

**REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE**

**MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHESCIENTIFIQUE**

**UNIVERSITEMOHAMED BOUDIAF - M'SILA**

**Faculté des Mathématiques et de  
l'informatique**

**Département d'informatique**

**N° :**



**DOMAINE : Mathématiques et**

**Informatique**

**FILIERE : INFORMATIQUE**

**OPTION : SIGL**

**Mémoire présenté pour l'obtention**

**Du diplôme de Master Académique**

**Par : Seraiche Ibtissam**

**Hadj Hafsi Lina**

**Intitulé**

**Classification Des Signaux  
Electroencéphalographie Pour La Détection  
Des Crises D'épilepsie**

**Soutenu devant le jury composé de :**

<b>Amri Said</b>	<b>Université de M'sila</b>	<b>Président</b>
<b>Benazi Makhlouf</b>	<b>Université de M'sila</b>	<b>Rapporteur</b>
<b>Chalabi Nourelhouda</b>	<b>Université de M'sila</b>	<b>Examineur</b>

**Année universitaire : 2022/ 2023**



**REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE**

**MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHESCIENTIFIQUE**

**UNIVERSITEMOHAMED BOUDIAF - M'SILA**

**Faculté des Mathématiques et de  
l'informatique**

**Département d'informatique**

**N° :**



**DOMAINE : Mathématiques et**

**Informatique**

**FILIERE : INFORMATIQUE**

**OPTION : SIGL**

**Mémoire présenté pour l'obtention**

**Du diplôme de Master Académique**

**Par : Seraiche Ibtissam**

**Hadj Hafsi Lina**

**Intitulé**

**Classification Des Signaux  
Electroencéphalographie Pour La Détection  
Des Crises D'épilepsie**

**Soutenu devant le jury composé de :**

Amri Said	Université de M'sila	Président
Benazi Makhlouf	Université de M'sila	Rapporteur
Chalabi Nourelhouda	Université de M'sila	Examineur

**Année universitaire : 2022/ 2023**

## *Dédicace*

*Je dédie ce modeste travail à mes chers parents pour leur amour, leur confiance ainsi que leurs encouragements.*

*À mes chers frères Mehdi et ANIS, je leur souhaite une vie pleine de bonheur et de succès.*

*Ainsi à ma grand-mère et mon grand-père que dieu leur procure la bonne santé sans oublier mon binôme et chère amie IBTISSAM Pour son entente et sa sympathie je vous souhaite une bonne chance, à mes amis et toute la famille et tous ceux qui m'ont encouragé de près ou de loin. Je vous dis merci.*

*Puisse Dieu vous donne santé, bonheur, courage et surtout la réussite.*

*LINA HADJ HAFSI*

## *Dédicace*

*Louange à Allah, par Ses bienfaits vertueux, à Lui soit louange jusqu'à Sa satisfaction Au propriétaire d'une biographie parfumée, malgré son absence, et à qui je porte son nom avec fierté, à mon père, que Dieu lui fasse miséricorde.*

*À celle qui a placé le paradis sous ses pieds, au cœur chaleureux et à la poitrine miséricordieuse, à celle à qui je dois une gratitude infinie pour tout ce qu'elle a accompli, à la prunelle de mes yeux, ma chère mère.*

*À mon soutien et à la source de mon bonheur, ma deuxième mère bien-aimée, ma chère sœur Nadjwa. À celui qui a illuminé mon cœur et éliminé les obstacles de mon chemin, mon frère et mon deuxième père, mon cher frère Kamal. À ceux qui sont plus proches de mon âme que de mon soutien et de ma consolation dans cette vie, mes chères sœurs Laila, Sana et la petite Inass, que Dieu vous protège pour moi. À celle qui offre son soutien et son encouragement sans rien attendre en retour, à la chère épouse de mon frère, Sabah, je vous souhaite le bonheur. Aux petites mains qui frappent à ma porte, apportant la joie et la vie à mes jours, Salma, Nour EL- Dine, Sereen et Noufal, que Dieu vous protège.*

*À ma merveilleuse, compagne de mon âme, mon amie et ma bien-aimée Khawla, je te souhaite tout le bonheur.*

*À celle qui partage avec moi les épreuves, à ma compagne pleine d'espoir, mon amie Lina, félicitations à nous deux.*

*Je dédie ma réussite à ma chère patrie, ainsi qu'à ma famille, mes proches et mes précieux amis. Merci du fond du cœur pour chaque grain d'effort et d'aide apportés à mon parcours et à ma réussite.*

*IBTISSAM SERAICHE*

## **REMERCIEMENT**

*Nous remercions dieu de nous avoir donné la force pour accomplir ce travail.*

*Nous remercions notre encadreur*

*Mr : M. BENAZI pour son aide, son encouragement, sa patience et surtout ses judicieux conseils.*

*Et nous n'oublions pas tous les enseignants de département informatique.*

*J'adresse aussi mes remerciements à tous les amis et collègues surtout ceux qui m'ont apporté un soutien moral, patience et une amitié inoubliable.*

*Enfin, je ne saurais terminer ces remerciements sans remercier les parents, qui m'ont accompagné tout au long de mes études par leur amour inconditionnel et leur soutien constant.*



# **SOMMAIRE**

# SOMMAIRE

---

REMERCIEMENT .....	i
SOMMAIRE .....	ii
LISTE DES FIGURES .....	v
LISTE DES TABLEAUX .....	viii
LISTE DES ABREVIATIONS .....	x
<b>INTRODUCTION GÉNÉRALE .....</b>	<b>1</b>
<b>CHAPITRE 1 : CONTEXTE, ETAT DE L'ART ET PROBLEMATIQUE .....</b>	<b>4</b>
<b>1.1 INTRODUCTION.....</b>	<b>5</b>
<b>1.2 NOTIONS GENERALES SUR L'ÉPILEPSIE.....</b>	<b>5</b>
1.2.1 Historique de la découverte de l'épilepsie .....	5
1.2.2 L'épilepsie.....	6
1.2.3 Une crise épileptique.....	6
1.2.4 La classification des crises épileptiques.....	7
1.2.5 Causes et symptômes .....	8
1.2.6 Les traitements possibles.....	9
<b>1.3 METHODES D'INVESTIGATION : DIAGNOSTIC .....</b>	<b>10</b>
<b>1.4 ELECTROENCEPHALOGRAPHIE .....</b>	<b>11</b>
1.4.1 Les principaux rythmes de l'E.E. G .....	12
1.4.2 Les Perturbation .....	13
<b>1.5 ETAT DE L'ART .....</b>	<b>14</b>
<b>1.6 CONCLUSION .....</b>	<b>16</b>
<b>CHAPITRE 2 :CLASSIFICATION EEG.....</b>	<b>17</b>
<b>2.1 INTRODUCTION .....</b>	<b>18</b>
<b>2.2 EXPLORATION DE DONNEES.....</b>	<b>18</b>
2.2.1 Le clustering .....	18
2.2.2 La régression .....	19
2.2.3 La classification .....	19
2.2.4 Apprentissage automatique .....	20
<b>2.3 ALGORITHMES D'APPRENTISSAGES POUR CLASSIFICATION.....</b>	<b>21</b>
2.3.1 Machine à vecteurs de support (SVM).....	21
2.3.2 LES k-PLUS PROCHES VOISINS (k-NN) .....	22
2.3.3 Apprentissage Profond.....	22
2.3.3.1 Les réseaux neuronaux convolutifs (CNN).....	22

## SOMMAIRE

---

2.3.3.2	Les réseaux neuronaux récurrents (RNN) .....	23
<b>2.4</b>	<b>ÉVALUATION DES PERFORMANCES DE LA CLASSIFICATION EEG .....</b>	<b>23</b>
2.4.1	Spécificité.....	24
2.4.2	L'exactitude .....	24
2.4.3	Sensibilité.....	24
2.4.4	La précision .....	24
<b>2.5</b>	<b>APPLICATION DE CLASSIFICATION EEG .....</b>	<b>25</b>
2.5.1	Interface cerveau-ordinateur .....	25
2.5.2	La détection précise du sommeil et la prédiction opportune d'un sommeil précis	26
2.5.3	La charge de travail cognitif .....	26
<b>2.6</b>	<b>CONCLUSION .....</b>	<b>27</b>
 <b>CHAPITRE 3 : ETUDE ET CLASSIFICATION EEG .....</b>		<b>28</b>
<b>3.1</b>	<b>INTRODUCTION .....</b>	<b>29</b>
<b>3.2</b>	<b>MATERIELS ET METHODES .....</b>	<b>29</b>
3.2.1	Base de données .....	29
3.2.2	Matlab .....	30
3.2.1	Classification .....	30
<b>3.3</b>	<b>DISCUSSION ET RESULTATS .....</b>	<b>31</b>
<b>3.4</b>	<b>ÉTUDE COMPARATIVE.....</b>	<b>40</b>
<b>3.5</b>	<b>CONCLUSION .....</b>	<b>42</b>
<b>CONCLUSION GÉNÉRALE .....</b>		<b>43</b>
<b>BIBLIOGRAPHIE .....</b>		<b>45</b>



**LISTE DES FIGURES**

## LISTE DES FIGURES

---

### CHAPITRE 1 : CONTEXTE, ETAT DE L'ART ET PROBLEMATIQUE.

Figure 1-1 : Les crises généralisées et partielles .....	8
Figure 1-2 : Enregistrement d'un signal EEG (à gauche), et le signal EEG enregistré par l'ordinateur (à droite).....	12
Figure 1-3 : Exemple des différents rythmes corticaux du signal EEG à l'ordre du micro volt par rapport au temps (1 seconde) chez un être humain.....	13
Figure 1-4 : Exemple de signaux contaminés par des artefacts de mouvements oculaires(a), de clignements(b), et d'origine musculaire(c); (en montage bipolaire) ....	14

### CHAPITRE 2 : CLASSIFICATION EEG.

Figure 2-1 : Apprentissage automatique .....	20
Figure 2-2 : Machine à vecteurs de support.....	21
Figure 2-3 : k-PLUS PROCHE VOISIN .....	22
Figure 2-4 : réseau de neurones convolutifs .....	23
Figure 2-5 : Réseau de neurones récurrents .....	23
Figure 2-6 : Structure-dune-interface-cerveau-machine .....	26

### CHAPITRE 3 : ETUDE ET CLASSIFICATION EEG.

Figure 3-1 : Le processus de classification : de la collecte des données à l'évaluation des performances du modèle .....	31
Figure 3-2 : Exemple de code source d'application pour l'algorithme KNN sur Matlab	32
Figure 3-3 : évaluer l'exactitude à chaque valeur de K.....	33
Figure 3-4 : La matrice de confusion montrant les différentes prévisions et résultats des tests effectués avec le classificateur KNN .....	34
Figure 3-5 : La courbe ROC avec le classificateur KNN.....	34
Figure 3-6 : Exemple de code source d'application pour l'algorithme SVM sur Matlab	35
Figure 3-7 : La matrice de confusion montrant les différentes prévisions et résultats des tests effectués avec le classificateur SVM .....	36
Figure 3-8 : La courbe ROC avec le classificateur SVM.....	36
Figure 3-9 : Exemple de code source d'application pour l'algorithme l'Apprentissage Profond sur Matlab.....	37
Figure 3-10 : Evaluer l'exactitude à chaque valeur de couche .....	38

## LISTE DES FIGURES

---

Figure 3-11 : La matrice de confusion montrant les différentes prévisions et résultats des tests effectués avec le classificateur Apprentissage Profond.....	39
Figure 3-12 : La courbe ROC avec le classificateur Apprentissage Profond .....	39
Figure 3-13 : Histogramme 1 de la Performance des classifieur en terme l'exactitude ..	40
Figure 3-14 : Histogramme 2 de la Performance des classifieur en terme le temps .....	41



**LISTE DES TABLEAUX**

## LISTE DES TABLEAUX

---

### CHAPITRE 3 : ETUDE ET CLASSIFICATION EEG.

TABLE 3-1 : Résultat de L'exactitude obtenu à chaque Voisinage Nombre (k) .....	33
TABLE 3-2 : Résultat de précision obtenu à chaque Le nombre des couches cachée .	38
TABLE 3-3 : Comparaison entre les performances des différents algorithmes de classification.....	40



**LISTE DES ABREVIATIONS**

# ABREVIATIONS

ASPA :	Automated Seizure Prediction Algorithm
CNN :	Réseaux Neuronaux Convolutifs
CSSVM:	Common Spatial Patterns and Support Victor Machine
EEG :	Electroencéphalogramme
ILAE :	Ligue Internationale Contre L'épilepsie
IRM :	Imagerie par Résonance Magnétique
K-NN :	k-PLUS PROCHES VOISINS
LCR :	Liquide céphalo-rachidien
RNN :	Réseaux Neuronaux Récurrents
SVM:	Support Victor Machine
TLE:	Temporal Lobe Epilepsy



**INTRODUCTION  
GÉNÉRALE**

## INTRODUCTION GÉNÉRALE

---

L'épilepsie est une maladie neurologique qui se manifeste par des décharges électriques anormales et excessives dans le cerveau. Ces sécrétions provoquent des crises qui entraînent divers symptômes tels que des spasmes musculaires, des changements de conscience, des sensations étranges ou des comportements inhabituels.

La compréhension et la classification des signaux EEG jouent un rôle essentiel dans la détection et la prise en charge de l'épilepsie. L'EEG enregistre l'activité électrique du cerveau à l'aide d'électrodes placées sur le cuir chevelu, détectant ainsi les schémas distinctifs associés aux crises d'épilepsie.

L'objectif de la classification des signaux EEG dans le contexte de l'épilepsie est de fournir une évaluation précise des crises et de permettre une intervention médicale appropriée. En identifiant et en distinguant les périodes de crise des périodes sans crise, il est possible de mieux comprendre le développement de la maladie, de personnaliser les traitements et d'améliorer la qualité de vie des patients épileptiques.

Dans ce cas, différentes méthodes de classification seront utilisées, telles que les algorithmes basés sur les plus proches voisins (KNN), les machines à vecteurs de support (SVM) ou l'apprentissage profond.

Nous explorerons les différents aspects de cette problématique à travers les chapitres à venir.

Nous commencerons par présenter l'épilepsie en expliquant les concepts de base de la maladie et en soulignant l'importance de comprendre les troubles cérébraux pour classer les crises de manière appropriée. Nous évoquerons également la technologie de détection des données EEG, qui joue un rôle clé dans la mesure de l'activité cérébrale ensuite, Dans le chapitre II, nous étudierons les différentes méthodologies de classification utilisées pour prédire les différents types de crises d'épilepsie et diagnostiquer correctement la maladie. Nous passerons en revue la science des données et ses différents outils, ainsi que les méthodes de classification supervisées et non supervisées, en nous concentrant sur des algorithmes tels que SVM, KNN et l'apprentissage profond. Nous explorerons également d'importantes mesures de performance et examinerons quelques applications de classification.

## INTRODUCTION GÉNÉRALE

---

Enfin Dans le chapitre III, nous mènerons une étude comparative des algorithmes de classification en utilisant des bases de données et le logiciel MATLAB. Nous utiliserons des mesures de performance telles que la précision, l'exactitude, la sensibilité, la Spécificité et le score F1 pour évaluer les performances des algorithmes KNN et SVM et des algorithmes d'apprentissage profond. Ces résultats nous permettront de déterminer l'algorithme le plus précis pour la classification des signaux EEG.

La classification des signaux EEG pour détecter les crises d'épilepsie est une approche prometteuse qui continue d'évoluer, offrant de nouvelles possibilités d'améliorer la qualité de vie des personnes atteintes d'épilepsie en permettant un diagnostic plus précis et une gestion plus efficace de leur état.

## **CHAPITRE 1**



### **CONTEXTE, ETAT DE L'ART ET PROBLEMATIQUE**

## 1.1 Introduction

L'épilepsie est un problème de santé publique touchant tous les personnes du monde. Il s'agit d'une maladie neurologique chronique caractérisée par la récurrence de crises d'épilepsie, qu'elles soient automatiques ou non automatiques.

Les médecins diagnostiquent cette maladie en analysant les signaux électriques du cerveau, enregistrés par l'EEG. Les détecteurs automatiques, basés sur des algorithmes de classification, sont utilisés pour soutenir ce processus de diagnostic et aider à trouver le bon traitement pour chaque patient.

Dans la première section de ce chapitre, il y aura des concepts généraux sur l'épilepsie qui seront recueillie : la date de détection de la maladie, ses causes et symptômes causés par elle et les traitements actuels possibles.

Ensuite Dans la section II, il y aura des méthodes de diagnostic ainsi que la description des signaux électriques EEG. Enfin La section III présentera la position de ce travail dans l'utilisation de différents types de méthodologies pour développer une notation des signaux, et enfin la conclusion sera résumée tous les points mentionnés.

## 1.2 Notions générales sur l'épilepsie

### 1.2 .1 Historique de la découverte de l'épilepsie

Le L'épilepsie tire son nom du mot grec "épilepsie", qui signifie saisir, attaquer ou arrêter brusquement. Cependant, la maladie était déjà connue des Babyloniens sous le nom de "benu" dans le Code d'Hammurabi, et des Égyptiens sous le nom de "nsjt" dans le Papyrus Ebers.

Le premier véritable traité sur l'épilepsie est attribué à Hippocrate avec son ouvrage "De la Maladie sacrée", mais ce n'est qu'au XVIe siècle que des auteurs tels que Cardan et Gabuccini écrivent des ouvrages plus complets sur le sujet, principalement en latin. La première publication en langue française, qui n'est pas une traduction des auteurs classiques, est celle de Jean Taxil en 1602 avec son traité (Traicté de l'Epilepsie, Maladie vulgairement appelée au pays de Provence, la gouttete aux petits enfans) (titre original).

Jusqu'à la fin du Moyen Âge, on croyait que cette maladie était causée par une possession démoniaque, ce qui entravait toute avancée significative dans la

compréhension scientifique de la maladie. Au XVIII<sup>e</sup> siècle, une approche scientifique émerge avec le traité sur l'épilepsie de Tissot en 1770, marquant ainsi un intérêt croissant pour cette pathologie.

La première moitié du XIX<sup>e</sup> siècle a été marquée par d'importants progrès dans la terminologie, la neuropathologie et le traitement de l'épilepsie. Vers la fin de ce siècle, les avancées technologiques en médecine ont permis de mieux comprendre les épilepsies. L'essor de la neurochirurgie a ouvert la voie au traitement chirurgical de l'épilepsie, avec notamment la réussite de résection de zone épileptogène par Sir Victor Horsley en 1886.

Le diagnostic de l'épilepsie a également connu des avancées grâce à l'introduction de l'Electroencéphalogramme (EEG) chez l'homme par Hans Berger en 1929, ce qui a permis une nouvelle approche de compréhension de la maladie. Depuis lors, des recherches dans tous les domaines, tant médicaux que techniques, ont été menées pour améliorer les traitements disponibles aux patients.

Les progrès en pharmacologie et en neurochirurgie ont permis d'améliorer les options de traitement, tandis que les avancées technologiques et les améliorations des méthodes d'imagerie ont contribué à améliorer le diagnostic de l'épilepsie. [1]

### 1.2.2 L'épilepsie

Depuis 2005, l'épilepsie est définie par la ligue internationale contre l'épilepsie (ILAE) comme une affection neurologique qui se caractérise par des crises récurrentes se manifestant par de brefs épisodes de tremblements involontaires liées à une décharge anormale, excessive et hyper synchrone d'une population plus ou moins étendue de neurones du cortex cérébral. Elles peuvent toucher une partie ou l'ensemble du corps. La maladie d'épilepsie est définie par la répétition de crises chez le même sujet. Une crise épileptique unique ou la répétition dans le cadre d'une affection cérébrale aiguë ne constitue donc pas une maladie épileptique, il s'agit de crises accidentelles accompagnant un dysfonctionnement transitoire et réversible du système nerveux central. [2]

### 1.2.3 Une crise épileptique

Une crise est une perturbation électrique du cerveau provoquée par des cellules cérébrales qui se déclenchent de manière très rythmée. Le type de crise dont souffre une

personne dépend de la partie et de la quantité de cerveau touchée par le dérangement électrique. [3]

#### 1.2.4 Classification des crises

Les crises d'épilepsie sont caractérisées par des changements brefs et intenses dans l'activité électrique du cerveau. Elles peuvent se produire dans une zone spécifique du cerveau ou impliquer l'ensemble du cerveau. Les crises sont généralement classées en deux catégories principales : les crises généralisées et les crises partielles.

##### •Les crises généralisées :

Ces crises sont provoquées par des décharges électriques qui se propagent simultanément dans les deux hémisphères du cortex cérébral. Elles se manifestent par une perte de conscience immédiate accompagnée de convulsions généralisées. Les crises généralisées se déclinent en différentes formes, notamment :

- **Les crises myocloniques** : caractérisées par des mouvements soudains des bras et des jambes. Les crises d'absence (petit mal) : entraînant une brève perte de conscience avec de légers mouvements musculaires.

- **Les crises d'absence (petit mal)** : entraînant une brève perte de conscience avec de légers mouvements musculaires.

- **Les crises atoniques** : se manifestant par des chutes dues à une perte soudaine du tonus musculaire.

- **Les crises tonico-cloniques (grand mal)** : la forme la plus intense de crise généralisée, marquée par une perte de conscience, une rigidité musculaire, des mouvements convulsifs et une possible perte d'urine.

##### •Les crises partielles (ou focales) :

Ces crises débutent dans une zone spécifique du cortex cérébral et peuvent se propager à d'autres régions. Les symptômes observés dépendent de la zone affectée et peuvent être de nature motrice, sensorielle, végétative, psychique, dysphasique (trouble de la parole) ou dysmnésique (trouble de la mémoire). Les crises partielles peuvent être

simples, sans altération de la conscience, ou complexes, avec une altération de la conscience.

- **Les crises partielles simples** : ne provoquent pas de perte de conscience, mais peuvent entraîner des changements émotionnels ou sensoriels tels que des altérations du goût, de l'odorat, de la vision et de l'ouïe, ainsi que des mouvements involontaires des membres et des étourdissements.

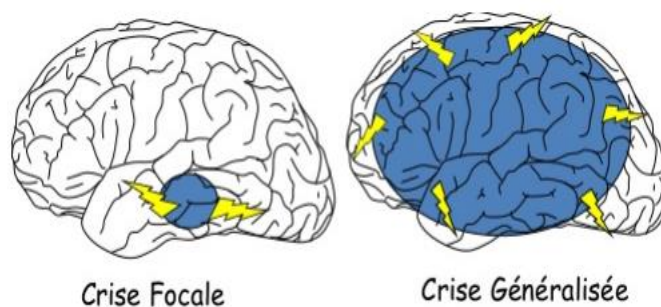
- **Les crises partielles complexes** : se caractérisent par une perte de conscience et des mouvements involontaires, tels que marcher en cercle ou mastiquer de manière incontrôlée.

• **Les crises inclassables** :

Ces crises sont peu fréquentes et présentent peu d'informations cliniques permettant de les classer dans l'une des catégories précédentes.

• **État de mal épileptique** :

Il s'agit d'une succession à court terme de plusieurs crises, qu'elles soient généralisées ou partielles. Cet état peut entraîner un coma, des troubles respiratoires et de la fièvre. Il est souvent difficile à contrôler avec le traitement et peut être potentiellement mortel. L'état de mal épileptique est un risque grave associé à toutes les formes d'épilepsie. [4]



**Figure 1.1:** Les crises généralisées et partielles.

### 1.2.5 Causes et symptômes

➤ **Les causes possibles de cette maladie comprennent :**

- Une lésion cérébrale due à des traumatismes prénatals ou périnatals (manque d'oxygène, traumatisme à la naissance ou faible poids de naissance).
- Un accident vasculaire cérébral privant le cerveau d'oxygène.
- Une infection touchant le cerveau, comme une méningite, une encéphalite ou une neurocysticercose.
- Certains syndromes génétiques. [5]

➤ **Les symptômes possibles de cette maladie comprennent :**

- Mouvements saccadés des bras et des jambes.
- Perte de conscience.
- Problèmes respiratoires ou arrêts respiratoires.
- Perte du contrôle de l'intestin ou de la vessie.
- Chute soudaine sans raison apparente, surtout lorsqu'elle est combinée à une perte de conscience.
- Ne pas répondre au bruit ou aux mots pendant de courtes périodes. [6]

### 1.2.6 Les traitements possibles

Actuellement, la principale forme de traitement pour traiter les patients atteints d'épilepsie est la médication. Si ce traitement ne fonctionne pas, un traitement chirurgical est suggéré.

▪ **Les traitements pharmaceutiques :**

Il existe de nombreux types de médicaments utilisés pour traiter les convulsions et l'épilepsie. Les médicaments sont sélectionnés en fonction du type de crise, de l'âge de l'enfant, des effets secondaires, du coût du médicament et de l'adhésion à l'utilisation du médicament. Les médicaments utilisés à la maison sont généralement pris par la bouche

(sous forme de gélules, de comprimés, de pépites ou de sirop), mais certains peuvent être administrés par voie rectale (dans le rectum de l'enfant). Si l'enfant est à l'hôpital avec des convulsions, des médicaments par injection ou par voie intraveineuse (IV) peuvent être utilisés. [6]

- Les traitements chirurgicaux :

La chirurgie de l'épilepsie est en plein développement et consiste à enlever une zone du cerveau qui est responsable de la genèse de crises partielles. Elle est réservée à certains patients (enfants et adultes) et pratiquée dans des centres spécialisés. Dans le cas où la chirurgie curative est contre-indiquée, il existe une alternative chirurgicale qui peut renforcer l'effet du traitement médicamenteux. Il s'agit de la stimulation du nerf vague.

Une prise en charge spécifique des troubles psychologiques associés à l'épilepsie peut permettre au patient de gérer au mieux la maladie et son traitement. [7]

### 1.3 Méthodes d'investigation : Diagnostic

Pour diagnostiquer une crise et en comprendre pleinement l'étendue, des évaluations médicales approfondies et des tests diagnostiques sont nécessaires. Le diagnostic se fait généralement à travers un examen physique et des tests spécifiques. Pendant l'examen, le médecin recueille un historique médical complet du patient et de sa famille, et pose des questions sur les épisodes de crises. Étant donné que les convulsions peuvent être liées à des problèmes neurologiques, un suivi médical approfondi est souvent nécessaire.

Les tests diagnostiques qui peuvent être réalisés comprennent :

- Analyses de sang : Ces tests permettent de détecter d'éventuelles anomalies métaboliques ou infections.
- Électroencéphalogramme (EEG) : Cette procédure enregistre l'activité électrique continue du cerveau à l'aide d'électrodes placées sur le cuir chevelu. L'EEG peut aider à identifier les schémas électriques anormaux associés aux crises épileptiques.
- Imagerie par résonance magnétique (IRM) : Cette technique d'imagerie utilise des aimants puissants, des radiofréquences et un ordinateur pour produire des images

détaillées des structures du cerveau. L'IRM peut aider à identifier les lésions cérébrales ou les anomalies structurelles qui pourraient être à l'origine des crises.

- Tomodensitométrie (CT scan) : Cette procédure utilise des rayons X et une technologie informatique pour créer des images transversales détaillées du corps. Un scanner peut aider à détecter les lésions cérébrales ou les saignements qui pourraient être associés aux crises.
- Ponction lombaire : Il s'agit d'une procédure dans laquelle une aiguille est insérée dans le bas du dos pour prélever un échantillon de liquide céphalo-rachidien(LCR) qui entoure le cerveau et la moelle épinière. Le LCR peut être testé pour détecter d'éventuelles infections ou anomalies.

Ces différents tests permettent aux médecins de recueillir des informations précieuses sur la nature des crises et de déterminer les causes sous-jacentes, ce qui aide à établir un diagnostic précis et à élaborer un plan de traitement adapté. [6]

### 1.4 L'Electroencéphalographie

L'électroencéphalogramme (EEG) est un examen non douloureux utilisé pour enregistrer l'activité électrique du cerveau. Il est réalisé en plaçant une quinzaine d'électrodes sur le cuir chevelu, dans des régions spécifiques du crâne. L'activité électrique des neurones est ensuite enregistrée, amplifiée et affichée sous forme de tracé sur papier ou sur un écran d'ordinateur.

Le patient peut être en position assise ou allongée pendant l'examen, qui peut être effectué chez un neurologue ou à l'hôpital. La durée de l'examen est généralement d'environ trente minutes et ne nécessite pas de préparation particulière.

L'EEG comprend plusieurs phases, notamment un enregistrement au repos, avec ouverture et fermeture des yeux à la demande, une épreuve d'hyperventilation (respiration rapide) et des stimulations lumineuses intermittentes à l'aide d'un stroboscope. Chez les jeunes enfants, l'examen peut être réalisé pendant leur sommeil naturel, par exemple lors d'une sieste.

Dans certains cas, un enregistrement vidéo peut être réalisé simultanément pour visualiser toute crise éventuelle survenant pendant l'EEG. Parfois, le médecin peut prescrire un enregistrement sur 24 heures à l'aide d'un boîtier portable appelé "holter",

pendant lequel le patient mène une vie normale. Il peut également être nécessaire de réaliser un enregistrement spécifique pendant le sommeil.

L'analyse des enregistrements EEG porte sur la localisation des anomalies électriques dans le cerveau, leur fréquence et leur durée, ainsi que sur les modifications du tracé qui peuvent survenir suite aux stimulations. Ces informations permettent d'orienter le diagnostic et d'évaluer différentes conditions neurologiques, telles que l'épilepsie, les troubles du sommeil, les lésions cérébrales, ou d'autres affections du système nerveux central. [8]



**Figure 1.2 :** Enregistrement d'un signal EEG (à gauche), et le signal EEG enregistré par l'ordinateur (à droite).

### 1.4.1 Les principaux rythmes de l'E.E. G

Les principaux rythmes de l'EEG sont classés en fonction de leur fréquence et de leur amplitude, ainsi que de leur localisation sur le cuir chevelu. Voici les principaux rythmes de l'EEG :

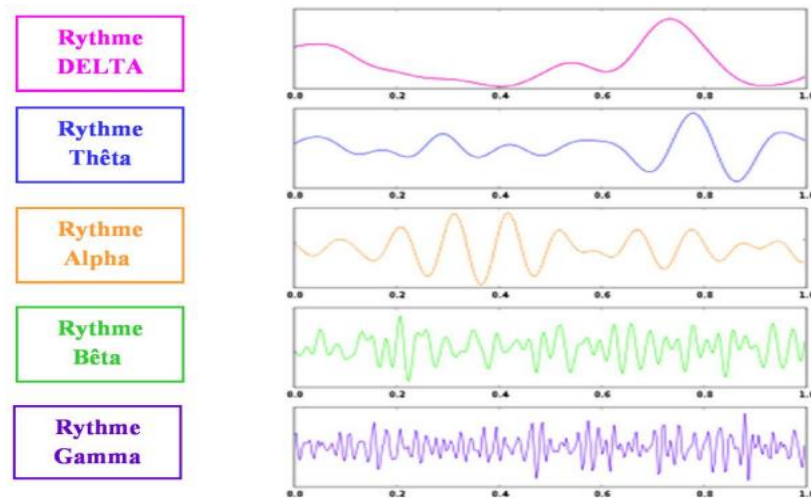
- Rythme Delta** : Les ondes Delta ont une fréquence inférieure à 4 Hz (habituellement 0,1-3,5 Hz) et sont observées principalement pendant le sommeil profond chez les adultes.
- Rythme Thêta** : Les ondes Thêta ont une fréquence de 4 à 8 Hz. Elles sont associées à des états de somnolence, d'hypnose et à des processus émotionnels et cognitifs.
- Rythme Alpha** : Les ondes Alpha ont une fréquence de 8 à 13 Hz. Elles sont généralement observées lorsque le sujet est éveillé et a les yeux fermés. Les ondes Alpha

sont particulièrement présentes dans la région pariéto-occipitale du cerveau. On les retrouve également dans la région du cortex sensorimoteur, où elles sont appelées ondes Mu ( $\approx 10$  Hz), et sont associées à la préparation des mouvements moteurs.

•**Rythme Bêta** : Les ondes Bêta sont observées dans la bande de fréquence de 13 à 30 Hz. Elles sont généralement observées chez les adultes éveillés et sont associées à l'exécution ou à l'imagination de mouvements, principalement dans la région frontale et centrale du cerveau.

•**Rythme Gamma** : Le rythme Gamma est centré autour de 40 Hz. Il est généralement invisible dans un enregistrement EEG standard. Les ondes Gamma sont associées à des activités complexes du cerveau.

La classification des ondes EEG en fonction de leur fréquence permet aux médecins et aux chercheurs d'identifier et d'interpréter les différents états de fonctionnement du cerveau, ainsi que les éventuelles anomalies présentes. [9]



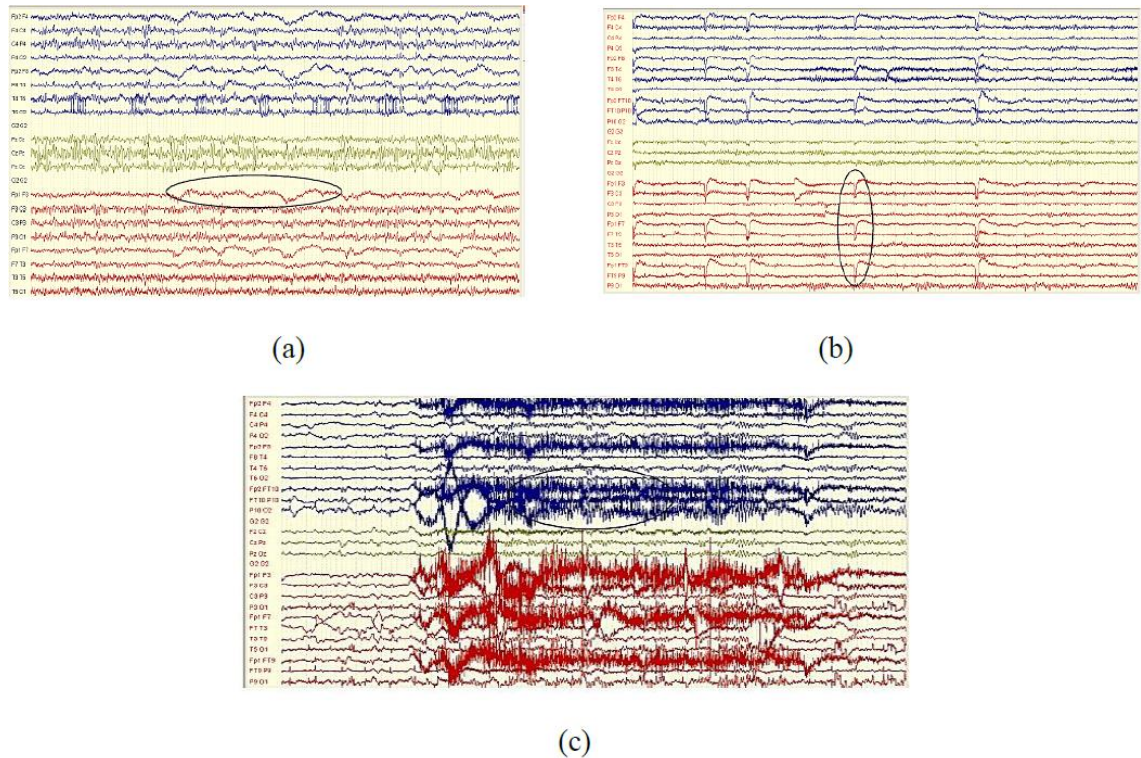
**Figure1.3** : Exemple des différents rythmes corticaux du signal EEG à l'ordre du micro volt par rapport au temps (1 seconde) chez un être humain.

### 1.4.2 Les Perturbations

Les signaux EEG peuvent être affectés par divers types de perturbations, qui peuvent être regroupées en deux catégories : les artefacts et le bruit.

**1-Les artefacts** : sont des activités électro-physiologiques non cérébrales d'origine corporelle enregistrées par l'EEG. Ces artefacts peuvent inclure des mouvements

oculaires, des clignements, des activités musculaires et cardiaques. Il est important de détecter et de retirer ces artefacts des signaux EEG pour améliorer la qualité de l'enregistrement et faciliter l'interprétation des données.



**Figure 1.4 :** Exemple de signaux contaminés par des artefacts de mouvements oculaires(a), de clignements (b), et d'origine musculaire(c) ; (en montage bipolaire).

**2-Le bruit :** est une composante du signal mesuré qui n'est pas informative pour l'application. Il existe deux types de bruit dans les signaux EEG. Le premier type est l'activité qui n'a généralement pas d'explication clinique connue, comme les fréquences supérieures à 40 Hz (les hautes fréquences). Le deuxième type de bruit est le bruit de mesure, qui est dû essentiellement à l'instrumentation (électrodes, fils électriques) et à l'environnement. Il est important de minimiser le bruit pour obtenir des signaux EEG de haute qualité. [10]

### 1.5 Etat de l'art

Depuis 45 ans, la recherche sur la détection des pics épileptiques à l'EEG est en cours, mais aucune solution adaptée n'a encore été établie. Différentes approches ont été utilisées pour la détection du syndrome épileptique. Voici quelques-unes des tactiques utilisées par certains chercheurs :

**Meng et al :** Ils ont développé un algorithme de prédiction des points de commencement des crises en se basant sur la détermination d'un maximum de ressemblance. Le signal EEG est filtré en sous-bandes, puis traité par une décomposition en ondelette de troisième ordre. Le signal est ensuite décrit selon 24 caractéristiques différentes.

**D'Alessandro et al :** Leur approche consiste à sélectionner automatiquement à la fois la caractéristique et le canal pour anticiper les crises d'épilepsie environ 10 minutes avant leur déclenchement.

**Van Putten et al :** Ils ont travaillé sur les épilepsies temporales (TLE) et ont comparé 16 caractéristiques. Ils ont constaté que la combinaison de classificateurs donne de meilleurs résultats, et l'index de symétrie du cerveau semble être la méthode la plus performante.

D'autres combinaisons de techniques ont également été utilisées, donnant des résultats similaires :

**Netoff et al :** Ils ont développé un algorithme de classification basé sur une base de données de 9 patients provenant de la base de données de Freiburg.

**Shiau et al :** Leur algorithme d'anticipation automatisé (ASPA) est basé sur des techniques non linéaires et des seuils de transition adaptifs selon l'état actuel des interactions dynamiques dans différentes régions du cerveau.

**Senger et al :** Ils ont utilisé des réseaux non linéaires cellulaires (CNN), également appelés "brain-like computing", pour travailler sur 2 patients ayant 10 crises.

**Duman et al :** Ils ont utilisé la transformée de Hilbert-Huang et ont obtenu des résultats comparables.

**Zandi et al :** Leur approche combine un modèle personnalisé Gaussien Bayésien avec des intervalles de passages par zéro.

**Zheng et al :** Ils ont développé un modèle de prédiction basé sur la méthode de CSSVM (Common Spatial Patterns and Support Vector Machine) en utilisant une machine de support de vecteurs (SVM).

Ces différentes approches témoignent des efforts déployés pour développer des méthodes de détection des crises épileptiques à partir des signaux EEG, mais des recherches supplémentaires sont nécessaires pour parvenir à des solutions plus précises et fiables.

[11]

### 1.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons d'abord introduit l'épilepsie par la définition et mentionné les concepts les plus fondamentaux de la maladie afin de comprendre les troubles cérébraux et la façon de classer les crises, puis nous avons mis l'accent sur la technologie de détection des données EEG C'est une technique pour mesurer l'activité cérébrale.

Dans le chapitre suivant, nous étudierons les différentes méthodologies de classification adoptées pour prédire les différents cas d'épilepsie et le diagnostic correct de la maladie.

## **CHAPITRE 2**



### **CLASSIFICATION EEG**

## 2.1 Introduction

La classification des signaux EEG est un problème difficile en raison de la complexité des signaux et de la nécessité d'identifier avec précision des modèles qui peuvent être exacts ou difficiles à discerner.

Ces dernières années, des études ont montré la contribution de la science des données et de l'apprentissage automatique à la détection et à la classification des signaux EEG chez les sujets épileptiques.

Dans la première partie de ce chapitre, nous parlerons de l'exploration des données et de certains de ses outils et techniques, tels que : Le clustering, la régression, l'apprentissage automatique et la classification.

Ensuite Dans la deuxième partie, nous décrirons brièvement les algorithmes de détection des crises et certains des critères d'évaluation de l'efficacité des algorithmes de détection.

Enfin, nous parlerons des applications actuelles de la classification de l'EEG.

## 2.2 Exploration de données

Exploration de données est la pratique consistant à rechercher automatiquement de grandes quantités de données afin de découvrir des tendances et des modèles qui vont au-delà de la simple analyse. Il est souvent couplé à l'Apprentissage profond et à l'apprentissage automatique. Exploration de données utilise des algorithmes mathématiques sophistiqués pour segmenter les données et évaluer la probabilité d'événements futurs. Exploration de données est également connue sous le nom de découverte de connaissances dans les données.

L'exploration des données implique de connaître de nombreux concepts, outils et techniques qui tournent autour de cette idée. Les plus importants d'entre eux sont : **[12]**

### 1.2.1 Le clustering

Est une technique d'exploration de données, consiste à regrouper des objets ou des points de données similaires en clusters en fonction de leurs caractéristiques ou attributs. Son objectif est d'identifier des structures ou des tendances significatives dans

les données en regroupant des points de données similaires tout en les distinguant des points de données appartenant à d'autres clusters. Il existe plusieurs algorithmes de clustering, chacun ayant ses propres avantages et limites. Parmi les exemples courants figurent les moyennes-k, le clustering hiérarchique et le clustering basé sur la densité.

[13]

### 2.2.1 La régression

Est une forme de technique d'apprentissage automatique supervisé qui tente de prédire tout attribut à valeur continue. Il analyse la relation entre une variable cible (dépendante) et sa variable prédictive (indépendante). La régression est un outil important pour l'analyse des données qui peut être utilisé pour la modélisation des séries chronologiques, les prévisions et d'autres. Les techniques d'extraction de données de régression sont de types variés et aident à couvrir un large éventail d'hypothèses de prédiction et d'impact qui sont ensuite utiles pour organiser des ensembles de données d'apprentissage automatique.

Les types de régression de base peuvent être classés comme suit :

1. Régression linéaire
2. Régression polynomiale
3. Régression logistique
4. Régression de crête
5. Régression au lasso. [14]

### 2.2.3 La classification

Est une méthode courante qui sépare les points de données en différentes catégories. Il vous permet d'organiser des ensembles de données de toutes sortes, y compris des ensembles de données complexes et de grande taille ainsi que des ensembles de données petits et simples.

Il s'agit essentiellement d'utiliser des algorithmes que vous pouvez facilement modifier pour améliorer la qualité des données. C'est une grande raison pour laquelle l'apprentissage Supervisé est particulièrement fréquent dans la classification des

techniques d'extraction de données. L'objectif principal de la classification est de relier la variable d'intérêt aux variables requises. La variable d'intérêt doit être de type qualitatif.

Il existe plusieurs types d'algorithmes de classification, chacun ayant ses propres fonctions et applications. Tous ces algorithmes sont utilisés pour extraire des données de l'ensemble de données. [14]

### 2.2.4 Apprentissage automatique

Est le domaine scientifique traitant des façons dont les machines apprennent de l'expérience. Pour de nombreux scientifiques, le terme « Apprentissage automatique » est identique au terme « intelligence artificielle », étant donné que la possibilité d'apprendre est la principale caractéristique d'une entité appelée intelligente au sens le plus large du terme. Le but de l'apprentissage automatique est la construction de systèmes informatiques qui peuvent s'adapter et apprendre de leur expérience. Mitchell donne une définition plus détaillée et formelle de l'apprentissage automatique : On dit qu'un programme informatique apprend de l'expérience E en ce qui concerne certaines catégories de tâches T et mesure de performance P, si son rendement aux tâches T, mesuré par P, s'améliore avec l'expérience E.

L'apprentissage automatique peut être classé en trois grandes catégories : l'apprentissage supervisé, l'apprentissage non supervisé et l'apprentissage par renforcement.



Figure 2.1 : Apprentissage automatique.

**Dans l'apprentissage supervisé**, Le système doit "apprendre" inductivement une fonction appelée fonction objectif, qui est l'expression d'un modèle décrivant les données. La fonction objectif est utilisée pour prédire la valeur d'une variable, appelée variable dépendante ou variable de sortie, à partir d'un ensemble de variables, appelées variables indépendantes ou variables d'entrée ou caractéristiques ou traits.

**Dans l'apprentissage non supervisé**, le système tente de découvrir la structure cachée des données ou les associations entre les variables. Dans ce cas, les données d'apprentissage sont constituées d'instances sans étiquettes correspondantes.

**Dans l'apprentissage par renforcement**, le système tente d'apprendre par interaction directe avec l'environnement de manière à maximiser une certaine notion de récompense cumulative. Il est important de mentionner que le système n'a aucune connaissance préalable du comportement de l'environnement et que la seule façon de le découvrir est de procéder par essais et échecs (essais et erreurs). L'apprentissage par renforcement est principalement appliqué aux systèmes autonomes, en raison de son indépendance par rapport à son environnement. [15]

## 2.3 Algorithmes d'apprentissage pour classification

### 2.3.1 Machine à vecteurs de support (SVM)

Les machines à vecteurs de support (SVM) sont une approche de l'apprentissage supervisé. Elles permettent de classer les données en identifiant l'hyperplan optimal qui sépare les points de différentes classes (l'hyperplan optimal étant celui qui maximise la marge entre les classes). L'algorithme SVM peut également être étendu à des problèmes de classification avec plus de deux classes, ce qui conduit à la création d'un ensemble de sous-ensembles de classification binaire. [16]

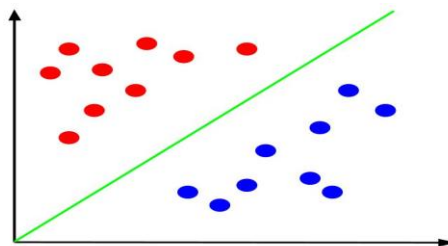


Figure 2.2 : Machine à vecteurs de support.

### 2.3.2 LES k-PLUS PROCHE VOISINS (k-NN)

La méthode des k plus proches voisins (k-NN) est une technique d'apprentissage supervisé largement utilisée, reconnue pour sa simplicité dans le domaine de la classification. Elle permet de classer une nouvelle observation (un vecteur de caractéristiques extraites) en calculant sa distance par rapport aux données d'entraînement, puis en sélectionnant les k échantillons les plus proches en termes de distance. [16]

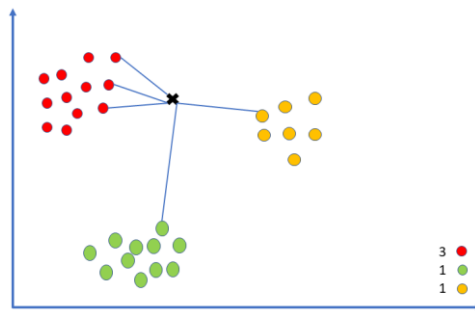


Figure 2.3 : k-PLUS PROCHE VOISIN.

### 2.3.3 Apprentissage Profond

L'apprentissage profond est un sous-domaine de l'apprentissage automatique basé sur les réseaux neuronaux artificiels, qui met l'accent sur l'utilisation de plusieurs couches connectées pour transformer les entrées en caractéristiques permettant de prédire les sorties correspondantes. Voici quelques-unes des méthodes d'apprentissage profond les plus couramment utilisées :

#### 2.3.3.1 Les réseaux neuronaux convolutifs (CNN) :

Sont une structure conçue pour traiter des données régies par une reliance spatiale régulière (par exemple, des jetons dans une séquence ou des pixels dans une image). Le module de CNN se compose généralement de plusieurs couches consécutives de CNN, de sorte que les nœuds des couches suivantes contiennent des champs de réception plus grands et peuvent coder des caractéristiques plus complexes.

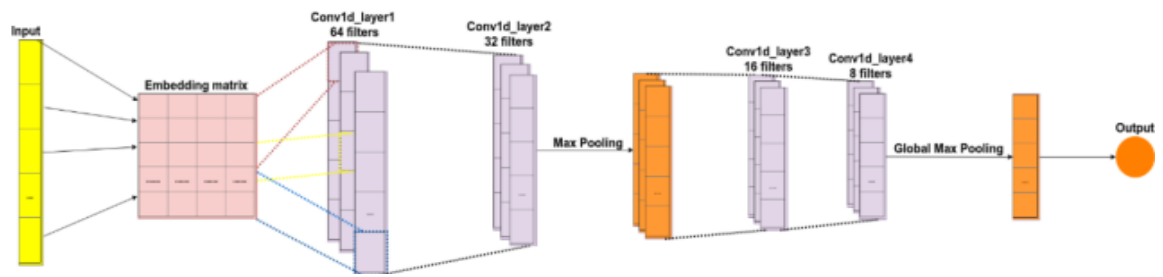


Figure 2.4 : réseau de neurones convolutifs.

### 2.3.3.2 Les réseaux neuronaux récurrents (RNN) :

Sont une structure conçue pour traiter des séquences de données. Lors du traitement d'une séquence d'entrée, le module RNN utilise un vecteur interne du cas pour résumer les informations provenant des éléments de traitement de la séquence : il possède une sous-unité paramétrée qui prend en entrée le vecteur interne du cas précédent et l'élément d'entrée actuel de la séquence pour produire des vecteurs d'état interne actuels. Les RNN sont couramment utilisés et sont particulièrement adaptés aux prédictions d'APS, à la reconnaissance vocale et à la génération de texte. [17]

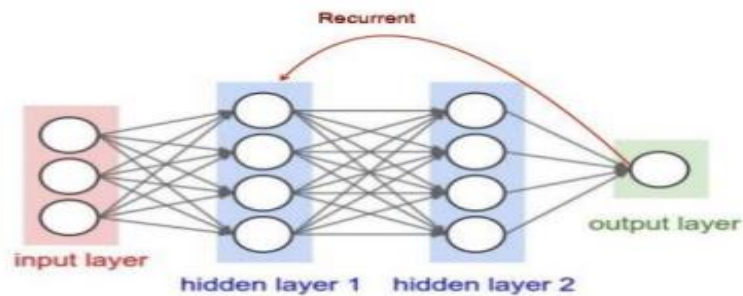


Figure 2.5 : Réseau de neurones récurrents.

## 2.4 Évaluation des performances de la classification EEG

Les algorithmes de détection ont la capacité de distinguer les fréquences des crises détectées et non détectées après leur analyse des signaux EEG, cette capacité peut être mesurée et ses performances évaluées à l'aide de différentes métriques telles que : [18]

### 2.4.1 Spécificité

Est calculé comme suit comme le nombre de prédictions négatives correctes (TN) divisé par le nombre total de négatifs. La meilleure spécificité est de 1,0 et la pire 0,0.

$$\text{Spécificité} = \frac{TN}{TN+FP} = \frac{TN}{P} \quad (1)$$

### 2.4.2 L'exactitude

Est calculée comme la somme de deux prédictions précises (TP + TN) divisée par le nombre total d'ensembles de données (P + N). Le site meilleur exactitude est 1.0, et le pire est 0.00.

$$\text{L'exactitude} = \frac{TP+TN}{TP+TN+FN+FP} = \frac{TP+TN}{P+N} \quad (2)$$

### 2.4.3 Sensibilité

Est calculé comme étant le nombre de prédictions positives exactes (TP) divisé par le nombre total de positifs (P). Également appelé Sensibilité ou Rappel (REC). Le meilleur taux de TP est de 1,0 et le pire de 0,0. Pire 0,0.

$$\text{Sensibilité} = \frac{TP}{TP+FN} = \frac{TP}{P} \quad (3)$$

### 2.4.4 La précision

Est calculée comme le nombre de prédictions positives correctes (TP), divisé par le nombre total de prédictions positives. (TP), divisé par le nombre total de prédictions positives (TP + FP). Prédictions positives (TP + FP). La meilleure précision est de 1,0 et la pire de 0,0. 0,0.

$$\text{La précision} = \frac{TP}{TP+FP} \quad (4)$$

## 2.5 Application de la Classification EEG

Il existe plusieurs applications de la classification EEG, qui consiste à utiliser des techniques d'apprentissage automatique pour développer des modèles prédictifs basés sur les données EEG. En voici quelques exemples :

### 2.5.1 Interface cerveau-ordinateur

La technologie de l'interface cerveau-ordinateur (BCI) est considérée comme l'une des technologies les plus récentes et les plus innovantes dans le domaine des communications et de l'interaction humaine avec les machines. Elle permet aux personnes handicapées de contrôler efficacement les appareils électroniques, les membres artificiels et l'environnement, Leur offrant ainsi une plus grande liberté de communication et de mouvement.

Cette technologie fonctionne en enregistrant l'activité électrique du cerveau à l'aide de capteurs EEG et en la convertissant en signaux numériques pouvant être compris et interprétés par l'ordinateur. Les utilisateurs peuvent interagir avec l'ordinateur en utilisant leur pensée plutôt que leur mouvement corporel, car ils peuvent imaginer mentalement une action motrice sans avoir besoin de la réaliser physiquement. Cette technologie est utilisée dans de nombreux domaines, notamment : l'aide à la rééducation des personnes souffrant de lésions de la moelle épinière, de paralysie quadriplégique et d'autres handicaps moteurs ; le développement de membres artificiels intelligents pouvant être contrôlés par la pensée et la réflexion ; le développement de capteurs intelligents pouvant être contrôlés par la pensée, tels que les dispositifs médicaux et les robots ; la recherche scientifique dans les domaines de la psychologie et des neurosciences pour comprendre le fonctionnement du cerveau et son interaction. La technologie de l'interface cerveau-ordinateur peut offrir une solution innovante pour améliorer la qualité de vie des personnes handicapées, renforcer leur indépendance et Les aider à mener une vie plus épanouissante. [19]

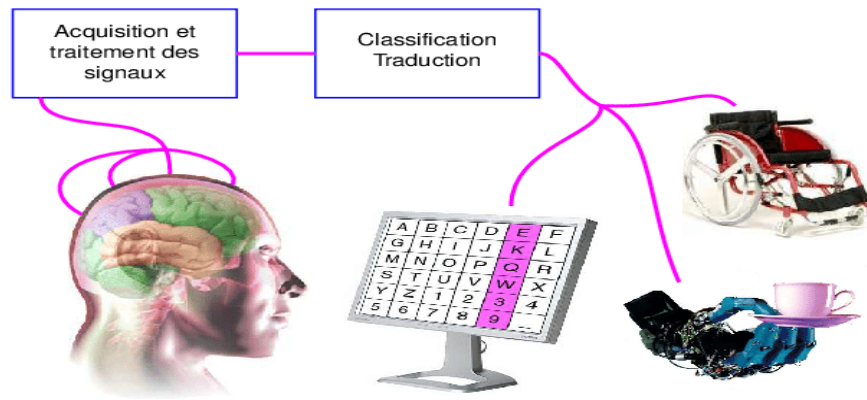


Figure 2.6 : Structure-dune-interface-cerveau-machine.

### 2.5.2 La détection précise du sommeil et la prédiction opportune d'un sommeil précis

La détection précise du sommeil et la prédiction opportune d'un sommeil précis est des épisodes courts (moins de 15 secondes) de perte de conscience involontaire liée au sommeil. Les micro-sommeils sont des épisodes de sommeil profond qui peuvent survenir subitement et sont souvent associés à des signes comportementaux tels que des mouvements de tête, une chute des yeux et une fermeture progressive des yeux. Même les personnes en bonne santé peuvent en éprouver lorsqu'elles effectuent des tâches monotones prolongées, ce qui peut être très dangereux pour des professions comme la conduite. C'est pourquoi il est essentiel de détecter et de prédire avec précision les moments de sommeil afin d'éviter des accidents et de sauver des vies. Plusieurs études ont été menées pour détecter ces micro-sommeils à partir des signaux EEG. Les participants à ces études ont été invités à effectuer une tâche de suivi continu pour simuler une situation de conduite, tandis que leur performance et leur vidéo faciale ont été suivies de près pour identifier les moments précis de sommeil. Une fenêtre correspondante de l'EEG a ensuite été extraite et analysée à l'aide d'algorithmes d'apprentissage automatique pour détecter les micro-sommeils. Des entreprises telles que Microsoft a été impliquées dans ces études pour aider à analyser les données EEG et à développer des méthodes plus précises pour prédire les micro-sommeils. [19]

### 2.5.3 La charge de travail cognitif

La charge de travail cognitive se réfère à l'effort mental nécessaire pour accomplir une tâche donnée. Elle peut être mesurée en utilisant différentes approches, notamment la mesure subjective de la charge de travail, la mesure de la performance de la charge de

travail et la mesure physiologique de la charge de travail. La mesure subjective de la charge de travail repose sur l'auto-évaluation des niveaux de charge de travail par une personne à l'aide de classifications ou de mesures. Elle peut être utile pour évaluer la charge de travail ressentie par une personne. La mesure de la performance de la charge de travail consiste à évaluer la manière dont une personne accomplit une tâche donnée. En examinant la capacité d'un individu à accomplir une mission de base ou secondaire, on peut estimer la charge mentale associée à la tâche. Enfin, la mesure physiologique de la charge de travail se concentre sur les réponses physiques continues de l'organisme à la quantité de travail mental effectué. Elle peut être réalisée en mesurant l'activité cardiaque, respiratoire, oculaire, de la parole et cérébrale. La mesure physiologique de la charge de travail est considérée comme la mesure la plus précise et objective pour déterminer la charge de travail, car elle ne dépend pas de la réponse directe de la personne. Cependant, elle peut être plus complexe à mettre en œuvre que les autres approches de mesure de la charge de travail. [20]

### 2.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons contribué à donner un aperçu de l'extraction des données et de ses méthodes les plus importantes, ainsi que des méthodes de classification (supervisées et non supervisées). Nous avons exploré les méthodes de classification les plus courantes, notamment les machines à vecteurs de support SVM, les voisins les plus proches KNN et l'apprentissage profond, et nous avons vu les mesures de performance les plus importantes ainsi que certaines applications de la classification.

Dans le prochain chapitre, nous verrons une étude comparative de certains algorithmes de classification et nous testerons leurs performances afin de déterminer l'algorithme le plus efficace pour classifier les signaux EEG.

## **CHAPITRE 3**



**Étude et classification EEG**

### 3.1 Introduction

Les détecteurs automatiques d'épilepsie constituent un domaine de recherche actif et sophistiqué, avec des améliorations constantes des algorithmes et des techniques de détection. Ils offrent un grand potentiel pour améliorer le diagnostic, la surveillance et le traitement des patients épileptiques, contribuant ainsi à une meilleure gestion de cette maladie chronique. Dans ce chapitre, nous parlerons du matériel et des méthodes utilisés dans la classification EEG, en commençant par les bases de données utilisées, le logiciel d'analyse utilisé tel que MATLAB, et les différentes méthodes de classification utilisées dans ce contexte. Nous discuterons également des différents résultats obtenus au cours de la classification et les comparerons à l'aide de différentes mesures d'évaluation des performances.

### 3.2 Matériels et méthodes

#### 3.2.1 Base De Données

Nous avons utilisé l'ensemble de données EEG pour étudier les fonctions cérébrales à partir de KGGLE, une plateforme populaire pour les concours de science des données, où les utilisateurs peuvent concourir pour le développement des meilleurs modèles d'apprentissage automatique pour résoudre différents problèmes, et Kaggle héberge également une variété d'ensembles de données qui peuvent être utilisés dans les projets d'apprentissage automatique, y compris les ensembles de données EEG. Les ensembles de données EEG comprennent généralement une série temporelle de mesures de tension représentant l'activité électrique du cerveau sur une période donnée. L'ensemble de données original comprend 5 dossiers différents, chacun contenant 100 fichiers, et chaque fichier représente un sujet/une personne. Chaque fichier est un enregistrement de l'activité cérébrale pendant 23,6 secondes. Les échantillons de la série temporelle correspondante sont pris à 4097 points de données. Ces données ont ensuite été divisées et mélangées en 23 parties, chaque partie contenant 178 points de données pour une seconde, et chaque point de données étant la valeur d'enregistrement de l'EEG à un point de temps différent. Ainsi, nous avons  $23 \times 500 = 11\,500$  informations, chaque information contient 178 points de données pendant une seconde. Et la dernière colonne contient la variable de catégorie dans les valeurs suivantes :

1-Enregistrement de l'activité épileptique

- 2 - Enregistrement de l'électroencéphalogramme de la zone où se trouve la tumeur
- 3 - Enregistrement de l'activité EEG de la zone cérébrale saine
- 4 - Enregistrement du signal de l'EEG lorsque le patient ferme les yeux.
5. Enregistrement du signal EEG du cerveau lorsque les yeux du patient sont ouverts

Ici, l'étiquette 1 correspond à une crise d'épilepsie. [21]

### 3.2.2 MATLAB

C'est un programme interactif utilisé dans les calculs scientifiques et les problèmes d'ingénierie, où il dépend du calcul des matrices, et est développé par Math Works.

On a utilisé la version MATLAB 2021 qui est également un outil précieux pour les scientifiques et les ingénieurs, MATLAB permet le traitement des matrices, l'affichage des courbes et des données, la mise en œuvre d'algorithmes et la création d'interfaces utilisateur. MATLAB est largement utilisé dans de nombreux domaines scientifiques et d'ingénierie, il vise à simplifier la transcription autant que possible en langage informatique pour la matière informatique, en utilisant le script le plus proche possible pour le langage naturel scientifique. Les boîtes à outils ont été testées et compilées en fonction de leur utilisation dans des dossiers appelés "boîtes à outils" ou "boîtes à outils". MATLAB est particulièrement utilisé pour résoudre des problèmes numériques complexes en moins de temps requis par les langages de programmation existants, grâce à ses nombreuses fonctions intégrées. [22]

### 3.2.3 CLASSIFICATION

Le choix d'un classificateur est crucial dans le processus de classification, car il affecte considérablement le rendement du système. Dans la plupart des cas, la phase de classification utilise des outils de classification supervisés, où nous avons des données de formation contenant des classifications spécifiques, ce qui aide à former le modèle à identifier différents modèles de données et à prendre les bonnes décisions dans le processus de classification. Comme mentionné précédemment pour la phase de classification, nous avons utilisé l'algorithme de classification K-Nearest Neighbor (KNN), qui repose sur la détermination de la classe la plus proche d'un échantillon

inconnu en le comparant à des échantillons adjacents. Pour l'apprentissage profond, l'apprentissage profond repose sur des réseaux de neurones multi couches qui ont la capacité de reconnaître des tendances complexes dans les données. Quant à l'algorithme de Machine à vecteurs de support(SVM), il classe les données en fonction d'une ligne séparant différentes catégories, et est un algorithme commun dans la classification de données multidimensionnelles. L'algorithme approprié doit être choisi en fonction de la nature des données et des exigences de classification particulières.

### 3.3 Discussion et résultats

#### Voici les étapes de la classification sous MATLAB

La classification implique plusieurs étapes clés. Tout d'abord, les données sont collectées et divisées en groupes distincts pour l'entraînement, la validation et les tests. Ensuite, un algorithme de classification approprié est choisi. Le modèle de classification est entraîné en utilisant les données d'entraînement, où il apprend à reconnaître les schémas et les relations dans les données. Les résultats du modèle sont ensuite évalués pour mesurer sa performance.

Une fois que le modèle est entraîné et validé, ses performances sont évaluées en utilisant différentes mesures telles que la précision et la sensibilité. Si nécessaire, les paramètres du modèle peuvent être ajustés pour améliorer ses performances. Enfin, le modèle est testé en utilisant un ensemble de données de test indépendant pour évaluer sa capacité à généraliser et à prédire avec précision de nouvelles données.

Ce processus itératif permet d'optimiser le modèle de classification, assurant ainsi sa fiabilité et son efficacité lors de la prise de décisions sur de nouvelles données.



**Figure 3.1** : Le processus de classification : de la collecte des données à l'évaluation des performances du modèle.

❖ Méthode de classification KNN

La Figure 2 montre le pseudo code de la méthode KNN avec les mesures de performances proposé.

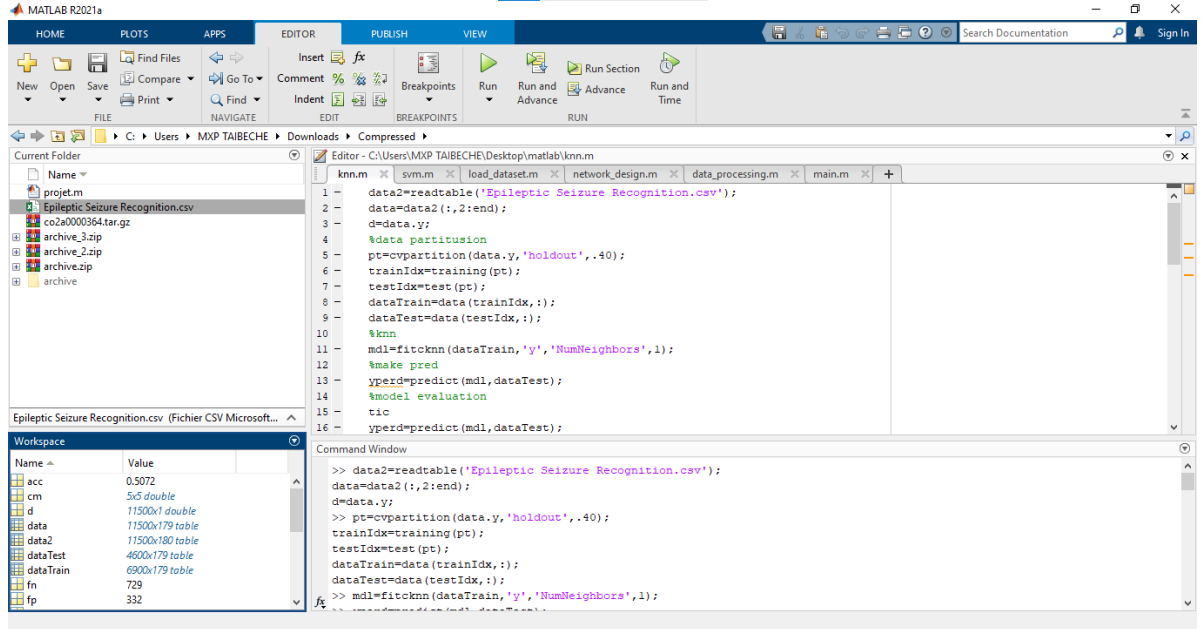


Figure 3.2 : Exemple de code source d'application pour l'algorithme KNN sur Matlab.

➤ Résultat de classification de l'algorithme KNN

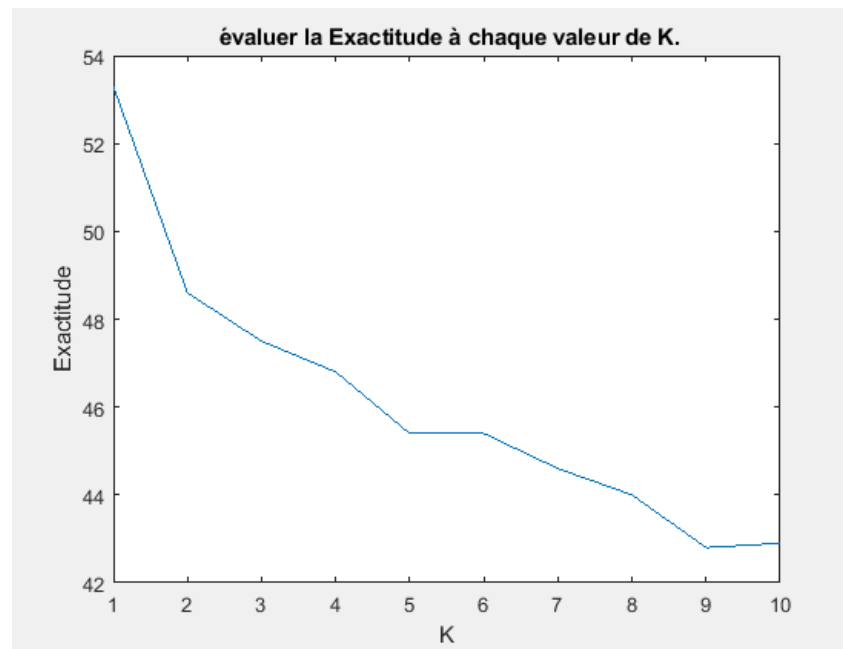
Dans cette étude, le classificateur a été testé en utilisant différentes valeurs de voisinage pour les algorithmes basés sur les plus proches voisins. L'algorithme des k-voisins utilise la plus grande proximité entre les échantillons de données pour effectuer la classification et l'évaluation de L'exactitude à chaque valeur K.

L'objectif du test de classification avec différentes valeurs de voisinage est de déterminer la valeur K qui fournit la meilleure exactitude pour la classification des données. Cela permet d'améliorer les performances du classificateur et d'adapter sa sensibilité aux caractéristiques spécifiques des données.

Voisinage Nombre (k)	L'exactitude
1	53.3%
2	48.6%
3	47.5%
4	46.8%
5	45.4%
6	45.4%
7	44.6%
8	44.0%
9	42.8%
10	42.9%

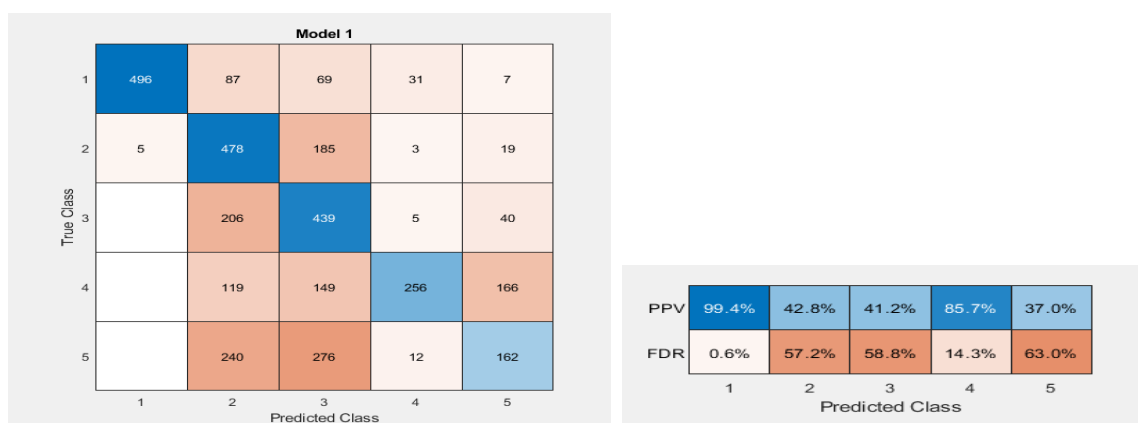
**Table 3.1 :** Résultat de L'exactitude obtenu à chaque Voisinage Nombre (k).

Lors de l'application de l'algorithme KNN à notre base de données On observe que fixer la valeur de k à 1 conduit à une meilleure exactitude (accuracy).



**Figure 3.3 :** évaluer l'exactitude à chaque valeur de K.

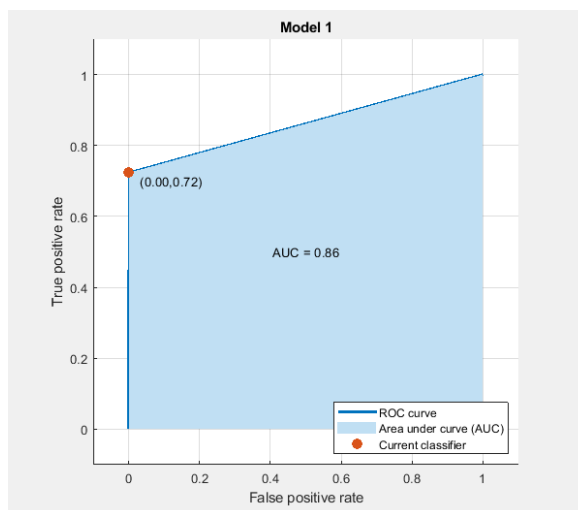
On a la matrice de confusion obtenue à  $K = 1$



**Figure 3.4 :** La matrice de confusion montrant les différentes prévisions et résultats des tests effectués avec le classificateur KNN.

Cette matrice de confusion nous montre un total de 3450 prédictions, dont 1831 sont des prédictions correctes. Parmi les prédictions correctes, nous remarquons que la première catégorie est celle qui est la plus correctement prédite.

Pour confirmer le résultat obtenu, nous avons représenté la courbe ROC figure



**Figure 3.5 :** La courbe ROC avec le classificateur KNN.

La courbe ROC représente graphiquement la relation entre les taux de vrais positifs (sensibilité) et de faux positifs (1- spécificité) pour différents seuils de classification. L'aire sous la courbe ROC, également appelée AUC-ROC, est un indicateur d'évaluation qui mesure la capacité de discrimination du modèle.

Dans ce cas précis, l'AUC-ROC est de 0.86, ce qui signifie que le modèle présente une performance solide. Une valeur élevée de l'AUC-ROC indique que le modèle est capable de bien distinguer les vrais positifs des faux positifs. Plus l'AUC-ROC se rapproche de 1, meilleure est la performance du modèle.

### ❖ Méthode de classification SVM

La Figure 6 montre le pseudo code de la méthode SVM avec les mesures de performances proposé.

```

1 - data2=readtable('Epileptic Seizure Recognition.csv');
2 - data=data2(:,2:end);
3 - [trainInd,testInd]=dividerand(size(data),0.7,0.3);
4 - trainData=data(trainInd,:);
5 - testData=data(testInd,:);
6 - trainLabels=trainData(:, 'y');
7 - testLabels=testData(:, 'y');
8 - tic
9 - svmModel=fitcnb(trainData,trainLabels);
10 - ttoc
11 - tic
12 - yp=predict(svmModel,testData);
13 - sttoc
14 - testLoss=loss(svmModel,testData);
15 - accuracy=sum(yp==testLabels.y)/length(testLabels.y);
16 - acc=sum(yp==testLabels.y)/numel(testLabels.y);
17 - accurac = sum(diag(confusion_matrix)) / sum(confusion_matrix(:));
18

```

Command Window

```

>> svm

t =

    0.8739

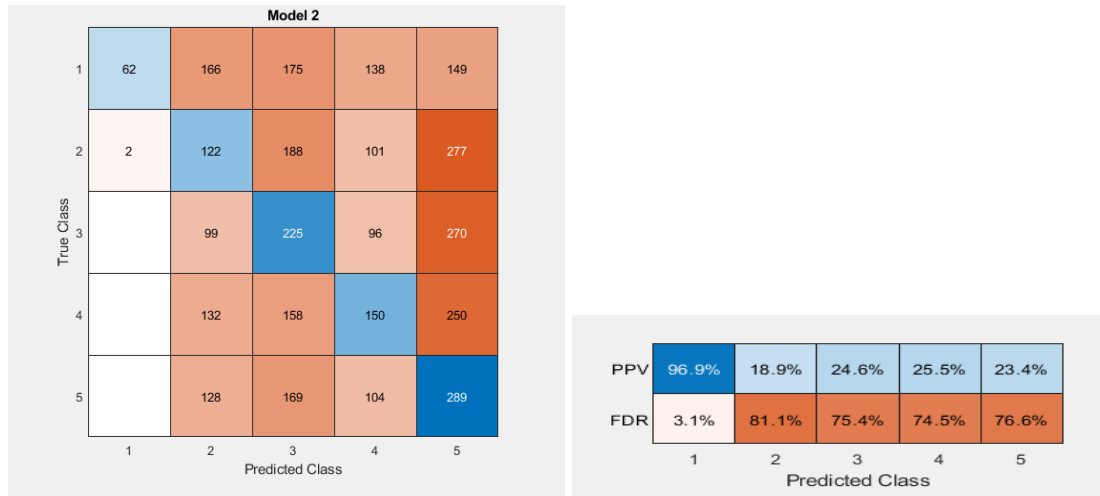
```

**Figure 3.6 :** Exemple de code source d'application pour l'algorithme SVM sur Matlab.

### ➤ Résultat de classification de l'algorithme SVM

Lors de l'application de l'algorithme SVM à notre base de données, nous avons obtenu un taux d'exactitude (accuracy) de 24.6%. Cela signifie que le modèle SVM a correctement classé seulement 24.6% des échantillons de notre ensemble de données.

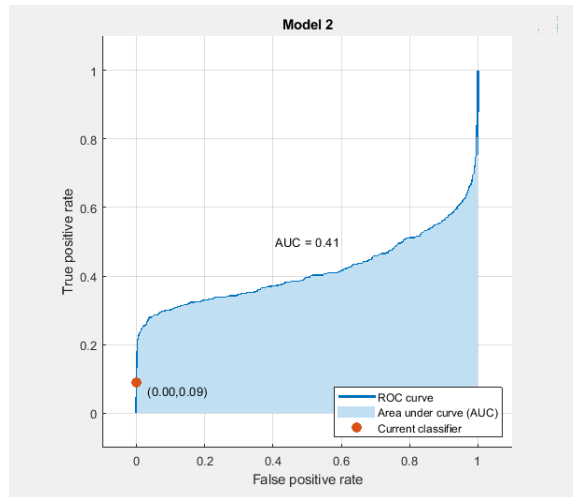
On a la matrice de confusion obtenue par Classificateur SVM :



**Figure 3.7 :** La matrice de confusion montrant les différentes prévisions et résultats des tests effectués avec le classificateur SVM.

Cette matrice de confusion nous montre un total de 2799 prédictions, dont 848 sont des prédictions correctes. Parmi les prédictions correctes, nous remarquons que la cinquième catégorie est celle qui est la plus correctement prédite.

Pour confirmer le résultat obtenu, nous avons représenté la courbe ROC figure



**Figure 3.8 :** La courbe ROC avec le classificateur SVM.

Dans ce cas précis, l'aire sous la courbe ROC (AUC-ROC) est de 0.41, Une valeur d'AUC-ROC de 0.41 indique une performance relativement faible du modèle.

Cela signifie que le modèle a du mal à bien distinguer les exemples positifs des exemples négatifs.

### ❖ Méthode de classification par l'Apprentissage Profond

La Figure 9 montre le pseudo code de la méthode Apprentissage Profond avec les mesures de performances proposé.

```

1 [dataset,classes]=load_dataset('Epileptic Seizure Recognition.csv');
2
3
4 [training_data,validation_data,test_data,...
5  number_of_feature,number_of_classes]=...
6  data_processing(dataset,classes)
7
8 [layers,options]=network_design(50,...
9  number_of_classes,validation_data,number_of_feature,...
10 100)
11 net = trainNetwork(training_data,classes,layers,options);
12 predicted = classify(net, test_data(: ,1 :end-1),'MiniBatchSize',100);
13 test_data = test_data(: , classes);
14 accuracy = sum(predicted == test_data)/numel(test_data)
15 %confusion matrix
16 figure
17 confusionchart(test_data,predicted)
    
```

Accuracy	Value
accuracy	0.6615
classes	y
cmt	5x5 double
confusion_matrix	5x5 double
dataset	11500x179 table
diagonal	[301;98;226;227;246]
f1_score	0.6471
FP	[38,243,110,130,107]
i	5

**Figure 3.9 :** Exemple de code source d'application pour l'algorithme l'Apprentissage Profond sur Matlab.

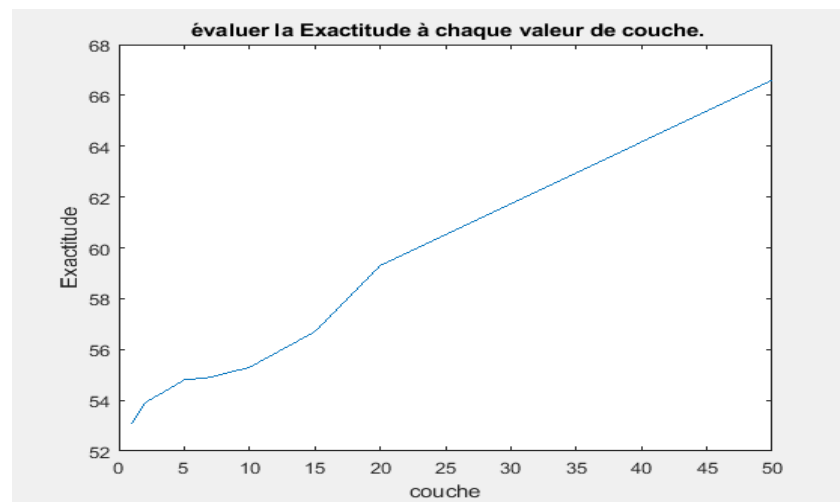
### ➤ Résultats de classification d'algorithme Apprentissage Profond

Dans cette étude, nous avons effectué des tests en modifiant le nombre de Le nombre des couches cachées du modèle de classification. L'objectif était de comprendre comment cette modification affecte les performances du classificateur.

Le nombre des couches cachées	L'exactitude
1	27.30%
2	34.09%
3	40.90%
5	48.23%
7	49.97%
10	55.3%
15	56.7%
20	59.3%
50	66.6%

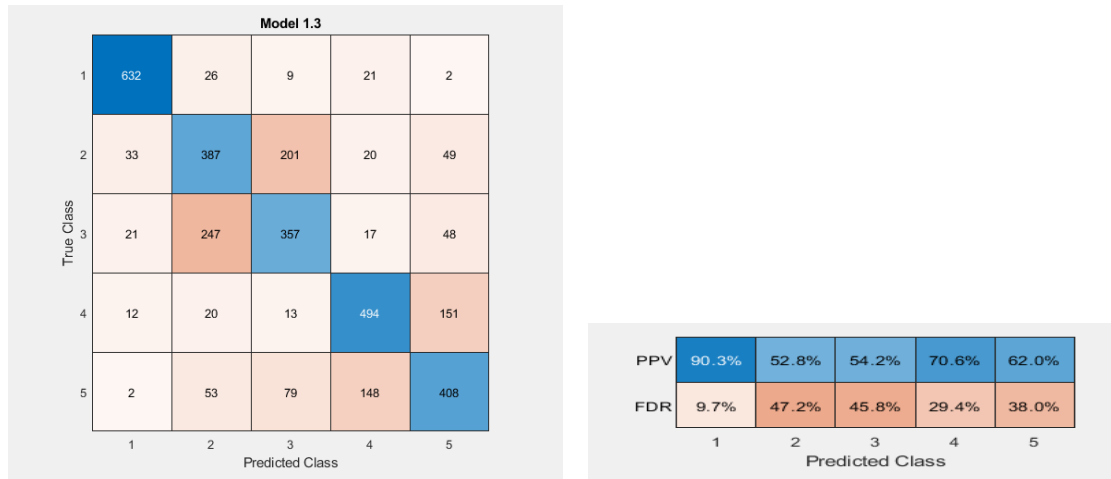
**Table 3.2 :** Résultat de l'exactitude obtenu à chaque Le nombre des couches cachée.

Lors de l'application de l'algorithme d'apprentissage en profondeur au même ensemble de données, nous avons observé que l'augmentation du Le nombre des couches cachée est associée à une amélioration de l'exactitude (accuracy). Cela signifie qu'en ajoutant plus Le nombre des couches cachées, le modèle est capable de capturer des motifs et des relations plus complexes, ce qui conduit à de meilleures performances de prédiction.



**Figure 3.10 :** évaluer l'exactitude à chaque valeur de couche.

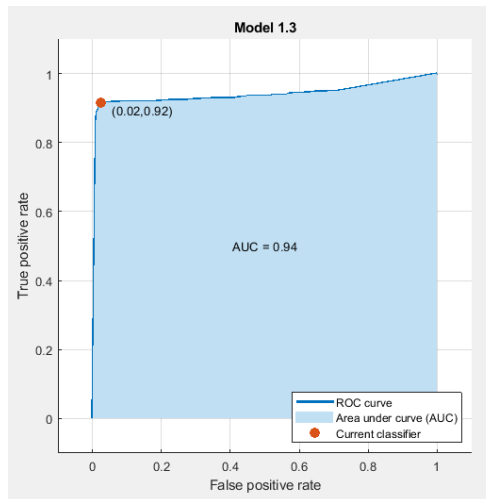
On a la matrice de confusion obtenue par Classificateur :



**Figure 3.11 :** La matrice de confusion montrant les différentes prévisions et résultats des tests effectués avec le classificateur Apprentissage Profond.

Cette matrice de confusion nous montre un total de 3450 prédictions, dont 2278 sont des prédictions correctes. Parmi les prédictions correctes, nous remarquons que la première catégorie et quatrième catégorie est celle qui est la plus correctement prédite.

Pour confirmer le résultat obtenu, nous avons représenté la courbe ROC figure



**Figure 3.12 :** La courbe ROC avec le classificateur Apprentissage Profond.

Dans ce cas précis, l'aire sous la courbe ROC (AUC-ROC) est de 0.91. Une valeur d'AUC-ROC de 0.91 indique une performance élevée du modèle. Cela signifie que le modèle est capable de bien distinguer les exemples positifs des exemples négatifs, avec

une probabilité de classement correct élevée. Une AUC-ROC de 0.91 suggère que le modèle a une capacité solide à effectuer des prédictions précises.

### 3.4 Etude comparative

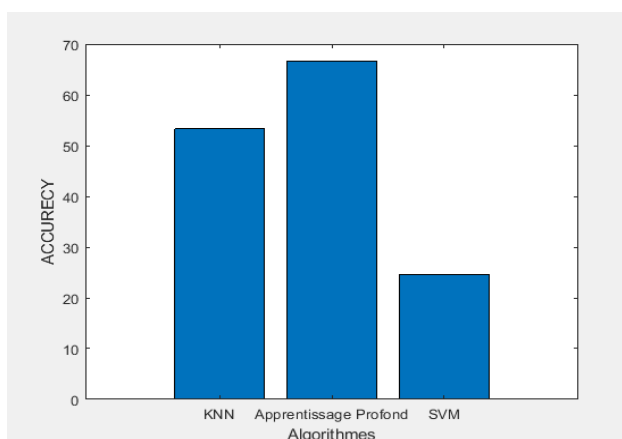
Les méthodes de classification efficaces ont été comparées en évaluant le taux de L'exactitude Spécificité Sensibilité Précision F1Score pour différents nombres de neurones dans la couche cachée du modèle d'apprentissage profond, et pour différentes valeurs de voisinage dans l'algorithme KNN et l'algorithme SVM.

Le tableau suivant présente les résultats obtenus par les méthodes KNN, SVM et Apprentissage Profond

Algorithmes	L'exactitude	Spécificité	Sensibilité	Précision	F1-Score	Temps
<b>KNN</b>	53.3%	88.4%	53.0%	61.0%	56.0%	20.13sec
<b>SVM</b>	24.6%	35.4%	24.5%	37.2%	29.2%	97.52sec
<b>Apprentissage Profond</b>	66.6%	89.2%	66.0%	65.0%	64.7%	98.77sec

**Table 3.2 :** Comparaison entre les performances des différents algorithmes de classification.

En termes L'exactitude, nous avons le diagramme à barres suivant :



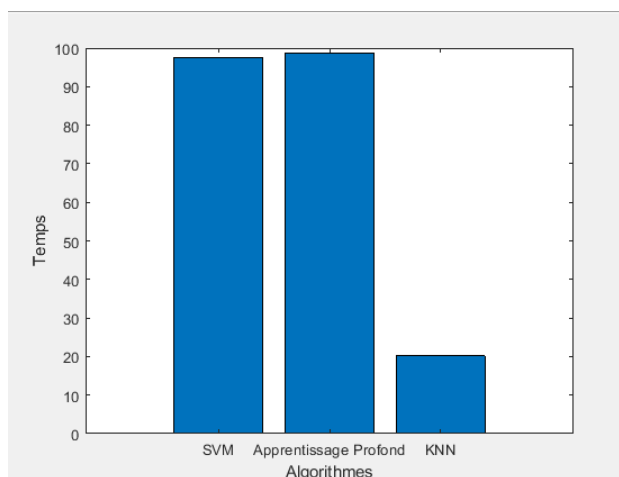
**Figure 3.13 :** Histogramme 1 de la Performance des classifieur en terme l'exactitude.

D'après ces résultats et les matrices de confusions Nous avons observé que le modèle d'apprentissage profond a obtenu les meilleures performances en termes de L'exactitude (66,6%), spécificité (89,2 %), sensibilité (66,0 %), précision (65,0 %) et score F1 (64,7 %). En comparaison, l'algorithme KNN a obtenu une précision de (53,3%), une spécificité de (88,4%), une sensibilité de (53,0 %), une précision de (61,0%) et un

score F1 de (56,0 %). L'algorithme SVM, quant à lui, a montré des performances moins élevées avec une précision de (24,6 %), une spécificité de (35,4 %), une sensibilité de (24,5 %), une exactitude de (37,2 %) et un score F1 de (29,2 %). Ces résultats mettent en évidence la supériorité du modèle d'apprentissage profond dans la classification des données par rapport aux autres algorithmes testés.

En ce qui concerne L'exactitude, l'algorithme d'apprentissage en profondeur, qui est souvent associé aux réseaux de neurones profonds, est généralement considéré comme offrant des résultats plus précis que les algorithmes SVM et KNN. Cela est dû à la capacité des réseaux de neurones profonds à apprendre des représentations complexes des données et à capturer des motifs plus profonds et abstraits. Cette capacité peut être bénéfique pour des tâches complexes nécessitant une grande précision.

En termes de temps, nous avons le diagramme à barres suivant :



**Figure 3.14 :** Histogramme 2 de la Performance des classifieur en terme le temps.

En termes de temps, Dans ce contexte, l'algorithme KNN est considéré comme le plus rapide (20.13sec) parmi les algorithmes SVM (97.52sec) (Support Vector Machine) et d'apprentissage en profondeur (98.77sec).

Cela peut être dû à la nature de l'algorithme KNN qui est basé sur le voisinage des données. Lors de la prédiction, KNN recherche simplement les k voisins les plus proches dans l'espace des caractéristiques, ce qui peut être réalisé rapidement en calculant les distances entre les points. En revanche, les algorithmes SVM et d'apprentissage en profondeur peuvent impliquer Des étapes plus complexes, telles que l'optimisation de marges ou d'entraînement itératif, ce qui peut prendre plus de temps. Cependant, il est

important de noter que ces observations sont spécifiques aux bases de données utilisées dans le contexte donné. Les performances des algorithmes peuvent varier en fonction de la nature des données, de la taille de l'ensemble d'entraînement, des hyper paramètres choisis et d'autres facteurs. Il est donc essentiel de considérer ces résultats comme des indications générales et de les évaluer sur des ensembles de données spécifiques avant de tirer des conclusions définitives.

### 3.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons utilisé des algorithmes de classification couramment utilisés, tels que KNN, SVM et l'apprentissage en profondeur, pour classer un ensemble de bases de données de signaux EEG. L'objectif était de comparer ces algorithmes et de déterminer celui qui offre les meilleurs résultats en termes d'exactitude, de spécificité, de sensibilité, de précision et de score F1.

Après avoir analysé les performances des différents algorithmes, nous avons constaté que l'algorithme d'apprentissage en profondeur était le plus précis en termes de classification des données. Il a obtenu les meilleures valeurs d'exactitude, de spécificité, de sensibilité, de précision et de score F1 parmi les trois algorithmes testés.

En ce qui concerne la vitesse de traitement, l'algorithme KNN s'est avéré être le plus rapide parmi les trois. Il a réalisé les calculs de classification avec une durée de traitement plus courte comparée à l'apprentissage en profondeur et au SVM.

Ces résultats soulignent l'efficacité de l'apprentissage en profondeur pour la classification des signaux EEG, ainsi que la rapidité de l'algorithme KNN. Cependant, il est important de noter que le choix de l'algorithme dépendra des spécificités de chaque application et des objectifs de la classification.



**CONCLUSION GÉNÉRALE**

## CONCLUSION GÉNÉRALE

---

La classification des signaux EEG joue un rôle important dans le domaine des neurosciences. Une classification minutieuse de ces signaux permet de mieux comprendre et diagnostiquer les différents types de crises associées à l'épilepsie.

L'objectif de notre étude était d'explorer différentes méthodes de classification des signaux EEG pour la détection des crises d'épilepsie. Nous avons utilisé des techniques d'apprentissage automatique telles que les machines à vecteurs de support (SVM), les plus proches voisins (KNN) et l'apprentissage profond.

Nos expériences ont montré que l'algorithme d'apprentissage profond était le plus précis pour classer les signaux EEG associés aux crises d'épilepsie, plus précisément que les autres méthodes. Nous avons également constaté que l'algorithme KNN était le plus rapide en termes de temps de traitement.

Ces résultats soulignent l'importance de l'apprentissage profond dans la classification des signaux EEG pour la détection des crises d'épilepsie, offrant une grande exactitude et une efficacité thérapeutique. Cependant, il est nécessaire de prendre en compte les spécificités de chaque base de données EEG afin d'améliorer la généralisation des résultats.

À l'avenir, il est important de continuer à développer et à améliorer les algorithmes de classification existants. Il pourrait s'agir d'affiner les paramètres des méthodes d'apprentissage automatique, d'explorer de nouvelles architectures de réseaux neuronaux ou même d'adapter ces méthodes pour tenir compte des idiosyncrasies des différentes sous-classes de crises d'épilepsie.

La recherche et la collaboration entre chercheurs et cliniciens sont essentielles pour garantir que les résultats de la classification des signaux EEG se traduisent par des applications cliniques dans le monde réel. Il s'agit notamment de valider les algorithmes de classification sur des données de patients réels et d'évaluer leur impact sur le diagnostic et la prise en charge des patients épileptiques.

Les nouvelles recherches ouvrent de nouveaux horizons dans le domaine de la détection et de la classification des crises d'épilepsie, ce qui contribue à améliorer le diagnostic précoce, le suivi des patients et la qualité de vie en général. Il est nécessaire de poursuivre les recherches et de promouvoir l'utilisation clinique des techniques de classification des signaux EEG pour améliorer la prise en charge de l'épilepsie.



**BIBLIOGRAPHIE**

## BIBLIOGRAPHIE

---

- [1] : Matthieu Caparos, Analyse automatique des crises d'épilepsie du lobe temporal à partir des EEG de surface, Doctorat, l'Institut National Polytechnique de Lorraine (France), le 5 octobre 2006.
- [2] : BELHADJ Sabrina, Détection automatique des crises d'épilepsie, Doctorat, Université Mohamed Boudiaf Oran (Algérie), 2017/2018.
- [3]: canadianepilepsyalliance, <https://www.canadianepilepsyalliance.org/a-propos-de-lepilepsie/les-types-de-crisis-depilepsie/?lang=fr>, Consulté le : 8 févr2023
- [4] : AHMED KHODJA Imane, DERMOUCHE Rokia, Détection/Classification de crises d'épilepsie chez les nouveaux nés en utilisant des signaux EEG, Master, Université AMO de Bouira (Algérie), 2017/2018.
- [5] : infirmiers, [https://www.infirmiers.com/etudiants/cours-et-tests/cours-ifs-tout-savoir-sur-lepilepsie?fbclid=IwAR0qHR0f6TgDs-vKRXXLvaUq6TnZfftmi6D6JDM\\_dLJ0h9liRDfiZmiJ44](https://www.infirmiers.com/etudiants/cours-et-tests/cours-ifs-tout-savoir-sur-lepilepsie?fbclid=IwAR0qHR0f6TgDs-vKRXXLvaUq6TnZfftmi6D6JDM_dLJ0h9liRDfiZmiJ44) , Consulté le : 8 février 2023.
- [6] : nationwidechildrens, <https://www.nationwidechildrens.org/conditions/epilepsy>, Consulté le : 8 février 2023.
- [7] : ffn-neurologie, <https://www.ffn-neurologie.fr/grand-public/maladies/qu%E2%80%99est-ce-que-l%E2%80%99epilepsie> , Consulté le : 8 février 2023.
- [8] : vidal, <https://www.vidal.fr/maladies/systeme-nerveux/epilepsie/diagnostic.html> Consulté le : 10 février 2023.
- [9] : Sabrina AMMAR, Analyse et Diagnostic des Données Médicales Interprétation des Données issues de l'EEG, Doctorat LMD, Université IBN Khaldoun (Tiaret), 2018/2019
- [10] : ABDELOUAHED Saadia et BOURDJI Fatima, La DÉTÉCTION PRÉCOCE D'ÉPILEPSIE, MASTER, Université Abou Bakr Belkaïd (Tlemcen), le 24 Mai 2016.
- [11] : Mohamed Tahar Haddad, Anticipation des crises d'épilepsie temporelle combinant des méthodes statistiques et non-linéaires d'analyse d'électroencéphalographie, Doctorat, Université du Québec (Outaouais), 2014.
- [12] : oracle, <https://www.oracle.com/fr/database/data-mining-definition.html>, Consulté le : 26 février 2023.
- [13]:brightcape,<https://brightcape.com/le-clustering-definition-et-implementations/>, Consulté le : 26 février 2023.

- [14] : upgrad, <https://www.upgrad.com/blog/data-mining-techniques/>, Consulté le 26 février 2023.
- [15]: Kavakiotis ,Ioannis ,et al , Machine Learning and Data Mining Methods in Diabetes Research, Computational and Structural Biotechnology Journal, Volume 15, 2017, Pages. 104-116.
- [16] : ZOUNGRANA, WendBenedo Arnaud Bienvenue, Application des algorithmes d'apprentissage automatique pour la détection de défauts de roulements sur les machines tournantes dans le cadre de l'Industrie 4.0, Master, Université du Québec à Chicoutimi en vue de l'obtention du grade de Maître ès sciences appliquée en ingénierie,2020.
- [17]: Mirko Torrisi, Gianluca Pollastri, Quan Le, Deep learning methods in protein structure prediction, Computational and Structural Biotechnology Journal, Volume 18, 2020, Pages. 1301-1310.
- [18]: Metrics Željko Vujović, Classification Model Evaluation, (IJACSA) International Journal of Advanced Computer Science and Applications, Volume 12, 2021.
- [19]: SHOORANGIZ, Reza, et all, EEG-Based Machine Learning: Theory and Applications, Handbook of Neuroengineering, Singapore: Springer Singapore, 2021, Pages. 1-39.
- [20]: Revati Shriram, Dr. M. Sundhararajan, Nivedita Daimiwal, EEG Based Cognitive Workload Assessment for Maximum Efficiency, IOSR Journal of Electronics and Communication Engineering (IOSR-JECE), Volume 7, 2013, Pages. 34-38.
- [21] : Kaggle ,<https://www.kaggle.com/datasets>consulté le : 27 mars 2023.
- [22] : Boughaba Mohammed, Boukhris Brahim, L'apprentissage profond (Deep Learning) pour la classification et la recherche d'images par le contenu, Master Professionnel, UNIVERSITE KASDI MERBAH OUARGLA, 2016/2017.

## ملخص

الصرع مرض يصيب الدماغ يتسم بخلل دوري. يستخدم تحليل إشارات EEG لتصنيف نوبات الصرع. تستخدم هذه الدراسة خوارزميات التعلم الآلي (KNN، SVM، التعلم العميق) لتصنيف إشارات EEG وتقييم أدائها. أظهرت النتائج أن التعلم العميق مع 50 خلية عصبية في الطبقة المخفية حقق أفضل دقة. أعطت خوارزمية KNN أيضاً نتائج جيدة. يجب أن تؤخذ خصوصيات كل قاعدة بيانات EEG في الاعتبار لتحسين نشر النتائج. يمكن للعمل المستقبلي استكشاف طرق متقدمة، والجمع بين مناهج التصنيف، واستخدام قواعد بيانات أكثر تنوعاً لتحسين تشخيص وإدارة الصرع.

**كلمات مفتاحية:** الصرع، التصنيف، مخطط كهربية الدماغ (EEG)، التعلم الآلي، آلة المتجهات الداعمة، k-أقرب جيران، التعلم العميق.

## Abstract

Epilepsy is a brain disorder characterized by cyclic dysfunctions. EEG signal analysis is used for the classification of epilepsy seizures. This study utilizes machine learning algorithms (KNN, SVM, Deep Learning) to classify EEG signals and evaluate their performance. The results show that deep learning with 50 neurons in the hidden layer achieved the highest accuracy. The KNN algorithm also yielded good results. The specificities of each EEG database should be considered to improve result generalization. Future work can explore advanced methods, combine classification approaches, and use more diverse databases to enhance epilepsy diagnosis and management.

### **Keywords:**

Epilepsy, Classification, Electroencephalography (EEG), Machine Learning, Support Vector Machine, K-Nearest Neighbours, Deep Learning.

## Résumé

L'épilepsie est une maladie du cerveau caractérisée par des dysfonctionnements cycliques. L'analyse des signaux EEG est utilisée pour la classification des crises d'épilepsie. Cette étude utilise des algorithmes d'apprentissage automatique (KNN, SVM, Apprentissage Profond) pour classer les signaux EEG et évaluer leur performance. Les résultats montrent que l'apprentissage profond avec 50 neurones dans la couche cachée a obtenu la meilleure précision. L'algorithme KNN a également donné de bons résultats. Les spécificités de chaque base de données EEG doivent être prises en compte pour améliorer la diffusion des résultats. Les travaux futurs peuvent explorer des méthodes avancées, combiner des approches de classification et utiliser des bases de données plus diversifiées pour améliorer le diagnostic et la gestion de l'épilepsie.

### **Mots clés**

Épilepsie, Classification, électroencéphalogramme (EEG), apprentissage automatique, Machine à vecteurs de support, Les k-plus proches voisins, Deep Learning.