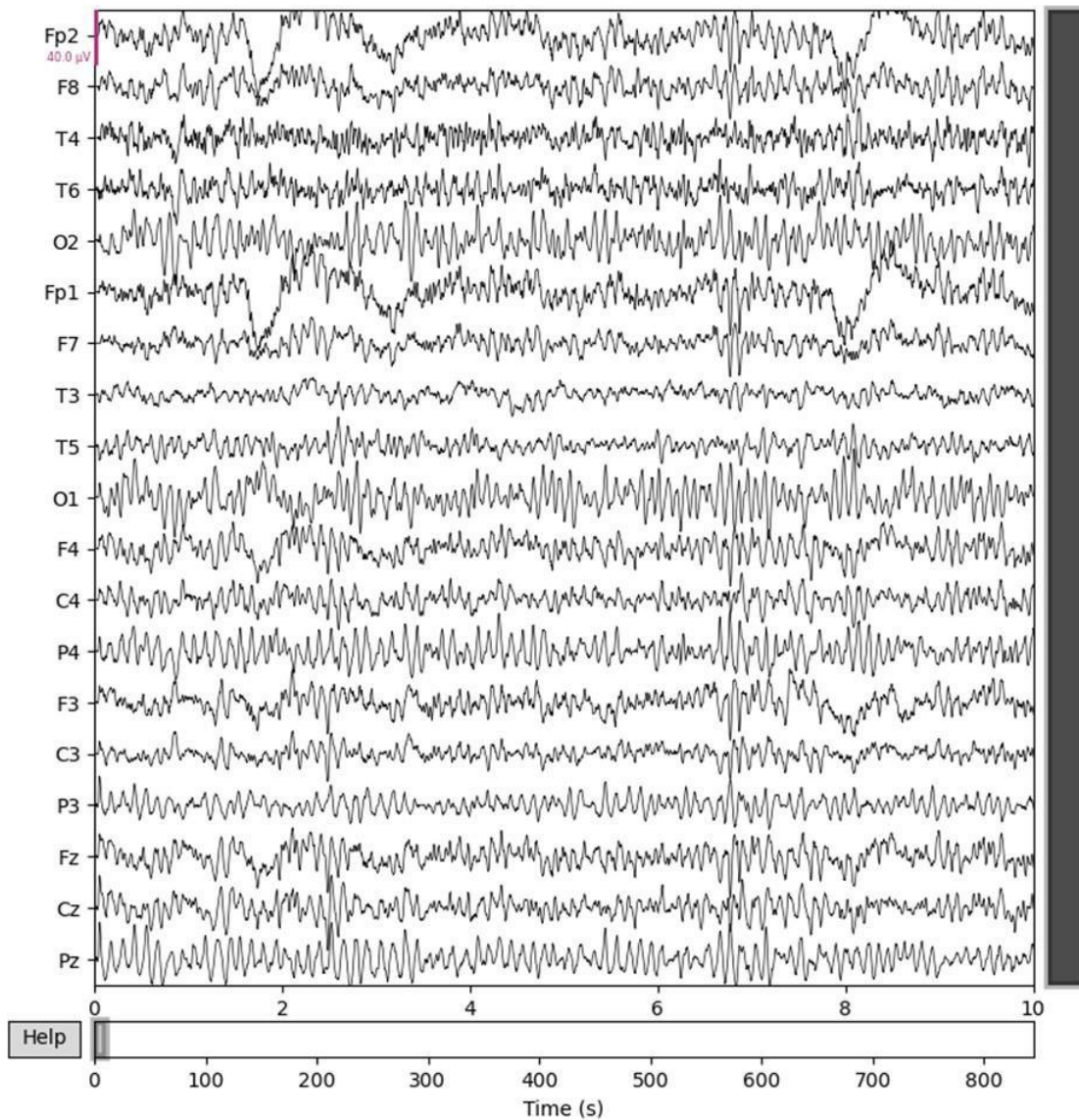


Figure V.3 – Représentation graphique des signaux EEG des patients, captés par les différents 19 canaux, dans le domaine temporel.

Après avoir examiné attentivement les signaux EEG des patients schizophrènes, il est important de noter les observations significatives qui se dégagent. La schizophrénie, une maladie complexe, se manifeste de manière unique chez chaque individu, ce qui se traduit par une grande diversité dans les signaux EEG. Ces observations visuelles sont précieuses pour identifier les altérations électroencéphalographiques associées à cette pathologie.

Dans le tableau ci-dessous, nous comparons les observations tirées des signaux EEG des sujets sains à celles des sujets schizophrènes. Cette comparaison met en évidence les différences significatives et la diminution

des fluctuations observées chez les patients schizophrènes par rapport aux sujets sains. Chacune de ces remarques revêt une importance particulière pour l'évaluation de l'état mental et la compréhension de la variabilité individuelle au sein de cette population.

Découvrons maintenant ces différences en détail dans le tableau suivant :

Remarques	Sujets Sains	Sujets Schizophrènes	Différences Observées
Variabilité Inter-individuelle	Présente, mais relativement limitée	Prononcée et marquée	Variabilité significativement plus élevée chez les sujets schizophrènes
Cohérence des Signatures EEG entre Individus	Cohérentes entre individus	Moins cohérentes entre individus	Cohérence réduite chez les sujets schizophrènes
Ondes Spontanées, Notamment les Ondes Alpha	Souvent cohérentes, y compris ondes alpha	Altérées, moins cohérentes, incluant les ondes alpha	Altérations importantes des ondes spontanées chez les sujets schizophrènes
Réponses aux Stimuli	Réponses spécifiques aux stimuli sensoriels ou cognitifs	Réponses altérées, moins cohérentes aux stimuli	Altérations significatives des réponses aux stimuli chez les sujets schizophrènes
Présence d'Artéfacts et de Bruit	Présence d'artéfacts et de bruit, nécessitant un prétraitement	Présence d'artéfacts et de bruit, nécessitant un prétraitement	Présence similaire d'artéfacts et de bruit dans les deux groupes
Importance pour l'Évaluation de l'État Mental	Essentiel pour l'évaluation de l'état mental et la compréhension de la variabilité individuelle	Toujours essentiel, mais évaluation plus complexe	L'importance clinique demeure, mais l'interprétation est plus complexe chez les sujets schizophrènes
Diminution des Fluctuations	Moins prononcée	Plus marquée	Diminution significative des fluctuations dans les signaux EEG des sujets schizophrènes

Tableau V.1 – Comparaison des Remarques sur les Signaux EEG des Sujets Sains et Schizophrènes

V322 Dans le domaine fréquentiel

Dans cette étape, nous visualisons les signaux EEG dans le domaine fréquentiel pour les sujets sains et les patients atteints de schizophrénie. En utilisant la densité spectrale de puissance (PSD), nous identifions les diffé-

rentes composantes fréquentielles de l'activité cérébrale, telles que delta, thêta, alpha, bêta et gamma. La comparaison des PSD entre les groupes, sains et patients respectivement nous permet de détecter d'éventuelles différences ou patterns spécifiques liés à la schizophrénie, offrant ainsi une meilleure compréhension de l'activité cérébrale dans cette situation neurologique.

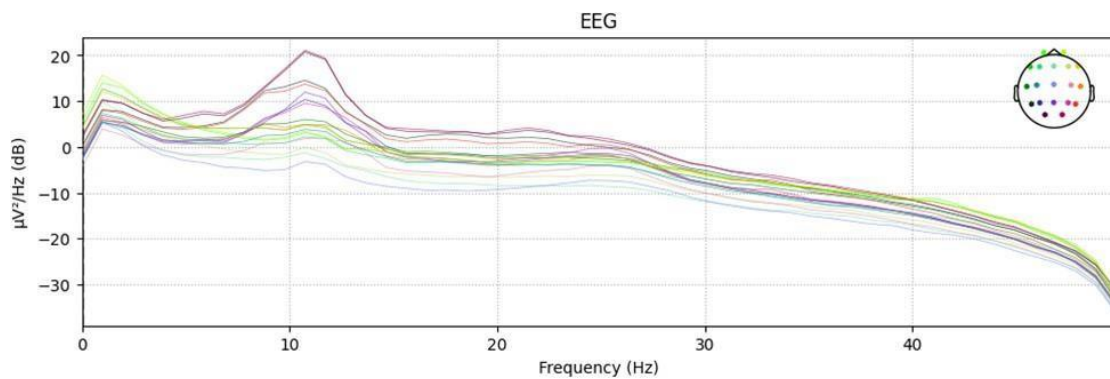


Figure V.4 – Représentation graphique des signaux EEG des sujets sains, captés par les différents 19 canaux, dans le domaine fréquentiel.

L'analyse des signaux EEG dans le domaine fréquentiel révèle des distinctions notables entre les individus sains et les patients schizophrènes. Chez les individus en bonne santé, nous observons une cohérence fréquentielle élevée, avec des oscillations cérébrales bien définies dans différentes bandes de fréquence. Ces caractéristiques sont relativement constantes entre les individus, indiquant une stabilité dans les activités cérébrales.

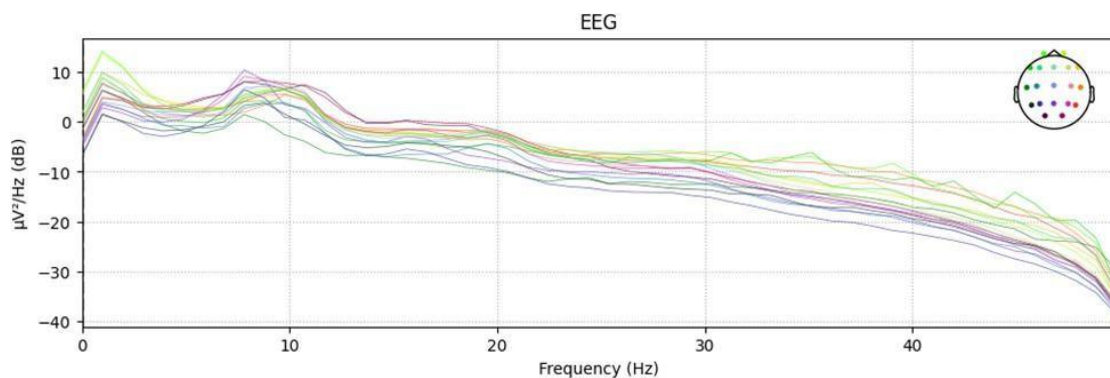


Figure V.5 – Représentation graphique des signaux EEG des patients, captés par les différents 19 canaux, dans le domaine fréquentiel.

Cependant, chez les patients schizophrènes, les signaux EEG présentent des altérations fréquentielles significatives. Il y a souvent une réduction de

la cohérence fréquentielle, ce qui suggère une désynchronisation des oscillations cérébrales entre les régions cérébrales. De plus, des irrégularités fréquentielles, telles que des pics de fréquence inattendus, peuvent apparaître. Cette variabilité et ces altérations suggèrent des perturbations dans la régulation des oscillations cérébrales chez les patients schizophrènes.

V33 Filtrage : Utilisation du Filtre à Réponse Impulsionnelle Finie (FIR) avec Différentes Fenêtres

Nous avons utilisé le filtre à réponse impulsionnelle finie (FIR) avec différentes fenêtres de filtrage, telles que la fenêtre de Hamming, Hann et Blackman. Le filtre permet de conserver les fréquences situées entre 0 Hz et 50 Hz, éliminant ainsi les fréquences indésirables en dehors de cette plage.

En utilisant différentes fenêtres de filtrage, nous avons amélioré la qualité du filtrage en atténuant les effets des bords des signaux, ce qui permet d'améliorer la qualité des données traitées. Cette approche de filtrage est essentielle pour concentrer l'analyse sur les bandes de fréquences pertinentes et optimiser la détection de patterns spécifiques liés à la schizophrénie dans les signaux EEG.

Voici un tableau résumant les résultats du filtrage des données EEG en utilisant différentes fenêtres de filtrage FIR :

Fenêtre de Filtrage	Bande Passante Supérieure (Hz)	Largeur de Transition Supérieure (Hz)	Longueur du Filtre (échantillons)	Durée du Filtre (sec)
Hamming	50	12.50	67	0.268
Hann	50	12.50	63	0.252
Blackman	50	12.50	101	0.404

Tableau V.2 – Caractéristiques des fenêtres de filtrage

Après l'application de diverses fenêtres de filtrage FIR aux enregistrements des individus sains et des patients, nous procédons à une évaluation de leur efficacité. Nous pouvons également recourir à une analyse quantitative pour évaluer leurs performances. La sélection de la fenêtre de filtrage optimale dépendra d'un équilibre entre la qualité du filtrage, la préservation des informations essentielles et la complexité du processus.

V34 Segmentation

En segmentant les enregistrements EEG en epochs de longueur fixe (de 5 secondes avec un chevauchement d'1 seconde), nous rendons le signal EEG quasi-stationnaire, assurant ainsi que chaque segment présente des propriétés statistiques constantes. Cette approche facilite les analyses ultérieures, telles que le calcul de la puissance spectrale ou des mesures de connectivité, et permet une interprétation précise des variations d'activité cérébrale dans le temps.

V4 Évaluation fréquentielle : Comparaison des approches de Power Spectral Density (PSD)

Dans cette partie, nous effectuerons une analyse comparative approfondie des approches de Power Spectral Density (PSD) en utilisant différentes fenêtres d'analyse. Nous présenterons les résultats sous forme de graphiques illustrant comment cette méthode capture les caractéristiques fréquentielles des signaux EEG. L'objectif est de comparer les résultats des différentes fenêtres utilisées tel que Hamming, Hann, Blackman, Bartlett, Parzen, Flattop. . .

V41 Hamming

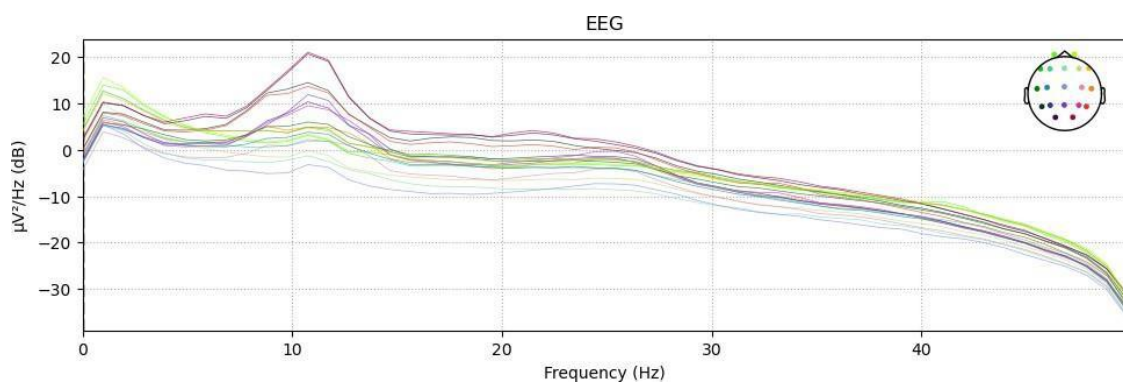


Figure V.6 – Représentation graphique de Psd des signaux EEG des sains, en appliquant la fenêtre Hamming .

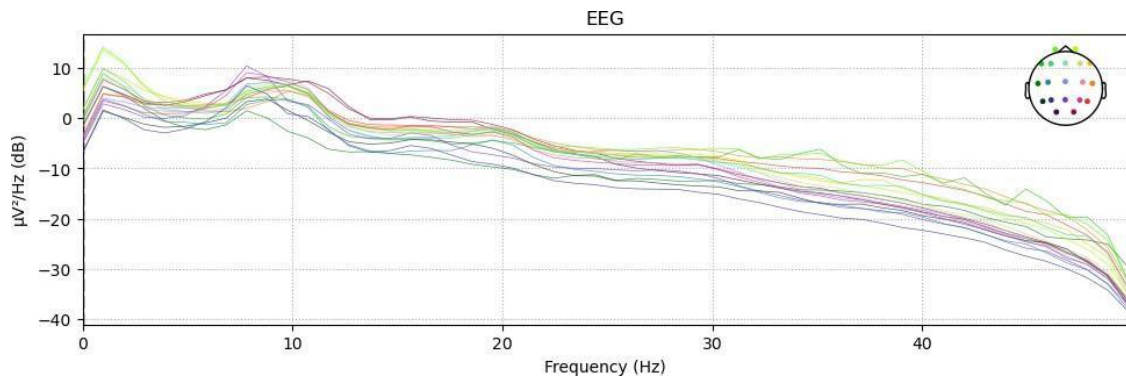


Figure V.7 – Représentation graphique de Psd des signaux EEG des patients, en appliquant la fenetre Hamming .

V.42 Hann

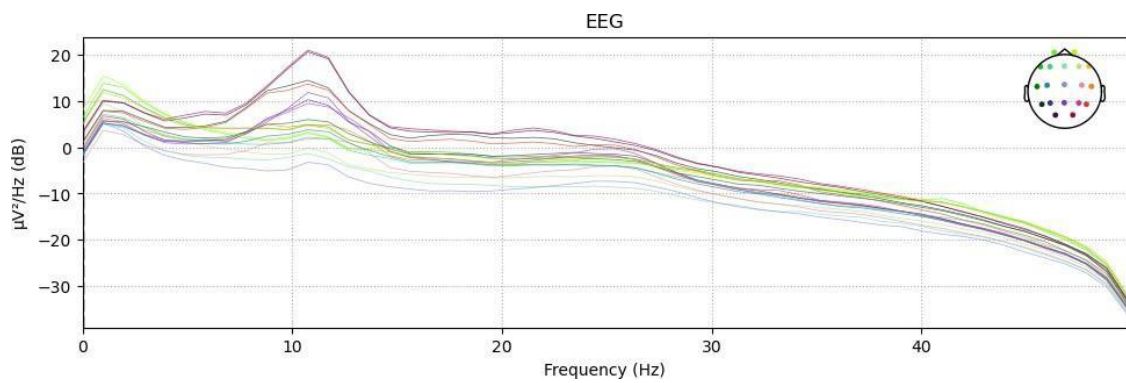


Figure V.8 – Représentation graphique de Psd des signaux EEG des sains, en appliquant la fenetre Hanning .

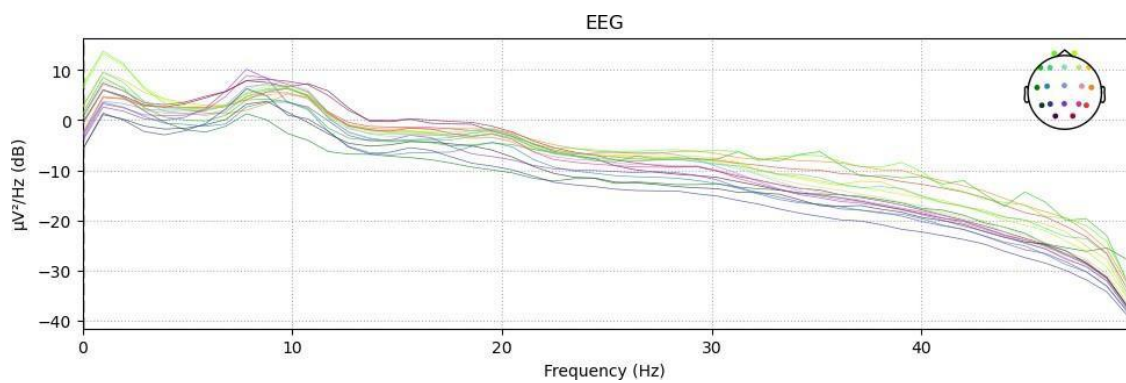


Figure V.9 – Représentation graphique de Psd des signaux EEG des patients, en appliquant la fenetre Hanning.

V43 Blackman

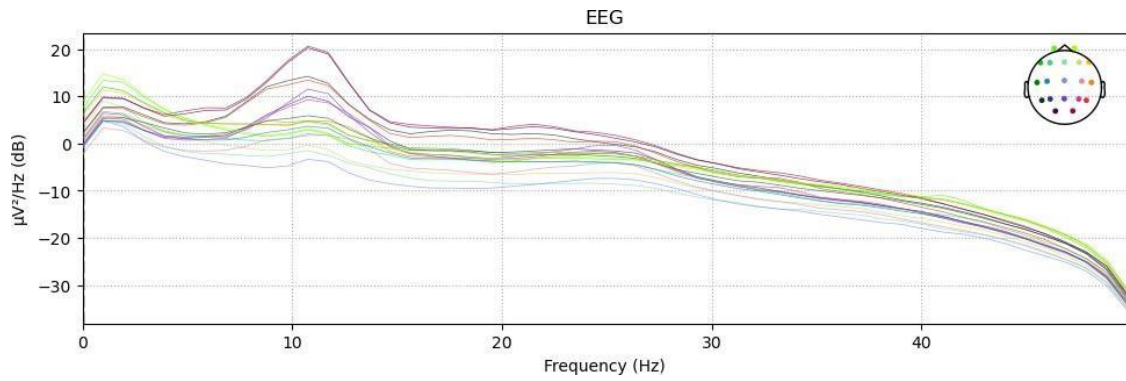


Figure V.10 – Représentation graphique de Psd des signaux EEG des sains, en appliquant la fenêtre Blackman .

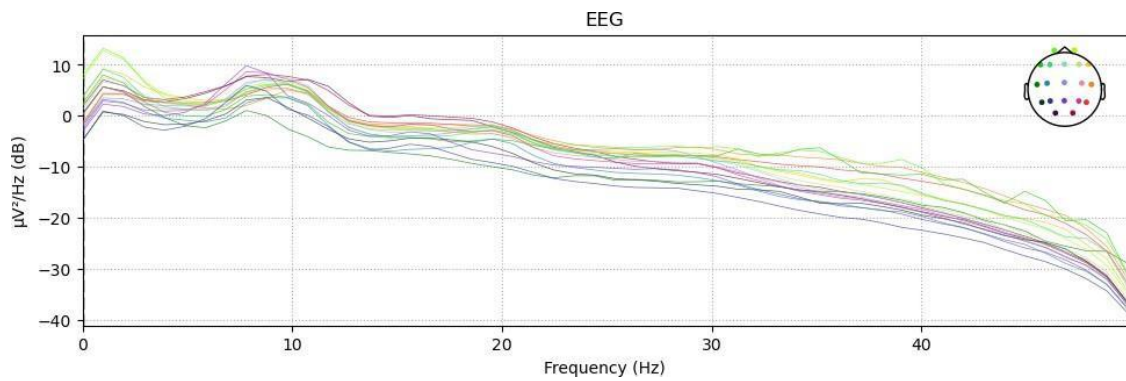


Figure V.11 – Représentation graphique de Psd des signaux EEG des patients, en appliquant la fenêtre Blackman.

V44 Bartlett

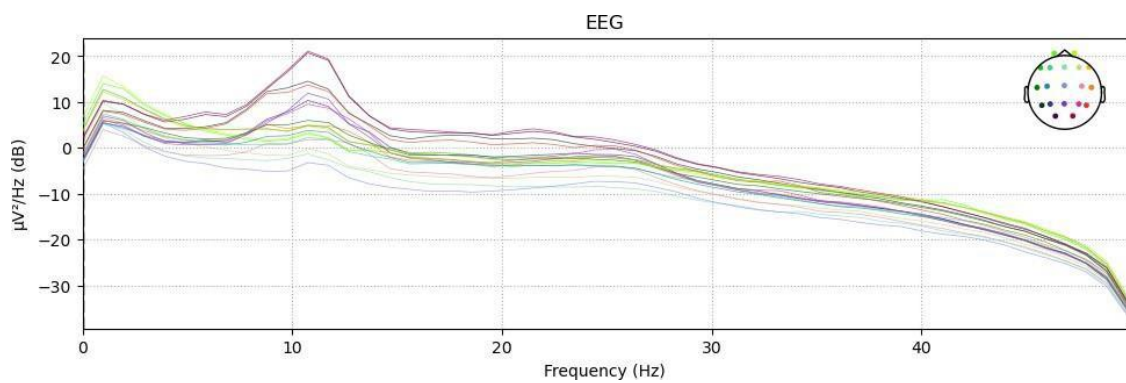


Figure V.12 – Représentation graphique de Psd des signaux EEG des sains, en appliquant la fenêtre Bartlett .

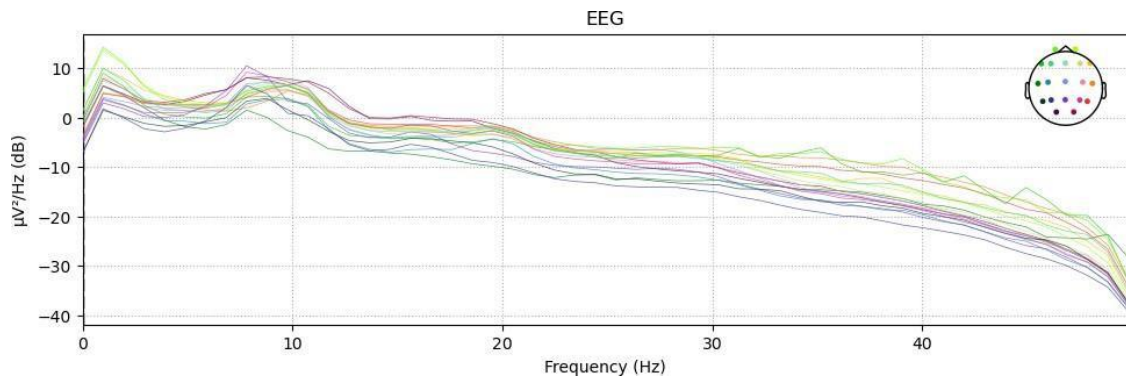


Figure V.13 – Représentation graphique de Psd des signaux EEG des patients, en appliquant la fenetre Bartlett.

V45 Parzen

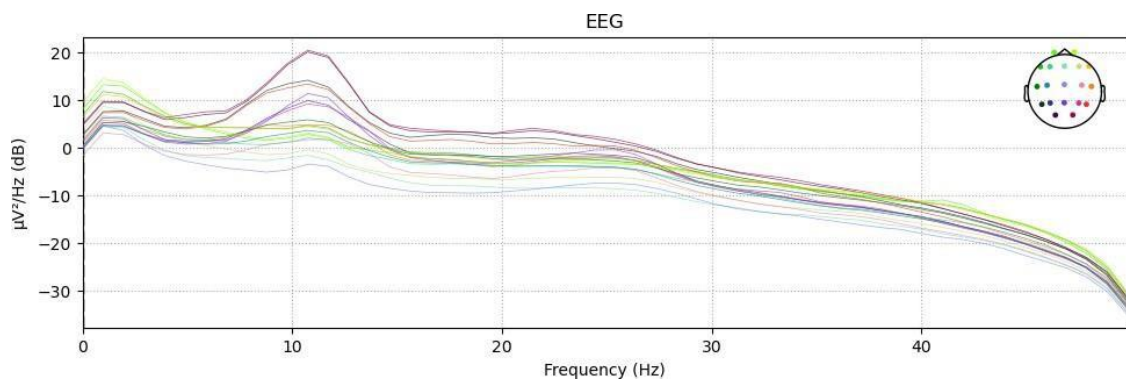


Figure V.14 – Représentation graphique de Psd des signaux EEG des sains, en appliquant la fenetre Parzen .

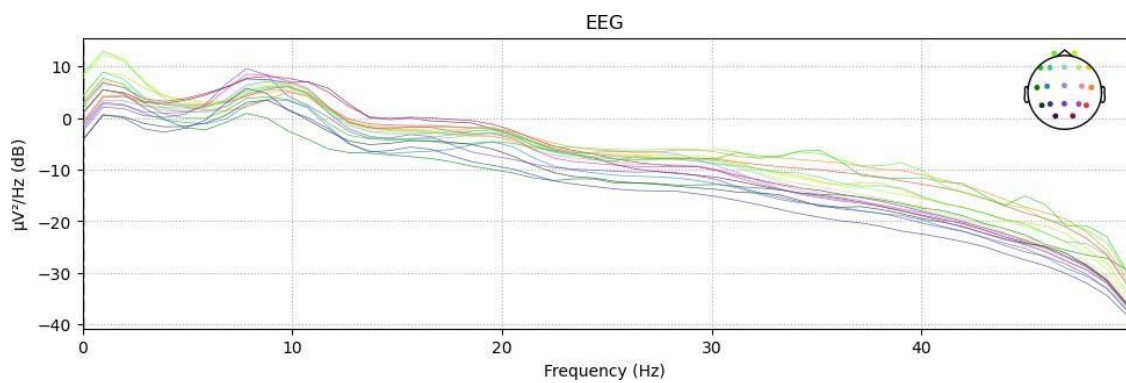


Figure V.15 – Représentation graphique de Psd des signaux EEG des patients, en appliquant la fenetre Parzen.

V46 Flattop

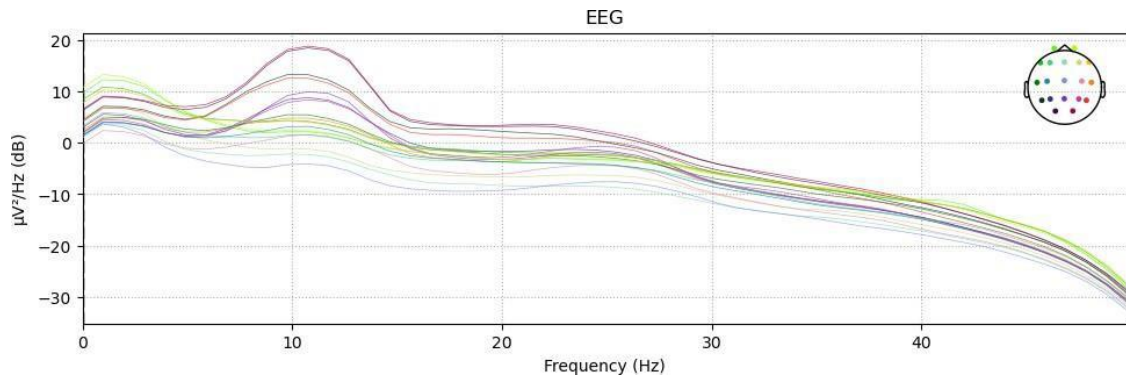


Figure V.16 – Représentation graphique de Psd des signaux EEG des sains, en appliquant la fenêtre Flattop .

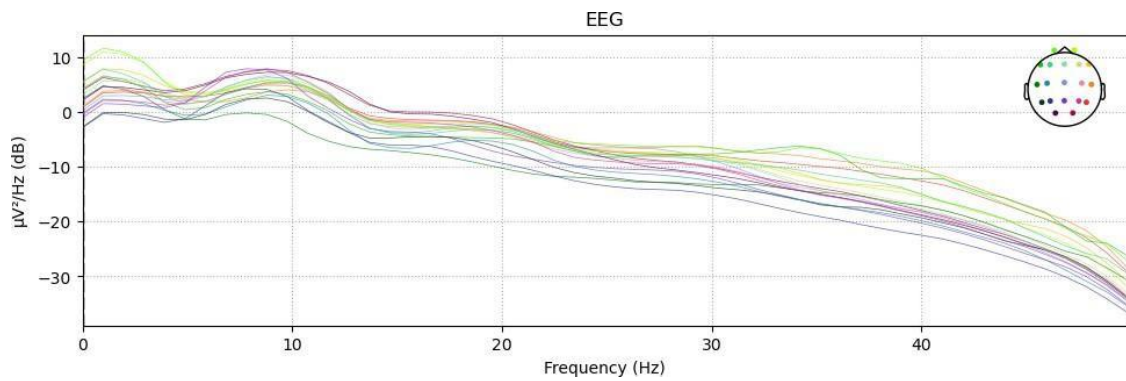


Figure V.17 – Représentation graphique de Psd des signaux EEG des patients, en appliquant la fenêtre Flattop.

V47 Triang

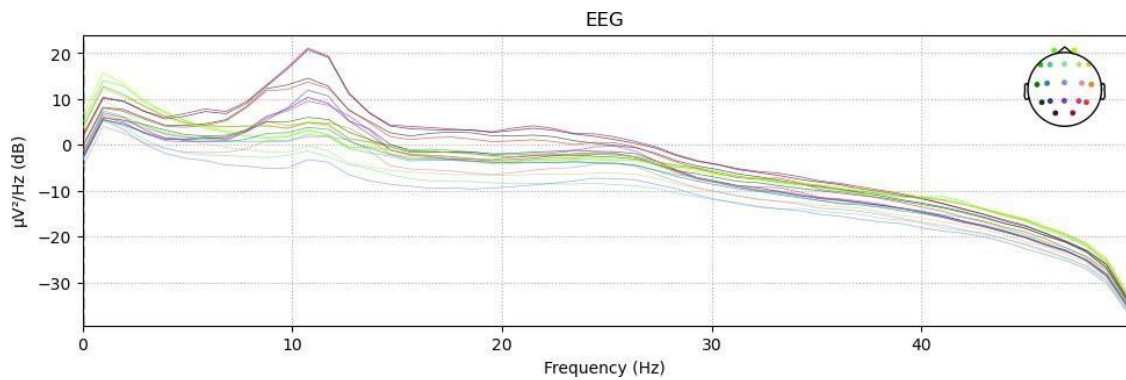


Figure V.18 – Représentation graphique de Psd des signaux EEG des sains, en appliquant la fenêtre Triang .

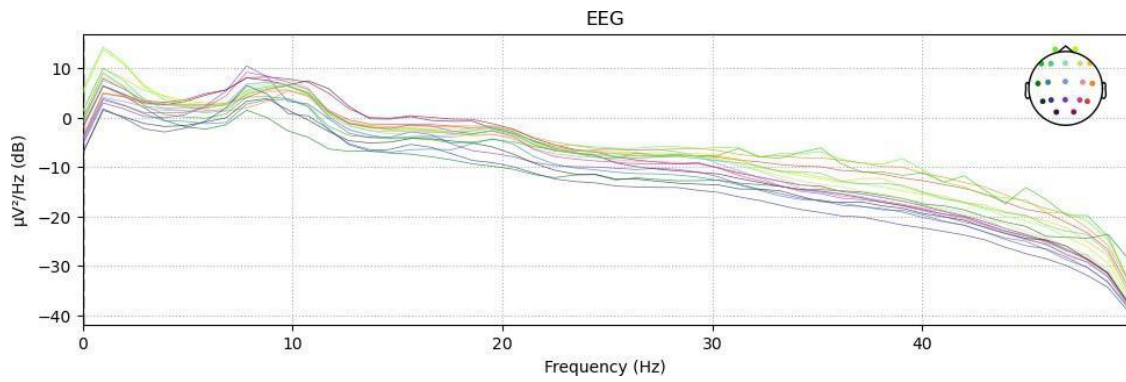


Figure V.19 – Représentation graphique de Psd des signaux EEG des patients, en appliquant la fenetre Triang.

V48 Nuttall

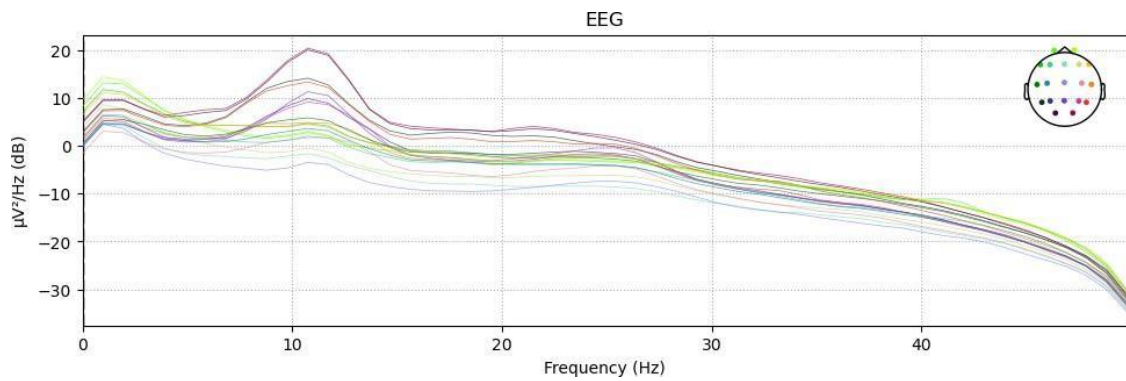


Figure V.20 – Représentation graphique de Psd des signaux EEG des sains, en appliquant la fenetre Nuttall .

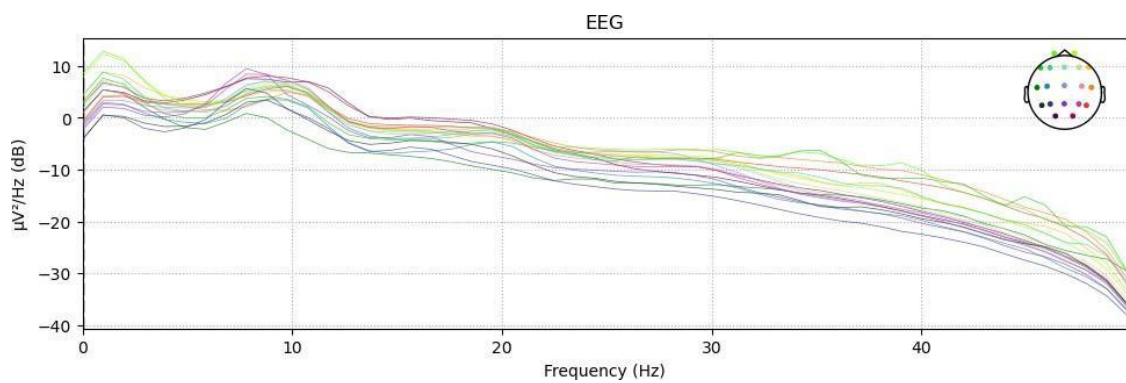


Figure V.21 – Représentation graphique de Psd des signaux EEG des patients, en appliquant la fenetre Nuttall.

V49 Dpss

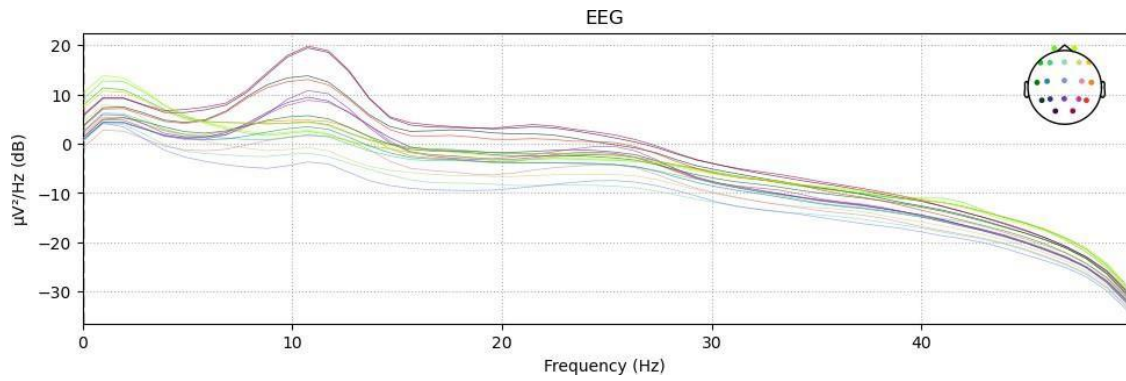


Figure V.22 – Représentation graphique de Psd des signaux EEG des sains, en appliquant la fenêtre Dpss .

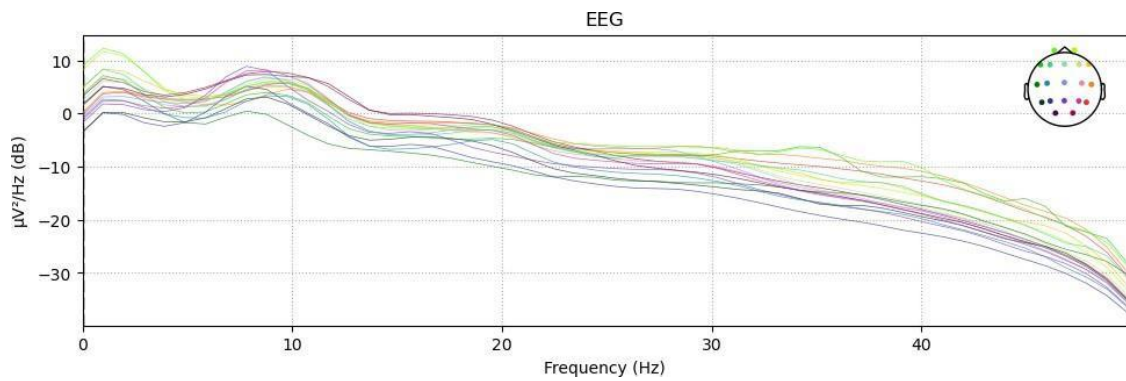


Figure V.23 – Représentation graphique de Psd des signaux EEG des patients, en appliquant la fenêtre Dpss.

V410 Kaiser

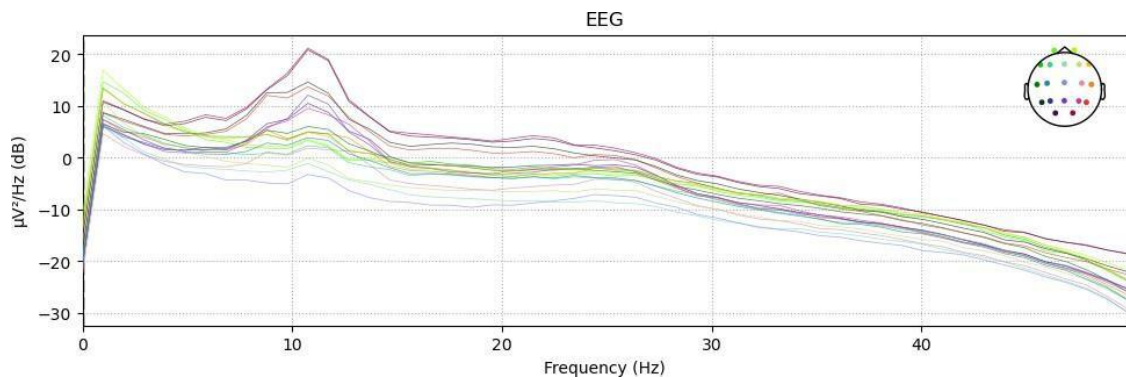


Figure V.24 – Représentation graphique de Psd des signaux EEG des sains, en appliquant la fenêtre Kaiser .

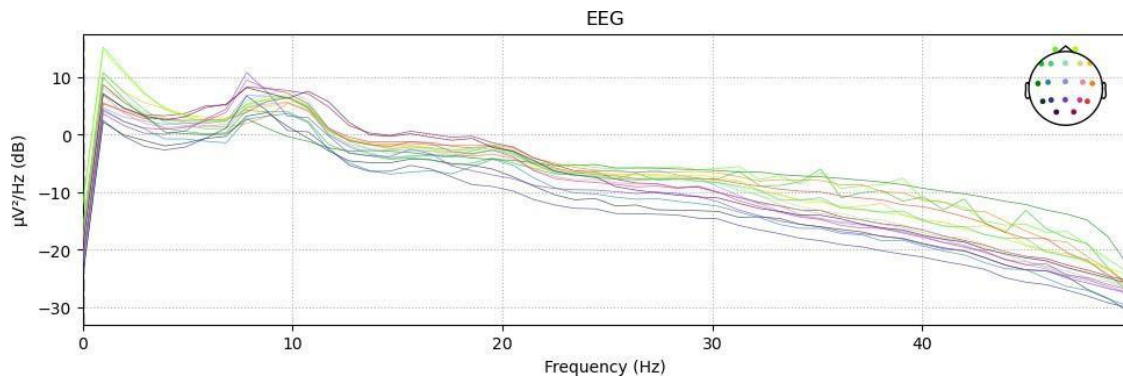


Figure V.25 – Représentation graphique de Psd des signaux EEG des patients, en appliquant la fenêtre Kaiser.

On remarque que les différentes fenêtres d'analyse ont un impact significatif sur les PSD des signaux EEG. Certaines fenêtres, comme Hamming et Hanning, semblent mieux atténuer les effets de bord, produisant ainsi des PSD plus lisses et moins sujettes aux distorsions près des bords des données. D'autres fenêtres telles que Blackman et Bartlett ont tendance à lisser davantage les spectres, ce qui peut être bénéfique pour réduire le bruit, mais peut également masquer certaines caractéristiques fines des signaux EEG.

Il convient de souligner qu'il existe une variation substantielle entre les sujets sains et les patients quant à la manière dont les diverses fenêtres influent sur les Puissances Spectrales (PSD). Certains patients peuvent présenter des réponses plus marquées avec une fenêtre donnée, tandis que d'autres sujets peuvent montrer des réponses similaires avec plusieurs fenêtres.

Il n'existe pas de fenêtre universellement idéale pour toutes les situations. Le choix de la fenêtre dépendra des objectifs spécifiques de l'étude. Par exemple, si l'objectif est de minimiser le bruit, il peut être préférable d'utiliser une fenêtre de lissage comme Blackman. En revanche, si l'accent est mis sur la détection de caractéristiques fines, une fenêtre avec moins de lissage, telle que Hamming, pourrait être plus adaptée..

V5 Extraction des paramètres

V51 Paramètres statiques

Nous avons mis en place un ensemble de paramètres statiques pour l'extraction de caractéristiques à partir des signaux EEG. Ces paramètres incluent la moyenne, l'écart-type, l'amplitude crête-à-crête, la variance, les valeurs minimales et maximales, les indices des valeurs minimales et maximales, la racine carrée de la moyenne des carrés, la somme des valeurs absolues des différences successives, l'asymétrie et l'aplatissement du signal. Elles joueront un rôle essentiel dans notre analyse en fournissant une représentation concise et significative des propriétés fréquentielles des signaux. Nous prévoyons de présenter graphiquement ces caractéristiques en 3D, offrant ainsi une vue complète de leurs distributions et des variations entre les différentes classes d'activité cérébrale.

Static Features Visualization in 3D

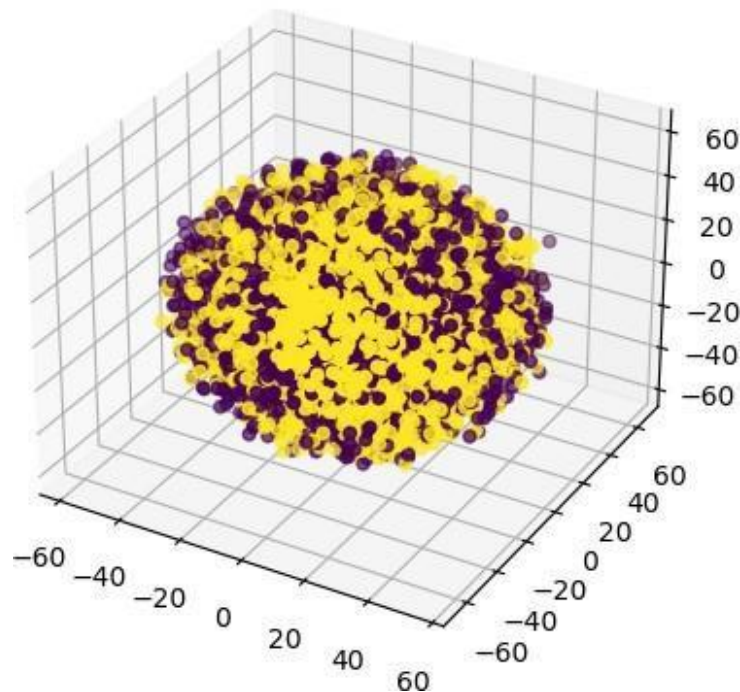


Figure V.26 – Présentation en 3D des paramètres statiques.

V52 Paramètres fréquentiels.

Dans cette partie, nous avons développé des fonctions pour extraire des caractéristiques fréquentielles (Frequency Features) à partir des données EEG. Nous utilisons les méthodes de Welch et de multitaper pour calculer la densité spectrale de puissance (PSD) dans différentes bandes de fréquences pour chaque canal EEG des données. En utilisant ces méthodes, nous pouvons obtenir des statistiques telles que la moyenne de la PSD pour chaque canal, ainsi que les rapports de puissance de bande et l'entropie spectrale. Ces caractéristiques fréquentielles extraites seront utiles dans notre étude pour caractériser les propriétés fréquentielles des signaux EEG et les utiliser dans notre analyse de classification.

Frequency Features Visualization in 3D

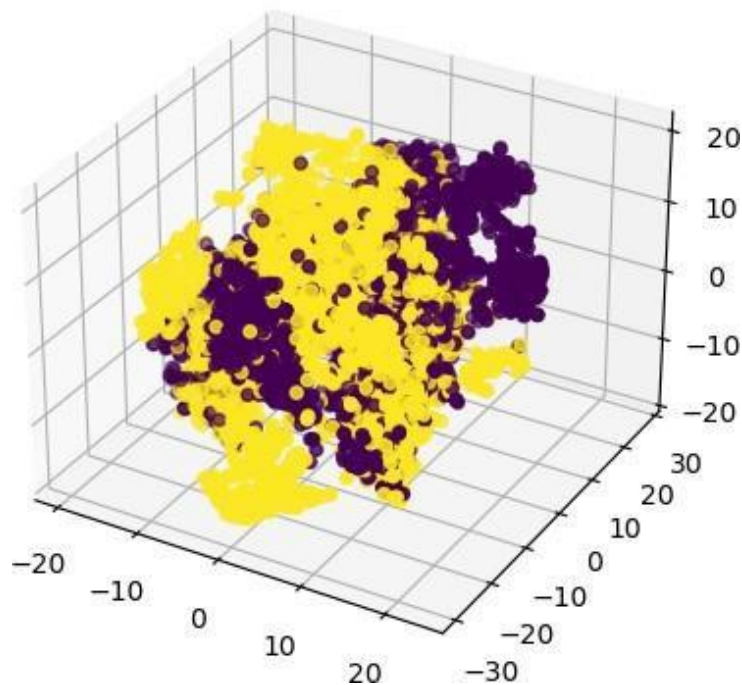


Figure V.27 – Présentation en 3D des paramètres fréquentiels.

V53 Paramètres temporels spéciaux

Dans cette partie, nous avons développé plusieurs méthodes pour extraire des caractéristiques d'entropie à partir des données EEG. Nous utilisons les méthodes d'entropie de permutation, d'entropie de décomposition en valeurs singulières, d'entropie approximative, d'entropie d'échantillon-

nage, de mobilité et de complexité de Hjorth, du nombre de passages par zéro, de la complexité de Lempel-Ziv et d'entropie floue. Chaque méthode est appliquée à chaque canal EEG dans les données pour obtenir des mesures d'entropie qui permettront de caractériser la complexité et la régularité des signaux EEG.

Time features Visualization in 3D

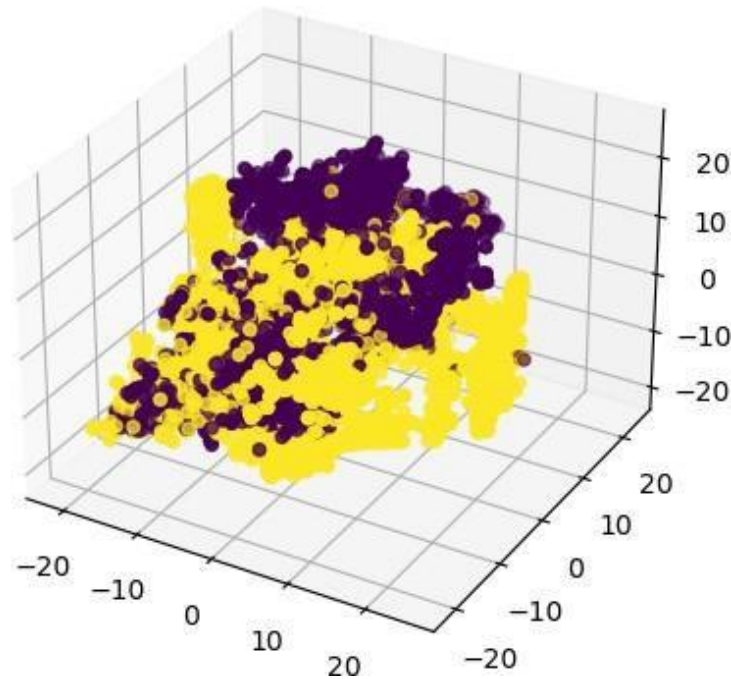


Figure V.28 – Présentation en 3D des paramètres spéciaux.

V6 Classification

V6.1 Régression logistique

Ce modèle de classification repose sur la régression logistique, un algorithme d'apprentissage automatique largement utilisé. Il offre deux choix de pénalité pour la régularisation, à savoir L1 et L2, qui contrôlent la complexité du modèle. Le paramètre 'C' permet de régler le niveau de régularisation, avec des options de 1 et 5. L'algorithme de résolution, un élément crucial de la régression logistique, peut être sélectionné parmi 'newton-cg', 'lbfgs' et 'liblinear'. Le modèle a été évalué en utilisant une validation croisée à 5 plis, avec des performances moyennes variant de 0.82 à

0.87 pour différentes combinaisons d'hyperparamètres. Les meilleurs paramètres trouvés lors de la recherche par grille sont 'penalty'='l2', 'C'=5, et 'solver'='newton-cg'.

Caractéristique Paramètre	Description	Valeurs possibles
Modèle	Classifieur de régression logistique	LogisticRegression()
Hyperparamètre - Penalty	Type de pénalité	'l1' (régularisation L1) 'l2' (régularisation L2)
Hyperparamètre - C	Paramètre d'inverse de régularisation	1, 5
Hyperparamètre - Solver	Algorithme de résolution	'newton-cg', 'lbfgs', 'liblinear'

Tableau V.3 – Description des paramètres du modèle de régression logistique utilisé.

V.62 SVM

Le modèle présenté est un classifieur SVM utilisant le noyau 'rbf', conçu pour résoudre des problèmes de classification complexes et non linéaires. Ses principaux hyperparamètres sont le paramètre de régularisation (C) et le coefficient du noyau (Gamma). Une recherche par grille a été effectuée pour trouver les meilleurs paramètres pour maximiser les performances, évaluées à l'aide de mesures telles que l'accuracy, le score F1, la précision et le rappel. Les meilleurs paramètres obtenus lors de la recherche par grille sont 'C' = 10, 'gamma' = 0.01, et 'kernel' = 'rbf'.

Ce modèle est adapté pour traiter des données difficiles à séparer linéairement dans l'espace original. Ce modèle est caractérisé par :

Caractéristique Paramètre	Description	Valeurs possibles
Modèle	Classifieur SVM avec noyau 'rbf'	SVM with 'rbf' kernel
Hyperparamètre - C	Paramètre de régularisation	10, 15, 8
Hyperparamètre - Gamma	Coefficient du noyau	0.01, 0.05
Mesures d'évaluation	Résultats d'évaluation du classifieur SVM sur les données de test	Accuracy, Score F1, Precision, Recall

Tableau V.4 – Description des paramètres du modèle SVM utilisé.

V.63 ANN

Le modèle ANN utilisé repose sur une architecture spécifique comprenant une couche d'entrée Dense avec 32 neurones activés par ReLU (Rectified Linear Unit) et une couche de sortie Dense avec un seul neurone activé par une fonction sigmoïde. Il est configuré avec plusieurs callbacks : ModelCheckpoint pour sauvegarder le meilleur modèle en fonction de la perte de validation (val-loss), EarlyStopping pour arrêter prématurément l'entraînement si la perte de validation (val-loss) ne s'améliore pas après 5 époques, et TensorBoard pour enregistrer les métriques et les événements permettant la visualisation avec TensorBoard.

Pour sa compilation, le modèle utilise l'optimiseur 'Adam', une fonction de perte de type 'binary-crossentropy', et une métrique d'évaluation basée sur la 'accuracy' (exactitude).

L'entraînement du modèle est effectué sur 50 époques avec un batch size de 100. De plus, une validation croisée de 20 % est appliquée pour évaluer la performance du modèle.

Caractéristique/Paramètre	Description
Architecture du modèle	Couche d'entrée : Dense (32 neurones) avec activation ReLU Couche de sortie : Dense (1 neurone) avec activation sigmoïde
Callbacks	ModelCheckpoint : Sauvegarde du meilleur modèle en fonction de la perte de validation (val-loss) EarlyStopping : Arrêt prématuré de l'entraînement si la perte de validation (val-loss) ne s'améliore pas après 5 époques TensorBoard : Enregistrement des métriques et événements pour visualisation avec TensorBoard
Compilation du modèle	Optimiseur : 'Adam' Fonction de perte : 'binary-crossentropy' Métrique d'évaluation : 'accuracy'
Entraînement du modèle	Époques : 50 Batch size : 100 Validation croisée : 20%

Tableau V.5 – Description du modèle de réseau de neurones artificiels (ANN) utilisé.

V.64 DNN

Nous avons utilisé un modèle de réseau de neurones profonds (DNN) pour la classification des données. Notre modèle est construit avec une architecture séquentielle en utilisant la bibliothèque Keras. Le modèle utilisé est composé de plusieurs couches, dont une couche d'entrée flexible, suivie de couches denses avec des activations ReLU. Il intègre également des mécanismes de prévention du surapprentissage tels que la couche Dropout et BatchNormalization. La couche finale est destinée à la classification binaire.

Couche	Description	Nombre de Neurones	Activation
Input	Couche d'entrée avec la taille correspondant aux caractéristiques des données d'entraînement	N/A	N/A
Dense (Couche 1)	Couche dense (fully connected) avec activation ReLU	64	ReLU
Dropout	Couche Dropout pour éviter le surapprentissage	N/A	N/A
BatchNormalization	Couche de normalisation en batch	N/A	N/A
Dense (Couche 2)	Couche dense (fully connected) avec activation ReLU	32	ReLU
Dense (Couche 3)	Couche dense (fully connected) avec activation ReLU	16	ReLU
Dense (Couche de sortie)	Couche de sortie avec activation sigmoïde pour la classification binaire (probabilité d'appartenance à une classe)	1	Sigmoid

Tableau V.6 – Description des couches du modèle Deep Neural Network (DNN).

L'entraînement du modèle se déroule sur 60 époques avec un batch size de 200 et une validation croisée de 15 %. Il utilise l'optimiseur 'Adam' avec la fonction de perte 'binary-crossentropy' et évalue la performance

avec l'exactitude ('accuracy'). De plus, il est doté d'une fonction d'arrêt prématuré ('EarlyStopping') qui met fin à l'entraînement si la précision de validation ne s'améliore pas pendant 10 époques consécutives. Le modèle génère un rapport de classification détaillé, incluant la précision, le rappel, le score F1 et le support pour chaque classe, ce qui le rend adapté à la classification binaire avec une attention particulière à la prévention du surapprentissage et à l'optimisation de la précision de validation.

Paramètre	Valeurs/Configurations
Optimiseur	'Adam'
Fonction de perte	'binary-crossentropy'
Métrique d'évaluation	'accuracy'
Callbacks	EarlyStopping : Arrêt prématuré de l'entraînement si la précision de validation (val-accuracy) cesse de s'améliorer pendant 10 époques
Entraînement du modèle	Époques : 60 Batch size : 200 Validation croisée : 15%
Rapport de classification	precision, recall, f1-score, support

Tableau V.7 – Configuration des paramètres du modèle DNN.

V.65 CNN

Le modèle CNN (Convolutional Neural Network) adopte une architecture spécifique pour la classification de données EEG. Il commence par une couche d'entrée adaptée aux caractéristiques des données, suivi de deux couches de convolution avec des filtres ReLU pour introduire de la non-linéarité. Des couches de Dropout et de MaxPooling1D sont utilisées pour prévenir le surapprentissage et réduire la dimension spatiale des données. Une couche de Batch Normalization stabilise l'apprentissage, suivie d'une couche de GlobalAveragePooling1D pour agréger les caractéristiques. Une couche dense avec 128 neurones et une activation ReLU est intégrée pour combiner les informations. La couche de sortie est configurée pour la classification binaire avec une activation sigmoïde.

Couche	Description	Nombre de Neurones	Activation
Input	Couche d'entrée	114 (Taille des données), 1 (Nombre de canaux)	N/A
Conv1D (Couche 1)	Couche de convolution	64	ReLU
Dropout	Couche Dropout	N/A	N/A
MaxPooling1D	Couche de pooling	N/A	N/A
Conv1D (Couche 2)	Couche de convolution	32	ReLU
Batch Normalization	Couche de normalisation en batch	N/A	N/A
Global Average Pooling1D	Couche de pooling	N/A	N/A
Dense (Couche 3)	Couche fully connected	128	ReLU
Dropout	Couche Dropout	N/A	N/A
Dense (Couche de sortie)	Couche de sortie	1	Sigmoid

Tableau V.8 – Description des couches du modèle CNN.

Les paramètres sont réglés avec l'optimiseur 'Adam' et une fonction de perte 'BinaryCrossentropy', tandis que la métrique d'évaluation est l'exactitude ('accuracy'). L'entraînement comprend 60 époques avec un batch size de 60 et une validation croisée de 15 %. Un rapport de classification complet est généré pour évaluer les performances du modèle.

Paramètre / Évaluation	Valeurs/Configurations
Optimiseur	Optimiseur 'Adam' avec learning-rate=0.001
Fonction de perte	'BinaryCrossentropy'
Métrique d'évaluation	'accuracy'
Callbacks	EarlyStopping : Arrêt prématuré de l'entraînement si la précision de validation (val-accuracy) cesse de s'améliorer pendant 10 époques
Entraînement du modèle	Époques : 60, Batch-size : 60, Validation croisée : 15 %
Rapport de classification	precision, recall, f1-score, support

Tableau V.9 – Paramètres et évaluations du modèle CNN.

V.7 Résultats

Dans cette section, nous exposons les résultats de nos expériences visant à évaluer la performance de cinq classificateurs différents dans la classification des signaux EEG dans le cadre de détection de pathologie Schi-

zophrénie. Notre étude se focalise sur l'influence des caractéristiques extraites et des fenêtres fréquentielles sur la capacité de classification. Nous avons conçu diverses configurations expérimentales, chacune modifiant ces paramètres.

Les classificateurs, à savoir la LR, le SVM, le ANN, le DNN et le CNN, ont été appliqués à chaque configuration. L'exactitude (accuracy) est la principale métrique évaluative, mais d'autres mesures telles que la précision, le rappel, le score F1 et le support sont également fournies. Ces résultats éclairent les performances et les défis des classificateurs dans des scénarios variés de caractéristiques et de fenêtres fréquentielles EEG.

Notre objectif essentiel est de déterminer les modèles les plus appropriés pour accomplir efficacement notre tâche de classification des signaux EEG pour la détection de pathologie. Par conséquent, nous exposons maintenant les résultats de cette démarche.

V.71 Présentation des résultats

V.71.1 FIR

L'application d'un filtre FIR sur nos données, en changeant le type de fenêtre à chaque fois, et en fixant les paramètres, nous a permis d'obtenir différentes valeurs d'exactitude. Les résultats de l'exactitude pour différentes configurations de la fenêtre FIR sont présentés dans les Tableaux V.10, V.11 et V.12, et les figures V.29, V.30 et V.31 ; selon que les paramètres sont statiques, fréquentiels ou spéciaux.

FIR window	LR	SVM	ANN	DNN	CNN
Hamming	0.89	0.89	0.92	0.95	0.82
Hanning	0.88	0.89	0.93	0.94	0.83
Blackman	0.89	0.89	0.91	0.93	0.85

Tableau V.10 – Résultats d'exactitude des classificateurs avec FIR windows utilisant les paramètres statiques

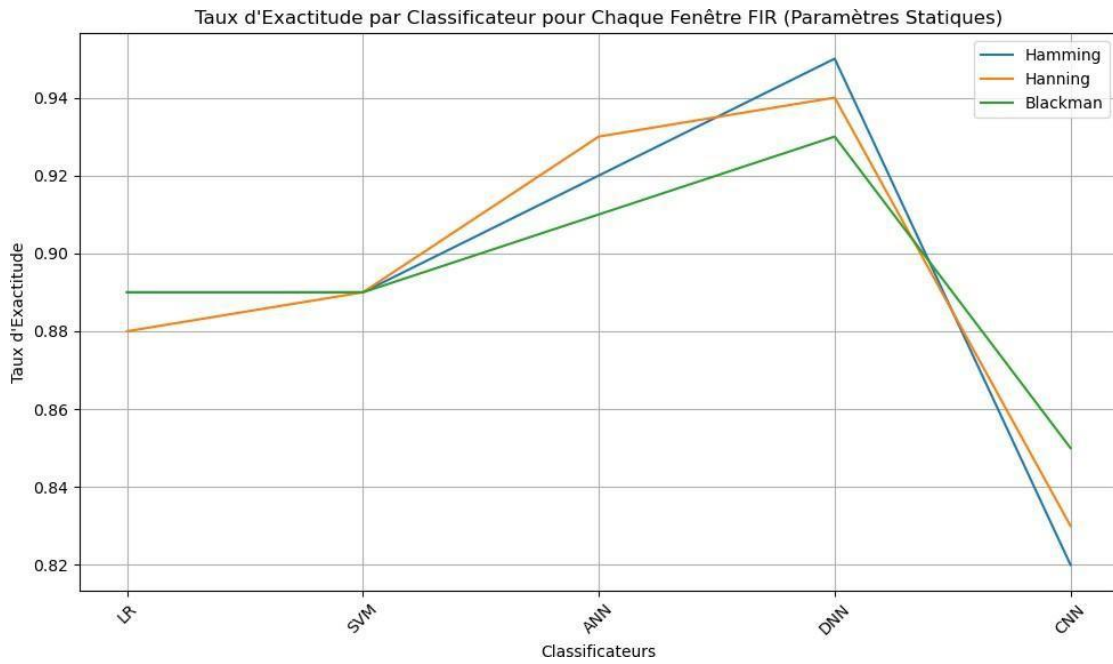


Figure V.29 – Représentation graphique des taux d'exactitude des classificateurs par les fenêtres FIR (paramètres statiques).

FIR window	LR	SVM	ANN	DNN	CNN
Hamming	0.86	0.92	0.94	0.95	0.82
Hanning	0.85	0.94	0.93	0.95	0.86
Blackman	0.84	0.92	0.94	0.95	0.83

Tableau V.11 – Résultats d'exactitude des classifieurs avec FIR windows utilisant les paramètres fréquentiels

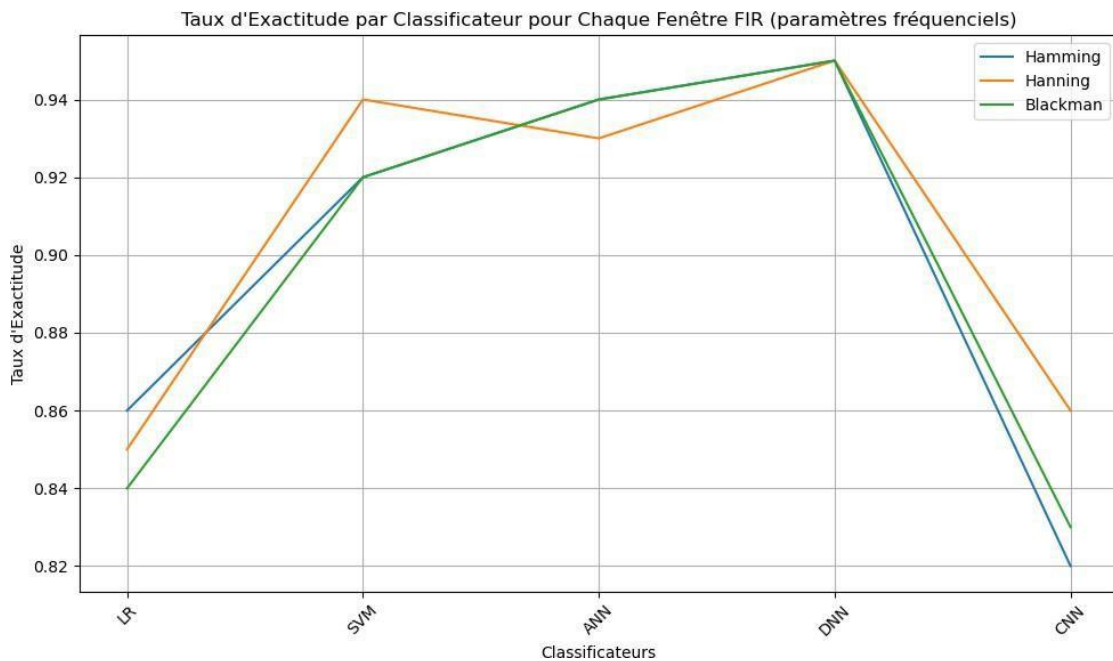


Figure V.30 – Représentation graphique des taux d'exactitude des classificateurs par les fenêtres FIR (paramètres fréquentiels).

FIR window	LR	SVM	ANN	DNN	CNN
Hamming	0.90	0.97	0.96	0.97	0.87
Hanning	0.90	0.97	0.96	0.97	0.89
Blackman	0.90	0.97	0.96	0.97	0.85

Tableau V.12 – Résultats d’accuracy des classifieurs avec FIR windows utilisant les paramètres spéciaux

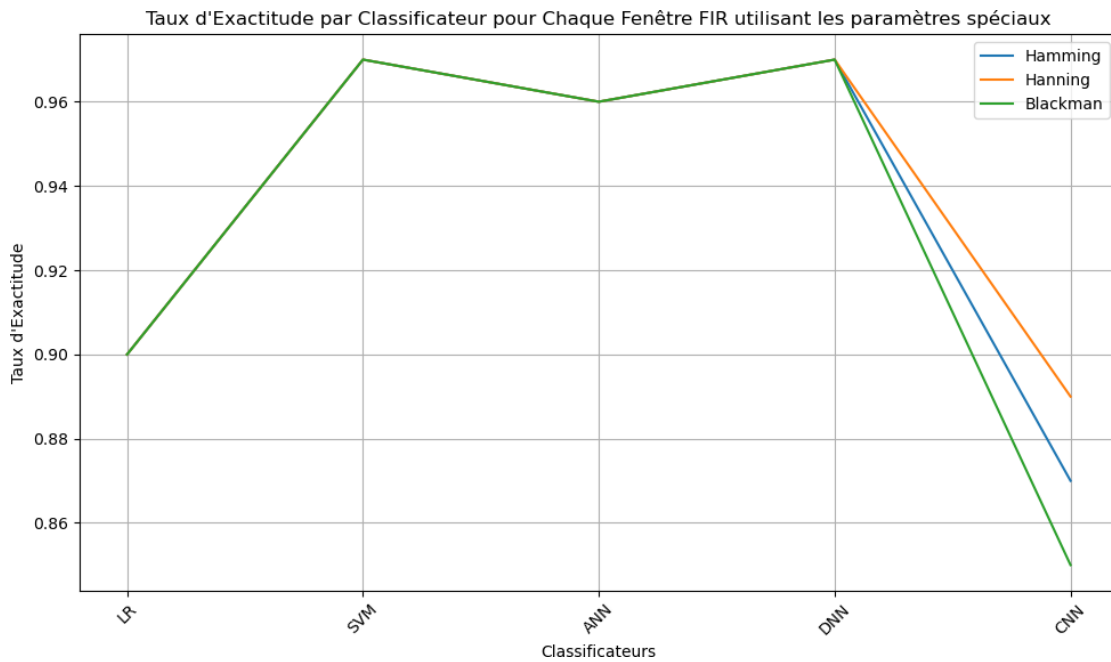


Figure V.31 – Représentation graphique des taux d’exactitude des classifieurs par les fenêtres FIR (paramètres spéciaux).

V.7.12 Méthode de Welch

La méthode de Welch, utilisant différentes fenêtres PSD, a également été évaluée avec les classifieurs LR, SVM, ANN, DNN et CNN. Les résultats d’exactitude pour chaque configuration de fenêtre PSD sont présentés dans le Tableau V.13 et la figure V.32.

PSD 'welch' window	LR	SVM	ANN	DNN	CNN
Hamming	0.84	0.89	0.93	0.95	0.82
Hanning	0.84	0.92	0.94	0.95	0.86
Blackman	0.83	0.94	0.92	0.95	0.87
Bartlett	0.84	0.92	0.94	0.95	0.80
Parzen	0.82	0.93	0.93	0.94	0.85
Flattop	0.85	0.92	0.93	0.94	0.84
Triang	0.84	0.92	0.93	0.95	0.85
Nuttall	0.84	0.92	0.93	0.95	0.86
Dpss	0.83	0.93	0.93	0.94	0.89
Kaiser	0.84	0.94	0.92	0.96	0.84

Tableau V.13 – Résultats d'accuracy des classifieurs avec PSD 'welch' windows utilisant les paramètres fréquentiels

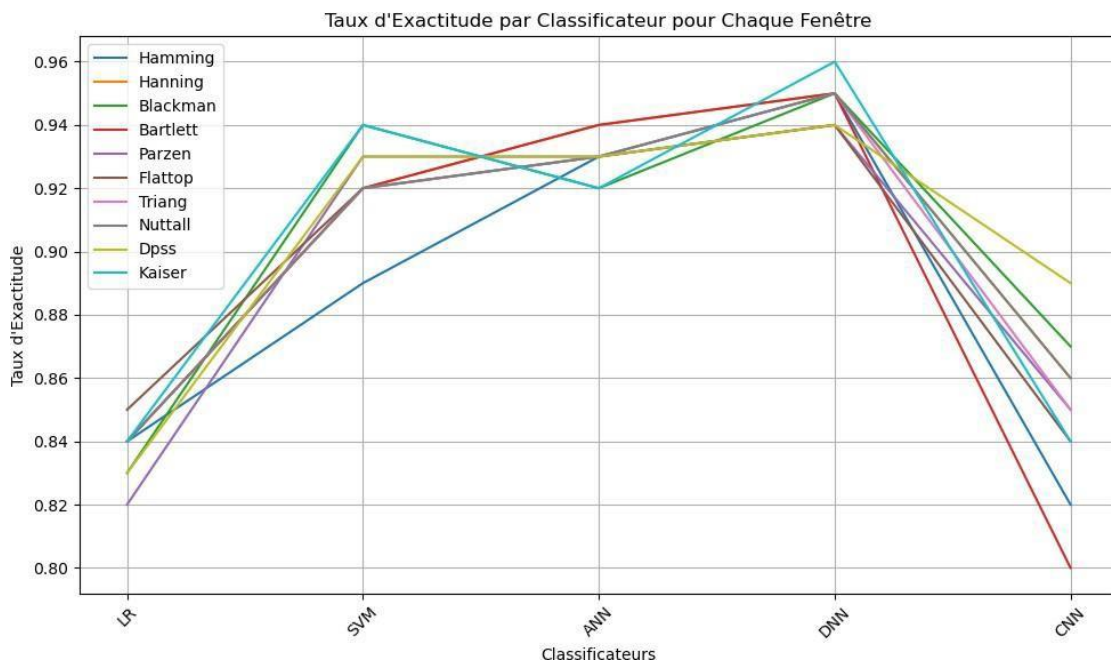


Figure V.32 – Représentation graphique des taux d'exactitude des classifieurs par les fenêtres de Welch (paramètres fréquentiels).

Ces résultats fournissent un aperçu de la performance de chaque classificateur dans des conditions diverses, en tenant compte des différentes fenêtres et caractéristiques. Ils nous aident à identifier les modèles les plus prometteurs pour la détection de la schizophrénie à partir des signaux EEG.

V.72 Discussion des résultats

Au cours de notre étude visant à évaluer la performance de cinq classifieurs distincts pour la classification des signaux EEG en vue de la

détection de la schizophrénie, nous avons examiné les résultats en fonction de différents paramètres et fenêtres appliquées à un filtre FIR. Le Réseau de Neurones Profonds (DNN) s'est distingué en présentant la meilleure exactitude, avec une valeur maximale de 0.97 obtenue dans la configuration Hamming lorsque des paramètres spéciaux ont été utilisés.

Les figures V.33 et V.34 illustrent l'évolution des métriques de validation de notre modèle DNN au fil des époques.

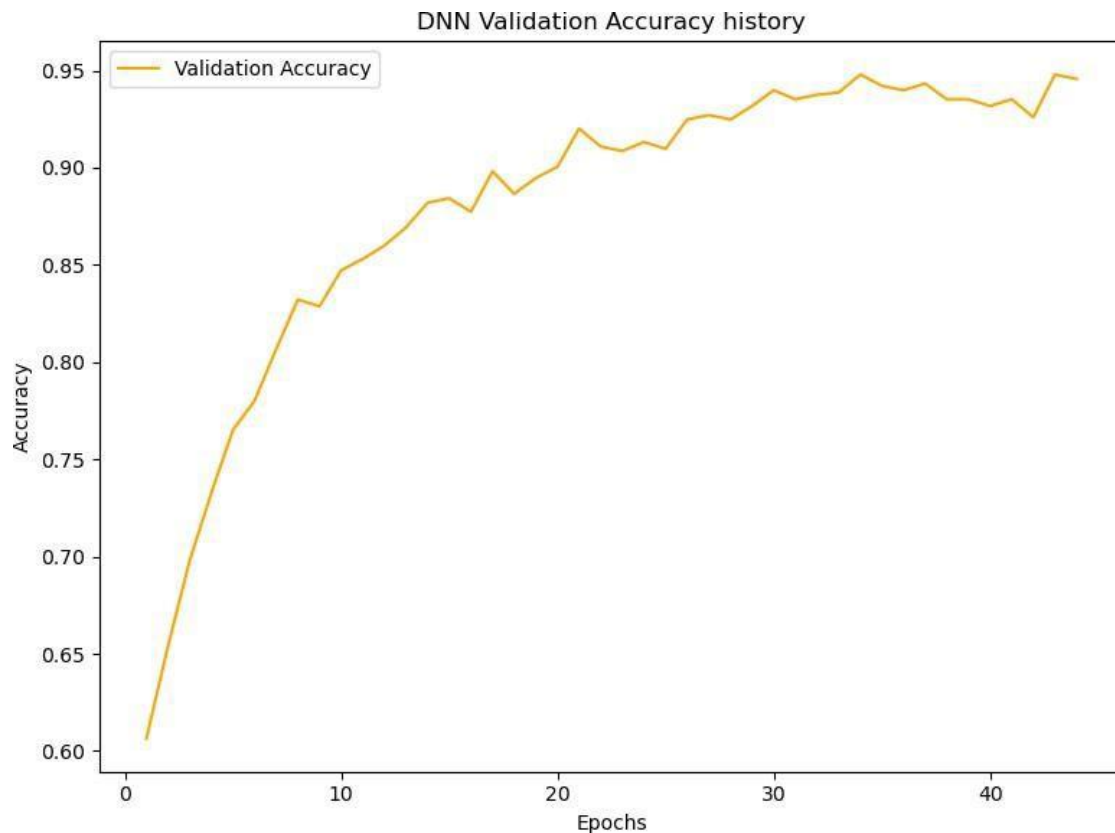


Figure V.33 – Représentation graphique de l'historique d'exactitude (test) du modèle DNN.

La courbe de Validation Accuracy augmente progressivement, révélant une meilleure aptitude du modèle à classer correctement les données de validation. De plus, la courbe de Validation Loss diminue progressivement, indiquant une amélioration constante de la capacité du modèle à faire des prédictions précises sur les données de validation.

Ces tendances positives suggèrent que le modèle s'améliore au fur et à mesure de l'entraînement, ce qui est un signe encourageant de son efficacité dans la classification des données.

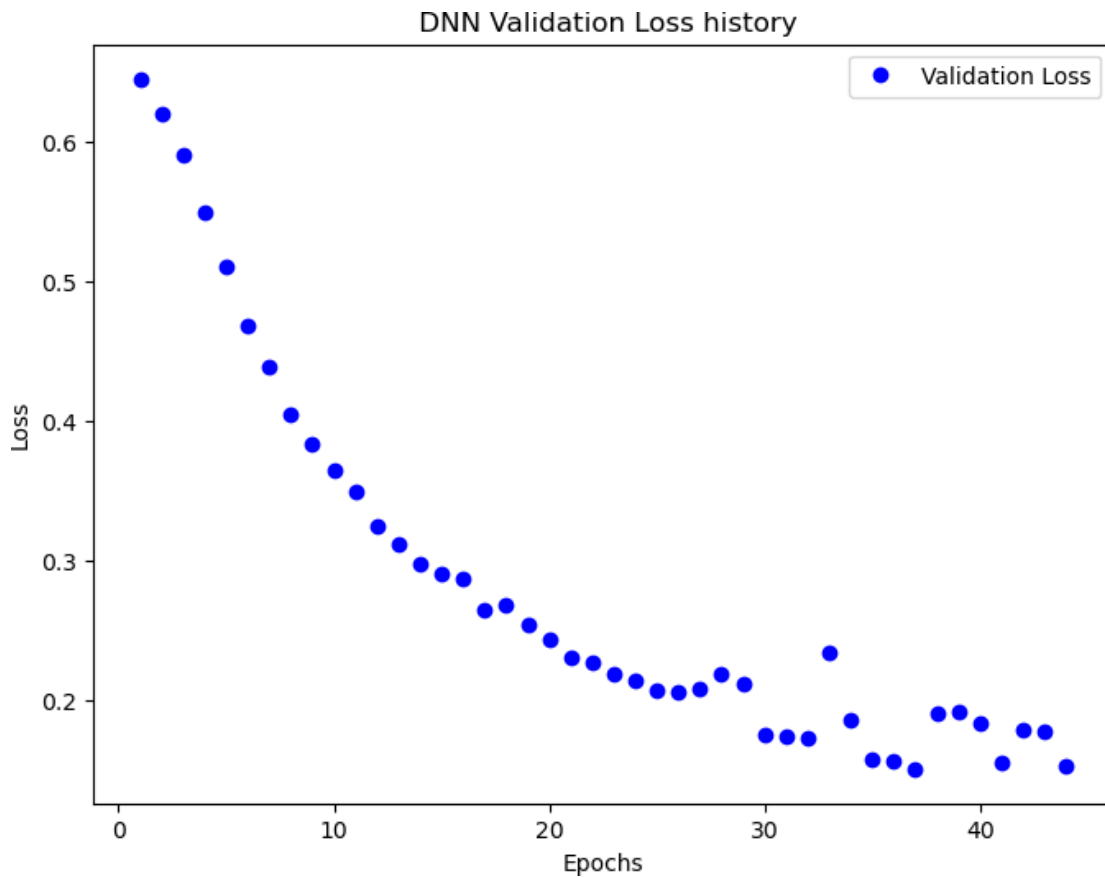


Figure V.34 – Représentation graphique de l'historique de perte (test) du modèle DNN.

Quant au Support Vector Machine (SVM), il a également affiché une performance remarquable, avec une exactitude maximale de 0.97 dans les configurations Hamming, Hanning et Blackman, lorsque des paramètres spéciaux ont été appliqués.

L'analyse des itérations du modèle révèle une tendance intéressante. Initialement, le modèle a affiché une performance solide, avec une test accuracy élevée (figure V.35) et une test loss acceptable (figure V.36). Au cours de la deuxième itération, le modèle a légèrement progressé, reflété par une augmentation de la test accuracy et une diminution de la test loss, suggérant une amélioration de la précision.

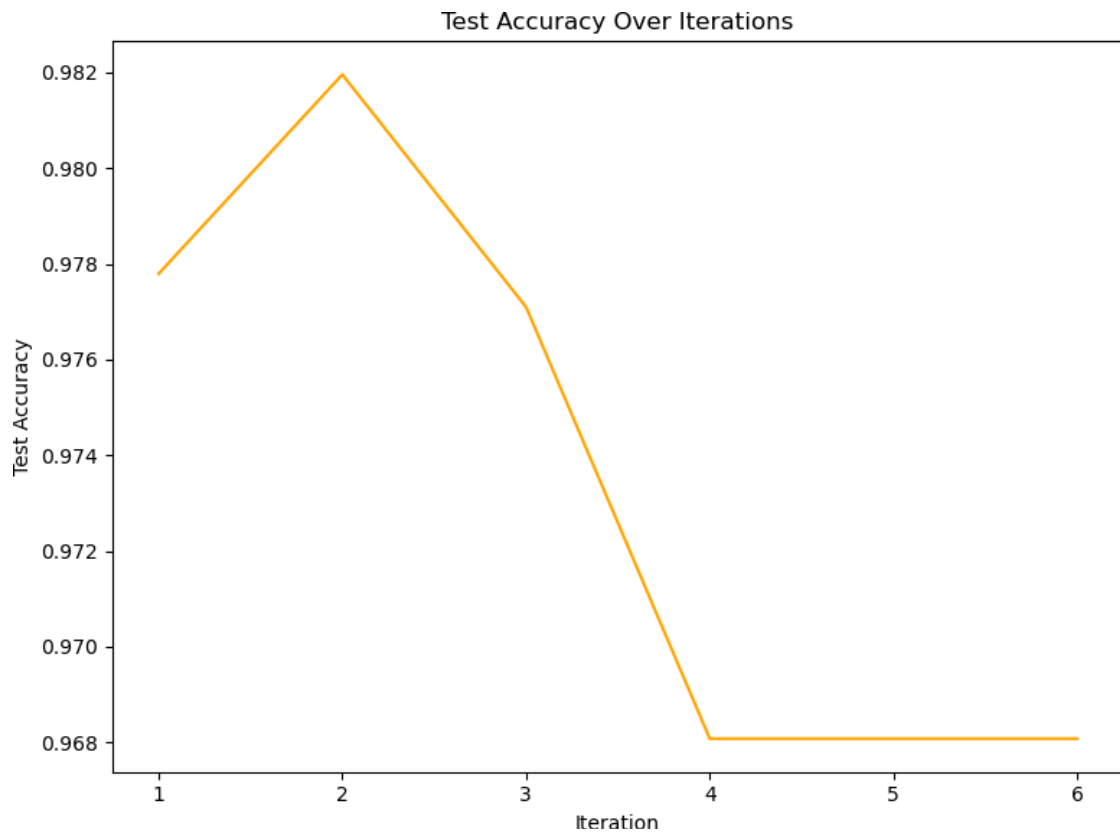


Figure V.35 – Représentation graphique de l'historique d'exactitude (test) du modèle svm.

Cependant, cette amélioration a été suivie d'une légère baisse lors de la troisième itération, indiquée par une réduction de la test accuracy et une augmentation de la test loss. La quatrième itération a été plus problématique, avec une nette diminution de la test accuracy et une augmentation de la test loss, signalant une perte de précision. Finalement, les itérations 5 et 6 ont montré des valeurs stables pour la test accuracy et la test loss, suggérant que le modèle peut avoir atteint un plateau de performance. Cette analyse souligne l'importance de surveiller attentivement les performances du modèle pour garantir qu'il continue de généraliser efficacement avec de nouvelles données.

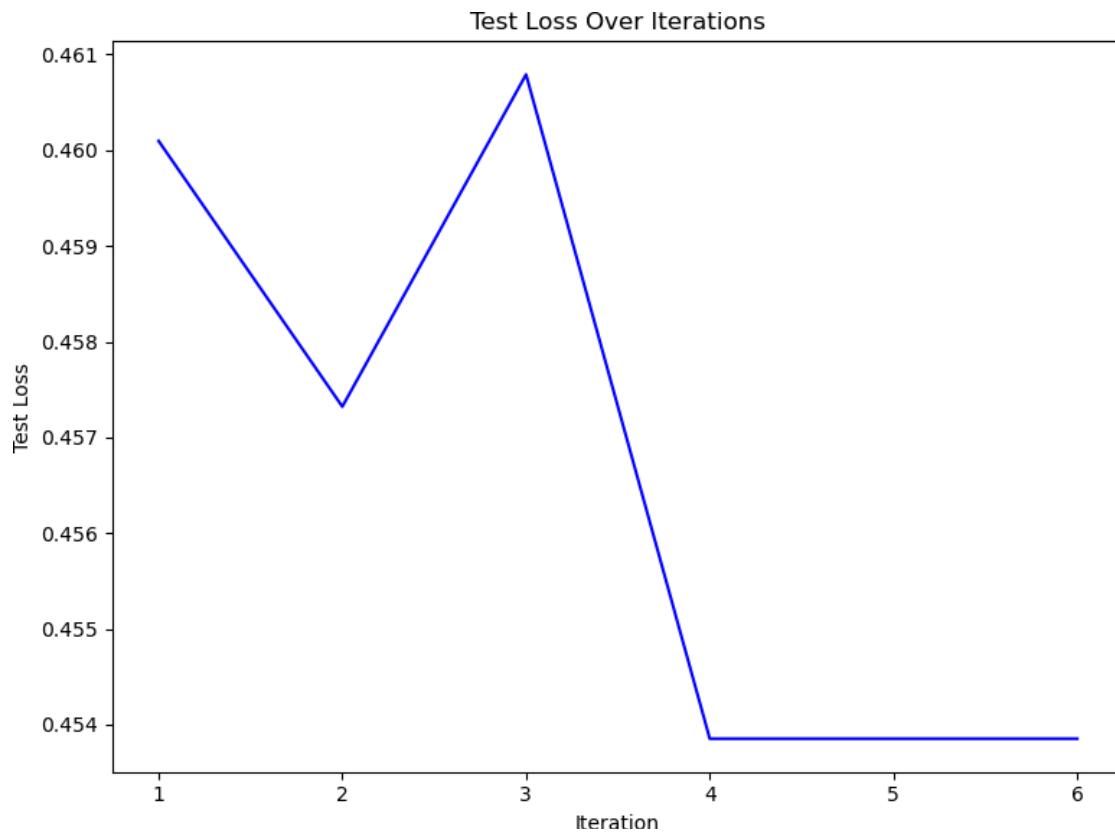


Figure V.36 – Représentation graphique de la fonction perte (loss test function) du modèle svm.

Pour ce qui est des paramètres fréquentiels, tant avec FIR qu’avec la méthode PSD Welch, le DNN est illustré en affichant les meilleures performances, avec des exactitudes maximales atteignant respectivement 0.95 (FIR) et 0.96 (PSD Welch).

V8 Conclusion

Suite à une analyse approfondie de nos résultats, une conclusion s’impose : la cohérence entre les composantes du système de reconnaissance de forme est impérative pour atteindre une performance optimale. La qualité du filtrage, en tant qu’exemple concret, impacte le taux de précision du modèle, et une qualité médiocre de filtrage se traduit invariablement par une performance insatisfaisante. Nos résultats soulignent clairement que l’harmonie entre les divers éléments du système revêt une importance cruciale pour la réalisation de nos objectifs de classification des signaux EEG liés à la schizophrénie. Cette harmonie, illustrée par la qualité du filtrage,

représente un facteur déterminant dans la recherche de solutions optimales. Les modèles les plus prometteurs, comme le Réseau de Neurones Profonds (DNN) et la Machine à Vecteurs de Support (SVM), se sont distingués en opérant de manière optimale et en cohérence avec l'ensemble du système. Ainsi, pour parvenir à une détection efficace de la schizophrénie à partir des signaux EEG, il est impératif d'assurer la collaboration harmonieuse de chaque élément du processus, en commençant par un filtrage, passant à l'extraction des paramètres. Cela souligne l'importance critique de l'intégration homogène des différentes étapes de la reconnaissance de forme pour obtenir des résultats fiables et prometteurs dans notre domaine d'étude.

Conclusions générales et perspectives

À l'issue de cette étude approfondie sur le traitement et la classification des signaux EEG de schizophrénie, il est manifeste que ce domaine de recherche offre des opportunités significatives pour améliorer la compréhension de cette pathologie complexe et contribuer au développement de méthodes de diagnostic et de suivi plus efficaces. Les conclusions de cette étude dégagent plusieurs enseignements essentiels :

En premier lieu, il est évident que le traitement des signaux EEG joue un rôle crucial dans la préparation des données en vue de leur analyse. Les techniques de filtrage, de segmentation et d'analyse spectrale sont des outils essentiels pour extraire des informations pertinentes des signaux bruts, facilitant ainsi la phase de classification.

Par la suite, la classification des signaux EEG est un domaine en constante évolution. Les méthodes supervisées et non supervisées proposent diverses approches pour différencier les sujets sains des patients atteints de schizophrénie. Les avancées dans les techniques de classification ont le potentiel d'améliorer la précision du diagnostic et de contribuer à des interventions plus précoces et plus efficaces.

De plus, les résultats de cette étude ont clairement démontré que le choix de la fenêtre d'analyse de la Power Spectral Density (PSD) influence considérablement les conclusions. Certaines fenêtres, telles que Hamming et Hanning, minimisent les effets de bord et garantissent des PSD plus lisses, tandis que d'autres, comme Blackman et Bartlett, peuvent davantage lisser les spectres. Cette variabilité souligne l'importance d'une sélection judicieuse de la fenêtre en fonction des objectifs spécifiques de l'étude.

Concernant les perspectives, il est impératif de poursuivre la recherche dans ce domaine. Les études futures pourraient explorer plus en profondeur

les avantages de l'intégration de l'intelligence artificielle et des réseaux de neurones profonds (DNN et CNN) pour la classification des signaux EEG. De plus, la recherche devrait se concentrer sur la collecte de données EEG plus diversifiées et sur des cohortes plus importantes, afin d'améliorer la généralisation des résultats.

Il est également nécessaire de développer des approches de classification plus spécifiques pour différents sous-types de schizophrénie, étant donné la variabilité significative entre les patients. L'exploitation de données multimodales, telles que des données EEG combinées à d'autres modalités, comme l'imagerie cérébrale structurelle ou fonctionnelle, ouvre de nouvelles perspectives pour la classification.

En résumé, le traitement et la classification des signaux EEG de schizophrénie sont des domaines de recherche prometteurs qui ont le potentiel de révolutionner notre compréhension et notre prise en charge de cette pathologie. Les avancées technologiques, associées à des méthodes d'analyse de pointe, tracent la voie vers des diagnostics plus précis et des traitements plus adaptés, améliorant ainsi la qualité de vie des patients atteints de schizophrénie

Bibliographie

[1] :

Iris E. C. Sommer, Christina W. Slotema , Zafiris J. Daskalakis, Eske M. Derks , Jan Dirk Blom, and Mark van der Gaag : « *The Treatment of Hallucinations in Schizophrenia Spectrum Disorders* », *Schizophrenia Bulletin* vol. 38 no. 4 pp. 704–714, 2012

[2] :

Site officiel de l'Organisation Mondiale de la Santé « <https://www.who.int/fr/news-room/fact-sheets/detail/schizophrenia>. »

[3] :

Institute of health Metrics and Evaluation (IHME), *Global Health Data Exchange (GHDx)* ,2021.

[4] :

Bleuler, E. : « *Dementia praecox oder die Gruppe der Schizophrenien* Leipzig. » Leipzig, Allemagne, 1911.

[5] :

Elvina May-Yin. « *An Investigation of In-vivo Neuroimaging in Schizophrenia, Using Various Modalities*. PHD thesis. Department of Neuroinflammation. UCL Institute of Neurology. University College London, 2014

[6] :

Le LAROUSSE Médical. *Petit Larousse - Santé et Médecine* Editions LAROUSSE, 2022

[7] :

B. Chaumette : « *La schizophrénie, un trouble mental aux multiples visages* ». CERVEAU

PSYCHO N° 130. 2021

[8] :

Sullivan, P. F., Kendler, K. S. Neale, M. C. : « *Schizophrenia as a complex trait : evidence from a meta-analysis of twin studies* » Archives of general psychiatry, 60(12), 1187-1192. 2003 .

[9] :

Howes, O. D., Kapur, S. : « *The dopamine hypothesis of schizophrenia : version III* ».the final common pathway. Schizophrenia bulletin, 35(3), 549-562. 2009.

[10] :

Brown, A. S. : « *The environment and susceptibility to schizophrenia.* » Progress in neurobiology, 93(1), 23-58. 2011.

[11] :

McGrath, J., Saha, S., Welham, J., El Saadi, O., MacCauley, C., Chant, D. : « *A systematic review of the incidence of schizophrenia : the distribution of rates and the influence of sex, urbanicity, migrant status and methodology.* » BMC medicine, 2(1), 13. 2004.

[12] :

Glahn, D. C., Laird, A. R., Ellison-Wright, I., Thelen, S. M., Robinson, J. L. : « *Meta-analysis of gray matter anomalies in schizophrenia : application of anatomic likelihood estimation and network analysis.* » Biological psychiatry, 64(9), 774-781. 2008.

[13] :

Jackson JH. « *Selected writings of JH Jackson, 2 vol* » London : Hodder and Stoughton ; 1932.

[14] :

Crow TJ. « *Positive and negative schizophrenic symptoms and the role of dopamine.* » Br J Psychiatry ;137 :383–6.1980.

[15] :

Andreasen NC, Olsen S. « *Negative versus positive schizophrenia : definition and validation.* » Arch Gen Psychiatry ;39 :789–94.1982.

[16] :

N Franck. « *Clinique de la schizophrénie,* » EMC ; 2013.

[17] :

Schneider K. « *Klinische Psychopathologie.* » Stuttgart : Thieme-Verlag ; 1955 [Louvain : Nauwelaerts; 1957].

[18] :

Carpenter Jr WT, Heinrichs DW, Wagman AM. « *Deficit and nondeficit forms of schizophrenia : the concepts.* » Am J Psychiatry. ;145 :578–83. 1988.

[19] :

19. American Psychiatric Association. « *Manuel diagnostique et statistique des troubles mentaux : texte révisé. DSM-IV-TR.* » Paris : Masson ; 2003.

[20] :

Pr D.SARROUILHE « *Généralités sur les tissus* » Chapitre 1. Editions d'Ellipses, 2018.

[21] :

BEZARD, J., BLOND, J. P., BERNARD, A., et al. « *The metabolism and availability of essential fatty acids in animal and human tissues.* ».Reproduction Nutrition Development, 1994, vol. 34, no 6, p. 539-568.

[22] :

J-M Stephan. « *tissu conjonctif et mécanotransduction* » Acupuncture & Moxibustion, 2006..

[23] :

Wright, N and Alison, M. « *The biology of epithelial cell populations* » Vol. 1 and 2, Clarendon Pres, Oxford, 1984..

[24] :

P. Pastoureau. « *Physiologie du développement du tissu osseux.* » INRA Prod. Anim., 1990, 3(4), 265-273..

[25] :

William R. Goodyer, Benjamin M. Beyersdorf, David T. Paik, Lei Tian, Guang Li, Jan W. Buikema, Orlando Chirikian, Shannon Choi, Sneha Venkatraman, Eliza L. Adams, Marc Tessier-Lavigne, Joseph C. Wu and Sean M. Wu. « *Transcriptomic Profiling of the Developing Cardiac Conduction System at Single-Cell Resolution.* » Circulation Research.Vol. 125, No. 4.2019.

[26] :

Park DS, Fishman GI « *The cardiac conduction system.Circulation.* » 2011 ; 123 :904–915. doi : 10.1161/CIRCULATIONAHA.110.942284.

[27] :

Mark F. Bear, Barry W. Connors, and Michael A. Paradiso. « *Neuroscience Exploring the Brain.* » Fourth Edition.Wolters Kluwer. 2016 .

[28] :

Herculano-Houzel, S. « *The Human Brain in Numbers : A Linearly Scaled-up Primate Brain.* » *Frontiers in Human Neuroscience*, 6, 31. 2012.

[29] :

Duane E. Haines. « *Neuroanatomy : An Atlas of Structures, Sections and Systems.* ». 6th edition. Lippincott Williams & Wilkins 2008.

[30] :

Frank H. Netter, MD. « *Atlas of Human Anatomy.* » 4th edition. Saunders.

[31] :

Huifang E. Wang, Julia Scholly, Paul Triebkorn, Viktor Sip, Samuel Medina Villalon, Marmaduke M. Woodman, Arnaud Le Troter , Maxime Guye, Fabrice Bartolomei ,Viktor Jirsa. « *An anatomic and functional human brain atlas dedicated to epilepsy patients.* » *Journal of Neuroscience Methods* 348 (2021) 108983.

[32] :

Rita Carter. « *The Human Brain Book : An Illustrated Guide to its Structure, Function, and Disorders.* » DK Publishing. 2019.

[33] :

Hal Blumenfeld. « *Neuroanatomy Through Clinical Cases.* » 2nd edition. Sinauer Associates. 2010.

[34] :

Dale Purves, George J. AugustineDavid Fitzpatrick, William C. Hall, Anthony-Samuel LaMantiaRichard D. Mooney, Michael L. Platt, Leonard E. White. « *Neuroscience.* » 6th edition. Sinauer Associates.OXFORD UNIVERSITY PRESS.

[35] :

H. L. Atwood, W. A. MacKay. « *Essentials of neurophysiology* » B.C. Decker, Hamilton, Canada. 1989.

[36] :

Hämäläinen, Matti

Hari, Riitta

Ilmoniemi, Risto J.

Knuutila, Jukka

Lounasmaa, Olli V. « *Magnetoencephalography theory, instrumentation, and applications to noninvasive studies of the working human brain.* » *Reviews of Modern Physics.* (1993). Volume 65, Issue 2. 413-497. ISSN 0034-6861 (printed). 1993.

[37] :

M. Teplan. « *FUNDAMENTALS OF EEG MEASUREMENT.* » *MEASUREMENT SCIENCE REVIEW*, Volume 2, Section 2, 2002.

[38] :

E. Niedermeyer, F. H. Lopes da Silva. « *Electroencephalography : Basic principles, clinical applications and related fields* » 3rd edition, Lippincott, Williams

Wilkins, Philadelphia.1993.

[39] :

J. D. Bronzino. « *Principles of Electroencephalography.* » In : J.D. Bronzino ed. *The Biomedical Engineering Handbook*, pp. 201-212, CRC Press, Florida. 1995.

[40] :

R.D. Bickford. « *Electroencephalography.* » In : Adelman G. ed. *Encyclopedia of Neuroscience*, Birkhauser, Cambridge (USA), 371-373. 1987.

[41] :

Mahsa Soufineyestani, Dale Dowling, Arshia Khan. . « *Electroencephalography (EEG) Technology Applications and Available Devices.* » Department of Computer Science, University of Minnesota Duluth, Duluth, MN 55812, USA. 2020.

[42] :

H.H. Jasper. « *The ten-twenty electrode system of the International Federation.* » *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, 371-375. 1958.

[43] :

G.V. Kondraske. . « *Neurophysiological measurements.* » In : J.D. Bronzino ed. *Biomedical Engineering and Instrumentation*, pp. 138-179, PWS Publishing, Boston. 1986.

[44] :

Itil, T. M. . « *Qualitative and quantitative EEG findings in schizophrenia* » *Schizophrenia Bulletin*, 3(1), 61–79. (PsycInfo Database Record (c) 2022 APA).

[45] :

Uhlhaas PJ, Singer W. « *Abnormal neural oscillations and synchrony in schizophrenia.* » *Nat Rev Neurosci.* 2010 Apr ;11(2).

[46] :

Das, R.K. ; Martin, A. ; Zurales, T. ; Dowling, D. ; Khan, A. . « *A Survey on EEG Data Analysis Software.* » *Sci* 2023, 5, 23..

[47] :

Niedermeyer, E., & da Silva, F. H. . « *Electroencephalography : Basic Principles, Clinical Applications, and Related Fields.* » Lippincott Williams & Wilkins. 2005.

[48] :

W. O. Tatum, B. A. Dworetzky, and D. L. Schomer, . « *Artifact and recording concepts in EEG.* » *Journal of clinical neurophysiology*, vol. 28, pp. 252–63, June 2011.

[49] :

Ian Daly , Floriana Pichiorri , Josef Faller, Vera Kaiser , Alex Kreilinger , Reinhold Scherer and Gernot Muller-Putz. « *What does clean EEG look like ?* » *Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society* . 2012.

[50] :

Matteo Frascini, Matteo Demuru, Alessandra Crobe, Francesco Marrosu, Cornelis J Stam and Arjan Hillebrand . « *The effect of epoch length on estimated EEG functional connectivity and brain network organisation* » Journal of Neural Engineering, Volume 13, May 2016.

[51] :

Li Hu

Zhiguo Zhang . « *EEG Signal Processing and Feature Extraction* » Springer Verlag, Singapore, 1st ed, 2019 édition (25 octobre 2019).

[52] :

Pierre Wickramarachi. « *Effects of Windowing on the Spectral Content of a Signal* » Data Physics Corporation, San Jose, California, (january 2003).

[53] :

Fabien L., Marco C. . « *Extraction de Caractéristiques du signal EEG* » Les Interfaces Cerveau-Ordinateur 1 : fondements et méthodes, ISTE-Wiley, 2016.

[54] :

Charles BOUVEYRON & Stéphane GIRARD, SAMOS-MATISSE . « *Classification supervisée et non supervisée des données de grande dimension* » 8174 Université Paris 1 (Panthéon-Sorbonne) 90 rue de Tolbiac, 75634 Paris Cedex 13, France .2009.

[55] :

Jean-Patrick Baudry « *Sélection de modèle pour la classification non supervisée : Choix du nombre de classes.* » Université Paris Sud - Paris XI, 2009.

[56] :

Carla Barros, Carlos A. Silva, Ana P. Pinheiro . « *Advanced EEG-based learning approaches to predict schizophrenia : Promises and pitfalls* » Artificial Intelligence In Medicine , ELSEVIER 2021.

[57] :

Johannesen JK, Bi J, Jiang R, Kenney JG, Chen C-MA. . « *Machine learning identification of EEG features predicting working memory performance in schizophrenia and healthy adults.* » Neuropsychiatr Electrophysiol 2016.

[58] :

Shim M, Hwang H-J, Kim D-W, Lee S-H, Im C-H. « *Machine-learning-based diagnosis of schizophrenia using combined sensor-level and source-level EEG features* » Schizophrenia research, 2016, vol. 176, no 2-3, p. 314-319.

[59] :

Santos-Mayo L, San-Jose-Revuelta LM, Arribas JI. « *A computer-aided diagnosis system with EEG based on the P3b wave during an auditory odd-ball task in schizophrenia* » IEEE trans. Biomed Eng 2017.

[60] :

Taylor JA, Matthews N, Michie PT, Rosa MJ, Garrido MI. . « *Auditory prediction errors as individual biomarkers of schizophrenia.* » NeuroImage Clin. 2017.

[61] :

Hao Hsieh T, Yi Wu K, Fu Liang S. « *Identification of schizophrenic patients and healthy controls based on musical perception using AEP analysis* » Neuropsychiatry (London). 2018.

[62] :

Zhang L. « *EEG signals classification using machine learning for the identification and diagnosis of schizophrenia.* » 41st Annu. Int. Conf. IEEE Eng. Med. Biol. Soc.; 2019.

[63] :

Devia C, Mayol-Troncoso R, Parrini J, Orellana G, Ruiz A, Maldonado PE, et al. . « *EEG classification during scene Free-viewing for schizophrenia detection.* » IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng. 2019.

[64] :

Oh SL, Vicnesh J, Ciaccio EJ, Yuvaraj R, Acharya UR. « *Deep convolutional neural network model for automated diagnosis of schizophrenia using EEG signals.* » Appl Sci 2019.

[65] :

Phang C-R, Noman FM, Hussain H, Ting C-M, Ombao H. . « *A multi-domain connectome convolutional neural network for identifying schizophrenia from EEG connectivity patterns.* » IEEE J Biomed Heal Informatics 2019.

[66] :

Calhas D, Romero E, Henriques R. « *On the use of pairwise distance learning for brain Signal classification with limited observations.* » ArXiv Prepr 2019.

[67] :

Naira CAT, Jos'e C. « *Classification of people who suffer schizophrenia and healthy people by EEG signals using deep learning.* » Int J Adv Comput Sci Appl 2019.

[68] :

Chu L, Qiu R, Liu H, Ling Z, Zhang T, Wang J. « *Individual recognition in schizophrenia using deep learning methods with random Forest and voting classifiers : insights from resting State EEG streams.* » ArXiv Prepr 2017.

[69] :

Ahmedt Aristizabal D, Fernando T, Denman S, Robinson JE, Sridharan S, Johnston PJ, et al. « *Identification of children at risk of schizophrenia via deep learning and EEG responses.* » IEEE J Biomed Heal Informatics 2020.

[70] :

WES, McKinney. « *Python for data analysis* » O'Reilly Media, Inc.2012.

[71] :

TRIPATHI, Ramesh Chandra. « *Python : The future programming language.* Journal of Multidimensional Research, 2021, vol. 10, no 11, p. 105-109 .

[72] :

LOTT, Steven F. et PHILLIPS, Dusty. « *Python Object-Oriented Programming : Build robust and maintainable object-oriented.* » Python applications and libraries. Packt Publishing Ltd, 2021.

[73] :

ROLON-MÉRETTE, Damien, ROSS, Matt, ROLON-MÉRETTE, Thaddé, et al. « *Introduction to Anaconda and Python : Installation and setup.* » Quant. Methods Psychol, 2016, vol. 16, no 5, p. S3-S11.

[74] :

GRAMFORT, Alexandre, LUESSI, Martin, LARSON, Eric, et al. . « *MEG and EEG data analysis with MNE-Python.* » Frontiers in neuroscience, 2013, p. 267.

[75] :

VIRTANEN, Pauli, GOMMERS, Ralf, OLIPHANT, Travis E., et al. « *SciPy 1.0 : fundamental algorithms for scientific computing in Python.* » Nature methods, 2020, vol. 17, no 3, p. 261-272.

[76] :

VAN DER WALT, Stefan, COLBERT, S. Chris, et VAROQUAUX, Gael. « *The NumPy array : a structure for efficient numerical computation.* » Computing in science engineering, 2011, vol. 13, no 2, p. 22-30.

[77] :

BISONG, Ekaba et BISONG, Ekaba. « *Building Machine Learning and Deep Learning Models on Google Cloud Platform : A Comprehensive Guide for Beginners* » Matplotlib and seaborn.2019, p. 151-165.

[78] :

HAO, Jiangan et HO, Tin Kam. « *Machine learning made easy : a review of scikit-learn package in python programming language.* » Journal of Educational and Behavioral Statistics, 2019, vol. 44, no 3, p. 348-361.

[79] :

BROWNLEE, Jason. « *Deep learning with Python : develop deep learning models on Theano and TensorFlow using Keras.* » Machine Learning Mastery, 2016.

[80] :

KETKAR, Nikhil et SANTANA, Eder. « *Deep learning with Python.* » Berkeley, CA : Apress, 2017.

[A1] :

NAGAJYOTHI, Grande et SRIDEVI, Sriadibhatla. « Distributed arithmetic architectures for fir filters-a comparative review. » In : 2017 International conference on wireless communications, signal processing and networking (WiSPNET). IEEE, 2017. p. 2684-2690.

[A2] :

MITRA, Sanjit K. « Digital signal processing: a computer-based approach. » McGraw-Hill Higher Education, 2001.

[A3] :

OPPENHEM, ALAN V. « Discrete-time signal processing ». 1999.

[A4] :

SAN EI, Saeid et CHAMBERS, Jonathon A. « EEG signal processing. » John Wiley & Sons, 2013.

[A5] :

GOTMAN, Jean. Editorial L'analyse de l'EEG: de Berger à nos jours. Epileptic Disorders, 2002, vol. 3, no 3, p. 7-10.

[B1] :

PRANKLIN, A. « Introduction to the Theory of Statistics. » 1974.

[B2] :

BISHOP, Christopher M. et NASRABADI, Nasser M. « Pattern recognition and machine learning. » New York : springer, 2006.

Annexe A

Traitement des signaux EEG : Filtrage et Fenêtrage

-Filtre FIR (Finite Impulse Response) : Un filtre FIR est un type de filtre numérique caractérisé par une réponse à impulsion finie. Les filtres FIR sont non récurrents, ce qui signifie qu'ils n'ont pas de rétroaction, et ils ont une réponse impulsionnelle finie en temps. Un filtre FIR peut être conçu pour réaliser diverses opérations, telles que le lissage, la mise en forme de la réponse en fréquence, la détection de bords, etc. Un filtre FIR est généralement défini par une séquence finie de coefficients, que nous pouvons noter comme $h[n]$, où n est l'indice du coefficient. La sortie $y[n]$ d'un filtre FIR à un instant donné n est donnée par la somme pondérée des entrées passées $x[k]$ (jusqu'à une certaine longueur N) et des coefficients du filtre $h[n]$ [A1]:

$$y[n] = \sum_k (h[k] \cdot x[n - k])$$

, pour k allant de 0 à N .

-Filtre Butterworth : Le filtre Butterworth est un type de filtre IIR (Infinite Impulse Response) conçu pour avoir une réponse en fréquence aussi plate que possible dans la bande passante [A2]. Il est couramment utilisé pour des applications telles que la détection de signaux, la réduction du bruit et la mise en forme de la réponse en fréquence. La réponse en fréquence d'un filtre Butterworth est caractérisée par la fonction de transfert $H(s)$ dans le

domaine de Laplace. La forme de $H(s)$ dépend de l'ordre du filtre (n) et de la fréquence de coupure

$$(\omega_c)$$

. La réponse en fréquence en radian-seconde est donnée par :

$$H(j\omega) = \frac{1}{1 + (j \frac{\omega}{\omega_c})^n}$$

,

où j est l'unité imaginaire, ω est la fréquence en radian/seconde, c est la fréquence de coupure et n est l'ordre du filtre.

-Segmentation (Segmentation) : La division des signaux EEG en segments ou tranches plus petites pour l'analyse. La segmentation est souvent basée sur des événements spécifiques, tels que des marqueurs temporels ou des stimuli.

-Windowing (Fenêtrage) : Le processus de multiplication des segments de signaux EEG par une fonction de fenêtre (comme une fenêtre de Hamming, Hanning, ou Blackman) pour atténuer les artéfacts aux bords des segments. [A4]

-Epoch Length (Longueur d'Époque) : La durée de chaque segment ou époque dans laquelle les signaux EEG sont découpés. Elle peut varier en fonction de la tâche expérimentale ou de l'analyse.

-Overlap (Chevauchement) : La quantité de recouvrement entre les segments consécutifs lors de la segmentation des signaux EEG. Un chevauchement peut aider à éviter la perte d'informations temporelles.

-Event Markers (Marqueurs d'Événements) : Des indicateurs ou des balises ajoutés aux signaux EEG pour marquer le début et la fin de chaque époque en relation avec des événements spécifiques.

-Feature Window (Fenêtre de Caractéristiques) : La fenêtre de temps utilisée pour extraire des caractéristiques spécifiques des signaux EEG, comme les caractéristiques de fréquence ou de temps.

-Time-Frequency Analysis (Analyse Temps-Fréquence) : Une approche d'analyse des signaux EEG qui tient compte de la variation temporelle des caractéristiques de fréquence, souvent réalisée à l'aide de transformées en

ondelettes ou de la transformée de Fourier.

-Short-Time Fourier Transform (Transformée de Fourier à Court Terme) : Une technique d'analyse des signaux EEG qui calcule la transformée de Fourier sur de courtes fenêtres temporelles pour examiner les variations de fréquence dans le temps.

-Spectrogram (Spectrogramme) : Une représentation visuelle des données EEG qui affiche l'évolution des caractéristiques de fréquence au fil du temps, généralement en utilisant une échelle de couleurs.

-Frequency Band (Bande de Fréquence) : Une plage de fréquences spécifiques, telle que les bandes alpha, bêta, delta et thêta, utilisées pour caractériser les signaux EEG. [A5]

Annexe B

Extraction des paramètres et Classification

- Moyenne : La moyenne est une mesure de tendance centrale qui représente la valeur moyenne des données d'un signal EEG. Elle indique le point central autour duquel les données sont réparties.
- Écart-type : L'écart-type est une mesure de la dispersion des données par rapport à la moyenne. Il permet d'évaluer la variabilité des valeurs dans un signal EEG. Un écart-type plus élevé indique une plus grande dispersion.
- Amplitude Crête-à-Crête : L'amplitude crête-à-crête est la différence entre les valeurs maximales et minimales d'un signal EEG sur une période donnée. Elle caractérise l'amplitude totale des fluctuations du signal.
- Variance : La variance est une mesure de la dispersion qui quantifie la moyenne des carrés des écarts entre chaque valeur du signal EEG et la moyenne. Elle est souvent utilisée en conjonction avec l'écart-type pour évaluer la variabilité des données.
- Entropie : L'entropie est une mesure de l'incertitude ou de la variabilité dans un signal. Plus l'entropie est élevée, plus le signal est complexe et imprévisible.
- Entropie par Permutation : Cette mesure d'entropie est basée sur la permutation des valeurs dans un signal. Elle évalue la complexité du signal en tenant compte de la distribution des valeurs dans différentes permutations.

- Entropie par Décomposition en Valeurs Singulières (SVD) : Cette méthode utilise la décomposition en valeurs singulières pour évaluer la complexité du signal. Elle explore la structure sous-jacente du signal en termes de valeurs singulières.
- Entropie Approximative : L'entropie approximative est une mesure qui évalue l'incertitude dans un signal en utilisant une approche basée sur des approximations et des modèles.
- Entropie par Échantillonnage : Cette mesure d'entropie évalue la complexité d'un signal en se basant sur la distribution des valeurs d'échantillons dans le signal.
- Mobilité et Complexité de Hjorth : Hjorth a proposé deux mesures pour caractériser les signaux EEG. La mobilité mesure la quantité de changement dans le signal, tandis que la complexité évalue la variation de la fréquence du signal.
- Nombre de Passages par Zéro : Cette mesure compte combien de fois un signal traverse la ligne de base (zéro) dans une période donnée. Elle peut être utilisée pour caractériser des signaux périodiques ou pour estimer la fréquence.
- Complexité de Lempel-Ziv : Cette mesure évalue la complexité d'une séquence de données en utilisant l'algorithme de compression de Lempel-Ziv. Elle mesure le nombre de motifs répétitifs dans les données.
- Entropie Floue : L'entropie floue est une généralisation de l'entropie classique pour les signaux flous ou incertains. Elle est utilisée pour caractériser l'incertitude dans des signaux qui ne sont pas déterministes.

- Logistic Regression (LR) Régression Logistique : Un modèle de régression utilisé pour la classification binaire.
- Support Vector Machine (SVM) : Machine à Vecteurs de Support : Un algorithme de classification qui trouve l'hyperplan optimal pour séparer des classes dans un espace multidimensionnel.
- Artificial Neural Network (ANN) : Réseau de Neurones Artificiels : Un modèle d'apprentissage automatique inspiré du cerveau humain, composé de couches de neurones interconnectés.
- Deep Neural Network (DNN) : Réseau de Neurones Profonds : Un réseau neuronal artificiel avec plusieurs couches cachées, utilisé pour des tâches complexes.
- Convolutional Neural Network (CNN) : Réseau de Neurones Convolutifs : Un type de réseau neuronal conçu pour le traitement de données structurées, en particulier pour l'analyse d'images et de vidéos.
- Neuron (Neurone) : Unité de base dans un réseau neuronal, qui reçoit des entrées, effectue une transformation, et produit une sortie.
- Activation Function (Fonction d'Activation) : Une fonction mathématique appliquée à la sortie d'un neurone pour introduire de la non-linéarité dans le modèle.
- Loss Function (Fonction de Perte) : Une fonction qui mesure l'écart entre les prédictions du modèle et les valeurs réelles, utilisée pour l'optimisation
- Backpropagation (Rétropropagation) : Un algorithme utilisé pour ajuster les poids des connexions dans un réseau neuronal en fonction de l'erreur de prédiction.
- Overfitting (Surapprentissage) : Un phénomène où un modèle s'ajuste trop précisément aux données d'entraînement, ce qui peut conduire à une mauvaise généralisation.

- Regularization (Régularisation) : Des techniques pour prévenir le sur-apprentissage en ajoutant des termes de pénalité aux fonctions de coût.
- Kernel (Noyau) : Dans le contexte de SVM, un noyau est une fonction mathématique qui permet de transformer l'espace des caractéristiques pour séparer des classes non linéaires.
- Epoch (Époque) : Une itération complète à travers l'ensemble de données d'entraînement lors de l'apprentissage d'un modèle.
- Batch Size (Taille de Lot) : Le nombre d'exemples d'entraînement inclus dans chaque mise à jour des poids d'un modèle.
- Convolution (Convolution) : Une opération mathématique essentielle dans les CNN pour extraire des caractéristiques spatiales des images.
- Pooling (Sous-échantillonnage) : Une technique utilisée dans les CNN pour réduire la dimension des données en conservant les caractéristiques essentielles.
- Dropout (Abandon) : Une technique de régularisation où aléatoirement certains neurones sont désactivés pendant l'entraînement pour éviter le sur-apprentissage.
- Cross-Validation (Validation Croisée) : Une technique pour évaluer la performance du modèle en divisant les données en ensembles d'entraînement et de test multiples.
- One-Hot Encoding (Encodage One-Hot) : Une méthode de représentation des catégories en tant que vecteurs binaires pour l'entraînement de modèles.
- Hyperparameter (Hyperparamètre) : Un paramètre du modèle qui n'est pas appris à partir des données, mais doit être défini avant l'entraînement.
- Feature Extraction (Extraction de Caractéristiques) : Le processus de sélection et d'extraction des caractéristiques pertinentes à partir des données brutes pour une meilleure représentation.
- Softmax Function (Fonction Softmax) : Une fonction d'activation utilisée dans la couche de sortie d'un réseau neuronal pour produire des probabilités de classe.

- Learning Rate (Taux d'Apprentissage) : Un hyperparamètre qui contrôle la taille des pas lors de la mise à jour des poids du modèle pendant l'entraînement.
- Gradient Descent (Descente de Gradient) : Une méthode d'optimisation utilisée pour ajuster les poids d'un modèle en minimisant la fonction de perte.
- Confusion Matrix (Matrice de Confusion) : Une matrice qui résume les performances d'un modèle de classification en montrant les vrais positifs, vrais négatifs, faux positifs et faux négatifs.
- Precision (Précision) : Une métrique de performance qui mesure la proportion de prédictions positives correctes parmi toutes les prédictions positives.
- Recall (Rappel) : Une métrique de performance qui mesure la proportion de vrais positifs parmi toutes les valeurs réelles positives.
- F1-Score (Score F1) : Une métrique de performance qui combine la précision et le rappel pour fournir un équilibre entre les deux.
- AUC-ROC (Aire sous la Courbe de Caractéristique de Fonctionnement du Récepteur) : Une métrique qui évalue la performance d'un modèle de classification en termes de sa capacité à distinguer les classes.
- Transfer Learning (Transfert d'Apprentissage) : Une technique où un modèle pré-entraîné est adapté à une tâche de classification spécifique en réglant ses couches supérieures.
- Ensemble Learning (Apprentissage par Ensemble) : Une approche où plusieurs modèles de classification sont combinés pour améliorer les performances de prédiction.
- Bagging (Bootstrap Aggregating) : Une technique d'ensemble où plusieurs modèles sont entraînés sur des sous-ensembles aléatoires des données d'entraînement.
- Boosting (Renforcement) : Une technique d'ensemble où les modèles

sont entraînés en mettant davantage l'accent sur les exemples mal classés.

- Random Forest (Forêt Aléatoire) : Un algorithme d'ensemble basé sur la technique du bagging qui utilise des arbres de décision pour la classification.
- Data Augmentation (Augmentation de Données) : Une technique qui consiste à générer de nouvelles données d'entraînement en appliquant des transformations aux données existantes.
- Transfer Learning (Transfert d'Apprentissage) : Une approche où un modèle pré-entraîné est adapté à une tâche de classification spécifique en réglant ses couches supérieures.
- Early Stopping (Arrêt Précoce) : Une technique d'arrêt de l'entraînement lorsque la performance du modèle sur les données de validation cesse de s'améliorer.
- Cross-Entropy Loss (Perte d'Entropie Croisée) : Une fonction de perte couramment utilisée pour la classification multiclasse [B2].