



جامعة أبو بكر بلقايد - تلمسان

Université Abou Bakr Belkaïd de Tlemcen

Faculté de Technologie

Département de Génie Biomédical

Laboratoire de Recherche de Génie Biomédical

MEMOIRE DE PROJET DE FIN D'ETUDES

pour l'obtention du Diplôme de

MASTER en GENIE BIOMEDICAL

Spécialité : Informatique Biomédicale

présenté par : HADDOUCHE Bilal et MEGAIZ Nassima Jamila

**Classification de la crise épileptique par réseau
de neurones (LVQ) et ACP**

Soutenu le 25 mai 2016 devant le Jury

M.	CHIKH Mohammed Amine	<i>Prof</i>	Université de Tlemcen	Président
Mme	MEKKIOUI Nawel	<i>MAA</i>	Université de Tlemcen	Encadreur
Melle	SETTOUTI Nesma	<i>MAA</i>	Université de Tlemcen	Examineur

Année universitaire 2015-2016

Remerciements

Ce travail a été réalisé au laboratoire **GBM** du département de génie biomédical de l'université des sciences et de la technologie de Tlemcen Abou Bakr Belkaid.

Nous tenons à remercier en premier lieu « ALLAH » le tout puissant et clément de nous avoir illuminé le chemin du savoir et de nous avoir donné le courage, la puissance et la volonté pour terminer ce laborieux travail.

Nous tenons particulièrement à remercier notre encadreur, Mme Mekkioui Nawel pour sa patience, sa collaboration et ses précieux conseils qui étaient très bénéfiques pour la réalisation de ce travail.

Nous tenons ainsi à exprimer notre gratitude aux membres du jury Mme Settouti Nessma d'avoir accepté de participer dans la commission d'examen, Mr Chikh M.Amine de nous avoir fait l'honneur de présider le jury.

Nous remercions enfin tous ceux qui ont participé de près ou de loin pour l'élaboration de ce modeste travail.

Bilal & Nassima.

Dédicaces

Nous dédions ce mémoire :

A nos chers parents :

En témoignage de toute l'affection que nous vous portons, que vous trouvez ici l'expression de notre amour et notre éternel et profonde gratitude pour vos sacrifices et vos efforts consentis à notre égard durant toutes nos études.

A nos chers frères et sœurs Yacine, Samia, Wissem et Asmaa et à nos familles Megaiz et Haddouche, et surtout à nos meilleurs amis Chahrazed et Mohammed qui nous ont soutenu tout au long de nos études.

Merci d'être présents dans nos vies.

« *Bilal & Nassima.* »

Table des matières

Liste des figures

Liste des tableaux

Introduction générale.....1

Chapitre I : Contexte, état de l'art et problématique

I.1 Introduction 2

I.2 Notions générales sur l'épilepsie2

I.2.1 Historique de la découverte de l'épilepsie2

I.2.2 L'épilepsie..... 3

I.2.3 La classification des crises épileptiques 4

I.2.3.1 Les crises généralisées 4

I.2.3.2 Les crises partielles (ou focales)4

I.2.3.3 Les crises inclassables 5

I.2.3.4 Etat de mal épileptique5

I.2.4 Causes et mécanisme6

I.2.5 Les traitements possibles6

I.3 Méthodes d'investigation : Diagnostic7

I.3.1 Données cliniques7

I.3.2 Données anatomiques et fonctionnelles8

I.3.3 Données Electro-physiologiques8

I.4 L'Electoencéphalographie 8

I.4.1	Origine de l'électro-genèse cérébrale	9
I.4.2	Instrumentation et méthodologie	9
I.4.3	Les principaux rythmes de l'E.E.G.	13
I.4.4	EEG épileptique	15
I.5	Problématique	17
I.6	Etat de l'art	17
I.7	Conclusion	18

Chapitre II : Approches proposées

II.1	Introduction.....	19
II.2	Première approche : La décomposition en ondelettes.....	19
II.2.1	Transformée en ondelettes continue (TOC)	21
II.2.2	Transformée en ondelettes discrète (TOD)	21
II.2.2.1	Principe de l'algorithme	22
II.2.2.2	Architecture pyramidale.....	23
II.3	Deuxième approche : L'Analyse en Composantes Principales A.C.P.....	24
II.3.1	Principe de l'A.C.P.	24
II.3.2	Méthode de l'A.C.P.	24
II.4	Troisième approche : Les réseaux de neurones	25
II.4.1	Du neurone biologique au neurone formel.....	25
II.4.2	Perceptron multicouche	28
II.4.3	Réseau de Kohonen (carte auto-organisatrice).....	29
II.4.3.1	Architecture du réseau.....	30

II.4.3.2 Apprentissage du réseau.....	30
II.4.3.3 Réseau LVQ « <i>Learning Vector Quantization</i> »	31
II.5 Conclusion	33

Chapitre III : Expérimentations et résultats

III.1 Introduction	34
III.2 Méthodologie.....	35
III.2.1 Acquisition de données	35
III.2.2 Prétraitement de données	35
III.2.3 Extractions de paramètres	37
III.2.4 Caractérisation	38
III.2.5 Classification	39
III.3 Résultats et discussion	41
III.4 Etude comparative avec la littérature.....	46
III.5 Conclusion	47
Conclusion générale et perspectives.....	48

Annexe : Interface graphique

Liste des figures

Figure I.1. Schéma d'une crise généralisée dans le cerveau.....	5
Figure I.2. Schéma d'une crise partielle dans le cerveau.....	6
Figure I.3. Origine de l'electrogenèse cérébrale.....	10
Figure I.4. Emplacement des électrodes d'EEG.....	12
Figure I.5. Exemple d'un enregistrement EEG.....	13
Figure I.6. Principaux rythmes extraits d'un EEG réel	14
Figure I.7. Exemple d'un enregistrement EEG pendant une crise épileptique.....	15
Figure II.1. Analyse en ondelettes : temps-fréquence.....	20
Figure II.2. Décomposition d'un signal par la TOD	20
Figure II.3. Principe de la transformée en ondelette discrète.....	23
Figure II.4. Décomposition pyramidale	23
Figure II.5. Neurone biologique	26
Figure II.6. Neurones formel McCulloch et Pitts	27
Figure II.7. Réseau multicouches.....	28
Figure II.8. Réseau de Kohonen.....	29
Figure II.9. Réseau de Kohonen avec une carte rectangulaire	30
Figure II.10. Notion du voisinage pour une carte à deux dimensions	30
Figure II.11. Réseau LVQ	31
Figure III.1. Schéma de la procédure adoptée	34
Figure III.2. Coefficients d'approximation et détails d'un EEG non épileptique	36
Figure III.3. Coefficients d'approximation et détails d'un EEG épileptique	36
Figure III.4. Le taux de variance expliqué par chaque composante principale	38

Liste des tableaux

Tableau I.1. Principaux rythmes d'un EEG	14
Tableau III.1. Les bandes de fréquence correspondantes aux différents niveaux de décomposition	37
Tableau III.2. Distributions des échantillons selon la base d'apprentissage et de test.....	39
Tableau III.3. Paramètres d'entrée du classificateur LVQ.....	40
Tableau III.4. Matrice de confusion.....	40
Tableau III.5. Architecture et paramètres d'apprentissage utilisés pour chaque classificateur.....	41
Tableau III.6. Résultats obtenus par le classificateur LVQ1.....	42
Tableau III.7. Résultats obtenus par le classificateur LVQ2.....	43
Tableau III.8. Résultats de réduction par l'ACP.....	45
Tableau III.9. Comparaison entre les performances des différentes méthodes de la littérature.....	46

Résumé:

L'épilepsie est une maladie qui est caractérisée par un dysfonctionnement brusque et périodique au niveau du cerveau. Le signal électroencéphalogramme (EEG) est largement utilisé en étude clinique des troubles du cerveau. Pour cela, nous avons utilisé dans ce travail une combinaison entre trois approches: la transformation en ondelettes discrète (TOD) afin d'en extraire des paramètres statistiques sur lesquels nous avons appliqué l'analyse en composantes principales (ACP) et enfin un réseau de neurones artificiel compétitif supervisé LVQ a été appliqué comme un outil de classification du syndrome épileptique.

Les performances des méthodes proposées ont été étudiées en utilisant une base de données publique. L'évaluation de ces performances est basée sur la sensibilité (se), la spécificité (sp), et le taux de classification correcte (tc). Les résultats obtenus sont très satisfaisants.

Mots-clés: épilepsie, électroencéphalogramme (EEG), transformation en ondelettes discrète (TOD), analyse en composantes principales (ACP), Réseau de neurones artificiel (RNA), La quantification vectorielle par apprentissage (LVQ).

Abstracts:

Epilepsy is a disorder that is characterized by a sudden and recurrent malfunction of the brain which is termed as seizure. The Electroencephalogram (EEG) signal is widely used clinically to investigate brain disorder. For this purpose we used in this work a combination between three approaches: discrete wavelet transform (DWT) in order to extract statistical parameters on which ones we applied the Principal component analysis (PCA) and finally a suitable constructed artificial supervised competitive LVQ neural network has been applied as a classification tool for diagnostic discrimination cases between the presence and absence of the epileptic syndrome.

The performance of the proposed methods has been studied using a publically available benchmark database in terms of training performance and classification accuracy. The evaluation of this performance is based on the sensibility (se), the specificity (sp), and the correct classification rate (cc). The achieved results are very satisfying.

Keywords: Epilepsy, Electroencephalogram (EEG), discrete wavelet transform (DWT), Principal component analysis (PCA), Artificial Neural Network (RNN), learning vector quantization (LVQ)

ملخص :

الصرع هو مرض يتميز باضطراب مفاجئ ومتكرر على مستوى الدماغ. الفحص لمرسمة موجات الدماغ الكهربائي يستخدم على نطاق واسع في التجارب الطبية للاضطرابات والارتباك في المخ. لهذا الغرض، قمنا في هذا العمل باستخدام مجموعة من ثلاث مناهج: تحويلات الموجات المنفصلة لاستخراج المعلمات الإحصائية التي طبقنا عليها تحليل إلى مكونات رئيسية واخيرا تم تطبيق شبكة عصبية اصطناعية تنافسية كأداة تصنيف متلازمة الصرع.

تم دراسة أداء الطرق المقترحة باستخدام قاعدة بيانات عامة. ويستند تقييم هذا الأداء على: الحساسية، الخصوصية، ومعدل التصنيف الصحيح. النتائج المتحصل عليها جد مرضية .

كلمات البحث: الصرع، مرسمة موجات الدماغ الكهربائي، تحويلات الموجات المنفصلة، التحليل إلى مكونات رئيسية، الشبكة العصبية الاصطناعية، تكميم ناقلات عن طريق التعلم .

Introduction générale

L'épilepsie est l'une des anomalies cérébrales courantes les plus graves qui affecte environ 1% de la population mondiale.^[1] Le symptôme le plus handicapant de la maladie est l'apparition apparemment imprévue des crises d'épilepsie. Une crise d'épilepsie est un trouble transitoire dans l'activité électrique du cerveau, qui produit une soudaine surcharge électrique. Elle affecte les fonctions cérébrales normales et produit des changements dans le mouvement, le comportement et la conscience de la personne.

Durant la crise épileptique, on peut constater des événements paroxystiques anormaux dans les tracés EEG sont en général enregistrés entre les crises (tracés intercritiques) et peuvent déjà être très informatifs ; ils le sont encore plus s'ils sont enregistrés pendant une crise (tracés critiques).

Le cadre général du sujet de ce mémoire et la problématique médicale sont présentés dans le premier chapitre. Pour cela, une rapide description de l'épilepsie et de ses méthodes de diagnostic est donnée. L'analyse électro-physiologique par les signaux électro-encéphalographiques est plus détaillée, car elle est à la base des travaux. La deuxième partie de ce chapitre concerne l'état de l'art et les différents travaux abordés dans la littérature.

Le deuxième chapitre présente en détails les approches proposées dans le but d'effectuer la tâche de classification.

Le troisième chapitre concerne l'expérimentation, il présente la procédure suivie dans ce travail dans la première partie : la base de données utilisée et les mesures d'évaluation. La seconde partie expose, les expérimentations réalisées, les résultats obtenus avec leurs interprétations et une étude comparative avec les méthodes de la littérature.

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

Chapitre I

**Contexte, état de l'art et -
problématique**

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 300 000 cas d'épilepsie. Ce sont les chiffres révélés lors des 9es Journées nationales de neurologie organisées à Annaba (2009).

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. Dans la deuxième section, une revue des méthodes de diagnostic existantes est présentée. Comme ce travail de recherche est consacré au traitement du signal EEG, une description détaillée de ces signaux est donnée. 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 posé y est brièvement exposée, elle sera développée dans les chapitres suivants. Enfin, une conclusion résumera succinctement tous les points cités ci-dessus.

I.2 Notions générales sur l'épilepsie :

I.2.1 Historique de la découverte de l'épilepsie^{[4][5][6]} :

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 XIX^{ème} 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 V^{ème} 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 XIX^{ème} 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 XX^{ème} siècle et la mise au point de traitement

En 1920, le psychiatre allemand Hans Berger met au point la technique de l'électroencéphalographe (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 tomodensitométrie), l'imagerie par résonance magnétique (IRM), la tomographie par émission de positon (PET) et la tomographie par émissions de photon (SPECT).

I.2.2 L'épilepsie :

L'épilepsie est un état clinique caractérisé par la survenue de phénomènes paroxystiques (crises) qui, sur le plan physiopathologique, correspondent à l'excitation transitoire de toute une population de cellules nerveuses qui se mettent à se décharger toutes ensemble^[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^[8]. Cette classification distingue principalement trois groupes de types de crises :

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

I.2.3 La classification des crises épileptiques :

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

I.2.3.1 Les 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]

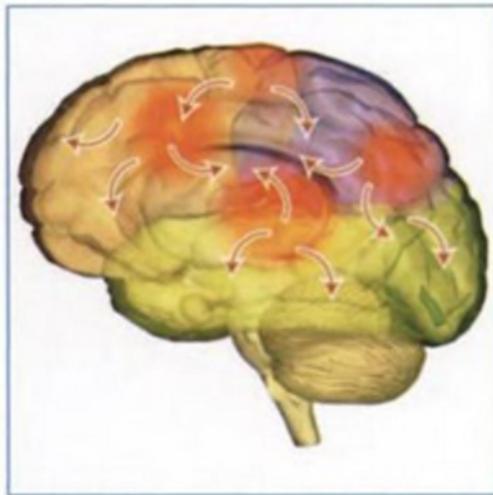


Figure I.1. Schéma d'une crise généralisée dans le cerveau.

I.2.3.2 Les 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]

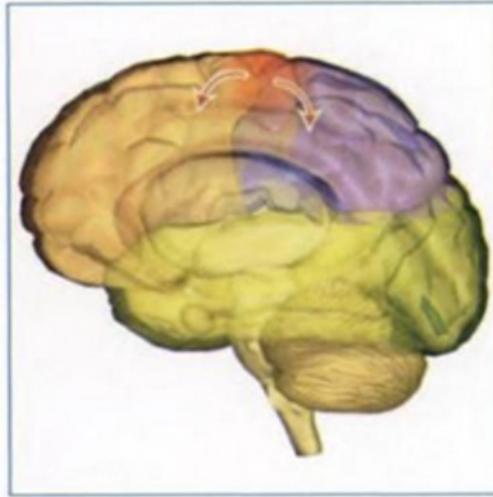


Figure I.2. Schéma d'une crise partielle dans le cerveau.

I.2.3.3 Les crises inclassables :

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

I.2.3.4 Etat de mal épileptique :

La succession à court terme de plusieurs crises comitiales – généralisées ou même localisées – constitue l'état de mal. Celui-ci entraîne rapidement un coma, des troubles respiratoires, de la fièvre. Souvent difficile à contrôler par le traitement, il peut en soi être mortel. La survenue d'un état de mal est un risque grave commun à toute épilepsie.^[7]

I.2.4 Causes et mécanisme^[12]:

Tout cerveau, y compris le plus normal, est susceptible d'être le siège d'une activité épileptique dans certaines conditions^[7]. L'épilepsie peut être provoquée par des:

Epilepsies idiopathiques : (liées à la personne et non à un facteur externe)

- Inconnues (cryptogéniques)
- Génétique (idiopathiques)
- Canaux ioniques

Epilepsies symptomatiques : Toute agression cérébrale est susceptible, sur un terrain donné, de provoquer des crises épileptiques.

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

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

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

I.2.5 Les traitements possibles^[13] :

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

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

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

I.3 Méthodes d'investigation : Diagnostic^{[8][14]} :

Dans le cadre du bilan préopératoire une batterie d'examens est effectuée pour tenter de déterminer, le plus précisément possible, la zone cérébrale responsable du déclenchement des crises d'épilepsie. Cette batterie d'examens comporte des données cliniques, des données anatomiques et enfin des données électro-physiologiques. Lorsque l'ensemble de ces examens converge vers un diagnostic concordant, une opération peut être envisagée. Si une trop grande discordance entre les résultats apparaît, d'autres examens sont pratiqués, en particulier des enregistrements EEG intracérébraux (SEEG).

I.3.1 Données cliniques :

Elles sont les premières informations recueillies lorsqu'un patient se présente pour un diagnostic de son épilepsie. Elles regroupent les résultats d'un ensemble de tests et de questions permettant de rapidement donner des pistes sur le type d'épilepsie ou au moins de privilégier certains axes de recherche des causes de la maladie. Quatre catégories sont diagnostiquées :

- **l'historique de la maladie du patient** : le neurologue essaie, en interrogeant le patient et sa famille, de déterminer les origines éventuelles de la maladie : âge d'apparition des premiers symptômes, chutes, traumatismes crâniens, antécédents familiaux, etc.
- **la sémiologie d'une crise type** : le patient et son entourage tentent de décrire le déroulement des crises (spasmes, absences, chutes, raideur, convulsions...). Cette sémiologie sera peut-être à préciser lors d'une hospitalisation avec EEG-vidéo (enregistrements couplés EEG et vidéo). La manière dont se déroulent les crises permet dans bien des cas de préciser la localisation du foyer épileptogène ;
- **l'examen neurologique** : il consiste en une batterie de tests qui servent à déterminer les déficits éventuels dans les fonctions neurologiques du patient. Les fonctions testées sont principalement les fonctions motrices et sensorielles ;
- **l'examen neuropsychologique** : complémentaire de l'examen neurologique, il se compose d'un examen des fonctions supérieures à l'aide d'épreuves standardisées sélectionnées selon leur pertinence (langage, capacités visuelles et spatiales, fonctions exécutives et principalement mémoire). Des déficits dans l'une ou plusieurs de ces fonctions permettent d'émettre une hypothèse quant à la latéralisation hémisphérique de la zone épileptogène.

I.3.2 Données anatomiques et fonctionnelles :

Les données anatomiques permettent de mettre en évidence l'existence ou non de structures cérébrales endommagées et donc de connaître le foyer lésionnel susceptible de générer les crises d'épilepsie. Ces données sont enregistrées grâce à plusieurs modalités d'imagerie cérébrale telles que :

- **Tomodensimétrie ou Scanner cérébral.**
- **IRM.**
- **Imagerie Fonctionnelle.**

De plus grâce aux progrès faits dans le domaine de l'imagerie encéphalique ces dernières années, il est aujourd'hui possible d'enregistrer les zones de fonctionnement de certaines parties du cerveau.

I.3.3 Données Electro-physiologiques :

L'enregistrement des données électro-encéphalographiques est l'unique moyen de directement mettre en évidence l'activité épileptique. En effet, l'**électro-encéphalographie** (EEG) permet d'enregistrer de manière directe l'activité électrique produite au niveau le plus élémentaire par les neurones. Contrairement aux autres techniques d'enregistrement, l'EEG fournit des informations en temps réel et avec une excellente résolution temporelle de l'ordre de la milliseconde. Cet examen est incontournable pour le diagnostic et la classification des épilepsies.

I.4. L'Electoencéphalographie :

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 [Berger, 1929].^[15]

L'électroencéphalogramme (E.E.G.) 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. ^[16]

I.4.1. Origine de l'électrogenèse cérébrale :^[16]

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

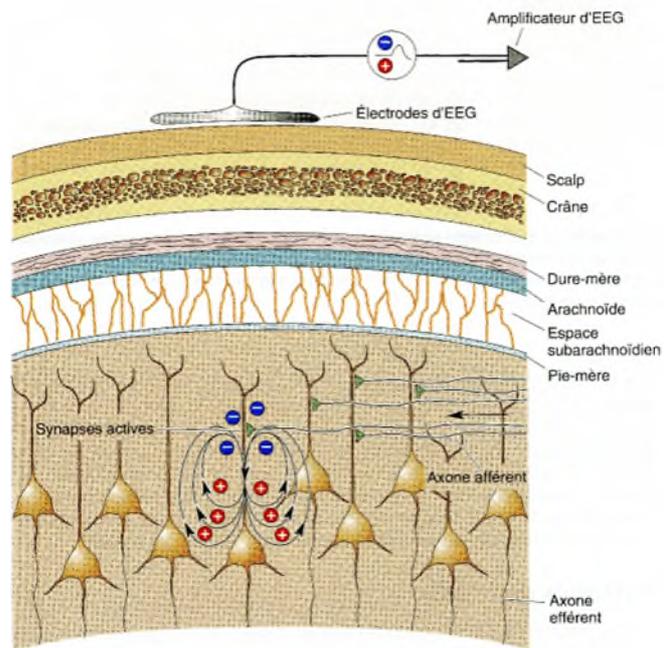


Figure I.3. Origine de l'électrogenèse cérébrale

I.4.2. Instrumentation et méthodologie :^{[16][8]}

I.4.2.1. Les capteurs :

On distingue : Les électrodes conventionnelles, aiguilles et les électrodes cupules.

I.4.2.2. 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.

I.4.2.3. 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).

I.4.2.4. 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 μV . Un circuit autonome délivre sur demande un niveau de tension calibrée de 50 μV permettant d'effectuer l'étalonnage.

I.4.2.5. Les montages :

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 : Les électrodes doivent être placées d'après des règles strictes. Depuis 1957, le système le plus couramment utilisé est le système 10-20 : La ligne de départ de ce système est celle qui réunit le nasion et l'inion en passant par le vertex. Cette ligne est divisée

en 6 parties : 10% de la longueur sont portés au-dessus du nasion pour former le plan frontal et 10% au-dessus de l'inion pour le plan occipital; le reste est divisé en 4 parties égales représentant chacune 20% de la longueur totale. On peut retenir comme repères pour les 8 électrodes actives minimales à placer :

- Les électrodes frontales droite (1) et gauche (11) sont situées à 1 cm en avant de l'insertion des cheveux et à 4 cm de la ligne médiane.
- Les électrodes centrales (rolandiques) droite (3) et gauche (13) sont placées dans le prolongement des lobes des oreilles et à 4 cm de la ligne médiane.
- Les électrodes occipitales droite (5) et gauche (15) se trouvent à 2 cm au-dessus de la protubérance occipitale et à 4 cm de la ligne médiane.
- Les électrodes temporales droite (7) et gauche (17) se trouvent à mi-distance des électrodes centrales et des sommets des lobes de l'oreille.

Il est très important que les électrodes soient disposées de façon symétrique (Figure 1.4).

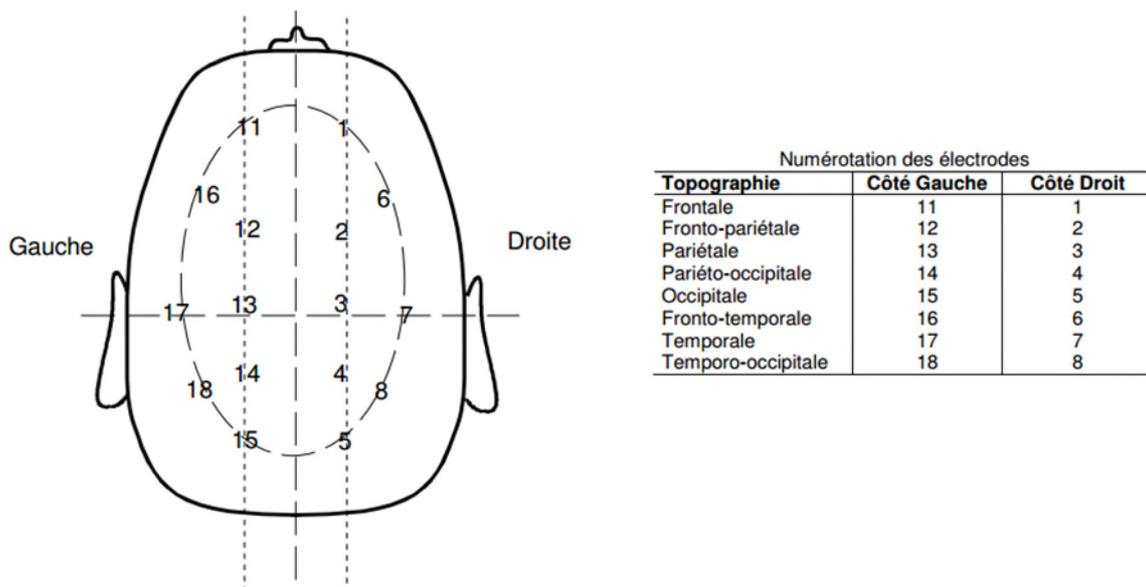


Figure I.4. Emplacement des électrodes d'EEG (système international) – Crâne vu de dessus

I.4.2.6. 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'électrogenèse cérébrale lors des variations de l'attention, lors du sommeil, lors d'épreuves dynamiques...

I.4.3. Les principaux rythmes de l'E.E.G.

L'EEG est le résultat d'une différence de potentiel mesurée entre deux points. L'enregistrement entre deux points se fait grâce à des électrodes placées sur le cuir chevelu. La figure 1.6 présente un exemple d'un enregistrement d'EEG. Ces potentiels varient au cours du temps et forment des rythmes.^[15]

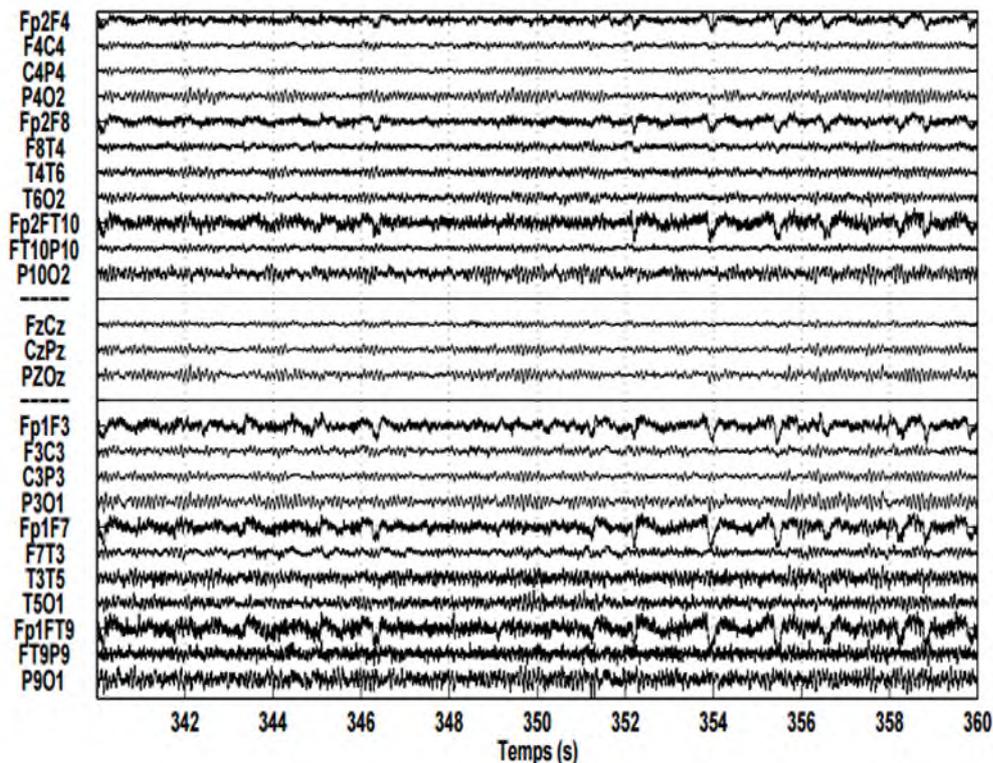


Figure I.5. Exemple d'un enregistrement d'EEG

La morphologie des tracés dépend de l'état d'activation des neurones enregistrés et cet état d'activation va se traduire par des variations de fréquence et d'amplitude des ondes enregistrées.^[15]

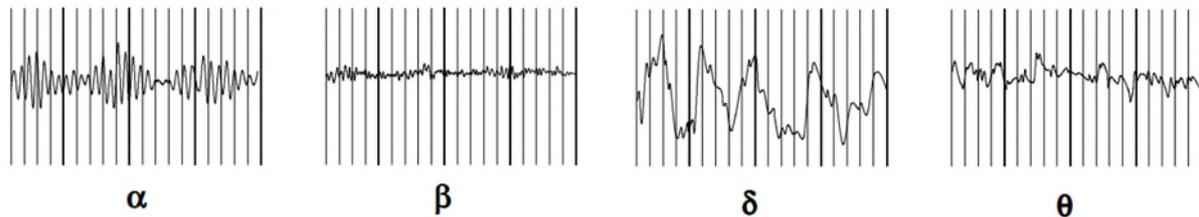


Figure I.6. Principaux rythmes extraits d'un EEG réel.

Ces activités électriques cérébrales rythmiques sont classées selon leur fréquence en 5 groupes : delta- δ (0.5–4Hz), thêta- θ (4–8Hz), alpha- α (8–13Hz), bêta- β (13–30Hz) et gamma- γ (supérieur à 30Hz).^[17]

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

Tableau I.1. Principaux rythmes d'un EEG

- **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.^[15]
- **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 (les ondes thêta et delta sont largement présentes lors des variations du niveau de vigilance et, dans ces conditions, leur apparition n'est pas pathologique).^[18]

- **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).^[15]
- **Le rythme gamma** est d'amplitude très faible et d'occurrence plus rare, la détection des ces rythmes peut être employée pour la confirmation de certaines pathologies.^[15] La figure 1.6 illustre les principaux rythmes de l'activité cérébrale (α , β , δ et θ).

I.4.4. EEG épileptique :

Les rythmes décrits ci-dessus sont physiologiques et correspondent aux activités cycliques de l'organisme que l'on peut subdiviser en 3 grandes catégories : veille, sommeil lent, sommeil paradoxal. L'épilepsie passe par une hyper synchronisation et une hyperexcitabilité neuronales, y compris corticales.^[15]

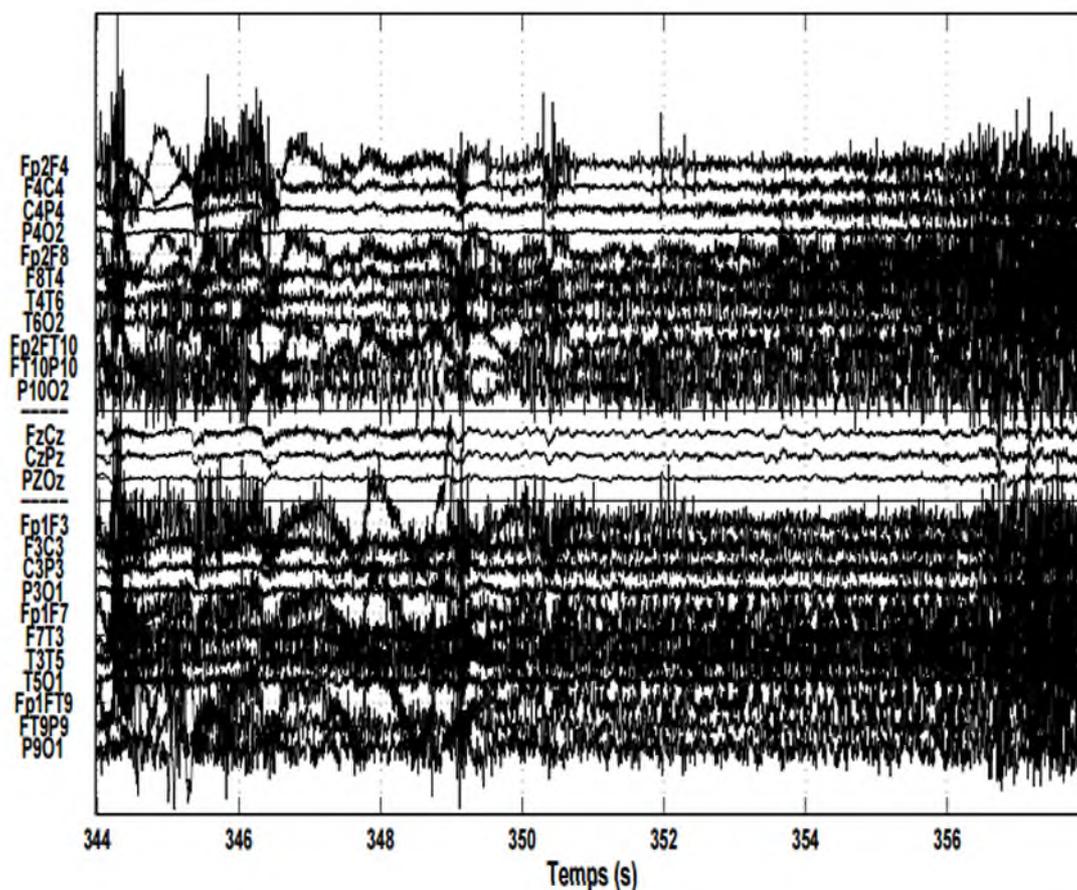


Figure I.7. Exemple d'un enregistrement EEG, pendant une crise épileptique.

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.4.4.1. Phases EEG des crises épileptiques^[21] :

Phase inter-critique^{[22][23]} : 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. Cette phase sera caractérisée dans les sections à venir pour les crises épileptiques d'origine temporelle. Cette description ne s'applique pas aux autres types de crises épileptiques.

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

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

I.5. Problématique :

Le travail présenté dans ce mémoire s'inscrit dans l'aide au diagnostic neurologique plus précisément l'épilepsie et plus particulièrement dans l'étape de prétraitement des EEG. En effet, l'analyse des EEG est une étape importante dans le raisonnement scientifique et clinique qui mène au diagnostic. Il y a donc principalement un objectif à remplir :

- Établir une classification des crises basée sur l'étude de l'activité électrique du cerveau, afin d'aiguiller le neurologue sur la prise de décision quant à la possibilité d'une présence de syndrome épileptique.

La réponse à cet objectif passe par différents points que nous détaillons davantage dans les chapitres suivants.

I.6. Etat de l'art ^[21]:

La recherche dans l'automatisation de la détection des crises a commencé dans les années 1970. Dans la littérature, de nombreux types de caractéristiques linéaires et non-linéaires sont proposés pour détecter ces crises, comme les caractéristiques spatiales, les paramètres d'ondelette...etc. Il est également possible de combiner ces différentes caractéristiques en utilisant des classifieurs comme le KNN, SVM, RNN...

Meng et al. ont travaillé sur un algorithme de prédiction des points de commencement des crises (points de déclenchement électrique). Le signal EEG est décrit selon 24 caractéristiques différentes après son filtrage en sous-bandes et son traitement par une décomposition en ondelette de troisième ordre.

D'Alessandro et al. ont choisi de sélectionner automatiquement à la fois la caractéristique et le canal pour l'anticipation de crises d'épilepsies environ 10 minutes avant leur déclenchement.

Van Putten et al ont travaillé sur les épilepsies temporales TLE (Temporal Lobe Epilepsy) et ont comparé 16 caractéristiques. Une combinaison de classificateurs fournit 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 et ont abouti à des résultats similaires. **Netoff et al.** ont travaillé sur un algorithme de classification sur une base de 9 patients en provenance de la base de données de **Freiburg**, **Shiau et al.** ont proposé un

algorithme d'anticipation automatisé (ASPA: Automated Seizure Prediction Algorithm) basé sur des techniques non-linéaires (STL) et des seuils de transition adaptifs selon l'état actuel des interactions dynamiques au sein de différents endroits du cerveau. Plus récemment, **Senger et al.** ont utilisé des réseaux non-linéaires cellulaires (CNN: Cellular Nonlinear Networks) appelé également 'brain like computing' pour travailler sur 2 patients ayant 10 crises. **Duman et al.** ont utilisé la transformée de HilbertHuang et ont abouti à des résultats comparables. **Zandi et al.** ont utilisé un modèle issu d'une combinaison de modèle personnalisé Gaussien Bayésien et des intervalles de passages par zéro et, finalement, **Zheng et al.** ont développé un modèle de prédiction basé sur la méthode de CSSVM (Common Spatial Patterns and Support Vector Machine) en vue d'établir une machine de support de vecteurs (SVM: Support Vector Machine).

I.7. Conclusion :

L'épilepsie est donc un principe de physiopathologique qui a des causes et des manifestations variées. Après une première section permettant d'introduire des notions générales sur la maladie, toute une partie est consacrée au diagnostic de celle-ci. Parmi ces méthodes de diagnostic, un certain nombre s'appuient sur l'enregistrement direct de l'activité électrophysiologique du cerveau. En routine clinique, la technique la plus couramment utilisée est l'EEG, car elle permet de recueillir un grand nombre d'informations dynamiques au cours de la crise sur l'épilepsie de façon rapide et totalement non-invasive.

Chapitre II

Approches proposées

II.1 Introduction :

L'activité électrique cérébrale se décompose en différents rythmes oscillatoires identifiés par leurs bandes de fréquences caractéristiques. Ce sont ces ondes qui seront donc particulièrement observées et quantifiées pour discerner les signaux normaux et pathologiques qui sont recherchés dans cette étude expérimentale.

L'activité électrique cérébrale est non linéaire et non stationnaire^[24]. Les signaux EEG sont donc variables dans le temps. Ils sont quasiment systématiquement prétraités avant d'être utilisés. Les données sont en 3 dimensions: temps, fréquence, amplitude. L'approche envisagée est d'extraire un critère en 2 dimensions (temps - fréquence) afin de pouvoir appliquer des outils de classification usuels^[25]. Pour ce faire, des données statistiques, obtenues par la décomposition en ondelettes, vont être considérées.

La méthode de classification statistique la plus couramment utilisée pour prédire l'état de vigilance à partir de signaux EEG est l'utilisation de réseaux de neurones ^[26]. Dans la littérature, différentes méthodes pour la séparation de sources peuvent être appliquées. Les techniques classiques de l'analyse de données, comme l'Analyse en Composantes Principales (ACP), sont généralement linéaires. L'idée de base de l'ACP est de réduire la dimension de la base de données en retenant le plus possible les variations présentées dans le jeu de donnée.

Ce deuxième chapitre décrit les différentes approches utilisées d'un point de vue théorique. Dans une première section nous allons détailler la méthode de décomposition en ondelettes discrète utilisée pour le prétraitement des signaux EEG, ensuite l'ACP pour l'analyse de données et finalement nous allons étudier la méthode de classification destinée à l'identification de la pathologie. Le classificateur neuronal utilisé dans ce travail est un réseau de Kohonen d'apprentissage supervisé : la méthode LVQ "Learning Vector Quantization".

II.2 La décomposition en ondelettes :

La décomposition en ondelettes est une méthode très utilisée en analyse du signal. Son principal avantage, comparé à la transformée de Fourier, est de permettre d'analyser l'évolution du contenu fréquentiel du signal dans le temps. Elle permet donc d'analyser des signaux non stationnaires. Les EEG étant des signaux non stationnaires, cette méthode sera privilégiée à la transformée de Fourier.^[25]

Une ondelette présente des oscillations (comme une onde) mais limitées dans le temps (d'où le nom de "petite onde"). Elle doit être bien localisée en temps et en fréquence.^[27]

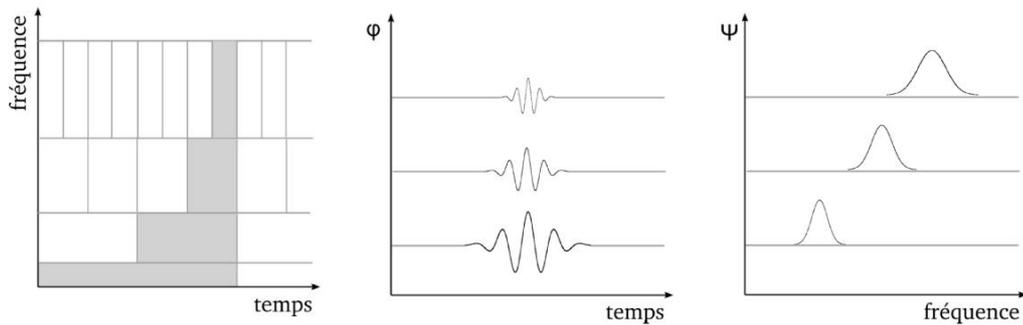


Figure II.1. Analyse en ondelette : analyse temps-fréquence. La première colonne présente le pavage temps-fréquence, la deuxième présente la partie réelle de leur série temporelle dans le domaine temporel (ϕ) et la troisième colonne le module de leur série temporelle dans le domaine fréquentiel (ψ).

Les ondelettes sont donc une extension de l'analyse de Fourier. L'approche est identique, les coefficients indiquent comment modifier la fonction analysante (les sinusoides ou les ondelettes) pour obtenir des courbes, qui une fois assemblées, reproduisent le signal original (Figure II.2). En théorie, les valeurs des coefficients sont obtenues par le produit du signal avec la fonction analysante et par intégration de ce produit. En pratique, des algorithmes rapides sont utilisés.^[28]

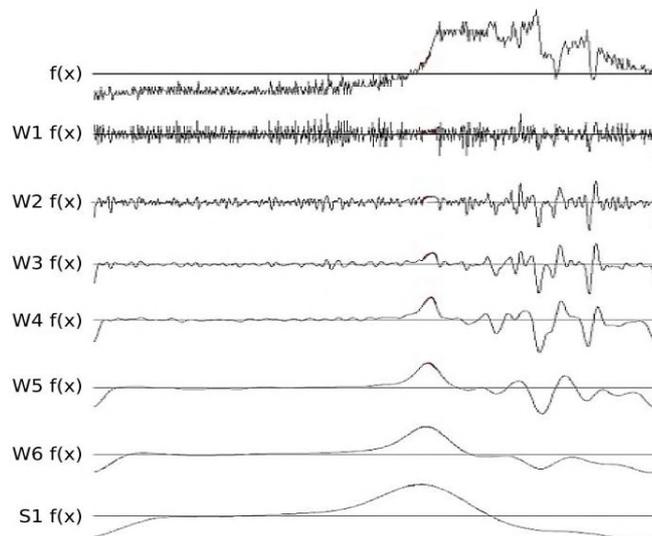


Figure II.2. Décomposition d'un signal par transformée en ondelette. Le signal initial $f(x)$ est transformé en ondelette sur six échelles. La résolution la plus fine, donnant le plus de détails, est la première en haut $W1f(x)$. En bas, se trouve le graphe des plus basses fréquences restantes.

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

II.2.1 Transformée en ondelettes continue (TOC)^[28] :

On appelle ondelette (ou ondelette « mère ») une fonction $\psi \in L^2(\mathbb{R})$ de moyenne nulle. Elle est normée : $\|\psi\| = 1$, centrée au voisinage de $t = 0$ et est d'intégrale nulle car elle oscille en prenant des valeurs positives et négatives (Eq. 2.1).

$$\int_{\mathbb{R}} \psi(t) dt = 0 \quad (2.1)$$

Par translation et dilatation de l'ondelette, les atomes de la transformée en ondelette sont définis. Pour toute échelle $a \in \mathbb{R}^+ *$ et toute position $b \in \mathbb{R}$, un atome de la transformée est défini par l'équation 2.2.

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (2.2)$$

La dilatation change l'étendue temporelle de l'ondelette ($a > 1$ augmente l'étendue temporelle, $a < 1$ la réduit), tandis que la translation localise l'ondelette dans le temps. La transformée en ondelette continue (CWT : continuous wavelet transform) $C_s(a, b)$ de $s(t)$ est alors une fonction des deux variables a et b (Eq. 2.3).

$$C_s(a, b) = \int_{\mathbb{R}} s(t) \overline{\psi_{a,b}(t)} dt \quad (2.3)$$

Ainsi, de par ses propriétés de dilatation-contraction et de translation, la transformée en ondelette est caractérisée dans le plan temps-échelle par une fenêtre dont la largeur diminue lorsqu'on se focalise sur les structures de petite échelle (haute fréquence) ou s'élargit lorsqu'on s'intéresse au comportement à grande échelle (basse fréquence). Cette capacité d'adaptation en fonction de l'échelle d'analyse lui a valu la dénomination de « microscope mathématique » dont le grossissement est donné par $\frac{1}{\sqrt{a}}$ et dont l'optique est donné par le choix de la fonction analysante.^[29]

II.2.2 Transformée en ondelettes discrète (TOD)^[28] :

Pour mettre en œuvre la transformée en ondelette sur des signaux numériques, une discrétisation des paramètres de résolution a et position b est nécessaire. Cette discrétisation du plan temps-fréquence correspond à la construction d'une grille non uniforme définie par les paramètres de l'équation 2.4. b_0 dépend de l'ondelette choisie.

$$(b, a) = (nb_0 a_0^m, a_0^m), b_0 > 0, a_0 > 1, m \in \mathbb{Z} \quad (2.4)$$

L'idée essentielle derrière ce schéma de discrétisation est la suivante. Une fois choisi un grossissement (i.e. a_0^m) et étudié le processus à une position donnée, nous nous déplaçons à une autre position. Si le grossissement est important (analyse des détails à petite échelle), les déplacements se font par petits incréments. Au contraire, si le grossissement est faible (analyse à plus grande échelle), les déplacements peuvent être plus rapides. Ceci est automatiquement accompli si l'incrément de déplacement est inversement proportionnel au grossissement. Un atome de cette transformée discrète se définit alors comme décrit dans l'équation 2.5.

$$\psi_{m,n}(t) = \frac{1}{\sqrt{a_0^m}} \psi\left(\frac{t - nb_0 a_0^m}{a_0^m}\right) = a_0^{-\frac{m}{2}} \psi(a_0^{-m}t - nb_0) \quad (2.5)$$

La transformée en ondelette discrète de $s(t)$, calculée à partir de $\psi_{m,n}(t)$, est donnée par l'équation 2.6.

$$C_f(m, n) = \frac{1}{\sqrt{a_0^m}} \int s(t) \psi(a_0^{-m}t - nb_0) dt \quad (2.6)$$

II.2.2.1. Principe de l'algorithme:

Le principe général de l'algorithme de la TOD de Mallat^[30] est basé beaucoup plus sur l'utilisation de la complémentarité des deux filtres, passe-bas et passe-haut, qui vont servir à l'extraction d'informations caractérisant les transitions lentes et les transitions rapides du signal.

Le signal $s(n)$ est décomposé par deux filtres DPB (Décomposition Passe-bas) et DPH (Décomposition Passe-haut), pour donner deux vecteurs respectivement A « *Approximation* » et D « *Détails* » (Figure.II.3.a). Cette opération s'appelle aussi filtrage par une paire de filtres complémentaires. Le vecteur A représente les basses fréquences (transitions lentes) et le vecteur D représente les hautes fréquences (transitions rapides).

Si le signal à traiter $s(n)$ possède N points, le signal d'approximation et le signal de détails feront aussi N points chacun, soit $2N$ en tout. Pour y remédier, le filtre passe-bas est choisi de telle sorte que le sous-échantillonnage soit d'un facteur 2 (on ne prend qu'un point du signal sur deux) pour chaque signal d'approximation et de détail. On se ramène à deux signaux de longueur $N/2$, soit N points en tout (Figure.II.3.a), il n'y'a alors pas de changement dans la quantité d'information.^[31]

La reconstruction parfaite est théoriquement possible. En faisant passer respectivement les deux vecteurs A et D par deux filtres RPB (Reconstruction Passe-Bas) et RPH (Reconstruction Passe-Haut), la sortie est le vecteur d'origine $s(n)$ (Figure.II.3.b).

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

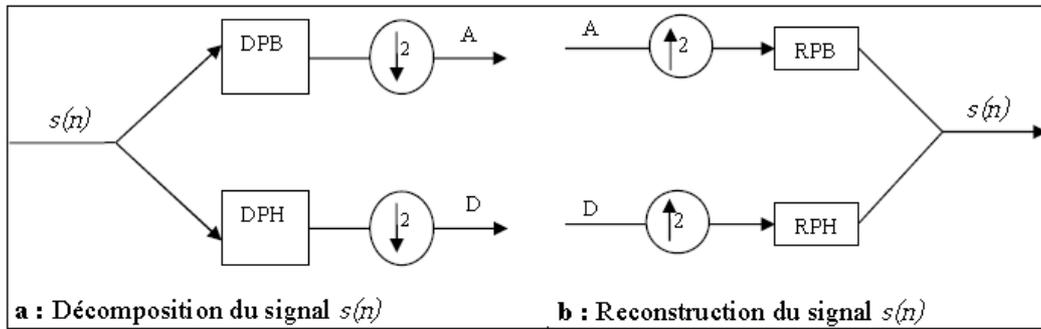


Figure II.3. Le principe de la décomposition/reconstruction en TOD.

II.2.2.2. Architecture pyramidale^[32] :

L'architecture pyramidale se base sur la décomposition du signal en deux signaux : approximations (A_k) et détails (D_k). Le signal approximation A_k est à son tour décomposé en approximation A_{k+1} et détails D_{k+1} et ainsi de suite. La figure (Figure II.4) illustre cette stratégie.

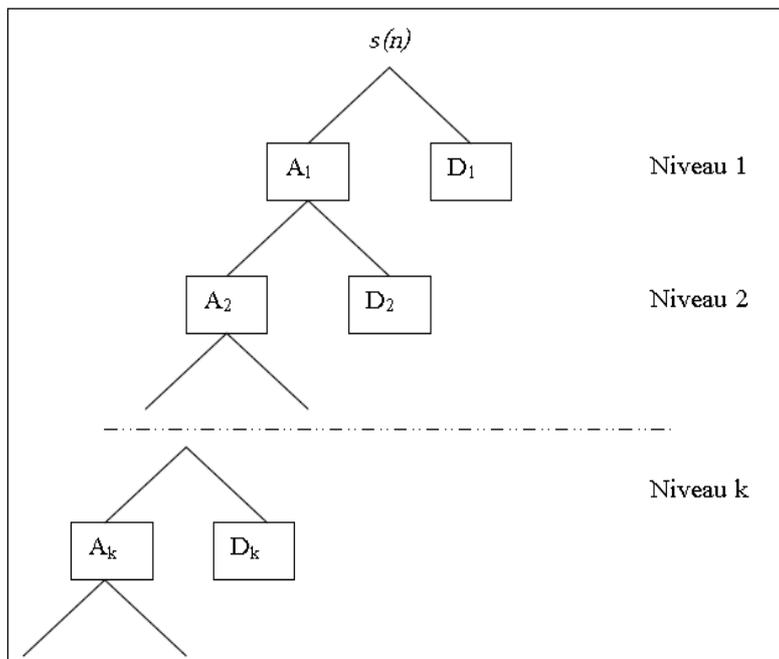


Figure II.4. Décomposition pyramidale.

Après l'étude de la première approche qui consiste au prétraitement des signaux EEG en utilisant la transformée en ondelette, plusieurs méthodes de classification peuvent être

appliquées par la suite. Dans notre étude, nous allons tester une des méthodes de classification à base de réseaux de neurones, dite réseau de Kohonen, ou encore carte auto-organisée de Kohonen. Il s'agit d'un apprentissage compétitif. La section qui suit présente différents modèles de réseaux de neurones artificiels, ainsi qu'une analyse de leurs aptitudes à agir en tant que classificateur.

II.3 L'analyse en composantes principales (A.C.P.) :

L'ACP est une méthode d'analyse statistique qui a pour but d'extraire l'information pertinente contenue dans un tableau de données. Pour cela, on va le résumer en extrayant l'essentiel de sa structure en vue de faire des représentations graphiques à la fois fidèles aux données initiales et commodes à interpréter.

II.3.1 Principe de l'A.C.P. ^[33]

On cherche une représentation des n individus, dans un sous-espace F_k de R_p de dimension k . Autrement dit, on cherche à définir k nouvelles variables combinaisons linéaires des p variables initiales qui feront perdre le moins d'information possible.

Ces variables seront appelées «composantes principales», les axes qu'elles déterminent : «axes principaux», les formes linéaires associées : «facteurs principaux».

II.3.2 Méthode de l'A.C.P. ^[34]

On cherche des combinaisons linéaires des variables initiales, appelées facteurs, ou encore composantes principales, s'écrivant sous la forme suivante :

$$C^1 = a_1^1 X^1 + a_1^2 X^2 + \dots + a_1^p X^p \quad (2.7)$$

$$C^2 = a_2^1 X^1 + a_2^2 X^2 + \dots + a_2^p X^p \quad (2.8)$$

...

Telles que : C^1 doit contenir un maximum d'information, c'est-à-dire disperser le plus possible les individus. L'idée est la suivante : si on dispose d'un nuage de points dans le plan (autrement dit, en dimension $p=2$) et qu'on souhaite le projeter sur une droite (donc en

dimension $q=1$), la droite la plus fidèle à la configuration initiale est celle qui rend maximum la dispersion – la variance – du nuage après sa projection.

Le critère choisi est, de façon naturelle, $\text{var}(C^1)$ maximum. Pour des raisons techniques, on doit rajouter la contrainte $\sum_{i=1}^p (a_1^i)^2 = 1$.

On fait la même chose pour C^2 , en imposant, en plus, que C^1 et C^2 soient non-corrélées (pour que l'information apportée par C^2 soit complètement nouvelle par rapport à l'information contenue dans C^1).

Et ainsi de suite ... On pourra aussi se contenter d'un petit nombre de facteurs (2 ou 3) pour réaliser des graphiques faciles à lire et à interpréter.

Dans la pratique, on peut faire soit une A.C.P. centrée (les variables X^j considérées sont seulement centrées), soit une A.C.P. réduite (les variables sont centrées et réduites : on divise chaque donnée centrée par l'écart-type de la variable correspondante).

L'A.C.P. seulement centrée est recommandée lorsque les variables sont homogènes : même signification, même unité de mesure, même ordre de grandeur. Au contraire l'A.C.P. réduite est recommandé lorsque les variables sont hétérogènes.

II.4 Les réseaux de neurones :

Haykin en propose la définition suivante^[35]:

« 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:

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

II.4.1 Du neurone biologique au neurone formel^[36] :

Le neurone biologique est composé de quatre parties distinctes (figure II.5) :

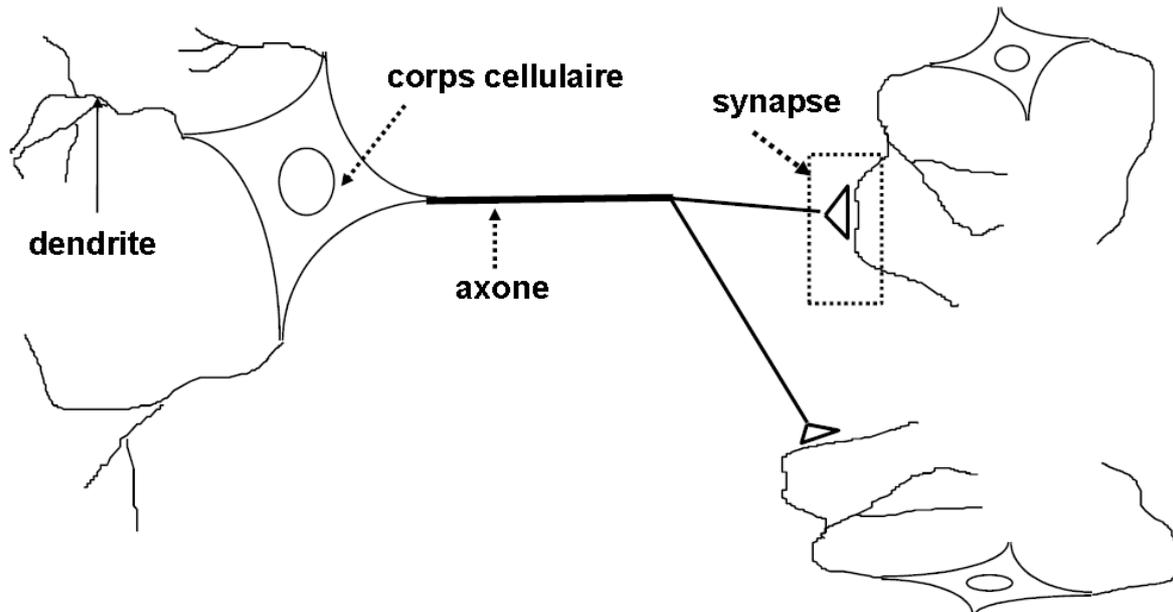


Figure II.5. Neurone biologique.

- **le corps cellulaire**, qui contient le noyau de la cellule nerveuse; c'est en cet endroit que prend naissance l'influx nerveux, qui représente l'état d'activité du neurone;
- **les dendrites**, ramifications tubulaires courtes formant une espèce d'arborescence autour du corps cellulaire; ce sont les entrées principales du neurone, qui captent l'information venant d'autres neurones;
- **l'axone**, longue fibre nerveuse qui se ramifie à son extrémité; c'est la sortie du neurone et le support de l'information vers les autres neurones;
- **la synapse**, qui communique l'information, en la pondérant par un *poids synaptique*, à un autre neurone; elle est essentielle dans le fonctionnement du système nerveux.

Chaque neurone réalise une opération très simple, qui est en fait une somme pondérée de ses entrées. Le résultat est comparé à un seuil et le neurone devient excité si ce seuil est dépassé. L'information contenue dans le cerveau est représentée par les poids donnés aux entrées de chaque neurone. Du fait du grand nombre de neurones et de leurs interconnexions, ce système possède une propriété de tolérance aux fautes. Ainsi, la défectuosité d'un élément mémoire (neurone) n'entraînera aucune perte réelle d'information, mais seulement une faible dégradation en qualité de toute l'information contenue dans le système. C'est pourquoi nous pouvons reconnaître le visage d'une personne, même si celle-ci a vieilli, par exemple.

La première étude systématique du neurone artificiel est due au neuropsychiatre McCulloch et au logicien Pitts^[37] qui, s'inspirant de leurs travaux sur les neurones biologiques, proposèrent en 1943 le modèle suivant (figure II.6) :

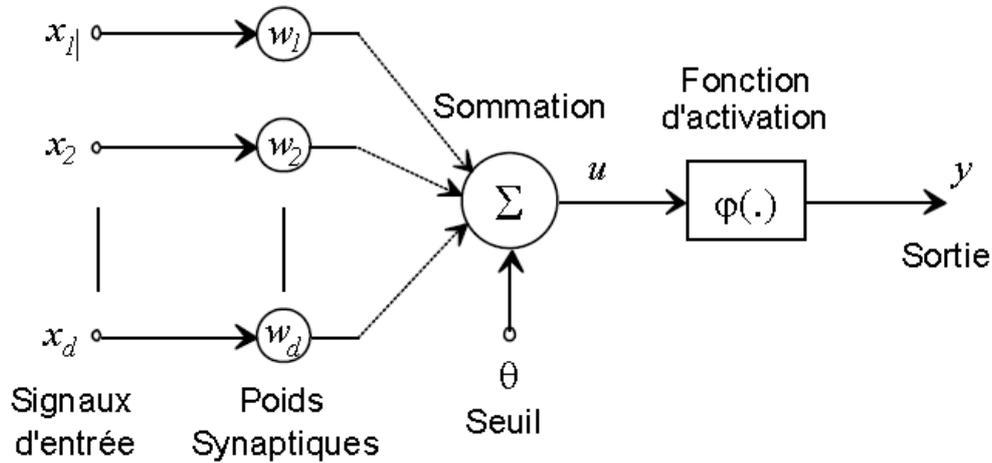


Figure II.6. Neurone formel de McCulloch et Pitts.

Ce neurone formel est un processeur élémentaire qui réalise une somme pondérée des signaux qui lui parviennent. La valeur de cette sommation est comparée à un seuil et la sortie du neurone est une fonction non linéaire du résultat :

$$u = \sum_{j=1}^d w_j x_j - \theta \quad (2.9)$$

$$y = \varphi(u) \quad (2.10)$$

En prenant la convention de noter par $X = [-1x_1 \dots x_d]^T$ le vecteur d'entrées augmenté, et par $W = [\theta w_1 \dots w_d]^T$ le vecteur de poids augmenté, il vient :

$$y = \varphi(W^T X) \quad (2.11)$$

Dans le modèle original de McCulloch et Pitts, la non-linéarité était assurée par la fonction seuil de Heaviside, définie par :

$$H(u) \triangleq \begin{cases} 1 & \text{si } u > 0 \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (2.12)$$

En place de la fonction de Heaviside, il est également possible de choisir la fonction de signe, définie comme suit :

$$\text{sgn}(u) \triangleq \begin{cases} 1 & \text{si } u > 0 \\ -1 & \text{sinon} \end{cases} \quad (2.13)$$

II.4.2 Perceptron multicouches :

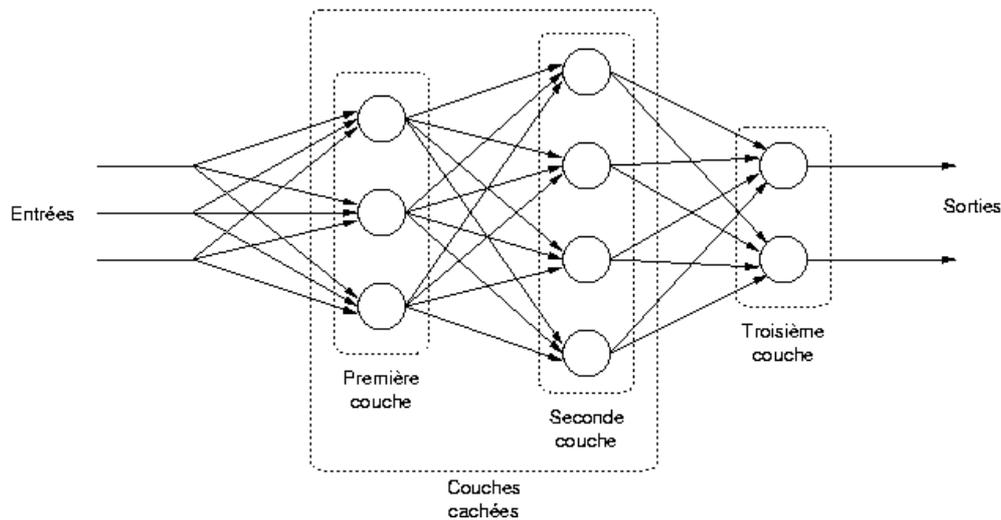


Figure II.7. Réseau multicouches

Dans ce réseau, les neurones sont organisés suivant une couche d'entrée, une couche de sortie et une ou plusieurs couches cachées (figures II.7) qui assurent la connexion 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.

Un neurone de PMC est défini par ^[38]:

1. une fonction d'activation (ou de transfert), $T : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$
2. un nombre entier d'entrées Un neurone à n entrées est associé à $n + 1$ paramètres numériques :
 - n poids synaptiques (chaque poids correspond à une flèche dans le dessin)
 - un seuil ou biais

Un neurone à n entrées calcule la fonction suivante :

$$f(x_1, \dots, x_n) = T(\sum_{i=1}^n w_i x_i + t) \quad (2.14)$$

II.4.3 Réseau de Kohonen :

Un réseau de Kohonen est illustré à la figure II.8. Les neurones de ce réseau correspondent aux prototypes (figure II.9.a). Ils sont constitués d'un vecteur de poids dans l'espace des entrées.

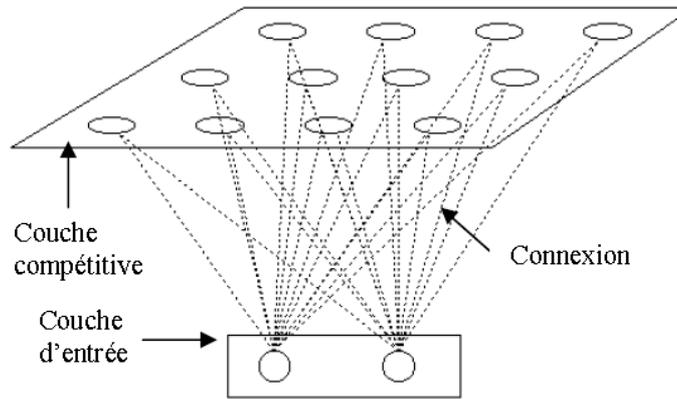


Figure II.8. Réseau de Kohonen

Le réseau de Kohonen (figure II.9.b) est un ensemble structuré d'unités de traitement « neurones », qui sont disposées en une seule couche de laquelle émane une topologie définie par une notion de voisinage des cellules (figure II.10). Les principes de base de fonctionnement de ce réseau, inspirés des constatations biologiques relatives à *l'ordonnement des neurones*, furent introduits en 1981 par Teuvo Kohonen^[39].

L'algorithme d'apprentissage du réseau de Kohonen est de type compétitif. La mise à jour des poids $\Delta_i w$ du neurone i au temps t s'exprime de la façon suivante^[40]:

$$\Delta_i w(t) = \begin{cases} \eta(t)[p(t) - w_i(t)] & \text{si } i \in \Lambda_g(t) \\ 0 & \text{autrement} \end{cases} \quad (2.15)$$

Où $p(t)$ désigne le stimulus d'apprentissage au temps t et $\Lambda_g(t)$ représente le voisinage au temps t du neurone gagnant g . Ce dernier est déterminé simplement en retenant l'indice du neurone pour lequel la distance avec le stimulus p est minimum :

$$g(p) = \arg \min \|p - w_i\|, \quad i = 1, 2, \dots, S \quad (2.16)$$

Où S correspond au nombre de neurones du réseau.

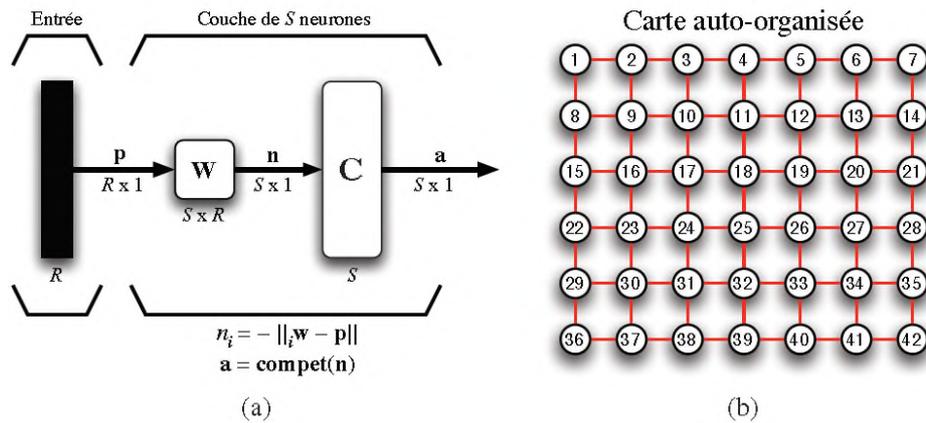


Figure II.9. Réseau de Kohonen avec carte rectangulaire de $S = 6 \times 7 = 42$ neurones.

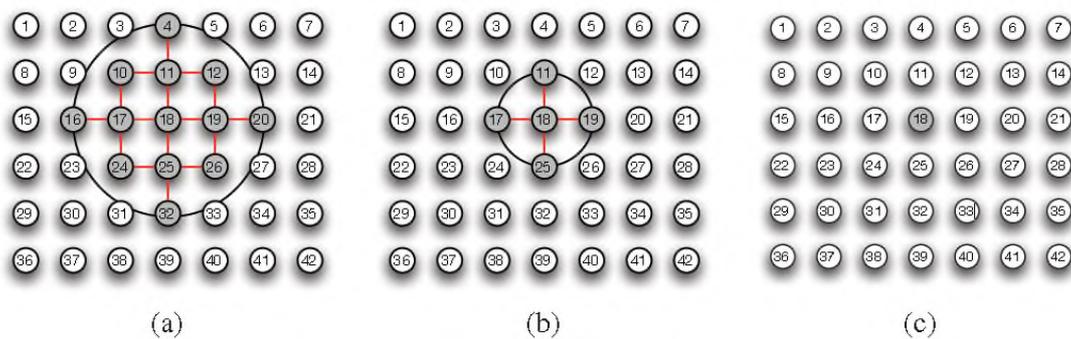


Figure II.10. Notion de voisinage pour une carte à deux dimensions

II.4.3.1. Architecture du réseau :

On distingue trois types d'architectures de réseau:

- Le chapeau mexicain.
- Les cartes auto-organisatrices (« Self-Organizing Maps » ou SOM).
- La quantification vectorielle par apprentissage (« Learning Vector Quantization » ou LVQ).

II.4.3.2. Apprentissage du réseau :

Le chapeau mexicain et le SOM utilisent un apprentissage non supervisé, le LVQ un apprentissage supervisé.

Le LVQ est destiné à des applications de classification, alors que les deux premiers servent aussi bien à des fins d'association que de classification. Ils sont particulièrement adaptés aux applications où les données montrent une cohésion spatiale ou temporelle.

Un apprentissage est dit supervisé lorsque le réseau est forcé à converger vers un état final précis, en même temps qu'un motif lui est présenté. À l'inverse, lors d'un apprentissage non-supervisé, le réseau est laissé libre de converger vers n'importe quel état final lorsqu'un motif lui est présenté.

II.4.3.3. Réseau LVQ « Learning Vector Quantization » [40]:

En utilisant les principes de l'apprentissage compétitif on peut aussi construire un réseau supervisé nommé LVQ. Ce réseau hybride est illustré à la figure 2.11. Sa première couche compétitive permet de modéliser l'espace des entrées, alors que la seconde linéaire permet de prendre des décisions. Chaque neurone de la première couche est associé à priori à une classe, avec généralement plusieurs neurones par classe ($S1 \gg S2$). Ceci permet de réunir des frontières de décision convexes dans l'espace des entrées. Tout comme pour le Kohonen, les neurones compétitifs de la première couche apprennent à positionner un vecteur prototype dans l'espace des entrées et celui-ci permet de classifier une région de ce dernier, région que l'on peut interpréter comme une sous-classe de la classe à laquelle chaque neurone est associé.

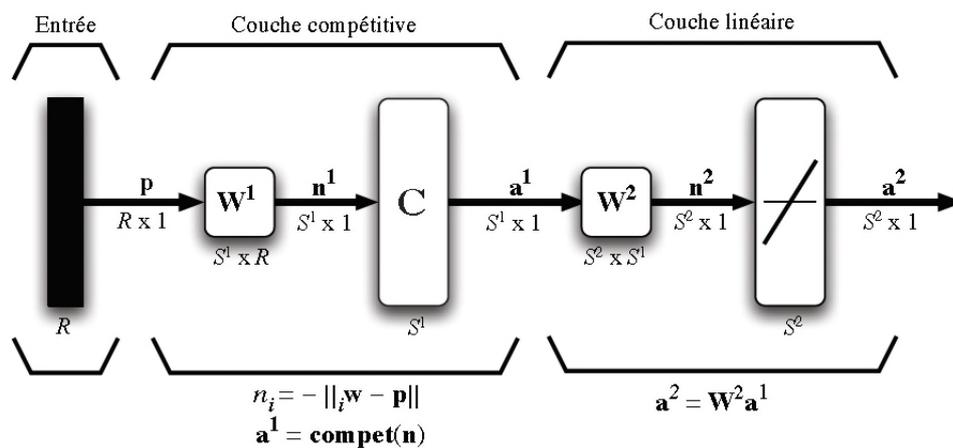


Figure II.11. Réseau LVQ

C'est la deuxième couche de neurones qui prend les décisions grâce aux poids $w_{i,j}^2$ de la matrice W^2 :

$$w_{i,j}^2 = \begin{cases} 1 & \text{si le neurone } j \text{ est associé à la classe } i \\ 0 & \text{autrement} \end{cases} \quad (2.17)$$

La matrice W^2 est donc fixée une fois pour toute avant même de commencer l'apprentissage. Les neurones de la première couche sont généralement répartis uniformément entre les classes, à moins que l'on dispose d'informations sur leur probabilité à priori, auquel cas on pourra affecter plus de neurones à certaines classes et moins à d'autres.

L'apprentissage du réseau LVQ consiste simplement à positionner au mieux les prototypes en employant la règle de Kohonen. Lorsqu'un stimulus est correctement classé par le réseau, alors le vecteur de poids w_g du neurone gagnant est rapproché de ce stimulus avec un taux d'apprentissage η . Autrement, c'est que le mauvais neurone a gagné et il s'agit simplement d'éloigner son vecteur de poids du stimulus, au lieu de le rapprocher, avec le même taux d'apprentissage, dans l'espoir qu'un autre neurone associé à la bonne classe puisse gagner la prochaine fois :

$$\Delta_g w(t) = \begin{cases} \eta[p(t) - w_g(t)] & \text{si } a_g^2 = d_g = 1 \\ -\eta[p(t) - w_g(t)] & \text{si } a_g^2 = 1 \neq d_g = 0 \end{cases} \quad (2.18)$$

Cette approche comporte néanmoins une faille importante, dépendant de l'initialisation des neurones, lorsque pour atteindre une zone associée à sa classe, un neurone doit traverser une zone associée à une autre classe. Parce que le vecteur de poids d'un tel neurone sera repoussé par les stimuli présents dans cette région de transit, il risque fort, en pratique, de ne jamais pouvoir traverser cette zone, et ainsi de ne jamais pouvoir servir à classifier une région associée à la bonne classe.

Cet algorithme, appelé *Learning Vector Quantization* (LVQ), a également été développé par Kohonen. Il existe un autre algorithme connu sous le nom de *LVQ2* qui est une évolution de cet algorithme initial.^[39]

Algorithme d'apprentissage LVQ :

- 1) Initialiser les poids à des valeurs aléatoires, et le gain et période de mise à jour ;
- 2) Répéter :
 - a) Pour chaque vecteur d'apprentissage \vec{x} :
 - 1) Calculer la distance de chacun des neurones j par rapport à \vec{x} :

$$d(\vec{x}, \vec{w}_j) = \|w_{ji} - x_i\|$$

- 2) Sélectionner le neurone J qui présente la plus courte distance :

$$d(\vec{x}, \vec{w}_J) = \min [d(\vec{x}, \vec{w}_j)]$$

- 3) Adapter les poids du neurone J :

Si J correspond à la classe de \vec{x}

$$w_{ji}(\text{nouv.}) = w_{ji}(\text{préc.}) + \alpha [x_i - w_{ji}]$$

sinon

$$w_{ji}(\text{nouv.}) = w_{ji}(\text{préc.}) - \alpha [x_i - w_{ji}]$$

- b) Modifier α à la baisse si sa période de mise à jour est atteinte tant que les performances sont insuffisantes

II.5 Conclusion :

Au cours de ce chapitre, nous avons présenté brièvement les modèles mathématiques des méthodes proposées que nous emploierons dans le chapitre suivant ainsi que leur principe de fonctionnement. Or, dans la pratique nous disposons des données échantillonnées, les simulations et les tests numériques que nous allons appliquer dans le troisième chapitre permettent la validation de leur fiabilité.

Chapitre III

Expérimentations et Résultats

III.1 Introduction :

La classification des crises épileptiques est l'objectif médical dont nous nous sommes assignés dans ce travail. Dans le chapitre précédent, nous avons présenté brièvement les approches proposées afin d'effectuer cette tâche passant par la décomposition en ondelettes, l'analyse en composantes principales ACP et l'application de l'algorithme neuronal LVQ par la suite.

Dans la dernière partie de ce travail, nous prétendons tester les performances de ces méthodes par un ensemble d'expérimentations et l'interprétation des résultats y associés. Le schéma ci-dessous donne un bref aperçu de la procédure que nous allons suivre.

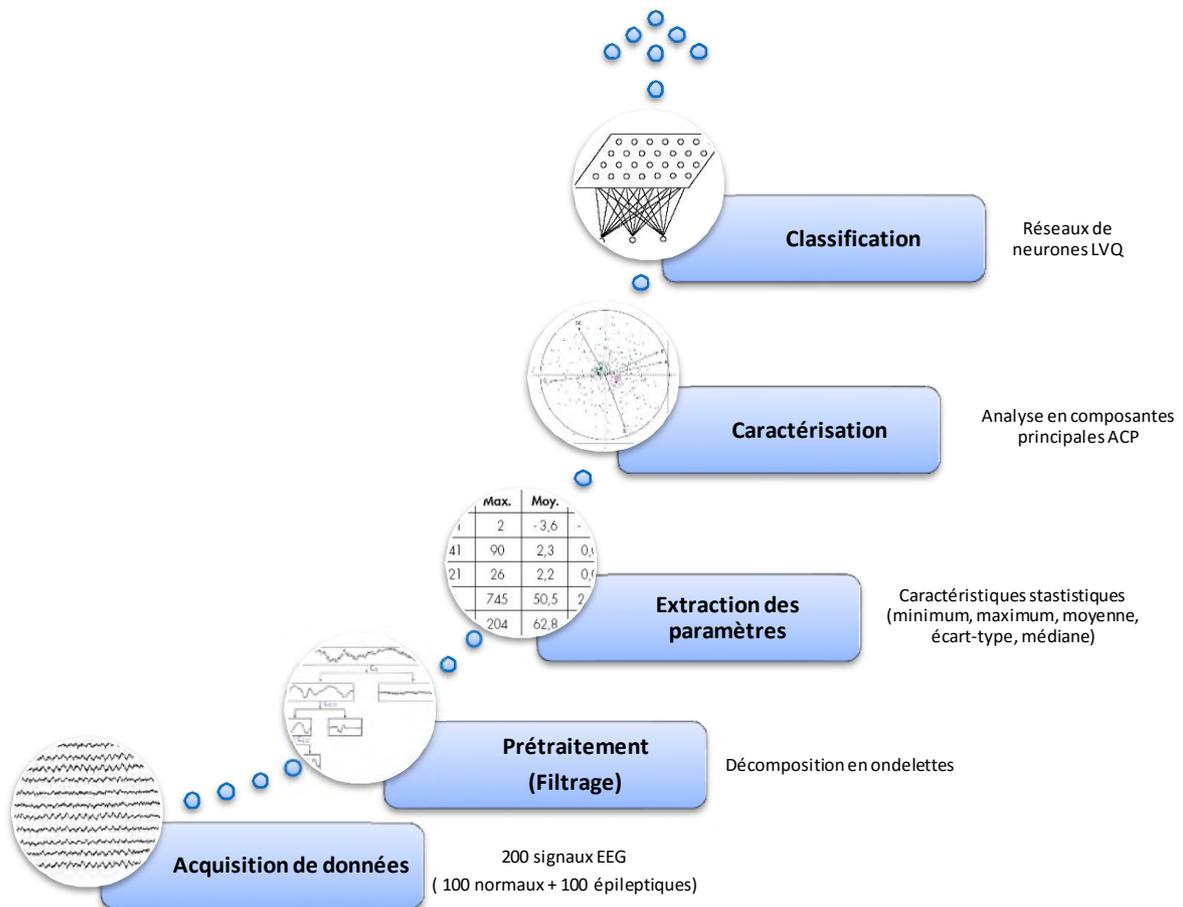


Figure III.1. Schéma de la procédure adoptée.

Notre objectif est donc de détecter et classer automatiquement les crises épileptiques, pour cela, nous disposons d'un ensemble de signaux électro-encéphalographiques. Afin de pouvoir appliquer une méthode de classification et tester ses performances, nous devons disposer d'un échantillon dont les paramètres sont significatifs c'est pourquoi un prétraitement de données

est nécessaire pour l'extraction des paramètres statistiques obtenus par la décomposition en ondelettes sur lesquels nous appliquerons l'ACP et l'algorithme de classification LVQ. La méthodologie sera détaillée dans la section suivante.

III.2 Méthodologie :

III.2.1 Acquisition de données :

Dans ce travail nous utilisons une base de données médicale qui a été réalisé dans un centre d'épilepsie à Bonn en Allemagne par Ralph Andrzejak (KavitaMahajan, 2011)^[41]. L'ensemble de données représente des enregistrements de signaux EEG regroupés selon des différentes situations médicales de chaque patient:

Groupe A : sujets normaux avec yeux ouverts.

Groupe B : sujets normaux avec yeux fermés.

Groupe C et D : des patients épileptiques en dehors de la crise (phase inter-critique), les signaux EEG sont intracrâniens pour le groupe D. Ils sont acquis de la zone épileptogène, et ceux du groupe C à partir de la formation hippocampique de l'hémisphère opposé durant la crise.

Groupe E : patients épileptiques durant la crise.

Seulement deux groupes sont utilisés dans cette étude (A et E). Chacun de ces groupes contient 100 enregistrements EEG de durée 23.6s, avec une fréquence d'échantillonnage $f=173.6$ E/S et une résolution de 12bits.

III.2.2 Prétraitement de données :

Les informations acquises à partir du cerveau sont représentés sous forme d'un ensemble de signaux électriques en fonction du temps et de fréquence. La transformée en ondelettes discrètes étant un moyen très efficace dans le domaine de traitement de signal, cette approche consiste à extraire un critère à 2 dimensions, elle permet donc une représentation du signal dans une échelle temps-fréquence afin de pouvoir appliquer l'outil de classification.

Cette méthode proposée a été appliquée sur des différentes données de l'EEG : épileptiques et normaux. (Fig. III.2) et (Fig. III.3) représentent respectivement les cinq différents niveaux de détails D1-D4 et l'approximation A5 d'un signal EEG normal et un autre épileptique.

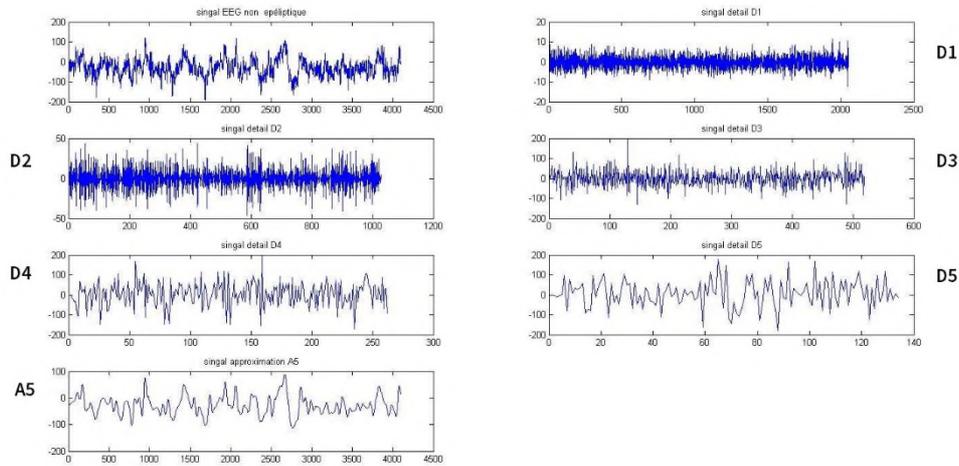


Figure III.2. Les coefficients d'approximation et détails d'un EEG non épileptique.

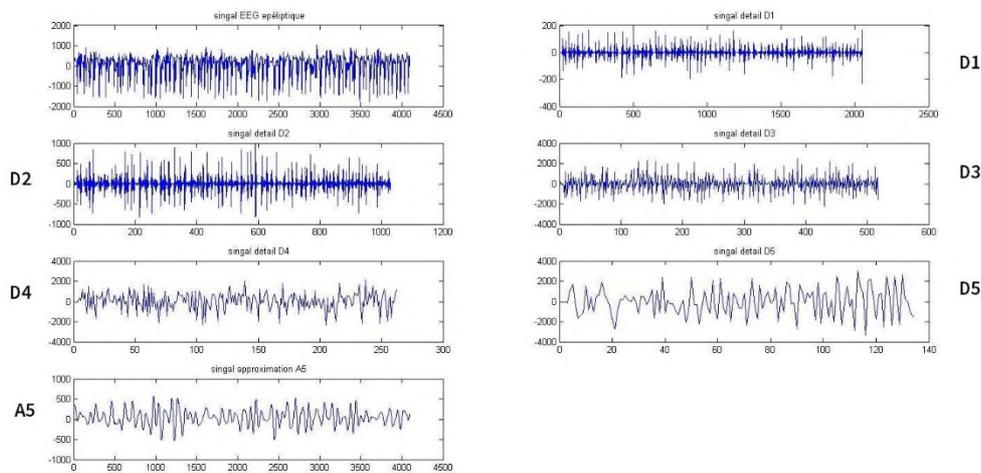


Figure III.3. Les coefficients d'approximation et détails d'un EEG épileptique.

Les coefficients d'ondelettes extraits donnent une représentation compacte qui montre la distribution d'énergie du signal EEG en temps et en fréquence. Le tableau ci-dessous représente les cinq niveaux de décomposition que nous avons appliqués sur chaque signal EEG ainsi que leurs bandes de fréquences obtenus par l'ondelette mère Daubechie d'ordre 4.

Signal décomposé	Bandes de fréquences (Hz)	Onde EEG (Hz)
D1	43.4-86.8	Bruit (≥ 60)
D2	21.7-43.4	Gamma (>30)
D3	10.8-21.7	Beta (13-30)
D4	5.4-10.8	Alpha (8-13)
D5	2.7-5.4	Thêta (4-8)
A5	0-2.7	Delta (<4)

Tableau III.1. Les bandes de fréquences correspondantes aux différents niveaux de décomposition.

La décomposition en ondelette est un outil très efficace, cependant, en pratique le choix de l'ondelette reste un problème à déterminer car chaque ondelette a ses propres avantages et inconvénients mais le meilleur choix se base surtout sur la forme de l'ondelette analysante. En effet on cherche l'ondelette qui donne un bon compromis entre la résolution temporelle et fréquentielle, un tel choix dépend beaucoup de l'objectif à atteindre. Dans notre étude des signaux EEG par exemple, nous avons choisi l'ondelette de type Db4 car sa fonction ressemble largement à l'évènement traité ce qui entrainera une analyse efficace par conséquence.

Cette approche rapporte plusieurs avantages, elle permet :

- Une représentation de signal sans redondance.
- Une simple interprétation et validation des résultats.

III.2.3 Extraction de paramètres :

Afin de caractériser les différentes décompositions, plusieurs paramètres peuvent être utilisés. Dans notre étude nous avons opté pour les 5 paramètres statistiques suivant :

Moyenne :

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

$$\bar{X} = \frac{1}{n} \cdot \sum_{i=1}^n x_i \quad (3.1)$$

Médiane :

La médiane est un nombre qui divise en deux parties la population telle que chaque partie contient le même nombre de valeurs.

L'écart-type :

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

$$S = \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \right)^{\frac{1}{2}} \quad \text{Tel que : } \bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \quad (3.2)$$

Minimum et maximum :

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

III.2.4 Caractérisation :

L'application de l'ACP permet de choisir et faire la réduction des paramètres du vecteur d'entrée. Le but ici est d'analyser les corrélations entre les variables et d'identifier les plus pertinents. Après la décomposition en ondelettes et l'extraction de caractéristiques nous avons obtenus une matrice à 25 variables. La figure (figure III.4) suivante est liée à un objet mathématique : les valeurs propres, qui sont liées à un concept très simple : la qualité de la projection lorsque l'on passe de N dimensions à un nombre plus faible de dimensions.

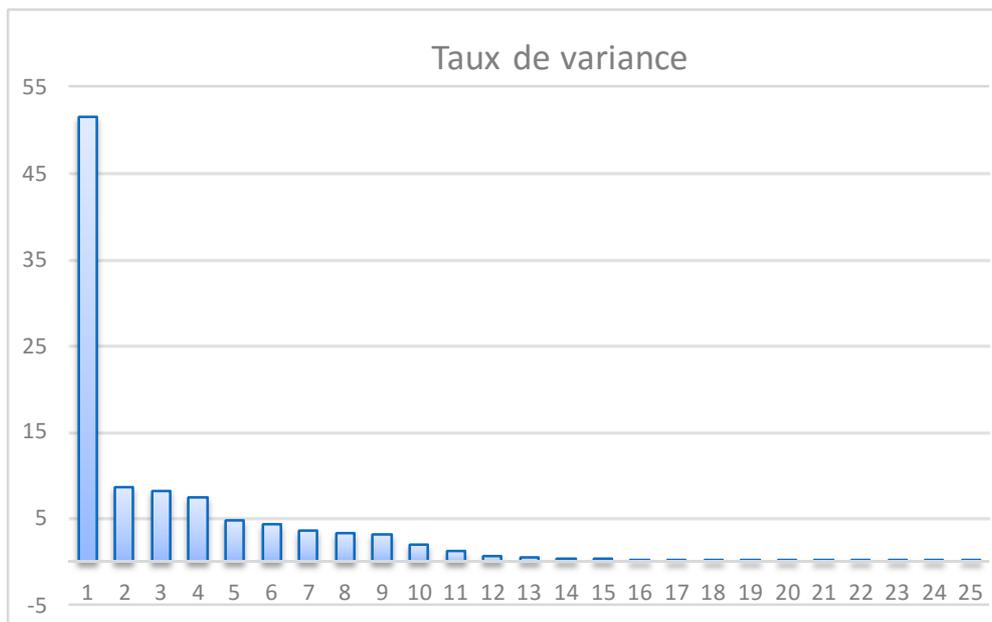


Figure III.4. Le taux de variance expliqué par chaque composante principale.

Dans notre cas, on voit que la première valeur propre représente 52% de la variabilité. Cela signifie que si l'on représente les données sur un seul axe, alors on aura toujours 52% de la variabilité totale qui sera préservée.

A chaque valeur propre correspond un facteur. Chaque facteur est en fait une combinaison linéaire des variables de départ. Les facteurs ont la particularité de ne pas être corrélés entre eux. Les valeurs propres et les facteurs sont triés par ordre décroissant de variabilité représentée.

Idéalement, les cinq premières valeurs propres correspondent à un pourcentage (%) élevé (plus que 80 %) de la variabilité, donc nous pouvons effectuer une réduction sur la base de données. Dans notre exemple, ces variables ne sont pas vraiment significatives en termes clinique, d'où la nécessité de valider la fiabilité de la tâche de réduction par l'application des outils de classification.

III.2.5 Classification :

➤ Séparation des bases de données :

Il est nécessaire de disposer de deux bases de données : Une base pour effectuer l'apprentissage et une autre pour tester le réseau obtenu et déterminer ses performances.

Classe	base d'apprentissage	base de test	Total
Epileptique	70	30	100
Normal	70	30	100
Total	140	60	200

Tableau III.2. Distributions des échantillons selon la base d'apprentissage et de test.

➤ Phase d'apprentissage :

L'apprentissage d'un réseau de neurone peut être considéré comme une action de la mise à jour de ses poids des connexions synaptiques, afin de résoudre le problème demandé.

On peut distinguer deux types d'apprentissage : l'apprentissage supervisé et l'apprentissage non-supervisé. Dans notre étude, Nous avons envisagé le mode d'apprentissage supervisé.

Architecture du classificateur LVQ:

Ce classificateur est constitué de deux couches :

- Une couche d'entrée

- Une couche de sortie (ou couche de compétition). Les neurones de cette couche entrent en compétition. Seuls les meilleurs gagnent.

Les classes attribuées aux vecteurs d'entrées par la couche compétitive dépendent seulement du calcul de la distance euclidienne entre les vecteurs d'entrées.

Le réseau LVQ apprend à classifier les vecteurs d'entrées par rapport à une classe désirée choisie par l'utilisateur.

Il existe deux versions de cet algorithme que nous avons utilisé appelées : LVQ1 et LVQ2.

Paramètres d'entrées :

Paramètres
Nombre de neurones compétitifs
Erreur d'apprentissage = 0.01
Nombre d'itération

Tableau III.3. Paramètres d'entrée du classifieur LVQ.

➤ Phase de test (validation) :

Ce test permet à la fois de voir les performances du système neuronal et de détecter le type de données qui pose un problème de distinction au niveau du réseau.

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

- TP (vrai positive) : nombre de cas malade classé malade
- TN (vrai négative) : nombre de cas malade classé non malade.
- FP (faux positive) : nombre de cas non malade classé non malade.
- FN (faux négative) : nombre de cas N non malade classé malade.

	Présence d'événement de classe i	Absence d'événement de classe i
Classification Positive	Vrai Positif VP(i)	Faux Positif FP(i)
Classification Négative	Faux Négatif FN(i)	Vrai Négatif VN(i)

Tableau III.4. Matrice de confusion.

Les performances en termes de taux de classification sont déterminées en présentant au classifieur chacun des exemples de la base de test et en comparant la classe donnée en résultat à la vraie classe.

L'évaluation des performances d'un classifieur peut être réalisée par l'appréciation de trois lois statistiques, qui sont la sensibilité et la spécificité et le taux de classification.

- Sensibilité (Se) : représente la probabilité que le test soit positif.

$$\text{Sensibilité (\%)} = \text{VP} / (\text{VP} + \text{FN}) * 100$$

- Spécificité (Sp) : représente la probabilité que le test soit négatif.

$$\text{Spécificité (\%)} = \text{VN} / (\text{VN} + \text{FP}) * 100$$

- Taux de classification :

$$\text{TC} = (\text{VN} + \text{VP}) / (\text{VN} + \text{FN} + \text{VP} + \text{FP}) * 100$$

III.3 Résultats et discussions :

Nous avons créé trois réseaux appelés net 1, net 2 et net 3 pour chaque classifieur LVQ1 et LVQ2. A chacun, nous avons fait varier l'architecture en changeant les paramètres suivant (tableau III.5) :

	N° de neurones compétitifs	Nombre d'itération
Net 1	4x4 = 13	250
Net 2	6x6 = 36	500
Net 3	10x10 = 100	1000

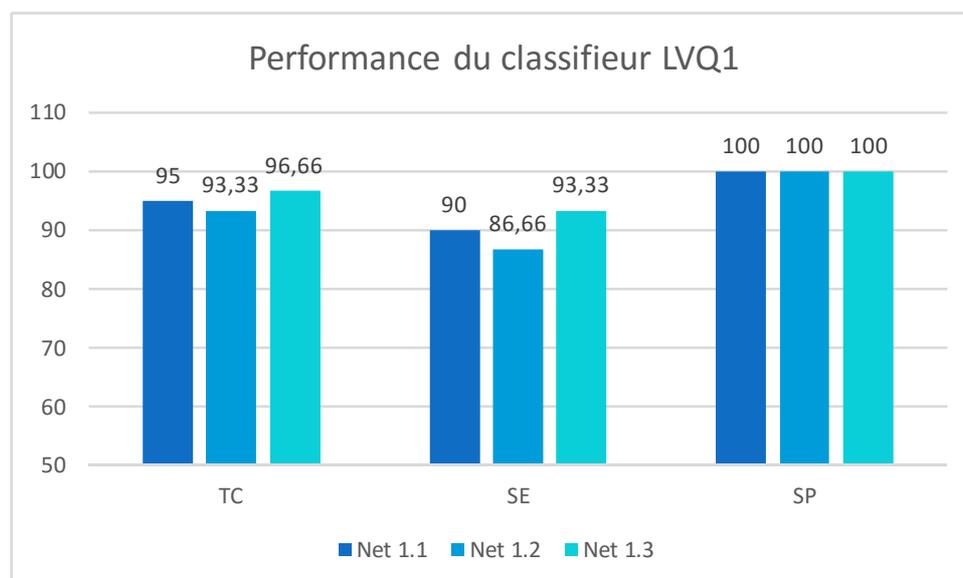
Tableau III.5. Architecture et paramètres d'apprentissage utilisés pour chaque classifieur.

Les résultats d'évaluation et les matrices de confusion obtenus par les réseaux LVQ1 et LVQ2 sont respectivement illustrés dans les tableaux ci-dessous ainsi que leurs histogrammes :

➤ Résultats du réseau LVQ1 :

Net LVQ1	Net 1.1		Net 1.2		Net 1.3	
Sp	100		100		100	
Se	90		86.66		93.33	
Tc	95		93.33		96.66	
MC	27	0	26	0	28	0
	3	30	4	30	2	30

Tableau III.6. Résultats obtenus par le classifieur LVQ1.



Histogramme III.1. Performance du classifieur LVQ1.

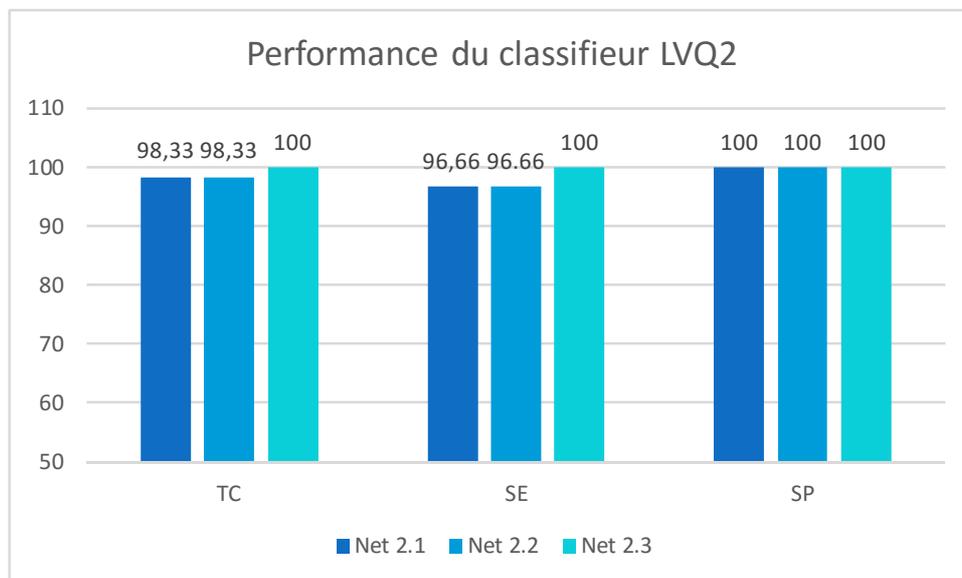
D'après ces résultats et les matrices de confusions, nous pouvons constater que le classifieur LVQ1 ne rencontre aucun problème quant à la détection des signaux EEG normaux (Sp= 100 %). Contrairement à la détection de quelques EEG critiques et cela est dû à leur ressemblance aux vecteurs d'entrées. On peut aussi remarquer qu'on obtient les meilleures performances, soit un taux de classification correcte de 96.66 % pour un nombre de neurones cachés égal à 10 et un nombre d'itération égale à 1000.

Nous avons appliqué les mêmes tests en gardant les mêmes paramètres sur la deuxième version de cette algorithmme appelée LVQ2, les résultats obtenus sont représentés ci-dessous :

➤ Résultats du réseau LVQ2 :

Net LVQ2	Net 2.1		Net 2.2		Net 2.3	
Sp	100		100		100	
Se	96.66		96.66		100	
Tc	98.33		98.33		100	
MC	29	0	29	0	30	0
	1	30	1	30	0	30

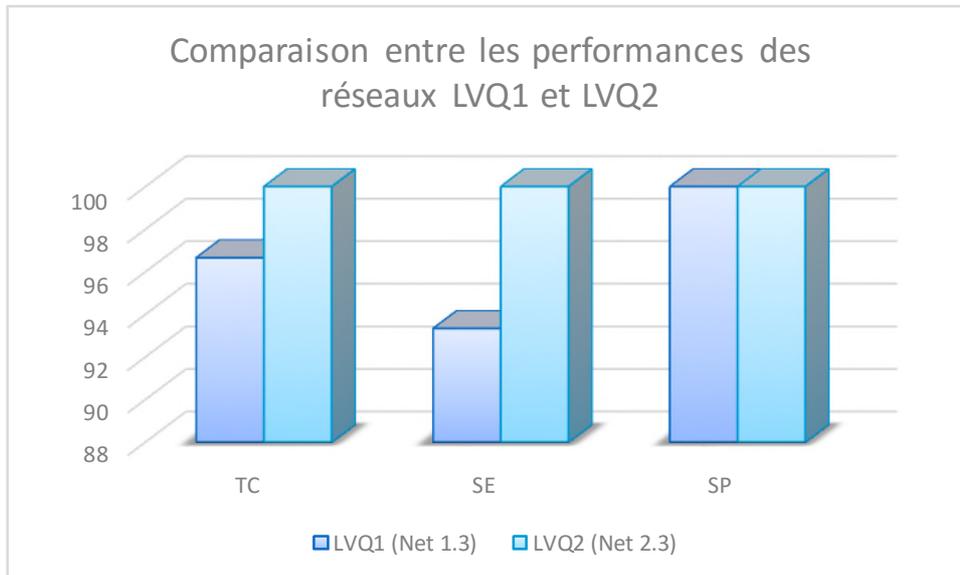
Tableau III.7. Résultats obtenus par le classifieur LVQ2.



Histogramme III.2. Performance du classifieur LVQ2.

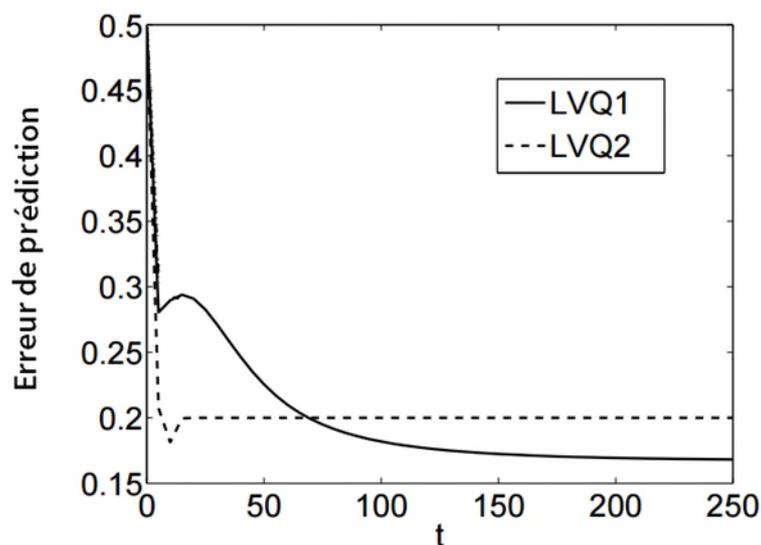
Comme pour le premier classifieur, les matrices de confusions montrent qu'il n'y a pas d'erreur pour la détection des EEG normaux. Ainsi, nous remarquons que pour la même architecture, nous avons obtenus des meilleurs résultats comparant au premier classifieur. Le LVQ2 a donné des résultats très satisfaisants, on a abouté à notre objectif et atteint un taux de classification égale à 100 % pour un nombre de neurones cachés égale à 10 et 1000 itérations.

Afin d'expliquer la différence entre ces résultats, nous avons mené une étude comparative entre les deux réseaux.



Histogramme III.3. Comparaison entre les performances des classificateurs LVQ1 et LVQ2.

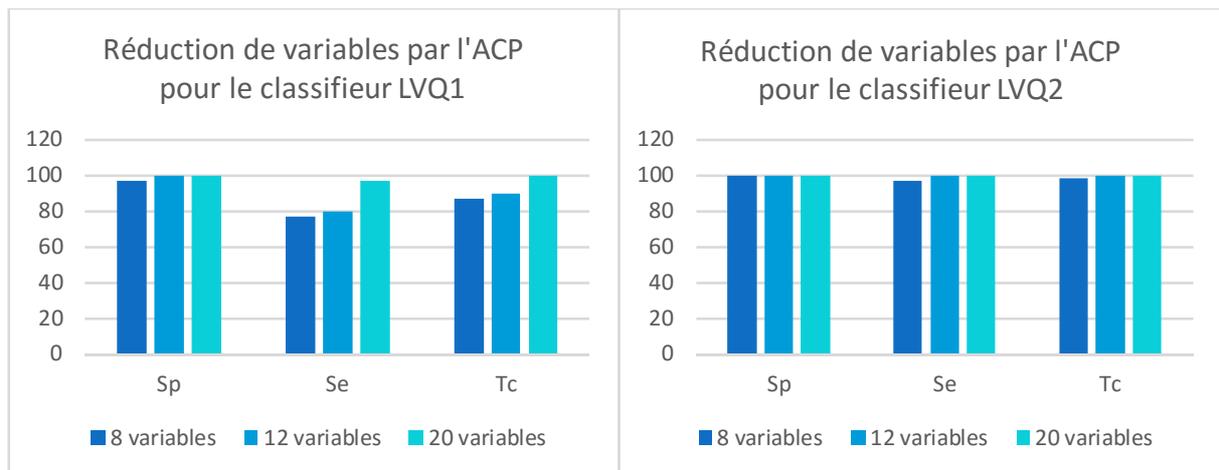
L'algorithme LVQ2 a été introduit comme étant une évolution de l'algorithme original LVQ1 avec un apprentissage similaire, ce qui fait de cette version une extension plus forte est le fait que les modifications rapportées permettent d'atteindre une meilleure convergence et stabilité et d'élargir la flexibilité. La figure suivante illustre l'évolution de l'erreur de prédiction au cours d'apprentissage.



➤ Réduction par l'ACP:

N° variables	LVQ 1 (Net 1.3)						LVQ 2 (Net 2.3)					
	8		12		20		8		12		20	
Sp	96.66		100		100		100		100		100	
Se	76.66		80		96.66		96.66		100		100	
Tc	86.66		90		100		98.33		100		100	
MC	23	1	24	0	29	30	29	30	30	0	30	0
	7	29	6	30	1	0	1	0	0	30	0	30

Tableau III.8. Résultats de réduction par l'ACP.



Histogramme III.4. Performance des classifieurs LVQ1 et LVQ2 après la réduction par l'ACP.

Nous remarquons d'après ces résultats que la réduction de données de 25 à 20 variables permet d'avoir les meilleures performances pour le LVQ1. Les résultats restent les mêmes pour le LVQ2 pour une réduction de 12 et 20 variables.

On déduit donc que la meilleure réduction est de 12 variables avec LVQ2 car elle permet de gagner en termes d'architecture et de performance à la fois.

Le principal problème rencontré lors de la mise en point de cette méthode de classification est la longueur du temps de calcul pour une base de données qui n'est pas assez volumineuse.

Pour une structure légère ou une architecture plus simple, contenant peu de neurones par réseau, le temps de calcul est acceptable mais l'efficacité médiocre.

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

Base de données	Auteur	Approches	TC (%)
Groupes (A, E)	Nigam et al. ^[42]	filtre de prétraitement non-linéaire + réseaux de neurones	97.2
	Srinivasan et al. ^[43]	Analyse temps-fréquence + réseaux de neurones récurrents	99.6
	Kannathal et al. ^[44]	Mesure d'entropie + système neuro-flou adaptatif	92.22
	Polat et al. ^[45]	Transformée de Fourier Rapide + arbres de décision	98.72
	Subhasi et al. ^[46]	Transformée en ondelettes discrète DWT + mélange de modèle expert	95
	Tzallas et al. ^[47]	Analyse temps-fréquence + réseaux de neurones	99
	Tzallas et al. ^[48]	distribution d'interférence réduite + réseaux de neurones	100
	Bedeeuzzaman et al. ^[49]	statistiques d'ordre supérieur + classificateur linéaire	95.75
	Fathima et al. ^[50]	statistiques d'ordre supérieur + classificateur linéaire	96.9
	J.D. Dhande et S.M.Gulhane ^[51]	caractéristiques statistiques + rétro-propagation du gradient	100
	Kavita et al. ^[52]	Analyse en composantes indépendantes (ACI) + Réseaux de neurones	96,75
	Kavita et al. ^[53]	Analyse en composantes principales (ACP) + Réseaux de neurones	93,63
	Ce travail	Transformée en ondelettes discrète DWT + Analyse en composantes principales (ACP) + Réseaux de neurones (LVQ)	100

Tableau III.9. Comparaison entre les performances des différentes méthodes de la littérature.

Le tableau ci-dessus représente une étude comparative des résultats obtenus dans les différentes méthodes de la littérature. Nous pouvons bien remarquer que la méthode proposée dans ce travail donne les meilleurs performances pour la classification des groupes A & E (A représente les signaux EEG normaux et E représente les signaux EEG épileptiques), le taux de classification atteint est 100 %.

On peut aussi constater que la combinaison entre la transformée en ondelettes discrètes (DWT) et les réseaux de neurones donne toujours de bon résultats.

III.5 Conclusion :

Dans ce chapitre nous avons présenté les résultats des expérimentations des approches proposées dans ce travail pour la détection automatique du syndrome épileptique par les réseaux de neurones (LVQ), appliqués sur des données d'évaluation couramment utilisés dans la littérature.

Pour cela il était nécessaire d'adopter des caractéristiques statistiques: la médiane, minimum, maximum, moyenne, écart-type à partir des coefficients obtenus par la décomposition en ondelettes discrètes. Une méthode d'analyse de données à composante principale (ACP) a été appliquée sur ces derniers.

Les résultats obtenus indiquent une très bonne performance de la combinaison de ces trois méthodes. La fiabilité et simplicité de LVQ fait de lui un bon candidat pour la classification des signaux EEG

Conclusion générale et perspectives

Le travail présenté dans ce mémoire porte sur la conception d'une méthodologie qui permet la détection automatique des épilepsies par l'analyse des signaux EEG.

La première problématique est la séparation adéquate entre les activités oscillatoires et transitoires. Il s'agit d'une tâche difficile surtout lors d'un grand chevauchement dans le domaine temps – fréquence. Ainsi, plusieurs précautions doivent être prises lors de l'interprétation des données. La mauvaise séparation entre ces activités a des conséquences en épilepsie surtout lors de la classification qui peut donner des fausses interprétations.

Dans un premier lieu, nous avons utilisé une méthode de prétraitement des signaux : transformée en ondelette discrète (TOD) qui nous a permis d'extraire des caractéristiques statistiques fondées sur le calcul de : la moyenne, le minimum, le maximum, la médiane et l'écart-type à partir des coefficients d'ondelettes.

La seconde problématique se situe dans l'analyse des données, pour cela nous avons appliqué l'analyse en composantes principale (ACP). En ce qui concerne la classification, nous avons utilisé une méthodologie basée sur une approche neuronale à compétition (les réseaux de neurones LVQ).

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

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

Annexe

Interface graphique

1 Introduction :

Après avoir établi une étude sur la détection automatique des crises épileptiques, une application a été réalisée qui permet de tester les algorithmes proposés et afficher les résultats obtenus par les différents classifieurs dans notre travail.

2 Outils de programmation :

GUIDE MATLAB:

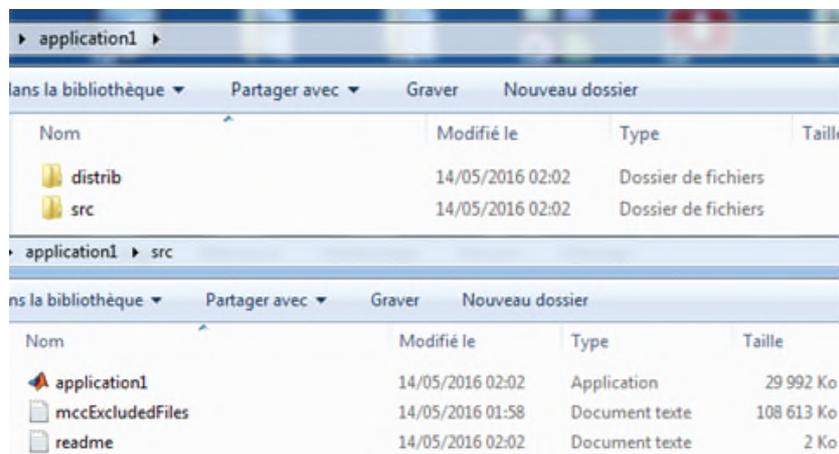
GUIDE est les outils MATLAB utilisateur graphique de développement d'interface environnement, fournit un ensemble d'outils pour créer des interfaces utilisateur graphiques (GUI).

Ces outils simplifient le processus de programmation mise en page des composants sur un chiffre. La taille de la figure et l'alignement et l'espacement des composants sur la figure peut être ajusté à l'aide des outils intégrés dans le guide.

Cet outil permet à un programmeur de la mise en page de l'interface graphique, la sélection et l'alignement des composants de l'interface graphique pour être placés en elle.

3 Les interfaces de l'application :

Cette application est une (Window standalone Application) c'est-à-dire, elle peut fonctionner indépendamment du logiciel Matlab (exécutable).



3.1 Principale :

Cette fenêtre autorise l'accès à l'utilisateur seulement en tapant un mot de passe fourni par le développeur.

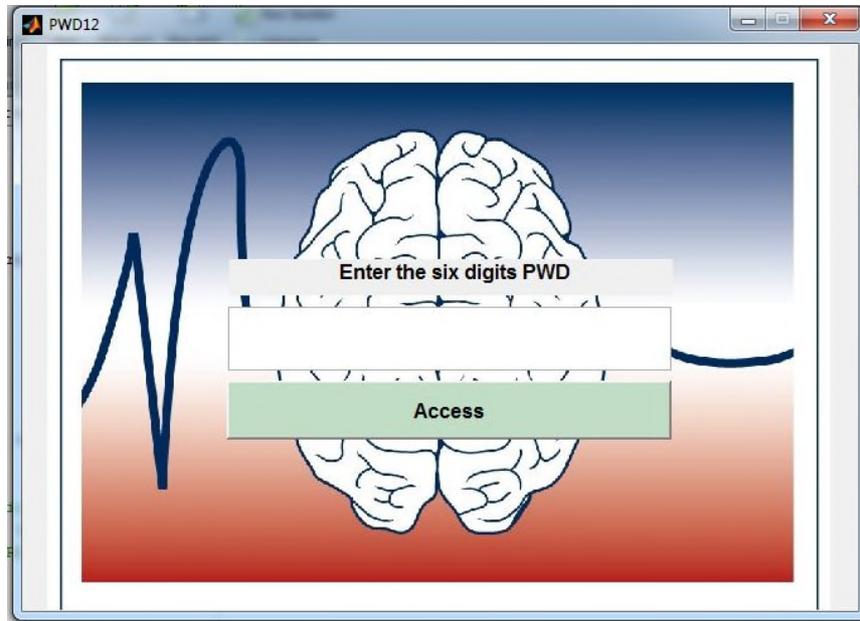


Figure 1. Fenêtre principale

Si le mot de passe est erroné un message sera affiché demandant à l'utilisateur de le saisir à nouveau.

3.2 Accueil :

Après avoir accédé à l'application une fenêtre d'accueil s'affiche.



Figure 2. Fenêtre accueil.

A partir de la barre d'outils de cette fenêtre principale, l'utilisateur a la possibilité d'accéder à :

- **Team** : permet d'afficher le groupe de travail :



Figure 3. Fenêtre groupe de travail.

- **About** : permet d'afficher des informations sur la base de données, et une brève explication sur la décomposition en ondelette et l'extraction des paramètres. Ça permet aussi aux utilisateurs de contacter l'un des développeurs par la création d'un réseau.

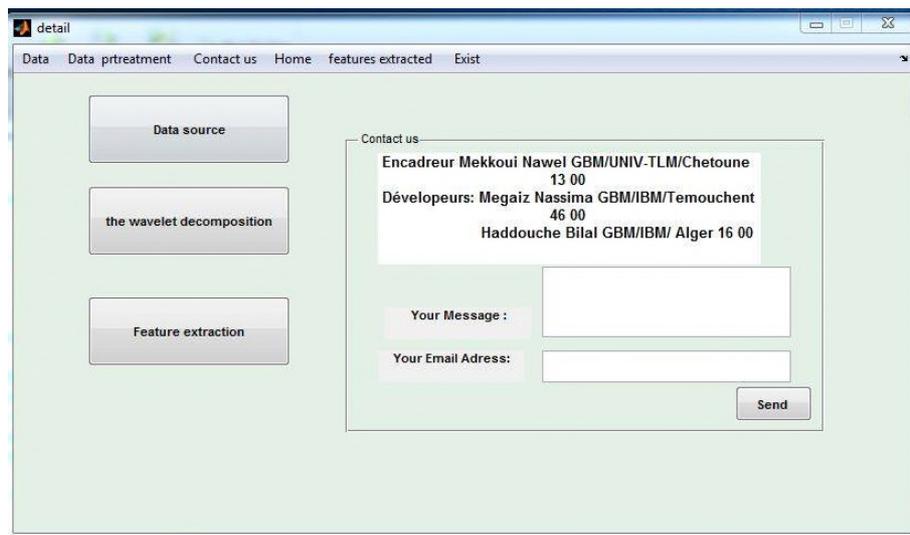


Figure 4. Fenêtre informations.

- **PDF** : fait appel au fichier contenant le mémoire de projet de fin d'études sous format pdf.
- **PTT** : fait appel à la présentation finale power point.
- **Exit** : pour quitter l'application.

Dans la fiche principale, nous avons également utilisé un push botton « entrer » pour passer à la fenêtre suivante.

3.3 Entrée :

Cette fenêtre est le centre d’opération où l’utilisateur peut effectuer des tests et afficher les résultats suivant la méthodologie envisagé dans notre travail qui se divise en trois étapes : le prétraitement de données, la caractérisation et l’extraction des paramètres et finalement la classification. Chaque clique sur l’une des étapes mène à l’ouverture d’une nouvelle fenêtre.

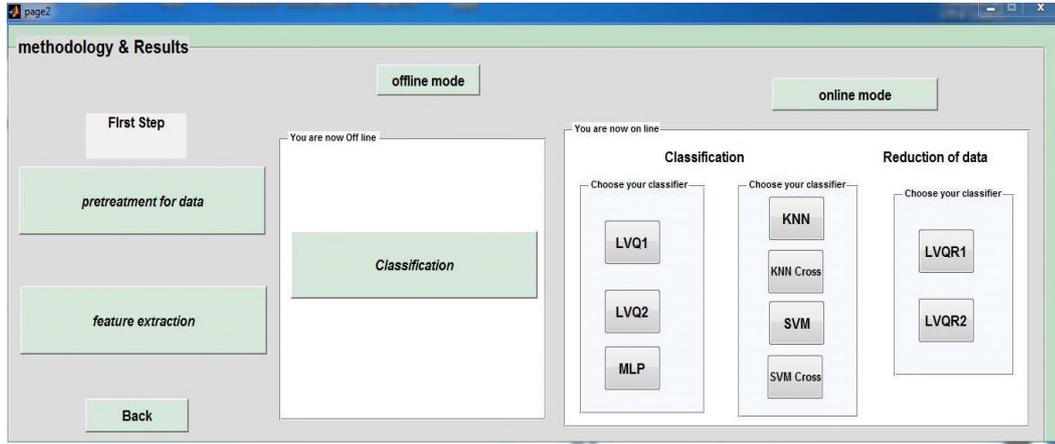


Figure 5. Fenêtre méthodologie et résultats.

- **Prétraitement de données :** Cette fenêtre permet de :
 - ✓ Charger et afficher les signaux EEG.
 - ✓ Calculer l’amplitude, le début et la fin du signal et enregistrer les valeurs.

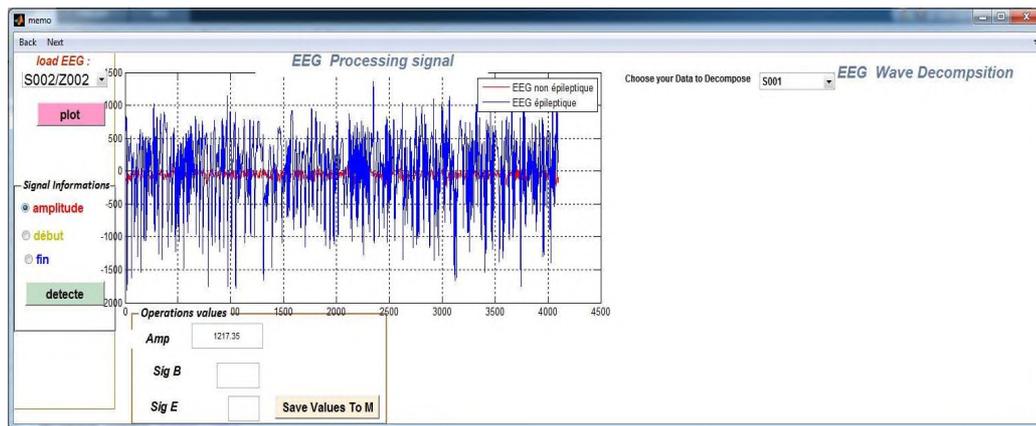


Figure 6. Fenêtre prétraitement de données.

- ✓ Décomposer les signaux par la DWT.

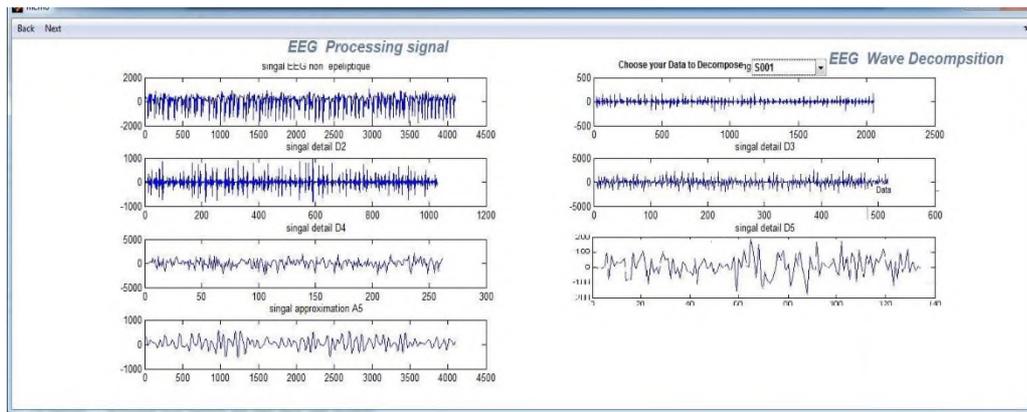


Figure 7. Fenêtre prétraitement de données.

- **Caractérisation et extraction des paramètres :** Cette fenêtre permet de :
 - ✓ Afficher la base des données caractérisées.

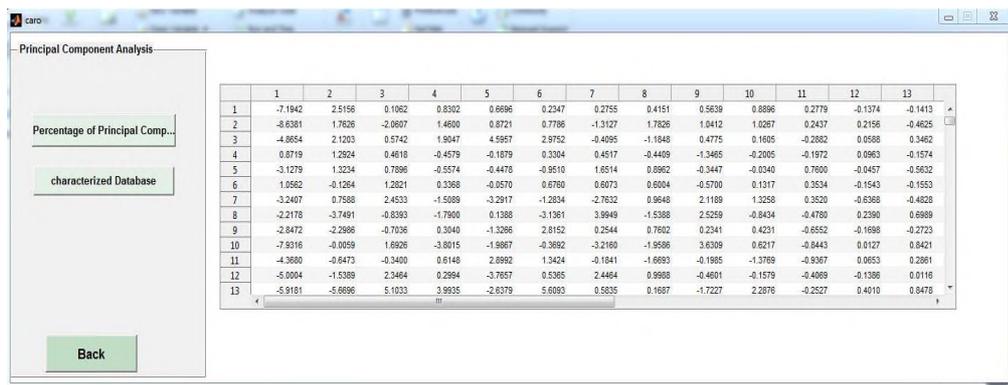


Figure 8. Fenêtre Caractérisation et extraction des paramètres.

- ✓ Afficher l'histogramme de taux de variances de chaque variable.

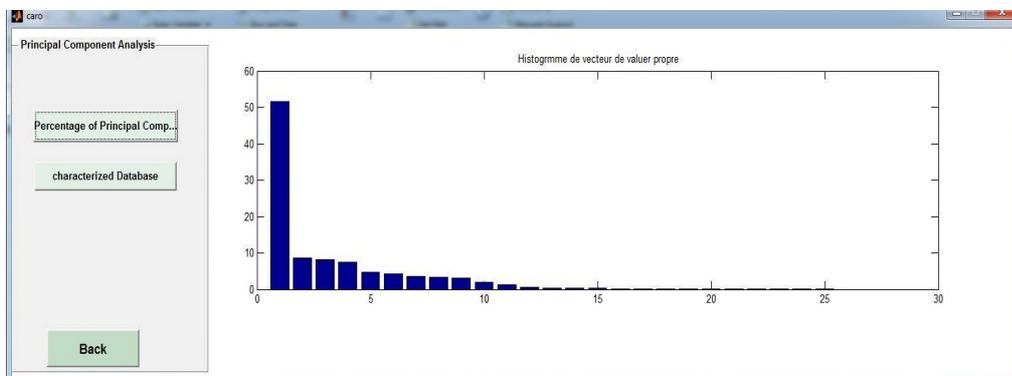


Figure 9. Fenêtre Caractérisation et extraction des paramètres.

- **Classification :** Vu la longueur du temps d'exécution des algorithmes de classification, nous avons séparé deux modes : mode hors ligne et mode en ligne.
 - ✓ Mode hors ligne : Ce mode permet seulement d'afficher les meilleurs résultats obtenus par chaque classifieur.

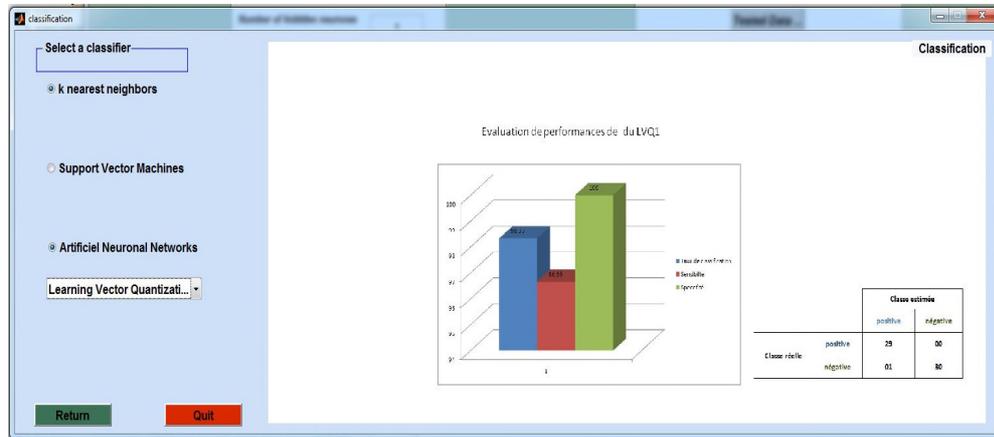


Figure 9. Fenêtre classification mode hors ligne.

- ✓ Mode en ligne : Ce mode, quant à lui, permet à l'utilisateur de choisir un classifieur entre : KNN, SVM, RNN, LVQ ... etc. Ainsi d'entrer les paramètres associés à chaque classifieur, le programme fait donc appel à l'algorithme et commence l'exécution, les résultats de performance seront affichés dans la même fenêtre.

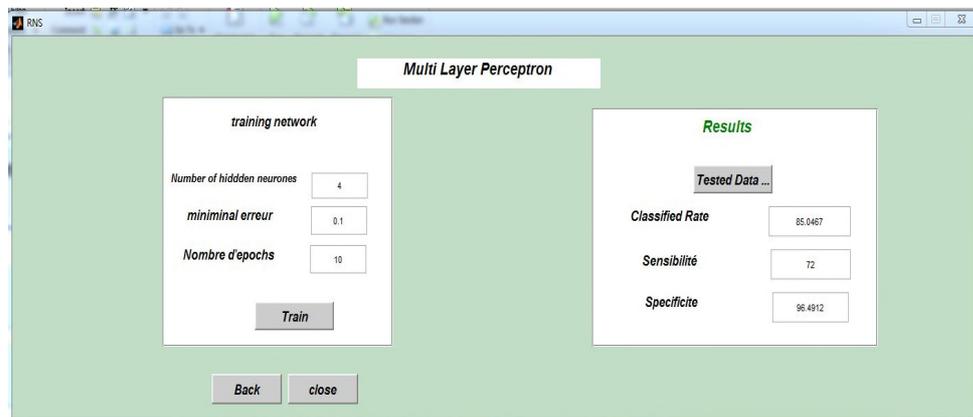


Figure 10. Fenêtre classification mode en ligne.

4 Conclusion :

L'application réalisée permet de regrouper le travail effectué dans notre Projet de fin d'études de Master IBM. Il s'agit d'une classification automatique de la crise épileptique. L'interface utilisateur graphique est une façon d'organiser les informations permettant à un utilisateur d'interagir avec le logiciel facilement.

Bibliographie

- [1] Sander JWAS, Shorvon S. *Epidemiology of the epilepsies. J Neurosurg Psychiatry* 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] C. Hausser-Hauw : *Manuel d'EEG de l'adulte: Veille et sommeil*, p 31.
- [4] *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 et Lausanne, 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.
- [10] Alvarez Vincent, Beucler Marc, Borges Helder, Tapparell Ludovic. *L'épilepsie*, p 19; 2004.
- [11] P. Thomas and A. Arzimanoglou. *Epilepsies*. Paris : Masson, 2000.
- [12] *Epilepsies*. Pierre Jallon (Auteur), 2007.
- [15] Rebeca Romo-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 National Polytechnique de Lorraine - INPL, 2010. Français.
- [16] Antonia Pérez-Martin, Iris Schuster, Michel Dauzat, *Electroencéphalogramme*. Faculté de Médecine Montpellier-Nîmes, Novembre 2006.
- [17] SANEI, S. et CHAMBERS, J. (2007). *EEG signal processing*. Wiley Interscience.
- [18] VESPIGNANI, H. (1998). *L'EEG de la technique à la clinique*. Novartis.
- [19] Vincent GUY, *Histoire générale de l'épilepsie, de ses traitements et des découvertes sur le système nerveux central de la préhistoire jusqu'à nos jours*. Thèse Université Toulouse III-PAUL SABATIER, Novembre 2013.

-
- [20] P. Gelisse, P. Thomas, N. Engrand, V. Navarro, A. Crespel. *Electroencéphalographie dans les états de mal épileptiques : glossaire, protocole et interprétation*, RAPPORTS D'EXPERTS ; octobre 2008.
- [21] Mohamed Tahar Haddad, *Anticipation des crises d'épilepsie temporale combinant des méthodes statistiques et non-linéaires d'analyse d'électroencéphalographie*. Université du Québec en Outaouais, 2014.
- [22] Sarma, S. V., Eden, U. T., Cheng, M. L., et al. (2010). *Using point process models to compare neural spiking activity in the subthalamic nucleus of Parkinson's patients and a healthy primate*. IEEE Trans. Biomed. Eng., vol. 57, no. 6, pp. 1297-305.
- [23] Jonathan J. Halford. 2009. Computerized epileptiform transient détection in the scalp electroencephalogram: Obstacles to progress and the example of computerized ECG interprétation. *Clinical Neurophysiology*, vol. 120, n°1 1, novembre, p. 1909-1915.
- [24] Subasi, A., M. Akin, K. Kiymik, et O. Erogul (2005). *Automatic recognition of vigilance state by using a wavelet-based artificial neural network*. *Neural Comput and Applic* 14, 45–55.
- [25] Laurent Vezard; Pierrick Legrand; Marie Chavent; Frédérique ; Faïta-Aïnseba; Julien Clauzel. *Classification de données EEG par algorithme évolutionnaire pour l'étude d'états de vigilance*. IMB, UMR CNRS 5251 et INRIA Bordeaux Sud-Ouest, France. Université Bordeaux Segalen, France.
- [26] E. MARGAGLIO, F. POREE, L. SENHADJI, G. CARRAULT. *Séparation de mélanges par ondelettes et réseaux de neurones : étude comparée Laboratoire Traitement du Signal et de l'Image (LTSI), EM INSERM 9943 Université de Rennes 1, Campus de Beaulieu, 263 avenue du général Leclerc, CS 74205, 35042 Rennes Cedex.*
- [27] YOUSSEF BENTALEB, *Analyse par ondelettes des signaux sismiques: Applications aux ondes de surface*, THESE DE DOCTORAT (mai 2007).
- [28] Montaine BERNARD. *Méthodologie d'analyse des synchronisations neuronales dans les signaux EEG à l'aide de graphes d'informations temps-fréquence*. Thèse doctorale. UNIVERSITÉ DE POITIERS (Avril 2002); pages 39–41.
- [29] Y. MEYER : Les ondelettes. In *Contributions to nonlinear partial differential equations*, Vol. II (Paris, 1985), volume 155 de Pitman Res. Notes Math. Ser., pages 158–171. Longman Sci. Tech., Harlow, 1987.
- [30] Mallat, S. *A wavelet tour of signal processing*, Academic Press, second edition, 1998.
- [31] Strang, G. et T. Ngguyen. *Wavelets and Filter Banks*, Wellesley-Cambridge press, 1996.
- [32] ABID Tarek. *Analyse du signal ECG par les ondelettes*, 2008.
- [33] Pierre-Louis GONZALEZ. *L'ANALYSE ENCOMPOSANTES PRINCIPALES (A.C.P.)*
- [34] Alain Baccini. *Statistique Descriptive Multidimensionnelle*. Institut de Mathématiques de Toulouse – UMR CNRS 5219. Université Paul Sabatier – 31062 – Toulouse cedex9.

-
- [35] S. Haykin. *Neural Networks - A comprehensive Foundation* Macmillan College Publishing Company, New York, 1994.
- [36] Bernard GOSSELIN. *Application de réseaux de neurones artificiels à la reconnaissance automatique de caractères manuscrits*. Thèse doctorale, 1996. Pages 48-50.
- [37] R. Lippmann. *An Introduction To Computing with Neural Nets*; IEEE ASSP Magazine, volume 4, n° 2, pp 4-22, Avril 1987.
- [38] Fabrice Rossi. *Réseaux de neurones : le perceptron multi-couches*. Université Paris-IX Dauphine.
- [39] T. Kohonen. *The Self-Organising Map*; proc. of the IEEE, vol 78, n°9, pp 1464-1480, Septembre 1990.
- [40] Marc Parizeau. *Réseaux de neurones*. GIF-21140 et GIF-64326; 2006.
- [42] N.Pradhan.P.K.Sadasivan, and G.R.Arunodaya ,”*Detection of seizure activity in EEG by an artificial neural network: A preliminary study* ,”*Compt. Biomed.Res.*, vol.29, pp.330-313,1996.
- [43] V.Srinivasan, C,Eswaran, and N.Sriaan,”. *Artificial Neural Network based Epileptic detection using time domain and frequency domain features* “,*J.Med, syst.*,vol.29(6),2005,pp.647-60.
- [44] N. Kannathal, M.L. Choo, U.R.Acharya , and P.K. Sadasivan,”. *Entropies for detection of epilepsy in EEG*”, *Comput. Meth.Prog. Biomed.*, vol. 80 (3), 2005, pp.187-94.
- [45] K.Polat, and S.Gunes,”. *Classification of epileptiform EEG using a hybrid system based on decision tree classifier and fast Fourier transform*”, *Appl.Math.Comput.* vol.32 (2), 2007. pp 625-31.
- [46] A.Subasi,” *Signal classification using wavelet feature extraction and a mixture of expert model*”,*Exp. Syst. Appl.*, vol.32 (4), 2007, pp.1084-93.
- [47] A.T.Tzallas, M.G.Tsipouras, D.I.Fotiadis,”. *A time – frequency based method for the detection of Epileptic Seizures in EEG Recordings*”. Twentieth IEEE International Symposium on computer – based medical systems (CBMS-07), 2007.
- [48] A.T.Tzallas, M.G.Tsipouras, D.I.Fotiadis,”*Epileptic seizure detection in EEGs using time – frequency analysis*,”. *IEEETras.Inf.Technol.Biomed.*,vol.13,no.5,pp.703710.Sep.2009.
- [49] M.V.Bedeeuzzaman,O.Farooq,and Y.U.Khan,”*Automatic seizure detection using higher order moments*, in *Proc.Int.onf.RecentTrendsInf.,Telecommum.Comput.*,2010,pp.159-163.
- [50] T.Fathima,,Y.U.Khan,M.Bedeeuzzaman,and O.Farooq,”. *Discriminant analysis for epileptic seizure detection*,”in *Proc.Inf.Conf.Devices Commun.*,2011,pp.1-5.
- [51] J.D. Dhande, Dr. S. M.Gulhane. *Neural Networks Design for Classification of Epilepsy EEG Signals*. *International Journal of Science and Research (IJSR) ISSN (Online): 2319-7064*

Index Copernicus Value (2013): 6.14 | Impact Factor (2013): 4.438, Volume 4 Issue 5, May 2015

[52] L.M. Patnaika. *Epileptic EEG detection using neural networks and post classification, computer methods and programs in biomedicine* 91 - 100–109,(2008)

[53] Kavita Mahajan, *Classification of EEG using PCA, ICA and Neural Network*, *International Journal of Engineering and Advanced Technology*, Volume-1, Issue-1, October (2011)

WEBographie

[5] http://www.doctissimo.fr/html/dossiers/epilepsie/sa_3636_epilepsie_histoire.htm

[9] <http://www.creapharma.ch/epilepsie.htm>

[13] <http://www.caducee.net/DossierSpecialises/neurologie/epilepsie.asp>

[14] <https://www.wikipedia.org/wiki/Épilepsie>

[41] <http://www.epileptologie-bonn.de>

L'épilepsie est une maladie qui est caractérisée par un dysfonctionnement brusque et périodique au niveau du cerveau. Le signal électroencéphalogramme (EEG) est largement utilisé en étude clinique des troubles du cerveau. Pour cela, nous avons utilisé dans ce travail une combinaison entre trois approches: la transformation en ondelettes discrète (TOD) afin d'en extraire des paramètres statistiques sur lesquels nous avons appliqué l'analyse en composantes principales (ACP) et enfin un réseau de neurones artificiel compétitif supervisé LVQ a été appliqué comme un outil de classification du syndrome épileptique.

Les performances des méthodes proposées ont été étudiées en utilisant une base de données publique. L'évaluation de ces performances est basée sur la sensibilité (se), la spécificité (sp), et le taux de classification correcte (tc). Les résultats obtenus sont très satisfaisants.

Mots-clés: épilepsie, électroencéphalogramme (EEG), transformation en ondelettes discrète (TOD), analyse en composantes principales (ACP), Réseau de neurones artificiel (RNA), La quantification vectorielle par apprentissage (LVQ).