
CENTRE UNIVERSITAIRE - SALHI AHMED - DE NAAMA

INSTITUT DES SCIENCES & TECHNOLOGIES

DEPARTEMENT DE MATHÉMATIQUES ET INFORMATIQUE



MÉMOIRE DE FIN D'ÉTUDES

pour l'obtention du diplôme

MASTER EN INFORMATIQUE

Spécialité : Systèmes d'informations

Thème

Prédiction des crises d'épilepsies par le perceptron
multicouche

Présenté par :

✉ BESSADAT Mohammed

✉ DJEBLI Khelifa

Encadrés par :

✉ Dr: SIDAOUI Boutkhil

Année Universitaire : 2021-2022

Remerciements

Premièrement nous remercions Allah tout puissant de nous avoir donné la volonté et le courage de mener à bien ce travail. Nous remercions également nos familles pour les sacrifices qu'elles ont fait pour que nous terminions nos études.

Nous remercions également tous nos professeurs qui nous ont aidé durant toutes nos années d'études notamment notre encadreur M'SIDAOUI Boutkhal, qui nous a beaucoup aidé à apprécier ce travail et a mieux éclairé nos perspectives, et de nous a conseillé tout le long de notre projet,

Nous adressons des chaleureux remerciements à tous les membres de jury pour l'effort qu'ils feront dans le but d'examiner ce modeste travail.

Et enfin à tous nos collègues de la promotion 2021-2022

Dédicaces

Je dédie ce modeste travail, aux deux êtres les plus chers à mon

Cœur auxquels je dois mon existence :

Mon père et ma mère ; qui ont été toujours à mon côté.

A mes chers frères pour leurs appuis et leurs encouragements

A tous mes amis.

*Et à tous ceux qui ont contribué de près ou de loin pour que ce projet soit possible, je
vous dis merci.*

A mon binôme DJEBLI Khelifa

BESSADAT

Dédicaces

Je dédie ce modeste travail, aux deux êtres les plus chers à mon

Cœur auxquels je dois mon existence :

Mon père et ma mère ; qui ont été toujours à mon côté.

A mes chers frères pour leurs appuis et leurs encouragements

A tous mes amis.

*Et à tous ceux qui ont contribué de près ou de loin pour que ce projet soit possible, je
vous dis merci.*

A mon binôme Bessadat mohammed

Khelifa

Table des matières

Table des matières.....	I
Liste des figures.....	II
Liste des tableaux.....	XII.
1 Introduction générale.....	1

Chapitre I : Epilepsie & Signal EEG

I.1 Introduction.....	2
I.1.2 Notions générales sur l'épilepsie.....	2
I.1.2.1 Historique.....	2
I.1.2.2 Définition.....	4
I.1.2.3 Classification des crises épileptiques.....	4
I.1.2.4 Statistiques.....	5
I.1.2.5 Causes et les symptômes.....	6
I.1.2.6 Traitements possibles.....	7
I.1.3 Electroencéphalographie.....	8
I.1.3.1 Différentes techniques d'acquisitions de potentiels issus du cortex.....	8
I.1.3.2 EEG de scalp.....	8
I.1.3.3 Origine de l'électrogène cérébrale.....	8
I.1.3.4 Instrumentation et méthodologie.....	9
I.1.3.5 Principaux rythmes de l'E.E.G.....	11
I.1.3.6 EEG épileptique.....	12
I.4. Phases EEG des crises épileptiques.....	13
I.4.1 Prédiction automatique des crises.....	14
I.5. Conclusion.....	14

Chapitre II : perceptron multicouche

II. 1. Introduction.....	15
--------------------------	----

II.2. Réseaux de neurones artificiels.....	15
II.2.1.Neurone biologique.....	15
II.2.2.Neurone artificiel (formel).....	16.
II.2.3. Représentation mathématique.....	16
II.2.4. Fonctions d'activation.....	17
II.2.5. Réseau de neurones	19
II.2.6.Architecture des réseaux de neurones.....	19
II.2.7. Réseaux de neurones non bouclés (en Anglaisfeedforward).....	19
II.2.8. Réseaux de neurones bouclés (récurrents).....	20
II.2.9.Apprentissage Réseaux de neurones.....	20
II.2.10. Types d'apprentissage des réseaux de neurones.....	20
II.2.11 Avantages d'un réseau de neurones.....	21
II.3. Perceptron monocouche.....	22
II.4. perceptron multicouche.....	23
II.4.1.Architecture du perceptron multicouche.....	23
II.4.2. Apprentissage de PMC.....	24
II.4.3. Paramétrage du perceptron multicouche	25
II.5.Conclusion	25

Chapitre III : Implémentation & résultats

III. 1. Introduction	26
III.2. Travaux réalisés sur la détection et la prédiction des crises.....	26
III.3. Problème de prédiction des crises d'épilepsie.....	27
III.4. Système proposé pour la prédiction des crises l'épilepsie.....	27
III.5. Outils et base de données.....	28
III.5.1. Matlab.....	28
III.5.2. Base de données utilisés.....	28
III.6. Interfaces de l'application.....	28
III.6.1. Interface principale.....	28
III.6.2. Interface de création des données.....	29

III.6.3 Interface d'apprentissage et de test.....	29
III.7 Expérimentation et résultats.....	30
III.7.1 Architecture du réseau PMC1.....	30
III.7.2 Architecture du réseau PMC2.....	31
III.7.3 Architecture du réseau PMC3.....	31
III.7.4. Matrice de confusion.....	31
III.7.5. La formule accuracy.....	32.
III.8. Résultats obtenus	32
III.9. Conclusion.....	34
III.9. Conclusion générale	34

Liste des figures

Figure I-1: Crises généralisées.....	4
Figure I-2: Crises partielles.....	5
Figure I-3 : <i>Le système 10–20 de la Fédération Internationale de Neurophysiologie Clinique</i>	10.
Figure I.4: Exemple d'un enregistrement d'EEG Normal.....	11
Figure I-5: Principaux rythmes extraits d'un EEG réel.....	12
Figure I.6: Exemple d'un enregistrement EEG, pendant une crise épileptique.....	12
Figure I.7 : Signal EEG en phase critique , précritique (et inter-critique).....	13
Figure II-1: Neurone biologique.....	15
Figure II-2: Neurone formel.].....	16
Figure II.3: Fonctions binaires à seuil.....	17
Figure II.4: Fonction linéaire.....	18
Figure II.5: Fonction linéaire a seuil ou multi seuil.....	18
Figure II.6: Fonction sigmoïde.....	18
Figure II.7: Topologies des réseaux de neurones artificiels.....	19
Figure II.8: Apprentissage supervisé	21
Figure II.9: Apprentissage non supervisé	21
Figure II.10: Réseau monocouche	22
Figure II.11 : Réseau. multicouche.....	23
Figure II.12: Architecture du perceptron multicouche modèle PMC.....	23
Figure III.1 : le schéma global du système.....	27
Figure III.2 : Représentation de la fenêtre principale.....	29
Figure III.3 : Représentation de la fenêtre de création des données.....	29
Figure III.4 : Représentation de fenêtre d'apprentissage et test.....	30
Figure III.5 : Structure du réseau PMC1.....	30
Figure III.6 : Structure du réseau PMC2.....	31
Figure III.7 : Structure du réseau PMC3.....	31
Figure III.8 : matrice de confusion.....	32

Liste des tableaux

Tableau II-1: Analogie entre les neurones biologiques et artificiels.....	16
Tableau III.1 : Travaux réalisés sur la détection et la prédiction des crises l'épilepsie.....	26
Tableau III.2 : Représentation de la base de donnez.....	28
Tableau III.3 : Représentation pourcentage d'accourcie cas 30min et 2classe.....	32
Tableau III.4 : Représentation pourcentage d'accourcie cas 30min et 4classe.....	33
Tableau III.5 : Représentation pourcentage d'accourcie cas 10min et 2classe.....	33
Tableau III.6 : Représentation pourcentage d'accourcie cas 10min et 4classe.....	34

Introduction générale

L'épilepsie est un trouble neurologique chronique et complexe qui se caractérise par des crises qui peuvent être durer quelques secondes à une minute. Presque 1% de la population du monde souffre de l'épilepsie et la plupart des crises d'épilepsie ne sont pas prises en charge sur l'aspect médical.

La détection automatique des crises permet de donner des avantages aux spécialistes, afin d'aider les malades. La détection automatique des crises repose, généralement, sur les informations portées par les signaux EEG. Ces derniers, fournissent des informations importantes sur l'activité électrique générée par les cellules nerveuses du cortex cérébral en temps réel et avec une excellente résolution temporelle de l'ordre de la dizaine de millisecondes.

Un électroencéphalogramme (EEG) est un examen qui permet de mesurer et d'enregistrer l'activité électrique du cerveau. L'EEG utilise des détecteurs ou électrodes, qu'on fixe à la tête et qu'on relie par des fils à un ordinateur. En effet un EEG est très utilisé pour détecter et localiser toute activité électrique anormale du cerveau, ainsi que pour diagnostiquer et surveiller des maladies telles que l'épilepsie.

L'analyse du signal EEG est une étape incontournable pour extraire les meilleures caractéristiques, afin de faire la prédiction et la classification des crises d'épilepsie.

La problématique posée dans ce projet est la prédiction préventive des crises, afin de sauver les malades, en utilisant les techniques d'apprentissage automatique, et en se basant sur les données des signaux EEG.

Pour cela, on propose dans ce projet de fin d'études l'application d'un réseau de neurones multicouches (MLP) pour la prédiction des crises épileptiques, en se basant sur l'électroencéphalogramme (EEG). Notre travail est constitué en deux étapes : une première étape consacrée à l'extraction des caractéristiques à partir des signaux EEG, et une deuxième étape est réservée pour le développement d'une architecture de réseau de neurones multicouches pour la prédiction des crises.

Ce mémoire est organisé comme suite :

L'épilepsie et le signal EEG est présentée dans le premier chapitre.

Le deuxième chapitre est consacré aux réseaux de neurones, et plus particulièrement le perceptron multicouche.

Le troisième chapitre est réservé pour l'essentiel de notre travail c'est-à-dire la description du système de prédiction des crises épilepsies par le perceptron multicouche, ainsi que les la partie implémentation et résultats.

On termine naturellement ce rapport par une conclusion.

Chapitre I : Epilepsie & Signal EEG

I.1. Introduction

L'épilepsie est une maladie chronique caractérisée par la répétition de crises épileptiques. La prévalence de l'épilepsie est stable dans le monde et se situe entre 0.5 et 0.8% de la population [1]. L'Algérie, compte 400 000 cas d'épilepsie. Selon Le professeur Mustapha Sadibelouiz, président de la Société algérienne de neurologie et président de la Ligue algérienne contre l'épilepsie (2016).

Depuis 1981 existe une classification des crises épileptiques qui distingue trois groupes principaux de crises sur la concordance des critères cliniques et EEG : les crises généralisées, les crises partielles et les crises inclassables. En 1989 une classification des syndromes épileptiques et des épilepsies, permet le regroupement de symptômes et signes apparaissant ensemble d'une manière constante et non fortuite [2]. Les données de l'EEG sont capitales dans cette classification. C'est l'examen le plus performant pour diagnostiquer une épilepsie. Il permet de voir des ondes, ou grapho-éléments, c'est-à-dire à distance d'une crise, et souvent d'enregistrer des crises [3]

Dans la première section de ce chapitre, des notions générales sur l'épilepsie sont rassemblées : l'histoire de la découverte de la maladie, ses causes et les solutions thérapeutiques actuelles. La troisième section expose la problématique à laquelle nous avons été confrontés ainsi que la position de ce travail de recherche dans l'ensemble des communautés médicales et scientifiques qui travaillent sur l'épilepsie et plus particulièrement sur les EEG. La méthodologie utilisée pour résoudre le problème déduction des crises épilepsie, elle sera développée dans les chapitres suivants. En fin, une conclusion résumera succinctement tous les points cités ci-dessus.

I.2. Notions générales sur l'épilepsie

I.2.1. Historique

Connus et décrits dans une tablette babylonienne datant d'au moins 2000 ans avant J.-C., l'épilepsie a de tout temps intrigué ou effrayé. De nouvelles techniques d'imagerie cérébrale et de nouveaux médicaments apparus au XXème siècle ont permis d'améliorer la compréhension et le traitement de cette maladie.

L'épilepsie a longtemps été considérée comme ayant une origine spirituelle. L'hypothèse émise par Hippocrate d'un dysfonctionnement cérébral ne sera reconnue qu'au XIXème siècle avec le développement de la neurologie. Aujourd'hui, les différentes avancées thérapeutiques permettent de traiter avec succès 70 % des patients.

2000 ans avant J.-C.

Le plus ancien document traitant de l'épilepsie est une tablette babylonienne qui se trouve au British Museum. Dans ce manuel de médecine comportant pas moins de 40 tablettes, on trouve une description précise de la plupart des différents types de crises actuellement connus.

A cette époque, on attribue un caractère surnaturel à la maladie : chaque type de crise est associé au nom d'un esprit ou d'un dieu malfaisant.

Au Vème siècle avant J.-C.

Au V^{ème} siècle av. J.-C., les Grecs la surnomment "La maladie sacrée". On trouve sa description dans le traité d'Hippocrate du même nom. On attribua également à cette époque le terme de "seleniazetai" que l'on attribuait aux épileptiques que l'on croyait affectés par les phases de la lune ou par la déesse Séléné. Mais Hippocrate émettait déjà l'hypothèse d'un dérèglement cérébral comme cause de cette maladie. Cette conception totalement révolutionnaire (beaucoup moins spiritualisée que celle de l'époque) ne commencera à se répandre qu'aux XVIII^{ème} et XIX^{ème} siècles.

Les découvertes importantes du XIXème siècle

Avec le XIX^{ème} siècle, apparaît une nouvelle discipline médicale : la neurologie qui va s'imposer comme distincte de la psychiatrie.

En 1857, le premier médicament efficace contre épilepsie, le bromure a commencé à se répandre en Europe et aux Etats-Unis.

En 1873, les travaux du neurologue londonien Hughlins Jackson constitue un pas important vers notre conception moderne de l'épilepsie. Il émet l'hypothèse que les crises d'épilepsie sont provoquées par des décharges électrochimiques brutales dans le cerveau et que le caractère des crises est lié à l'emplacement et à la fonction du site de ces décharges.

Le XXème siècle et la mise au point de traitement

En 1920, le psychiatre allemand Hans Berger met au point la technique de l'électroencéphalogramme (EEG), technique qui permet la détection et la mesure de l'activité électrique du cerveau et qui confirmera l'hypothèse de Hughlins Jackson. Permettant de localiser les sites de décharges épileptiques, l'EEG a permis le développement de traitements neuro-chirurgicaux dès les années 1950. Parallèlement, les traitements médicamenteux ont nettement progressé.

Enfin, les développements technologiques concernant le matériel de neuro-imagerie ont permis d'améliorer encore la détection des petites lésions cérébrales. On doit notamment ces avancées au développement de la scanographie (ou tomодensitométrie), l'imagerie par

Résonance magnétique (IRM), la tomographie par émission de positon (PET) et la tomographie par émissions de photon (SPECT) [4].

I.2.2. Définition

L'épilepsie est un état clinique caractérisé par la survenue de phénomènes paroxystiques (crises) qui, sur le plan physiopathologique, correspondent à l'excitation transitoire de toute une population de cellules nerveuses qui se mettent à se décharger tous ensembles [7].

La localisation de la décharge électrique dans le cerveau va conditionner les signes cliniques qui seront différents d'une localisation à l'autre. L'analyse électro-clinique des crises a permis d'établir, en 1981, une classification internationale des crises d'épilepsie distingue principalement trois groupes de types de crises : Les crises généralisées, Les crises partielles et Les crises inclassable [8].

I.2.3. Classification des crises épileptiques

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

Crises généralisées :

Les crises généralisées sont le résultat de décharges épileptiques se produisant dans les deux hémisphères du cortex cérébral [6]. Celle-ci survient brutalement, associant à une perte de connaissance immédiate des convulsions généralisées [7]. On peut la diviser en différentes formes :

- ✓ **Les crises myocloniques** : se caractérise par des mouvements des bras et des jambes.
- ✓ **Les crises d'absence (petit mal)** : cela peut entraîner une perte de connaissance brève avec secousses musculaires brèves.
- ✓ **Les crises atoniques** : sont caractérisées par des chutes avec une perte du tonus musculaire.
- ✓ **Les crises tonico-cloniques (grand mal)** : il s'agit de la forme la plus intense de crise généralisée. Dans ce cas le patient a perdu connaissance, on observe un raidissement des muscles, un manque de coordination des mouvements et une perte de contrôle de la vessie (perte des urines) [9].



Figure I-1: Crises généralisées

Crises partielles (ou focales) :

Dans les crises partielles la décharge est initialement circonscrite à un volume cortical Restreint ou focales [9]. Ces crises impliquent une région anatomiquement ou fonctionnellement bien délimitée. Ainsi les symptômes seront en étroite corrélation avec la zone de la décharge épileptique.

Ils peuvent être d'ordre moteur, sensitif, végétatif, psychique, dysphasique (trouble de la parole) ou encore dysmnésique (trouble de la mémoire) [10]. Il existe aussi des crises simples sans aucune modification de la conscience et des complexes avec altération de la conscience [8].

- ✓ **Crises partielles simples** : dans ce cas, il n'y a pas de perte de conscience du patient. Toutefois, on peut observer des changements émotionnels ou sensoriels comme le goût, l'odorat, la vue et l'ouïe avec donc trouble des 5 sens. Cette forme de crise peut aussi entraîner des mouvements involontaires des membres et des étourdissements.
- ✓ **Crises partielles complexes** : dans ce cas on observe une perte de conscience et le patient peut présenter des mouvements involontaires, comme marcher en cercle ou mâcher de façon incontrôlée [9].

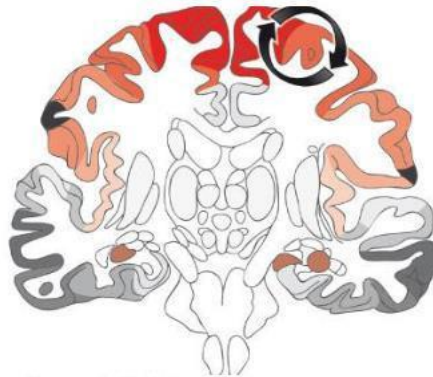


Figure I-2: Crises partielles

Les crises inclassables

Les crises inclassables sont celles sur lesquelles on dispose du moins de renseignements cliniques [11], car elles sont peu fréquentes.

Etat de mal épileptique

La succession à court terme de plusieurs crises comitiales

Généralisées ou même localisées

Constitue l'état de mal. Celui-ci entraîne rapidement un coma, des troubles respiratoires, de la fièvre. Souvent difficile à contrôler par le traitement, il peut en soi être mortel. La survenue d'un état de mal est un risque grave commun à toute épilepsie. [7].

I.2.4. Statistiques

Dans le monde, environ 50 millions de personnes vivent actuellement avec l'épilepsie [4], Dans la population générale, la proportion de personnes souffrant d'épilepsie évolutive (c'est-à-dire présentant des crises chroniques ou nécessitant un traitement) à un moment donné se situe entre 4 et 10 pour 1000 personnes.

Le professeur Mustapha Sadibelouiz, président de la Société algérienne de neurologie et président de la Ligue algérienne contre l'épilepsie a indiqué qu'«il y a près de 400.000 personnes épileptiques en Algérie entre enfants et adultes.» et Il a précisé «que cette maladie est connue depuis longtemps et, est appelée «le mal sacrée».

Ce spécialiste n'a pas omis d'évoquer le nombre de neurologues dans la prise en charge de la maladie. « L'Algérie, compte 350 neurologues, elle est considérée comme le pays africain le mieux nanti en neurologues devant les 200 du Maroc, les 100 de la Tunisie et 130 en Afrique du Sud.

Pour ce qui est du remboursement du médicament, le Pr Sadibelouiz a souligné que celui-ci « n'a jamais été considéré à 100%, car l'épilepsie n'est pas considérée comme une maladie chronique, sauf quand il y'a une pathologie associée. Dans certaines formes d'épilepsie il est temps de considérer la maladie comme chronique au niveau de la CNAS », estime-t-il. [3].

I.2.5. Causes et les symptômes

- ✓ Familiales (antécédents familiaux)
- ✓ Une tumeur au cerveau
- ✓ L'alcoolisme
- ✓ Un AVC
- ✓ Une intoxication
- ✓ La séquelle d'un traumatisme
- ✓ Fièvre élevée chez les jeunes enfants (+ 38,5°)

En réalité l'épilepsie est causée par tout phénomène susceptible de produire une hyperexcitabilité des neurones dans le cerveau et d'y provoquer des décharges électriques. L'épilepsie peut aussi apparaître sans cause, on l'appelle alors l'épilepsie essentielle. [10]

Et les symptômes vont différer selon les neurones atteints :

Dans les cas de crises généralisées :

- ✓ Absence (maximum 20 minutes)
- ✓ Secousses musculaires brèves, bilatérales, la conscience en générale conservé
- ✓ Convulsions caractérisées par des contractions de tout le corps, durant 10 à 20 secondes suivis de phase de relâchement

Pertes d'urines

Dans le cas de crises partielles :

- ✓ -Secousses
- ✓ -Convulsions unilatérales débutant aux doigts impliquant progressivement le membre puis la face
- ✓ -Trouble des 5 sens (visuels, auditifs, olfactifs, gustatifs, vertige).

I.2.6. Traitements possibles

A l'heure actuelle, pour soigner les patients épileptiques, le traitement est d'abord médicamenteux. En cas d'échec de ce traitement on propose un traitement chirurgical.

Les traitements pharmaceutiques

Les médicaments utilisés pour traiter l'épilepsie sont souvent des drogues qui agissent directement sur les mécanismes neuronaux déclenchant les crises. Ce traitement n'a qu'un effet suspensif sur ces dernières. En effet, les médicaments empêchent la survenue des crises en évitant l'hypersynchronisation des neurones mais sans vraiment guérir la maladie en elle-même. Dans les pays développés, 75% des patients utilisent avec succès ces drogues anti-épileptiques.

Les traitements chirurgicaux

Contrairement au traitement pharmaceutique, le traitement chirurgical de l'épilepsie agit directement sur la zone épileptogène. En effet, dans le cadre des épilepsies partielles généralement dues à des lésions focales, l'exérèse des tissus impliqués dans la génération des crises et de ses voies de propagation immédiate permet souvent de supprimer les crises. Une telle opération n'est toutefois envisagée que si le risque de morbidité est faible et que le patient subit un déficit fonctionnel acceptable. Pour d'autres types d'épilepsie, comme les généralisées, une opération peut aussi être envisagée, mais ces opérations sont alors beaucoup plus lourdes, car elles consistent en la résection partielle ou totale du corps calleux (canaux de communication entre les hémisphères gauche et droit). Ce type d'opération n'est envisagé que dans les cas d'épilepsie généralisée très graves.

Après une opération, 60%-70% des patients ne font plus de crises, bien que dans certains cas cette rémission peut intervenir jusqu'à 2 ans après l'opération. [11]

Une crise n'est qu'un évènement épileptique isolé sans gravité qui ne se reproduira plus jamais. Ce n'est que lorsque les crises se multiplient qu'une véritable épilepsie est à craindre. [12].

La période néonatale est à haut risque d'atteinte neurologique. Aux lésions secondaires, aux conditions de naissance (prématurité, souffrance anoxo-ischémique, infection...) s'ajoutent les symptômes révélateurs de maladies neurologiques d'origine malformative, génétique ou métabolique... [13]

Dans la période néonatale l'incidence des crises est plus élevée qu'à aucun autre moment de la vie (0,7 à 2,7 pour 1 000 naissances vivantes) [13], 13,5 à 56 pour 1 000 chez les prématurés de moins de 1 500 g [14,]. Il faudrait tenir compte des crises infra cliniques dont l'incidence serait au moins aussi élevée d'après certaines études [16].

I.3. Electroencéphalographie

I.3.1. Différentes techniques d'acquisitions

L'EEG de scalp est la technique d'acquisition des bios potentiels la plus connue. Elle consiste à placer des électrodes directement sur le crâne. Il en existe néanmoins d'autres qui seront citées et brièvement expliquées :

ECOG (électrocorticographie) :

Est la technique d'enregistrement qui consiste à capter l'activité électrique neuronale en posant directement les électrodes sur le cortex du patient. Cette méthode est généralement utilisée en prévision d'opérations chirurgicales. La résolution spatiale est faible car les électrodes sont concentrées à un endroit bien précis.

iEEG (intracrânien EEG) :

Consiste dans l'implantation de sondes dans le cerveau même, par le neurochirurgien. La résolution spatiale est également faible.

MEG (la magnétoencéphalographie) :

Est une technique permettant de capter le champ magnétique émis par l'activité électrique du cerveau. Il nécessite un appareillage lourd et coûteux. C'est une technique souvent utilisée de pair avec l'EEG pour des raisons expliquées dans la suite. [39]

I.3.2. EEG de scalp

L'électroencéphalographie est un examen clinique non invasif. C'est le moyen le plus utilisé pour mettre en évidence l'activité électrique du cerveau, donc l'activité épileptique proprement dite. Comparé aux autres techniques d'investigation, l'EEG fournit des informations en temps réel et avec une très bonne résolution temporelle, de l'ordre de la milliseconde. Il demeure incontournable pour le diagnostic et la classification des épilepsies. Berger a mis cela en évidence chez l'homme en 1924 [16]

L'électroencéphalogramme (EEG) représente la transcription sous forme d'un tracé des variations dans le temps des potentiels électriques recueillis sur la boîte crânienne en différents points du scalp. [17]

I.3.3. Origine de l'électrogène cérébrale

Les diverses manifestations électriques globales enregistrées sur le scalp proviennent des activités électriques des cellules nerveuses sous-jacentes. Les générateurs principaux sont vraisemblablement les neurones pyramidaux des couches III et V du cortex. Ces cellules, perpendiculaires à la surface corticale, sont, de par leurs activités et celles des synapses, la source de courants extracellulaires oscillant en permanence entre leur soma et leurs dendrites, sièges des potentiels post-synaptiques. Ces courants ne sont recueillis en surface que si des milliers de cellules sont actives en même temps.

Les variations de potentiels ainsi enregistrées et leur sommation sont aléatoires. Cependant l'observation de rythmes s'explique par l'existence de phénomènes de synchronisation de certaines populations de neurones présentant une similitude architectonique et fonctionnelle [16].

I.3.4. Instrumentation et méthodologie

Les électrodes

Ils sont de petites tailles, chacune de ces électrodes est reliée à un enregistreur numérique qui recueille et stocke le signal. Les électrodes sont de 3 types :

- ✓ L'électrode tampon
- ✓ L'électrode cupule
- ✓ L'électrode aiguille

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

Les chaînes d'amplification

La relative faiblesse des tensions à enregistrer, de l'ordre du microvolt (μV), et leur basse fréquence, nécessitent un dispositif d'amplification sélective ayant un gain élevé. A chaque amplificateur correspond un système d'inscription, qui transmet à une plume les variations de potentiel qu'il reçoit, de sorte que celles-ci se trouvent traduites sur le papier d'enregistrement en déflexions de la plume proportionnelles au voltage. Les amplificateurs EEG sont construits de telle façon que lorsque de potentiel de la première électrode est négatif par rapport à celui de la seconde, la plume dévie vers le haut.

Les filtres

Les potentiels générés par le cerveau varient au cours du temps et forment des rythmes. Les rythmes cérébraux sont caractérisés par des fréquences comprises entre 0,5 à 80 voire 100 cycles par seconde (ou Hertz : Hz) environ mais, dans la pratique courante, on se contente d'enregistrer les fréquences comprises entre 0,5 et 40 Hz. Pour éliminer des activités électriques parasites, on utilise deux types de filtres :

- ✓ La constante de temps (filtre passe-haut) : Elle permet d'atténuer en particulier les variations de la résistance cutanée, les effets de la sudation.
- ✓ Le filtre (passe-bas) : Il permet d'éliminer les variations rapides de potentiel qui ne sont pas d'origine électroencéphalographique (électromyogramme)..

Le système d'inscription

La plume transcrit sur le papier les variations de potentiel en fonction du temps. L'échelle de temps utilisée a pour unité la seconde. Tout appareil dispose de plusieurs vitesses de déroulement du papier. La vitesse habituellement utilisée est de 15 mm par seconde. Le papier d'enregistrement présente des graduations verticales : 2 traits gras sont espacés de 15 mm, ce qui correspond donc à une seconde. 2 traits fins délimitent 2/10èmes de seconde.

Le mouvement de la plume se fait perpendiculairement au sens de déroulement du papier. L'étalonnage de l'appareil est réglable. En principe, ce réglage est établi (par calibrage) en sorte qu'une déflexion de la plume de 5 mm corresponde à une variation de potentiel de 50 μ V. Un circuit autonome délivre sur demande un niveau de tension calibrée de 50 μ V permettant d'effectuer l'étalonnage.

Le montage

On appelle « montage » la combinaison qui fait correspondre à deux électrodes un amplificateur et un système d'inscription, c'est à dire une voie (ou dérivation). On distingue trois types de montages : Le montage monopolaire, le montage bipolaire et l'électrode de terre

Emplacement des électrodes

Le système 10-20 : L'emplacement d'électrodes le plus courant utilisé en EEG a été standardisé par une nomenclature internationale : le système 10-20 [Jasper, 1958]. Cette technique est basée sur des repères anatomiques : le nasion, l'inion et les repères pré-auriculaires droit et gauche. La première mesure est faite sur le plan antéro-postérieur : la distance nasion-inion est prise et divisée en cinq segments. Le premier repère est placé à 10% de la distance totale à partir du nasion et est appelé Fp (frontopolaire). Les repères suivants sont placés à 20% de la distance totale et appelés F, C, P et O. Ces appellations représentent respectivement les régions cérébrales frontale, centrale, pariétale et occipitale. Une méthode similaire est utilisée pour définir les emplacements dans le plan transversal. Pour distinguer les électrodes, des chiffres sont utilisées : paires pour l'hémisphère droit et impaires pour le gauche (voir Figure I.3).

Le développement des meilleures technologies d'enregistrement ainsi que l'amélioration des électrodes ont permis que ce montage classique puisse être augmenté avec des électrodes supplémentaires placées dans des positions intermédiaires. Aujourd'hui, il est possible d'enregistrer 64, 128 et jusqu'au 256 voies. En tel cas, on parle d'EEG à haute résolution (EEG-HR).

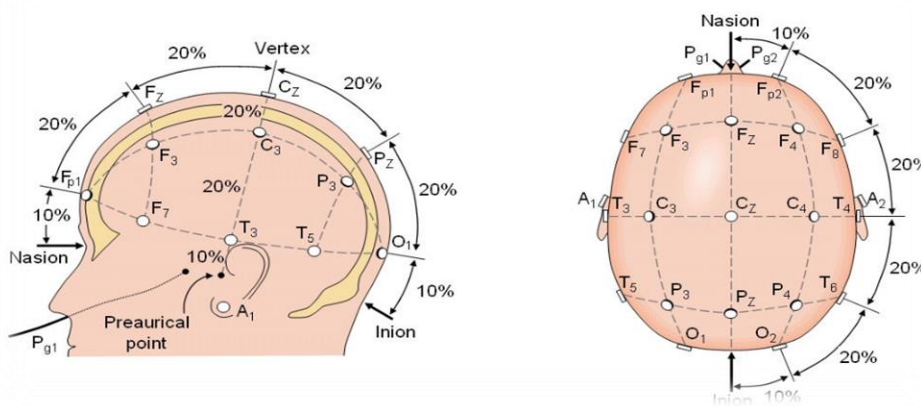


Figure I-3 : Le système 10-20 de la Fédération Internationale de Neurophysiologie Clinique

L'enregistrement numérique

Depuis plusieurs années, les appareils traditionnels à plumes (dits analogiques) sont remplacés par des appareils numériques construits sur une base d'ordinateur. Le principe est le même mais le signal est enregistré après conversion analogique / numérique (A/N) sous forme d'une suite de chiffres. La conversion A/N consiste à mesurer, à intervalles réguliers choisis en fonction de la fréquence maximale du signal à enregistrer, l'amplitude du signal analogique.

Elle est assurée en temps réel par un convertisseur analogique - numérique pour chacun des signaux recueillis par les électrodes. L'électroencéphalogramme est ensuite affiché sur un écran graphique et éventuellement imprimé. Un des avantages principaux de cette méthode est de pouvoir calculer le résultat (montage) de n'importe quelle combinaison d'électrodes. De plus, on peut appliquer aux signaux recueillis des techniques de traitement du signal plus sophistiquées depuis, le filtrage numérique jusqu'au calcul du spectre des fréquences. On peut ainsi comparer objectivement les caractéristiques des EEG provenant de populations d'individus différents, ou quantifier les variations de l'électrogénèse cérébrale lors des variations de l'attention, lors du sommeil, lors d'épreuves dynamiques [17]

I.3.5. Principaux rythmes de l'EEG

L'EEG est le résultat d'une différence de potentiel mesurée entre deux points. L'enregistrement entre deux points se fait grâce à des électrodes placées sur le cuir chevelu. La figure 1.6 présente un exemple d'un enregistrement d'EEG. Ces potentiels varient au cours du temps et forment des rythmes [16].

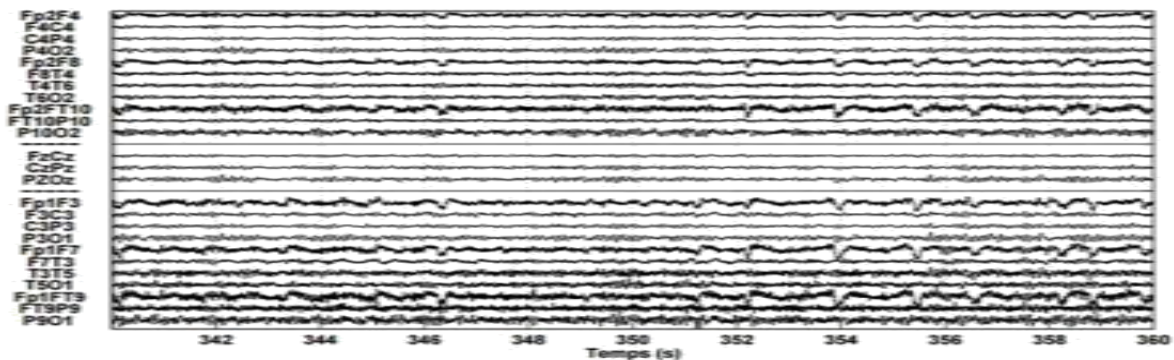


Figure I.4: Exemple d'un enregistrement d'EEG Normal.

La morphologie des tracés dépend de l'état d'activation des neurones enregistrés et cet état d'activation va se traduire par des variations de fréquence et d'amplitude des ondes enregistrées. Ces activités électriques cérébrales rythmiques sont classées selon leur fréquence en 5 groupes : delta- δ (0.5–4Hz), thêta- θ (4–8Hz), alpha- α (8–13Hz), bêta- β (13–30Hz) et gamma- γ (supérieur à 30Hz). [18]

Le rythme alpha est un rythme de la bande (ou fréquence) entre 8 – 13Hz et de 30 à 50 μ V d'amplitude, sa topographie est plus particulièrement postérieure (en arrière du vertex) dans la région occipitale. Il apparaît surtout avec les yeux fermés.

Les rythmes delta et thêta (les ondes lentes). Une onde dite lente est définie arbitrairement comme étant un signal dont le contenu fréquentiel est inférieur à celui de la bande alpha. Ces ondes lentes, thêta et delta, peuvent témoigner d'un processus pathologique lésionnel ou fonctionnel sous-jacent. Dans les épilepsies partielles, elles sont fréquentes et souvent localisées dans la même région que le foyer épileptique inter critique.

Le rythme bêta de fréquence supérieure à 13 Hz, occupe les régions moyennes des deux hémisphères souvent de manière asynchrone. D'amplitude faible (inférieure à 20 μ V), ces rythmes peuvent être masqués par les rythmes alpha (plus énergétique).

Le rythme gamma est d'amplitude très faible et d'occurrence plus rare, la détection de ces rythmes peut être employée pour la confirmation de certaines pathologies. La figure I.5 illustre les principaux rythmes de l'activité cérébrale (α , β , δ et θ).

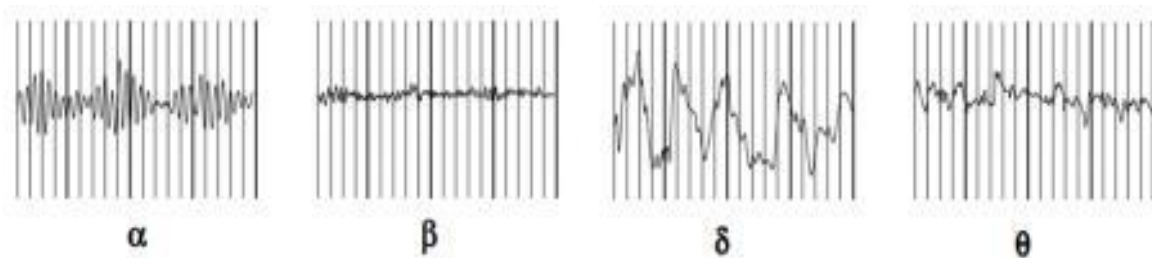


Figure I.5: Principaux rythmes extraits d'un EEG réel.

I.3.6.EEG épileptique

Les rythmes décrits ci-dessus sont physiologiques et correspondent aux activités cycliques de l'organisme que l'on peut subdiviser en 3 grandes catégories : veille, sommeil lent, sommeil paradoxal. L'épilepsie passe par une hyper synchronisation et une hyperexcitabilité neuronale, y compris corticales.

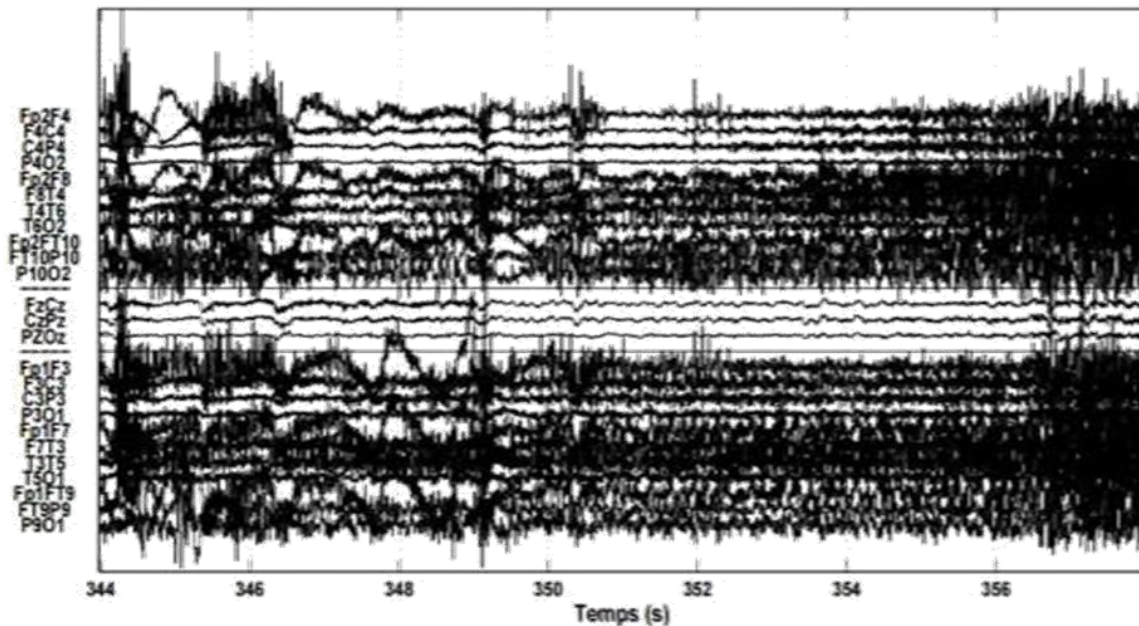


Figure I.6: Exemple d'un enregistrement EEG, pendant une crise épileptique.

L'EEG du patient épileptique revêt 3 états différents :

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

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

I.3.6. Phases EEG des crises épileptiques

Phase inter-critique : Cette phase est caractérisée par les signaux EEG transitoires suivants.

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

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

Phase précritique : Cette phase est celle qui précède la crise. Sa durée ne fait pas l'unanimité au niveau de la littérature. Elle peut donc varier de quelques minutes jusqu'à environ une heure. Le comportement physique des signaux EEG durant cette phase varie considérablement selon le type de crise dont il s'agit.

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

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

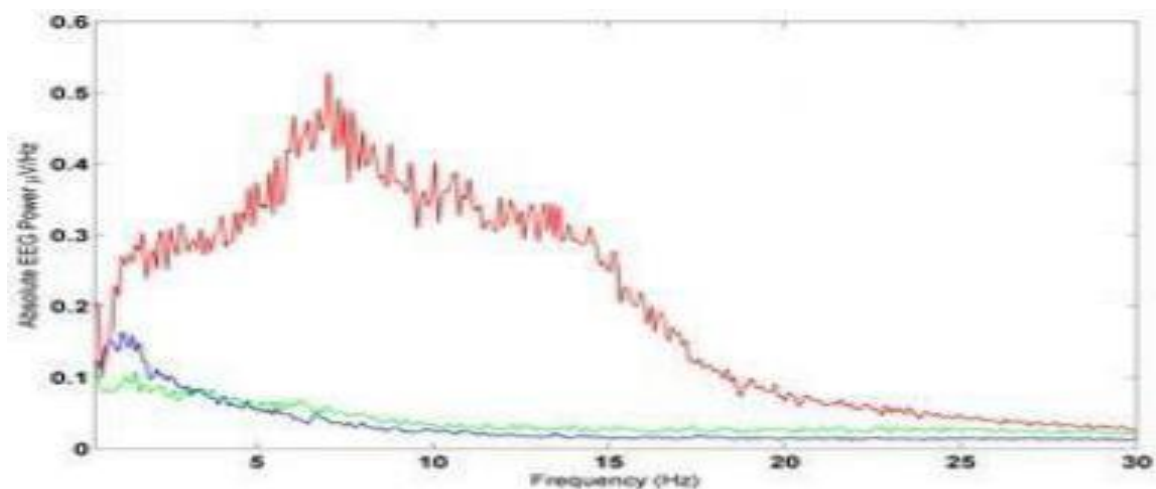


Figure I.7 : Signal EEG en phase critique (rouge), précritique (bleu) et inter-critique (vert).

I.4. Prédiction automatique des crises

Dans un premier temps, il est nécessaire de préciser la signification de la prédiction et de la détection dans le contexte de la crise d'épilepsie. A priori, la prédiction est la capacité d'avertir suffisamment à l'avance de la survenue d'une crise et la détection est l'identification des patterns typiques épileptiques de la crise [24].

Ces définitions peuvent entraîner une classification arbitraire entre deux catégories. Le processus épileptique est beaucoup trop complexe et beaucoup trop varié pour que cette classification ait un sens. Le début de la crise EEG n'est pas toujours clairement défini et diffère souvent avec le début clinique. La différence entre prédiction et détection (précoce) n'est donc pas toujours aussi simple à définir.

Généralement, l'horizon de prédiction, c'est-à-dire la durée de la période pré-ictale, peut être considérée comme étant de l'ordre de la dizaine de minutes dans le cas de la prédiction et de l'ordre de la seconde dans le cas de la détection.

La faible quantité d'études sur l'EEG de surface s'explique par au moins deux principales difficultés.

- ✓ Premièrement, ce signal est le reflet d'une activité cérébrale globale, or les classifications actuelles regroupent plutôt les crises en fonction de la localisation très focale du foyer épilepto-gène.
- ✓ Deuxièmement, l'EEG de surface est perturbé par de multiples artefacts, principalement pendant les crises, ce qui rend délicate l'interprétation des résultats obtenus.

I.5. Conclusion

Ce chapitre présente les définitions et notions générale de l'épilepsie, aussi que la description du signal EEG. De plus, la notion de prédiction des crises épileptiques. Le deuxième chapitre est consacré à l'outil utilisé pour faire la prédiction des crises, c'est les réseaux de neurones artificiels.

Chapitre II : Perceptron multicouche

II.1. Introduction

La plupart des programmes d'intelligence artificielle possèdent aujourd'hui un module d'apprentissage et tous les programmes de reconnaissance des formes sont fondés sur des algorithmes d'apprentissage. Parmi ces algorithmes, on peut citer les réseaux de neurones artificiels et séparateur à vaste marge, etc... Dans notre travail, on s'intéresse à l'application des réseaux de neurones artificiels pour la prédiction des crises épileptiques.

Dans ce chapitre, on présente les définitions de base de réseaux de neurones artificiels, suivi par une description détaillée du Perceptron multicouche (PMC).

II.2. Réseaux de neurones artificiels

II.2.1. Neurone biologique

Le neurone biologique est un corps cellulaire composé entre autres de dendrites et d'un axone. Des informations électriques (provenant du système nerveux) arrivent par les dendrites qui sont les entrées du neurone. Un signal électrique (de type impulsion) peut être émis le long de l'axone si les signaux électriques arrivant par les dendrites excitent assez le neurone (c.-à-d. passage d'un seuil d'excitation). Ainsi les axones des neurones (sorties) sont connectés aux dendrites d'autres neurones par les synapses, ce qui fait de notre cerveau un réseau extrêmement complexe de neurones, compte tenu que nous possédons plusieurs milliards de neurones et que chaque neurone peut avoir plusieurs milliers de dendrites. Les synapses jouent un rôle important car elles sont le lien entre la sortie d'un neurone et l'entrée d'un autre neurone. L'influx nerveux passe par ces synapses, qui peuvent inhiber ou laisser passer le signal nerveux. Si l'amplitude du signal arrivant à la synapse est assez élevée, alors elle laissera passer le signal, sinon il sera inhibé. La synapse est capable de s'adapter pour laisser passer le signal ou empêcher son passage : ce mécanisme d'adaptation est à la base de l'apprentissage de notre cerveau. Le neurone biologique est schématisé dans la figure (II.1) [25].

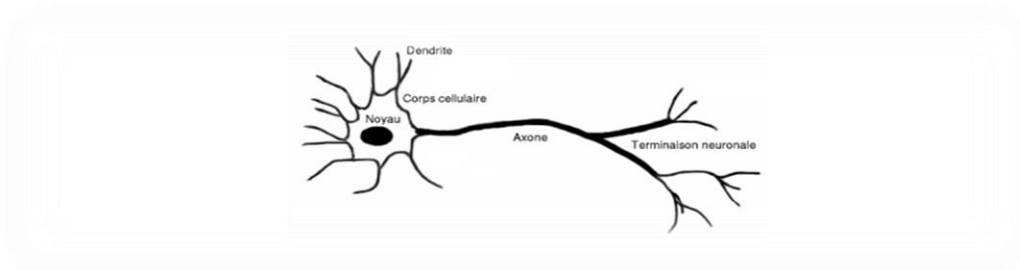


Figure II.1: Neurone biologique

II.2.2. Neurone artificiel (formel)

Le neurone artificiel (ou cellule) est un processeur élémentaire. Il reçoit un nombre variable d'entrées en provenance de neurones appartenant à un niveau situé en amont (on parlera de neurones amont). A chacune des entrées est associée un poids w représentatif de la force de la connexion.

Chaque processeur élémentaire est doté d'une sortie unique, qui se ramifie ensuite pour alimenter un nombre variable de neurones appartenant à un niveau situé en aval (on parlera de neurones "avals"). A chaque connexion est associée un poids. [26].

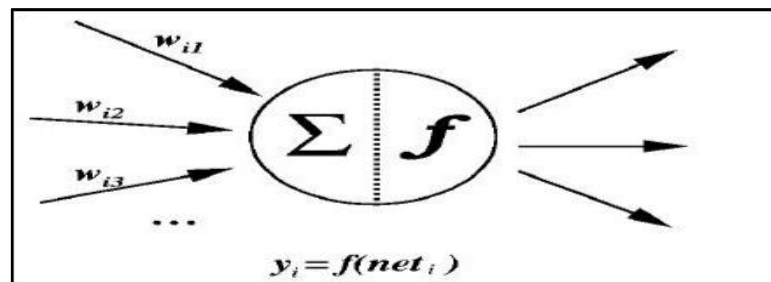


Figure II-2: Neurone formel.

Neurone biologique	Neurone artificiel	Représentation symbolique
Soma	Neurone	
Dendrite	Intrant (Input)	x_i, X (intrant net)
Axone	Extrant (Output)	Y
Synapse	Poids	w_i

Tableau II-1: Analogie entre les neurones biologiques et artificiels.

II.2.3. Représentation mathématique

Les réseaux de neurones formels sont à l'origine d'une tentative de modélisation mathématique du cerveau humain. Les premiers travaux datent de 1943 et sont l'œuvre de MM Mac Culloch et Pitts. Ils présentent un modèle assez simple pour les neurones et explorent les possibilités de ce modèle. La modélisation consiste à mettre en œuvre un système de réseau neuronal sous un aspect non pas biologique mais artificiel. Un neurone est donc avant tout un opérateur mathématique, dont on peut calculer la valeur numérique par quelques lignes de logiciel. D'un point de vue mathématique, un neurone formel réalise donc une fonction linéaire. [27].

$$y = f(x_1, x_2, \dots, x_p; w_1, w_2, \dots, w_p)$$

Les $\{x_i\}$ sont les variables (ou entrées), les $\{w_j\}$ sont des paramètres (ou poids).

Les entrées peuvent être booléennes, binaires (0,1), bipolaire (-1,1) ou réels.

En règle générale, le calcul de la valeur de cette fonction peut se décomposer en deux étapes :

Une combinaison linéaire des entrées

$$U = \sum_{i=1}^n w_i x_i - \theta$$

La sortie du neurone est :

$$y = f(U) = f\left(\sum_{i=1}^n w_i x_i - \theta\right)$$

(θ) est appelé biais, il peut être considéré comme la pondération de l'entrée 0 fixée à 1 (U) est appelé potentiel du neurone.

La fonction (f) permet de définir l'état interne du neurone en fonction de son entrée totale.

Citons à titre d'exemple quelques fonctions d'activation ou de transfert souvent utilisées.

II.2.4. Fonctions d'activation

Dans sa première version, le neurone formel était donc implémenté avec une fonction à seuil, mais de nombreuses versions existent. Ainsi le neurone de McCulloch et Pitts a été généralisé de différentes manières, en choisissant d'autres fonctions d'activations. La sortie du neurone dépend d'une fonction de transfert [28], dont les principales sont :

Fonction binaire à seuil

$$h(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } x \geq 0 \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad \text{sgn}(x) = \begin{cases} -1 & \text{si } x < 0 \\ 1 & \text{sinon} \end{cases}$$

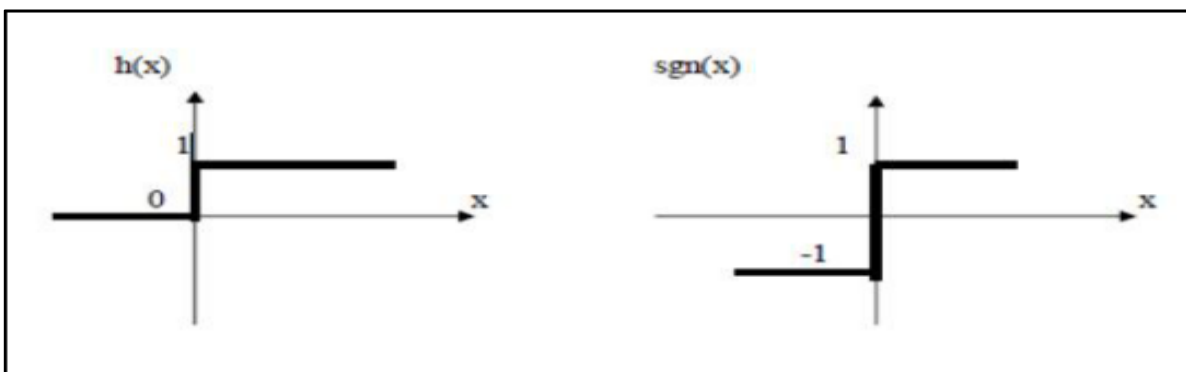


Figure II.3: Fonctions binaires à seuil.

Le seuil introduit une non-linéarité dans le comportement du neurone, cependant il limite la gamme des réponses possibles à deux valeurs.

Fonction linéaire

C'est l'une des fonctions d'activations les plus simples, sa fonction est définie par : $F(x)=x$

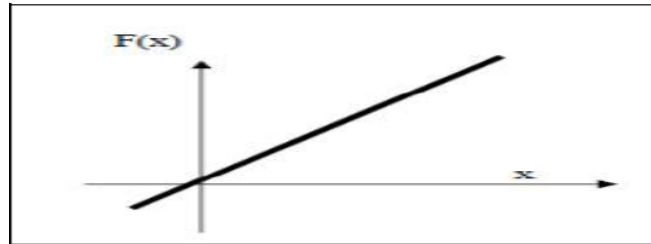


Figure II.4: Fonction linéaire.

Fonction linéaire a seuil ou multi seuil

Cette fonction représente un compromis entre la fonction linéaire et la fonction seuil, entre ses deux barres de saturation, elle confère au neurone une gamme de réponses possibles. En modulant la pente de la linéarité, on affecte la plage de réponse du neurone.

$$\Gamma(x) = \begin{cases} x & x \in [u, v] \\ v & \text{si } x \geq v \\ u & \text{si } x \leq u \end{cases}$$

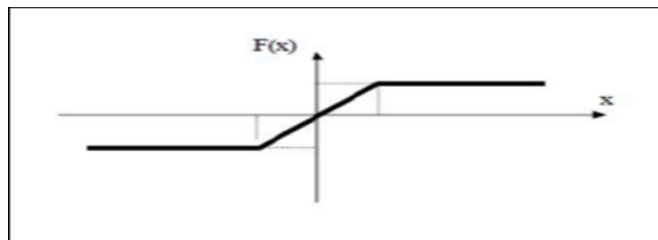


Figure II.5: Fonction linéaire a seuil ou multi seuil.

La fonction sigmoïde

Elle est l'équivalent continu de la fonction linéaire. Etant continu, elle est dérivable, d'autant plus que sa dérivée est simple à calculer, elle est définie par :

$$F(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$$

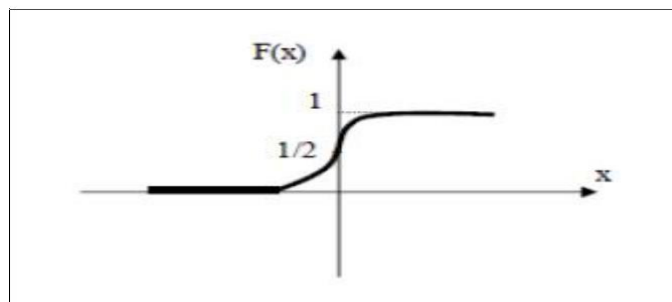


Figure II.6: Fonction sigmoïde.

II.2.5. Réseau de neurones

Un réseau de neurones est un processus distribué de manière massivement parallèle, qui a une propension naturelle à mémoriser des connaissances de façon expérimentale et de les rendre disponibles pour utilisation. Il ressemble au cerveau en deux points :

- ✓ La connaissance est acquise au travers d'un processus d'apprentissage ;
- ✓ Les poids des connections entre les neurones sont utilisés pour mémoriser la connaissance. »

II.2.6. Architectures des réseaux de neurones

On distingue deux grandes familles de réseaux de neurones : les réseaux non bouclés et les réseaux bouclés [29].

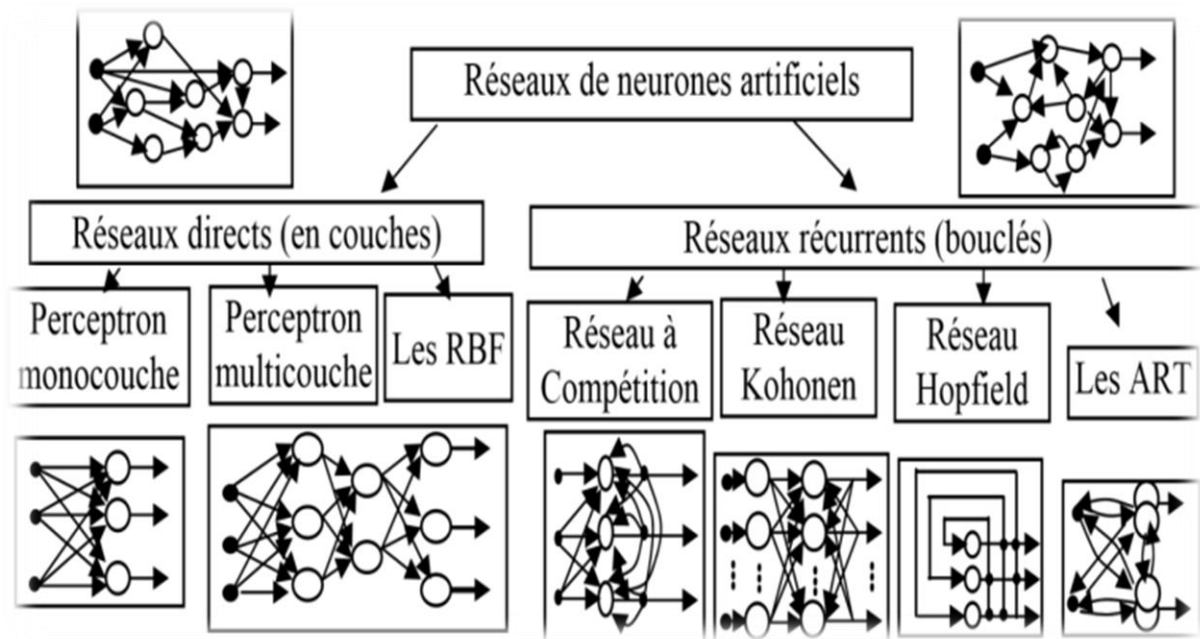


Figure II.7: Topologies des réseaux de neurones artificiels.

II.2.7. Réseau de neurones non bouclés (en Anglais feedforward)

Un réseau de neurones non bouclé réalise une (ou plusieurs) fonctions algébriques de ses entrées par composition des fonctions réalisées par chacun des neurones le composant. L'entrée au réseau désigne l'information reçue par ce dernier de l'environnement extérieur. Dans un tel réseau, l'information circule dans une seule direction, de l'entrée vers la sortie. Ce type de réseaux n'autorise pas le retour en arrière de l'information.

Le temps ne joue aucun rôle fonctionnel dans un réseau de neurones non bouclé. Pour cette raison, ces réseaux sont aussi qualifiés de réseaux statiques, par opposition aux réseaux dynamiques. Ce type de réseau comprend deux groupes d'architectures : les réseaux mono-couches et les réseaux multi-couches. Ils diffèrent par l'existence ou non de neurones intermédiaires appelés neurones cachés entre les unités d'entrées et les unités de sorties appelées nœuds sources ou nœuds d'entrée et nœuds de sortie respectivement.

Un réseau non-bouclé mono-couche possède une couche d'entrée recevant les entrées à traiter par l'intermédiaire des nœuds sources. Cette couche se projette en une couche de sortie composée de neurones (nœuds de calcul) transmettant les résultats du traitement au milieu extérieur. Un réseau non-bouclé multi-couche se caractérise par la présence d'une ou de plusieurs couches cachées, dont les nœuds de calcul correspondant s'appellent neurones cachés. Les couches cachées s'interposent entre l'entrée du réseau et sa sortie. Leur rôle est d'effectuer un prétraitement des entrées, reçus par la couche d'entrée en provenance du milieu extérieur et de transmettre les résultats correspondant à la couche de sortie où sera déterminée la réponse finale du réseau avant qu'elle soit transmise au milieu extérieur. Les réseaux les plus fréquemment utilisés de cette catégorie sont les perceptrons multi-couches (Multilayer Perceptrons, PMC).

II.2.8. Réseaux de neurones bouclés (récurrents)

Dans un réseau bouclé, appelé aussi réseau récurrent ou dynamique, il est possible de trouver au moins un cycle où l'information peut revenir à son point de départ. Cela suppose que la sortie d'un neurone peut être fonction d'elle-même. Or cela n'est possible que si la notion de temps est prise en compte. Ce type de réseau est notamment utilisé pour la modélisation dynamique de processus non linéaires. Cependant qu'un réseau soit non bouclé ou bouclé, dans la phase de son développement, une phase d'apprentissage est nécessaire. Différents types d'apprentissages sont connus dans la littérature.

II.2.9. Apprentissage réseaux de neurones

L'apprentissage ont pour objectif de permettre à la machine d'acquérir des connaissances opérationnelles à partir d'exemples. Ils cherchent à découvrir la structure cachée d'un ensemble de valeurs observées, les facteurs inhérents qui expliquent les variations et les dépendances observées. Ils sont utiles pour la prédiction, la prise de décision, et l'analyse de données.

En générale, le réseau de neurones est entraîné sur sa base d'apprentissage, en minimisant l'erreur quadratique moyenne, entre les classes désirées et les sorties calculées. Au fur et à mesure de l'apprentissage, cette erreur quadratique doit diminuer jusqu'au minimum global de la fonction d'erreur dans le meilleur des cas.

Parallèlement, l'erreur quadratique est également évaluée sur la base de validation. Elle permet de valider l'apprentissage du réseau et de déterminer sa qualité à généraliser sur d'autres exemples.

II.2.10. Types d'apprentissage des réseaux de neurones

Les procédures d'apprentissage sont divisées, elles aussi, en deux grandes catégories : apprentissage supervisé et apprentissage non supervisé dans notre cas d'étude on s'intéressera au premier cas.

Apprentissage supervisé

L'apprentissage supervisé implique l'existence d'un professeur qui a pour rôle d'évaluer le succès (ou l'échec) du réseau quand il lui est présenté un exemple appartenant à la base d'apprentissage.

Cette supervision consiste à renvoyer au réseau une information lui permettant de faire évoluer ses connexions (parfois aussi sa propre architecture) afin de faire diminuer son taux d'échec. L'information peut être explicite, sous la forme d'une mesure de l'erreur commise, par exemple, ou globalement sur l'ensemble des exemples de la base. C'est ce qui se passe dans le cas du Perceptron.

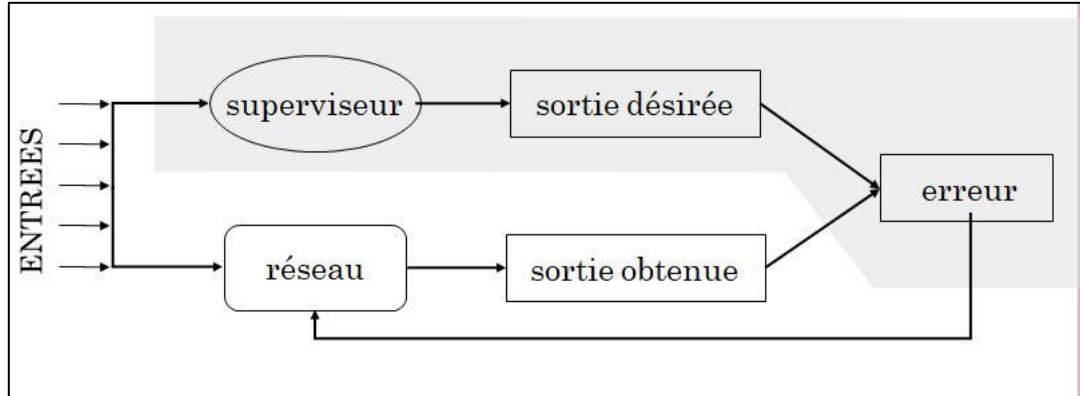


Figure II-8: Apprentissage supervisé

Apprentissage non supervisé

Dans l'apprentissage non supervisé, les données ne contiennent pas d'informations sur une sortie désirée, il n'y a pas de superviseur ou expert humain. Il s'agit de déterminer les paramètres du réseau de neurones suivant un critère à définir. Dans ce cas, les exemples présentés à l'entrée provoquent une auto adaptation du réseau afin de produire des valeurs de sortie qui soient proches en réponse pour des valeurs d'entrées similaires.

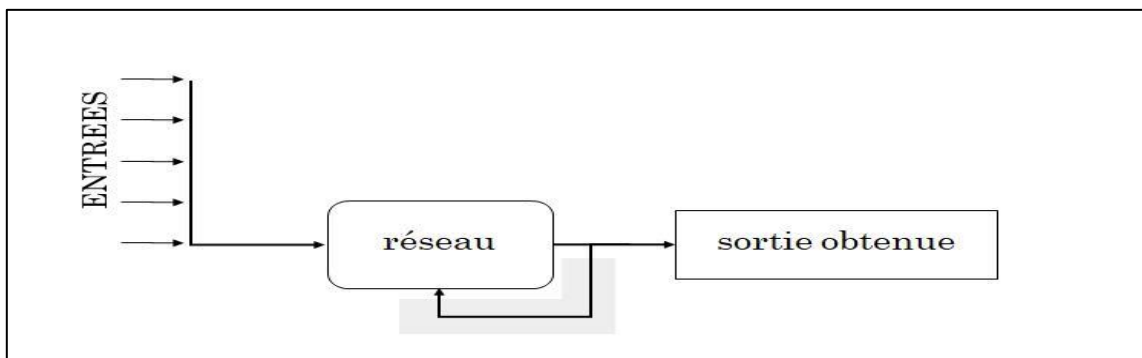


Figure II-9 : Apprentissage non supervisé

II.2.11. Avantages et inconvénients d'un réseau de neurones

Avantages d'un réseau de neurones

- ✓ Temps de réponse : c'est l'un des avantages principaux du réseau de neurones : en effet une fois que le réseau a appris, il peut sortir quasi-instantanément la réponse.
- ✓ Large panel de fonctions : Un réseau de neurones est capable d'apprendre un très large panel de fonctions, ce qui présente un intérêt dans les domaines où les fonctions cibles sont un peu compliquées. De plus le réseau de neurones ayant une bonne capacité de généralisation, on peut l'utiliser pour résoudre des problèmes réels.

Inconvénients d'un réseau de neurones

- ✓ Trouver une bonne structure : Avant de passer des exemples à un réseau de neurones, il faut trouver une structure permettant au réseau de bien apprendre les exemples. On ne sait malheureusement pas prévoir le nombre de neurones cachés nécessaires pour un problème donné.
- ✓ Temps d'apprentissage :
- ✓ Un réseau doit parfois apprendre les exemples plusieurs dizaines de milliers de fois. Si la base d'exemples est énorme, le temps d'apprentissage risque d'être démesuré.
- ✓ Structure statique : Un réseau de neurones à une structure statique : une fois que la structure est fixée (nombre de neurones d'entrée, sortie, neurones cachés) et que le réseau a appris, il est impossible de lui faire apprendre de nouvelles données sans recommencer son apprentissage au début.
- ✓ Réseau boîte noire
- ✓ Une fois qu'il a appris, on peut voir un réseau de neurones comme une boîte noire : on lui passe des entrées et il ressort un résultat. C'est parfois suffisant, mais dans certaines applications, on a besoin de savoir ce qu'il se passe dans cette boîte noire, notamment dans des applications de marketing, afin de comprendre les modes de pensée du client.

II.3. Perceptron monocouche

C'est historiquement le premier RNA, c'est le Perceptron de Rosenblatt. C'est un réseau simple, puisqu'il ne se compose que d'une couche d'entrée et d'une couche de sortie. Il est calqué, à la base, sur le système visuel et de ce fait a été conçu dans un but premier de reconnaissance des formes. Cependant, il peut aussi être utilisé pour faire de la classification et pour résoudre des opérations logiques simples (telle "ET" ou "OU"). Sa principale limite est qu'il ne peut résoudre que des problèmes linéairement séparables. Il suit généralement un apprentissage supervisé selon la règle de correction de l'erreur [27].

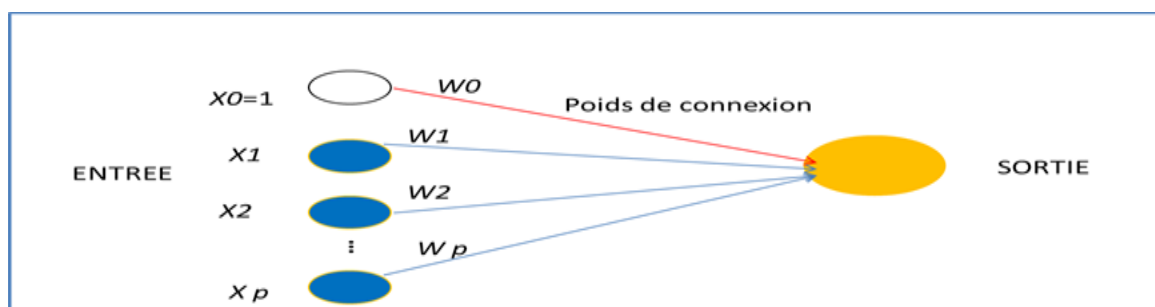


Figure II.10 : Réseau mono couche.

II.4. Perceptron multicouche

C'est une extension du perceptron monocouche, avec une ou plusieurs couches cachées entre l'entrée et la sortie. Chaque neurone dans une couche est connecté à tous les neurones de la couche précédente et de la couche suivante (excepté pour les couches d'entrée et de sortie) et il n'y a pas de connexions entre les cellules d'une même couche. Les fonctions d'activation utilisées dans ce type de réseaux sont principalement les fonctions à seuil ou sigmoïdes. Il peut résoudre des problèmes non-linéairement séparables et des problèmes logiques plus compliqués. Il suit aussi un apprentissage supervisé selon la règle de correction de l'erreur [27].

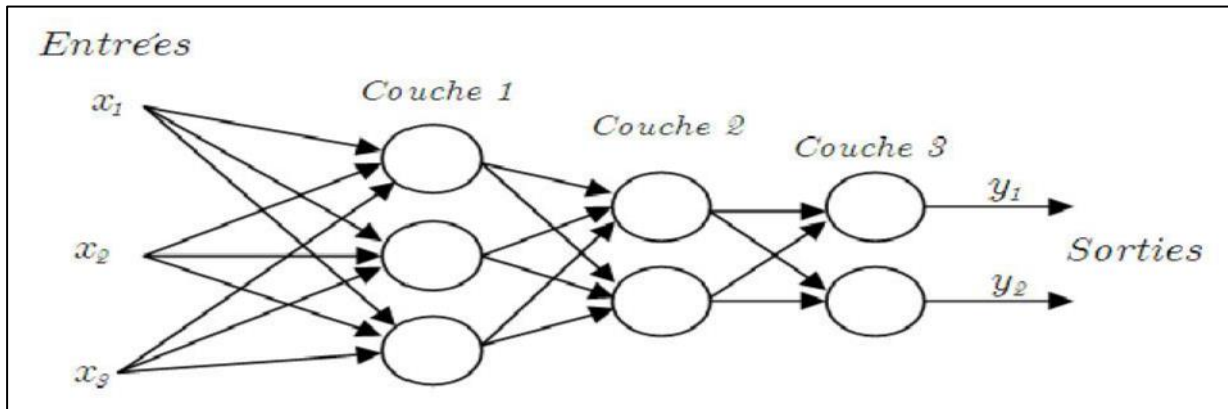


Figure II.11 : Réseau multicouche classique.

II.4.1. Architecture du perceptron multicouche

La figure suivante présente la structure générale du perceptron multicouche (PMC).

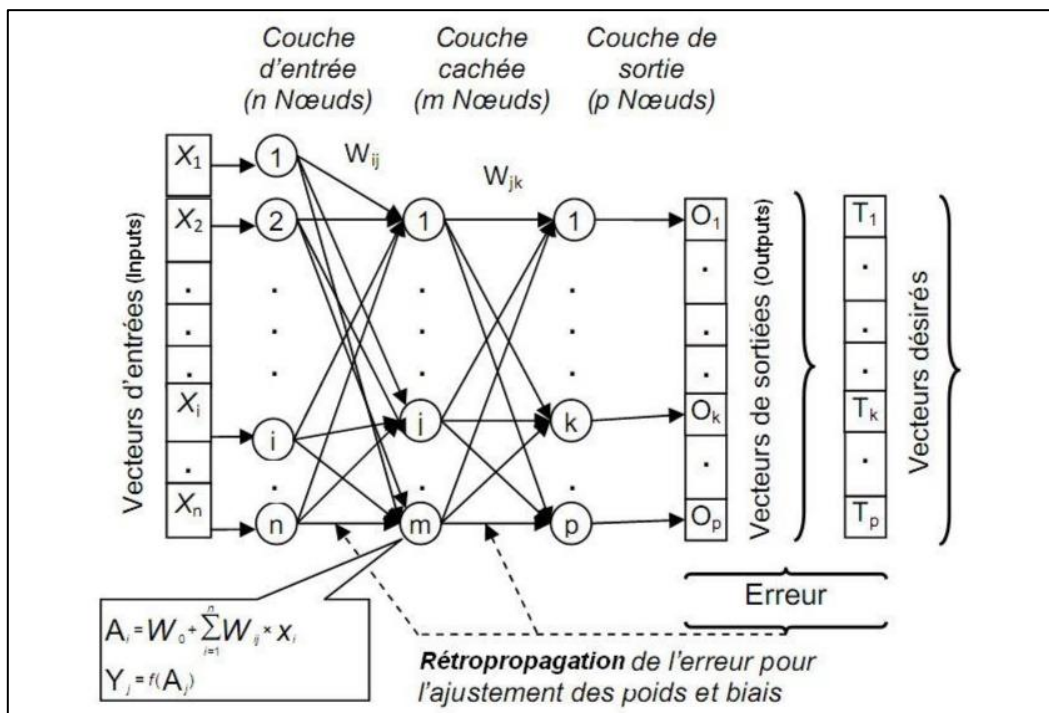


Figure II.12 : Architecture du perceptron multicouche modèle PMC.

II.4.2. Apprentissage du PMC

L'entraînement du PMC se fait avec une méthode supervisée à l'aide de l'algorithme de rétro-propagation du gradient. L'algorithme de rétro-propagation du gradient altère les coefficients synaptiques du réseau dans le sens inverse du gradient du critère d'erreur JN, en utilisant seulement les données d'entrées/sorties. En effet, l'erreur à la sortie du réseau et le résultat de fausses valeurs de plusieurs poids synaptiques. Ainsi, l'objectif principal d'un algorithme d'apprentissage est d'assigner le crédit pour chaque poids synaptique dans le réseau et de corriger sa valeur. L'algorithme de rétro-propagation effectue ceci en propageant les erreurs de la sortie vers l'entrée à travers le réseau [3].

Rétro-propagation du gradient

En statistiques, la technique de rétro-propagation du gradient est une méthode qui permet de calculer le gradient de l'erreur pour chaque neurone d'un réseau de neurones, de la dernière couche vers la première. De façon abusive, on appelle souvent technique de rétro-propagation du gradient l'algorithme classique de correction des erreurs basé sur le calcul du gradient grâce à la rétro-propagation et c'est cette méthode qui est présentée ici. En vérité, la correction des erreurs peut se faire selon d'autres méthodes, en particulier le calcul de la dérivée seconde. Cette technique consiste à corriger les erreurs selon l'importance des éléments qui ont justement participé à la réalisation de ces erreurs. Dans le cas des réseaux de neurones, les poids synaptiques qui contribuent à engendrer une erreur importante se verront modifiés de manière plus significative que les poids qui ont engendré une erreur marginale.

Ce principe fonde les méthodes de type algorithme du gradient, qui sont efficacement utilisées dans des réseaux de neurones multicouches comme les perceptrons multicouches. L'algorithme du gradient a pour but de converger de manière itérative vers une configuration optimisée des poids synaptiques. Cet état peut être un minimum local de la fonction à optimiser et idéalement, un minimum global de cette fonction (dite fonction de coût). Normalement, la fonction de coût est non linéaire au regard des poids synaptiques. Elle dispose également d'une borne inférieure et moyennant quelques précautions lors de l'apprentissage, les procédures d'optimisation finissent par aboutir à une configuration stable au sein du réseau de neurones.

Algorithme d'apprentissage rétro-propagation

Les poids dans le réseau de neurones sont au préalable initialisés avec des valeurs aléatoires. On considère ensuite un ensemble de données qui vont servir à l'apprentissage. Chaque échantillon possède ses valeurs cibles qui sont celles que le réseau de neurones doit à terme prédire lorsque on lui présente le même échantillon. L'algorithme se présente comme ceci :

- ✓ Soit un échantillon \vec{x} que l'on met à l'entrée du réseau de neurones et la sortie recherchée pour cet échantillon \vec{t}
- ✓ On propage le signal en avant dans les couches du réseau de neurones : $x_k^{(n-1)} \mapsto x_j^{(n)}$.

- ✓ La propagation vers l'avant se calcule à l'aide la fonction d'activation g , de la fonction d'agrégation h (souvent un produit scalaire entre les poids et les entrées du neurone) et des poids synaptiques \vec{w}_{jk} entre le neurone $x_k^{(n-1)}$ et le neurone $x_j^{(n)}$. Attention au passage à cette notation qui est inversée, \vec{w}_{jk} indique bien un poids de k vers :

$$x_j^{(n)} = g^{(n)}(h_j^{(n)}) = g^{(n)}\left(\sum_k w_{jk}^{(n)} x_k^{(n-1)}\right)$$

- ✓ Lorsque la propagation vers l'avant est terminée, on obtient à la sortie le résultat \vec{y}
- ✓ On calcule alors l'erreur entre la sortie donnée par le réseau \vec{y} et le vecteur \vec{t} désiré à la sortie pour cet échantillon. Pour chaque neurone i dans la couche de sortie, on calcule :

$$e_i^{sortie} = g'(h_i^{sortie})[t_i - y_i]$$

- ✓ On propage l'erreur vers l'arrière $e_i^{(n)} \mapsto e_j^{(n-1)}$ grâce à la formule suivante :

$$e_j^{(n-1)} = g'^{(n-1)}(h_j^{(n-1)}) \sum_i w_{ij} e_i^{(n)}$$

- ✓ On met à jour les poids dans toutes les couches :

$$\Delta w_{ij}^{(n)} = \lambda e_i^{(n)} x_j^{(n-1)}$$

où λ représente le taux d'apprentissage (de faible magnitude et inférieur à 1.0).

II.4.3. Paramétrage du perceptron multicouche

- ✓ Déterminer le nombre de neurones de la couche d'entrée.
- ✓ Déterminer le nombre de neurones de la couche de sortie.
- ✓ Déterminer le nombre des couches cachées et le nombre de neurones chaque couche.
- ✓ Choisir la fonction d'activation

I.5.Conclusion

Nous avons présenté dans ce chapitre les réseaux de neurones d'une façon générale, suivi par une description détaillée du perceptron multicouche, ainsi que l'apprentissage du PMC afin d'appliquer le PMC pour la prédiction des crises épileptiques.

Chapitre III : Implémentation & résultats

III.1. Introduction

La prédiction automatique des crises repose, généralement, sur les informations des signaux EEG. Les signaux EEG sont les plus utiles pour la prédiction d'épilepsie qui vont nous aider à la conception d'un modèle basé sur les techniques d'apprentissage automatique, plus particulièrement la mise en œuvre d'application du perceptron multicouche (PMC) pour détection automatique des crises l'épilepsie.

Dans ce chapitre, on présent tout d'abord, les architectures PMC proposé et les différences étapes de l'application réalisée en se référant au réseau de neurones, plus particulièrement en faisant la programmation du réseau de neurones perceptron multicouches (PMC) sous Matlab, en suite nous allons donner une interprétation des résultats de classification obtenus dans notre projet.

III.2. Travaux réalisés sur la détection et la prédiction des crises

Chercheurs	Domaine	Unique ou multi canal	Base.de données	Durée	Classificateur	Performance Métrique
Runarsson et Sigurdsson	Time detection	Single channel	Self-recorded data	Variable length Frames	SVM	Sensitivity: 90%
Yoo et al	Time detection	Multi-channel	MIT database (scalp EEG)	2 s	SVM	Accuracy: 84.4%
Dalton et al	Time detection	Single channel	Dataset of 21 seizures	12 to 25 s	Templatematching	Sensitivity: 91 %, specificity:84 %,
Zandi et al	Time prediction	Multi-channel	561 h of scalp EEG with 86seizures for 20 patients	15 s	Non-linear.SVMwith.Gaussian classifier	Sensitivity: 88.34%, average prediction time:22.5 min
Wang et al	Time prediction	Single channel	Data for five patients	10 min	KNN	Averageaccuracy: 70%
Chisci et al	Time prediction	Multi channel	21 patients from Freiburgdatabase (scalp and iEEG)	2 s	SVM	Sensitivity: 100%, average prediction time: 60 min
Acharya et al	Frequency , Detection	Single channel	Self-recorded data	23.6 s	SVM, FSC,PNN, KNN,NBC, DT et GMM	Averageaccuracy: 98.1%a

Tableau III.1 : Travaux réalisés sur la détection et la prédiction des crises l'épilepsie.

III.3. Problème de prédiction des crises d'épilepsie

Le problème de prédiction des crises d'épilepsie est basé essentiellement sur les données fournis par les signaux EEG. Donc, l'analyse du signal EEG est une étape importante pour la prédiction et la classification des crises d'épilepsie. La prédiction est la capacité d'avertir suffisamment à l'avance de la survenue d'une crise. La prédiction des crises d'épilepsie peut être présentée en deux sous problèmes :

- ✓ Problème de classification avec 2 catégories (Préictal et le reste).
- ✓ Problème de classification avec 4 catégories (Préictal , ictal , interaictal , postictal).

III.4. Système proposé pour la prédiction des crises l'épilepsie

Dans ce travail, on propose le perceptron multicouche (PMC) pour résoudre les deux problèmes multi-classes et binaire, avec des architectures variées du PMC, en se basant sur les caractéristiques extraites du signal EEG. La figure (III.1) suivante présente le schéma global du système proposé, qui est constitué de deux parties : l'extraction des caractéristiques et la prédiction des crises par le PMC.

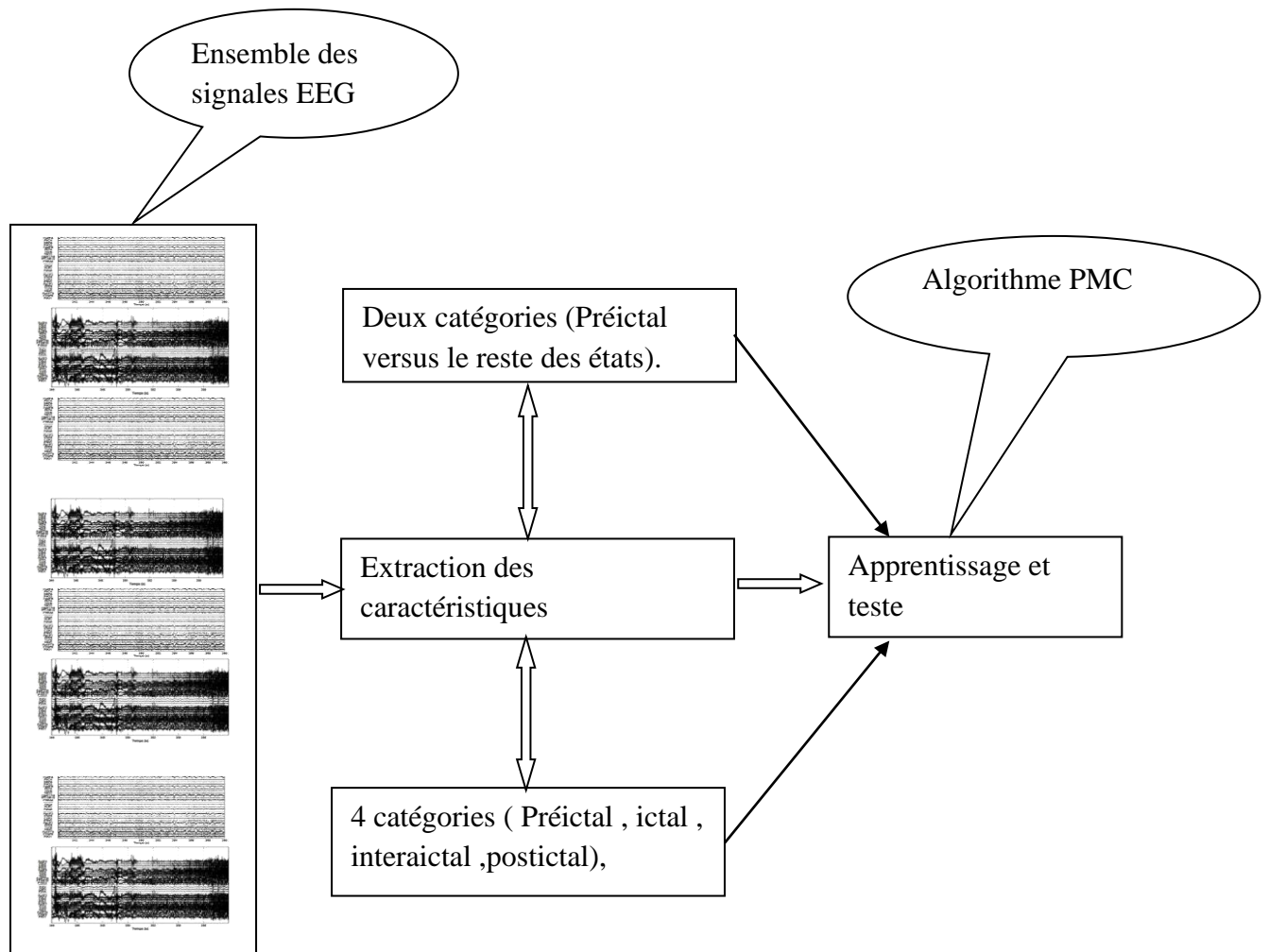


Figure III.1 :le schéma global du système

III.5. Outils et base de données

III.5.1. Matlab

MATLAB est un langage de programmation inventé par MathWorks. Il a commencé comme un langage de programmation de la matrice où la programmation d'algèbre linéaire était simple. Il peut être exécuté à la fois dans des sessions interactives.

MATLAB est un langage de programmation de haut niveau mais aussi un laboratoire matriciel de quatrième génération et un environnement de calcul, il permet à la fois de visualiser ainsi que de programmer des calculs numériques très complexes, il permet de créer des interfaces utilisateurs ainsi que d'interagir avec tout type de programmes, même si ces derniers sont écrits avec un langage de programmation différent. Y compris le Java, le C et C++, et même le FORTRAN. Il permet également d'analyser les données et de créer des modèles et applications différentes. [58]

III.5.2. Base de données utilisés

La base de données utilisée dans ce mémoire est composée des enregistrements du signal EEG depuis 31 électrodes pendant 6 jours pour un seul patient. Le corpus et le code du prétraitement est du centre informatique et système (CISUC), département Ingénierie Informatique, université de Coimbra, Portugal. Un code Matlab est associé aux données signal pour extraire les informations pertinentes. Les données utilisées sont résumées dans le tableau III.2 suivant.

	Durée	Electrodes sélectionnés	Dimension de données	Données de test	Données d'apprentissage
Patient 1500	10 min	8	55140	16541	38599
	30 min	8	55140	16542	38598

III.6. Interfaces de l'application

Dans cette section, on présente les différences interfaces de l'application réalisée en se référant au réseau de neurones, plus particulièrement en faisant la programmation du réseau de neurones perceptron multicouches (PMC) sous Matlab.

III.6.1. Interface principale

La réalisation technique commence par la présentation de la fenêtre principale, il s'agit d'un menu qui comporte trois items horizontaux, représentant les différents traitements applicables, commençant par la création des données, l'apprentissage e le test avec le PMC et enfin un bouton pour fermer l'application.

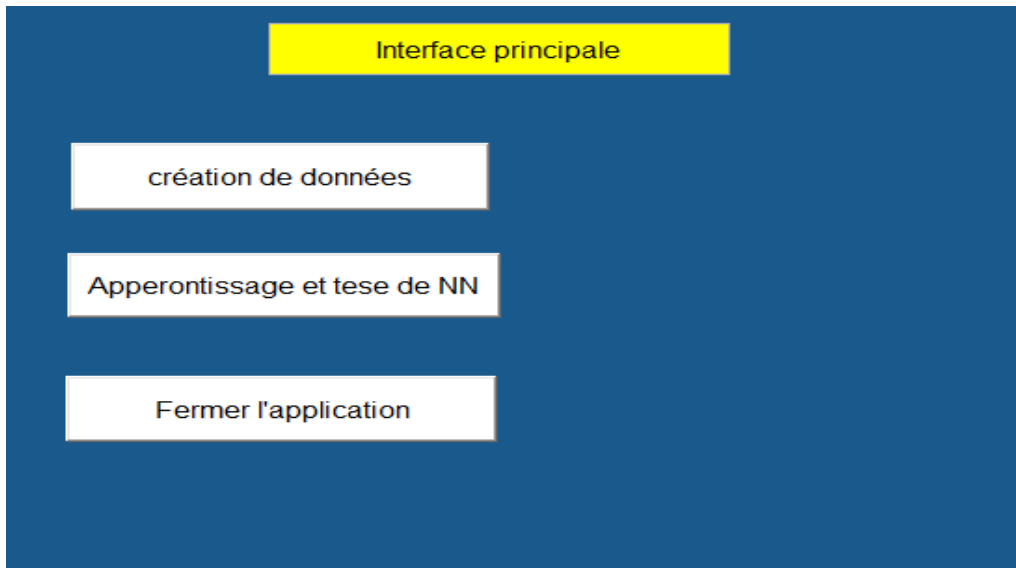


Figure III.2: Représentation de la fenêtre principale.

III.6.2. Interface de création des données

Dans cette interface nous avons 5 boutons et panel pour créer des donnez

- ✓ Un Bouton pour charger un fichier
- ✓ Un Bouton pour déterminer la durée
- ✓ Un Bouton pour déterminer nombre de classe
- ✓ Panel pour choisir les 8 électrodes
- ✓ Un Bouton pour Afficher la courbe des électrodes
- ✓ Un Bouton pour quitter cette interface

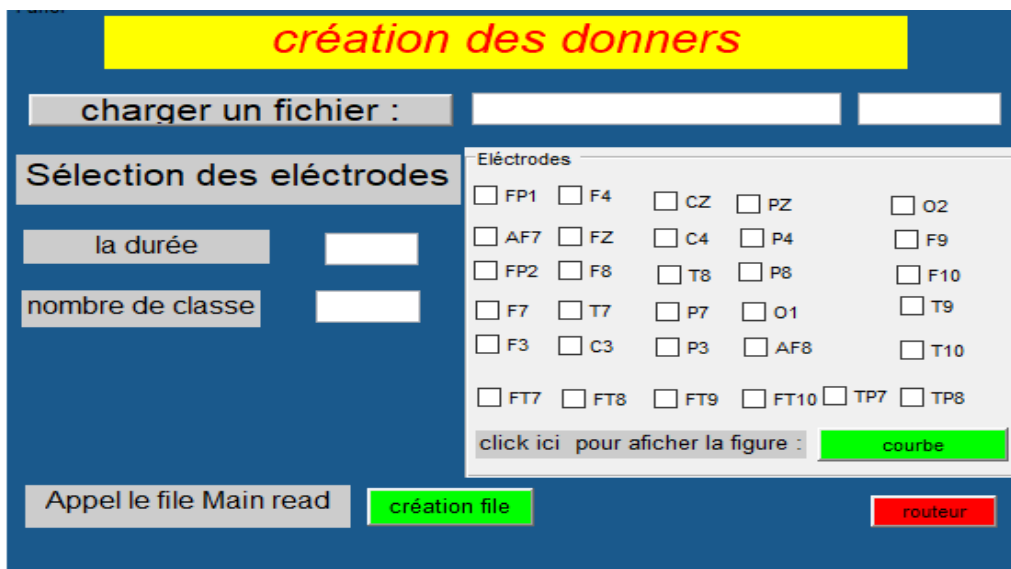


Figure III.3: Représentation de la fenêtre de création des données.

III.6.3 Interface d'apprentissage et de test

Dans cette interface nous avons des boutons pour charger des donnez et démarier l'apprentissage et test

- ✓ Déterminer de nombre des couches cachées
- ✓ Déterminer de nombre de neurone de chaque couche
- ✓ Choisir la fonction d'activation
- ✓ Charger les donnez de train
- ✓ Charger les donnez de test

En fin un bouton pour démarier l'apprentissage et test

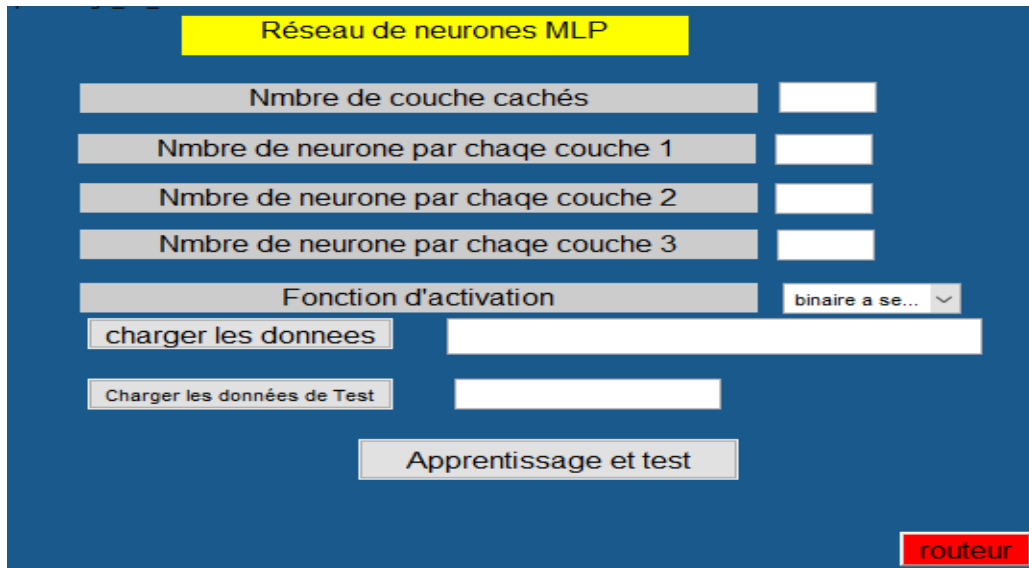


Figure III.4: Représentation de fenêtre d'apprentissage et test

III.7 Expérimentation et résultats

Les expérimentations sont lancées, en prenant en compte les différentes possibilités de génération des données dans le cas binaire et le cas multi classe. Les architectures PMC proposées sont les suivantes :

III.7.1 Architecture du réseau PMC1

Le réseau PMC1 à implémenter est décrit par la figure III.1. Ce réseau se compose de 176 entrées, une couche cachée de 5 neurones et 4 neurones de compétition pour la couche de sortie.

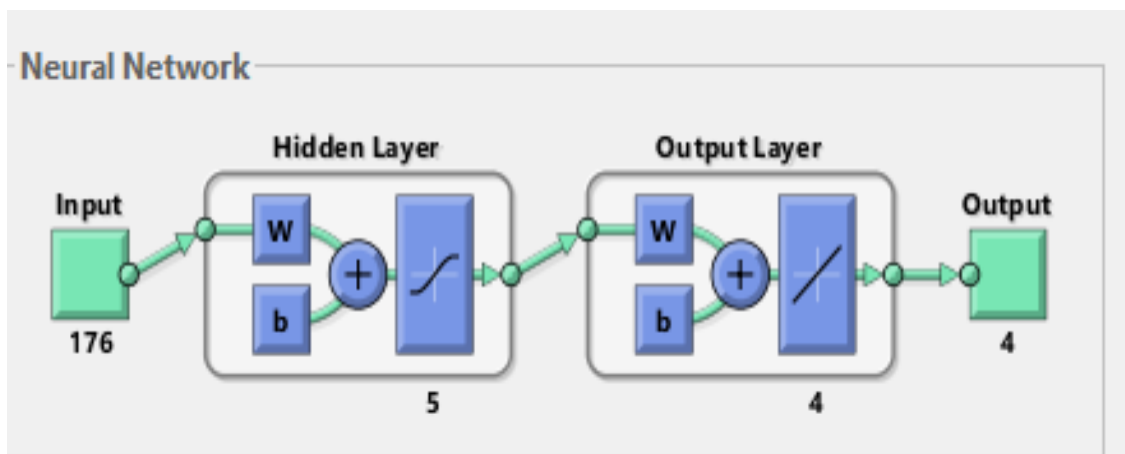


Figure III.5 : Structure du réseau PMC1

III.7.2 Architecture du réseau PMC2

Le réseau PMC2 à implémenter est décrit par la figure III.3. Ce réseau se compose de 176 entrées, deux couches cachées de (10 et 5) neurones et 4 neurones de compétition pour la couche de sortie.

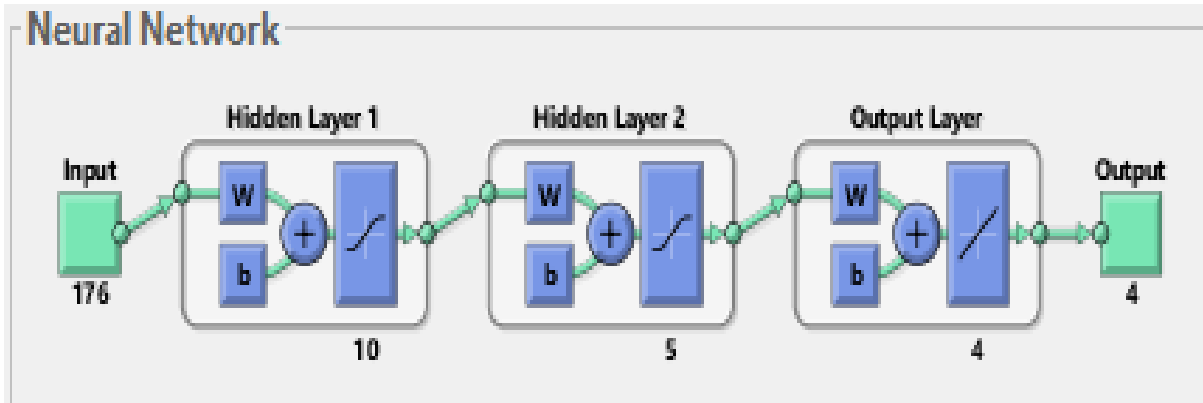


Figure III.6 : Structure du réseau PMC2.

III.7.3 Architecture du réseau PMC3

Le réseau PMC3 à implémenter est décrit par la figure III.5. Ce réseau se compose de 176 entrées, 3 couche cachée de (5 et 10 et 30) neurones et 4 neurones de compétition pour la couche de sortie.

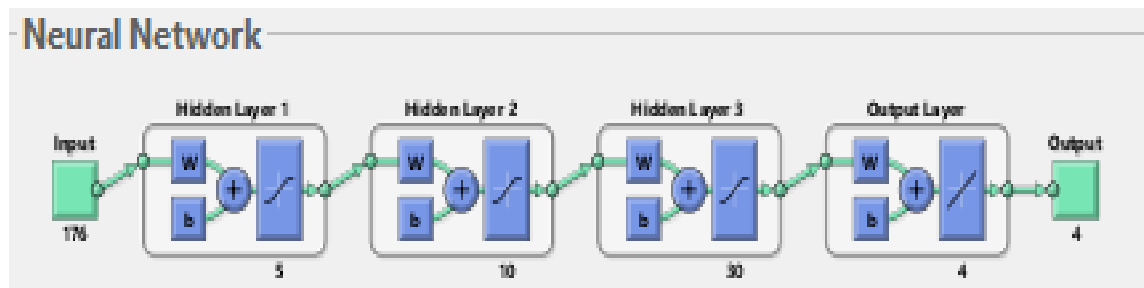


Figure III.7 : Structure du réseau PMC3

III.7.4. Matrice de confusion

La figure III.6 donne une représentation graphique de la matrice de confusion. Cette matrice carrée est générée en comparant les classes prévues avec les résultats de classification du réseau de neurones PMC, elle fournit trois informations pour chacune des classes :

- ✓ Le nombre des mouvements bien classés (diagonale).
- ✓ Le nombre des mis classification intra classes (colonnes) : classe i prévue, classe j obtenue.

Le nombre des mis classification interclasses (lignes) : classe i obtenue, classe j prévue.

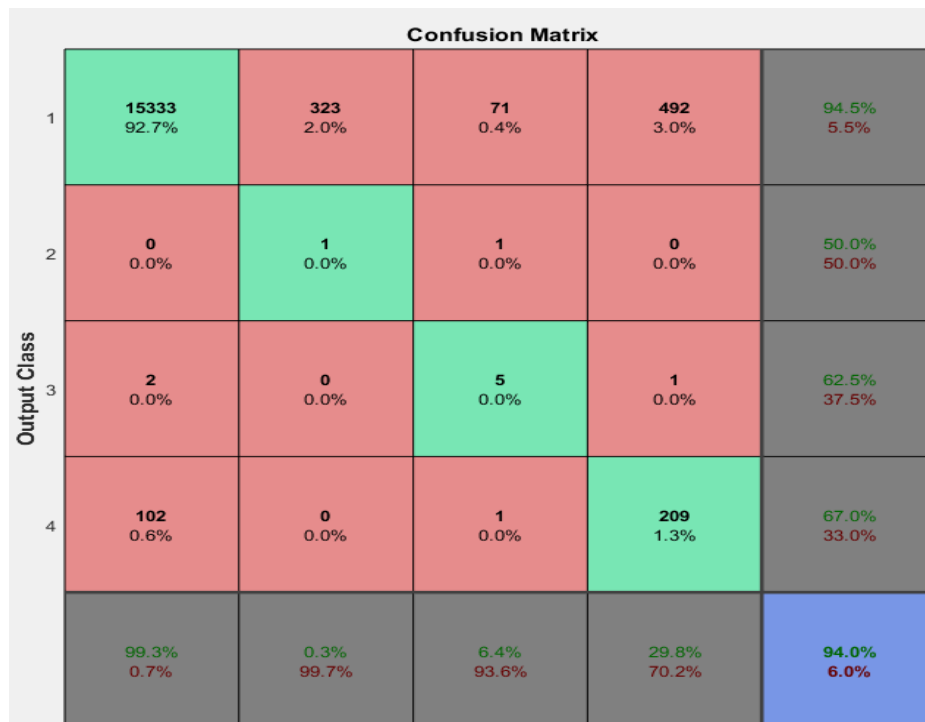


Figure III.8 : matrice de confusion

III.7.5. La formule accuracy

Accuracy = le nombre de prédictions corrects / le nombre totale prédictions

III.8. Résultats obtenus

III.8.1 : Cas de 30 min et 2 classes

Dans ce cas, la durée =30 minute et classe =2, Nombre de couche cachés = 1 ou 2 ou 3, Les entrés = 176 et 3 Nombre de neurone de couche (C1 ,C2 ,C3) variable , La fonction d'activation c'est le sigmoïde, Les sorties=2.

Input	Nombre de neurone C1	Nombre de neurone C2	Nombre de neurone C3	Fonctions d'activation	Output	Accourcie %
176	5	0	0	Sigmoïde	2	94.16
176	10	0	0	Sigmoïde	2	94.23
176	20	0	0	Sigmoïde	2	94.34
176	30	0	0	Sigmoïde	2	94.39
176	5	5	0	Sigmoïde	2	94.10
176	10	10	0	Sigmoïde	2	94.29
176	20	20	0	Sigmoïde	2	94.23
176	30	30	0	Sigmoïde	2	94.33
176	5	5	5	Sigmoïde	2	94.10
176	10	10	10	Sigmoïde	2	94.21
176	20	20	20	Sigmoïde	2	94.55
176	30	30	30	Sigmoïde	2	94.35

Tableau III.3 : Représentation pourcentage d'accourcie cas 30min et 2classe.

NB 1: dans C1=20 , C2=20 , C3=20 le meilleur pourcentage est 94.5

III.8.2 :30 min et 4 classes

Dans ce cas, La durée =30 minute et classe =4, Les sorties =4

Input	Nombre de neurone C1	Nombre de neurone C2	Nombre de neurone C3	Fonctions d'activation	Output	Accourcie
176	5	0	0	Sigmoïde	4	90.00
176	10	0	0	Sigmoïde	4	90.09
176	20	0	0	Sigmoïde	4	90.42
176	30	0	0	Sigmoïde	4	90.44
176	5	5	0	Sigmoïde	4	90.12
176	10	10	0	Sigmoïde	4	90.21
176	20	20	0	Sigmoïde	4	90.46
176	30	30	0	Sigmoïde	4	94.53
176	5	5	5	Sigmoïde	4	90.49
176	10	10	10	Sigmoïde	4	90.22
176	20	20	20	Sigmoïde	4	90.37
176	30	30	30	Sigmoïde	4	90.56

Tableau III.4 : Représentation pourcentage d'accourcie cas 30min et 4classe.

NB 2: dans C1=30 , C2=30 , C3=0 le meilleur pourcentage est 94.53

III.8.3 :10 min et 2 classes

Dans ce cas, La durée =10 minute et classe =2, Les sorties =2

Input	Nombre de neurone C1	Nombre de neurone C2	Nombre de neurone C3	Fonctions d'activation	Output	Accourcie
176	5	0	0	Sigmoïde	2	97.98
176	10	0	0	Sigmoïde	2	97.98
176	20	0	0	Sigmoïde	2	98.05
176	30	0	0	Sigmoïde	2	98.02
176	5	5	0	Sigmoïde	2	98.04
176	10	10	0	Sigmoïde	2	97.94
176	20	20	0	Sigmoïde	2	98.01
176	30	30	0	Sigmoïde	2	98.03
176	5	5	5	Sigmoïde	2	97.98
176	10	10	10	Sigmoïde	2	97.90
176	20	20	20	Sigmoïde	2	97.99
176	30	30	30	Sigmoïde	2	97.99

Tableau III.5 : Représentation pourcentage d'accourcie cas 10min et 2classe.

NB 3: dans C1=20 , C2=0 , C3=0 le meilleur pourcentage est 98.05.

III.8.4 :10 min et 4 classes

Dans ce cas, La durée =10 minute et classe =4, Les sorties =4

Input	Nombre de neurone C1	Nombre de neurone C2	Nombre de neurone C3	Fonctions d'activation	Output	Accourcie
176	5	0	0	Sigmoïde	4	93.90
176	10	0	0	Sigmoïde	4	93.90
176	20	0	0	Sigmoïde	4	94.09
176	30	0	0	Sigmoïde	4	94.03
176	5	5	0	Sigmoïde	4	93.90
176	10	10	0	Sigmoïde	4	93.99
176	20	20	0	Sigmoïde	4	94.25
176	30	30	0	Sigmoïde	4	94.17
176	5	5	5	Sigmoïde	4	93.99
176	10	10	10	Sigmoïde	4	94.05
176	20	20	20	Sigmoïde	4	94.12
176	30	30	30	Sigmoïde	4	94.19

Tableau III.6 : Représentation pourcentage d'accourcie cas 10min et 4classe.

NB 4: dans C1=20 , C2=20 , C3=0 le meilleur pourcentage est 94.25

III.9. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté l'application réaliser pour la prédiction des crises d'épilepsie, ainsi que les résultats obtenus. Après une comparaison globale des performances (NB1 ,NB2,NB3,NB4),on a remarqué que les résultats ne changent pas de manière significative avec le changement de nombre de neurone de couches

Conclusion générale et perspectives

L'objectif de notre mémoire est de créer un modèle de détection des crises d'épilepsie.

Notre travail a été effectué sur des signaux EEG obtenu à partir de la base de données. Cette base de données se compose d'enregistrements EEG de 1500 personnes souffrent d'épilepsie.

Les avantages principaux du réseau de neurones : en effet une fois que le réseau a appris, il peut sortir quasi-instantanément la réponse.

PMC capable d'apprendre un très large panel de fonctions, ce qui présente un intérêt dans les domaines où les fonctions cibles sont un peu compliquées. De plus le réseau de neurones ayant une bonne capacité de généralisation, on peut l'utiliser pour résoudre des problèmes réels.

Ce mémoire nous a permis d'accumuler une masse très importante de connaissances aussi bien sur le plan théorique que sur le plan pratique et de concrétiser ce que nous avons appris durant les deux ans de master à l'université.

Bibliographie

- [1] : Sander JWAS, Shorvon S. Epidemiology of the epilepsies. *J NeurosurgPsychiatry*1996; 61 : 433-443.
- [2] : Commission on Classification and Terminology of the International League Against Epilepsy. *Proposal for revised clinical and electroencephalographic classification of epileptic seizures. Epilepsia*1981; 22 : 489-501
- [3] : article EL MOUDJAHID -QUOTIDIEN NATIONAL D'INFORMATION (<http://www.elmoudjahid.com/fr/actualites/90338>). Publier le 08-02-2016.
- [4] : Organisation mondiale de la santé, [cité mai 2015]. <http://www.who.int/fr/>.
- [5] : Aide mémoire de l'OMS N°168, juin 1997, révisé en fév. 2001.
- [6] : TRACHSLER-SALZMANN, Annick. *Caractérisation de nouveaux variants génétiques dans les convulsions fébriles et syndromes associés*. Thèse de doctorat : Univ. Genève etLausanne, 2008, no. Neur. 29, p 20, 21,22.
- [7] : LAROUSSE MEDICAL, sous la direction du professeur A. Domart et du docteur J.Bourneuf, 1989.
- [8] : Matthieu Caparos : Analyse automatique des crises d'épilepsie du lobe temporal à partir des EEG de surface.Traitement du signal et de l'image. Institut National Polytechnique de Lorraine - INPL, 2006. Français.
- [9] : Alvarez Vincent, Beucler Marc, Borges Helder, Tapparelludovic: sondage sur l'épilepsie, 2004.
- [10] : Laurie BAILLOU rapprt de stage à ENH 'Entraide Naissance Handicap'
- [11] : J. Janszky, H.W. Pannek, I. Janszky, R. Schulz, F. Behne, M. Hoppe, and A. Ebner. Failedsurgery for temporal lobe epilepsy : Predictors of long-term seizure-free course. *EpilepsyResearch*, 64 :35–44, 2005.
- [12]:<file:///D:/src%20sup/Crises%20d%E2%80%99%C3%A9pilepsie%20chez%20le%20B%C3%A9b%C3%A9%20%20Sympt%C3%B4mes%20et%20traitements%20%20PARENTS.fr.html>
- [13] : Ronen GM, Penney S, Andrews W. The epidemiology of clinical ,neonatal seizures in Newfoundland : a population-based study.*JPediatr* 1999 ; 134(1) : 71-5.

- [14] : Saliba RM, Annegers JF, Waller DK, Tyson JE, Mizrahi EM. Incidence of neonatal seizures in Harris County, Texas, 1992-1994. *Am J Epidemiol* 1999 ; 150(7) : 763-9
- [15] : Lanska MJ, Lanska DJ. Neonatal seizures in the United States : results of the National Hospital Discharge Survey, 1980-1991. *Neuroepidemiology* 1996 ; 15(3) : 117-25.
- [16] : Kohelet D, Shochat R, Lusky A, Reichman B. Risk factors for neonatal seizures in very low birthweight infants : population-based survey. *J Child Neurol* 2004 ; 19(2) : 123-8
- [17] : Scher MS, Alvin J, Gaus L, Minnigh B, Painter MJ. Uncoupling of EEG-clinical neonatal seizures after antiepileptic drug use. *PediatrNeurol* 2003 ; 28(4) : 277-80.
- [18] : McBride MC, Laroia N, Guillet R. Electrographic seizures in neonates correlate with poor neurodevelopmental outcome. *Neurology* 2000 ; 55(4) : 506-13.
- [19] : Scher MS, Painter MJ, Bergman I, Barmada MA, Brunberg J. EEG diagnoses of neonatal seizures : clinical correlations and outcome. *PediatrNeurol* 1989 ; 5(1) : 17-24.
- [20]:P.J.BrasedeningF.Thuijsman«*Artificial Neural Networks. An introduction to ANN. Theory and practice*» Springer 1995.
- [21]:G. Dreyfus, J.-M. Martinez, M. Samuelides M. B.Gordon, F. Badran, S. Thiria«*Apprentissage statistique*»Eyrolles 2004.
- [22]: Antoine Cornuéjols - Laurent Miclet Avec la participation d'Yves Kodratoff ;« *Apprentissage artificiel Concepts et algorithms* » ;Eyrolles 2003.
- [23] :RebecaRomo-Vazquez. *Contribution à la détection et à l'analyse des signaux EEG épileptiques:débruitage et séparation de sources*. Traitement du signal et de l'image. Institut
- [24] :[Jasper, 1958] JASPER, H. (1958). The ten-twenty electrode system of the international federation. *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, 10:371–75.
- [25] :P.J.BrasedeningF.Thuijsman«*Artificial Neural Networks. An introduction to ANN. Theory and practice*» Springer 1995
- [26] : [Nadal,1993]: J.P. Nadal , "Réseaux de neurones : de la physique à la psychologie"
- [27] : [Kadous,2012]: D. Kadous" Utilisation des réseaux de neurones comme outil du datamining", Université Abou BekrBelkaid ,Tlemcen
- [28] : [Tschirhart,2009]:F.bienTschirhart , " Réseaux de neurones formels appliqués à l'Intelligence Artificielle et au jeu", mémoire de master de recherche en multimédia et animation numérique, Paris.
- [29] :L.P.J.Veelenturf,AnalysisandApplicationsofArtificialNeuralNetworks,Book
PrnticeHall,Edition,1995.

