

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 : **BOUALI ASYA**

**Reconnaissance automatique des crises d'épilepsie par techniques
de classification supervisée (SVM-KNN)**

Soutenu le 26 mai 2016 devant le Jury

Mme	BENCHAIB Yasmine	<i>MCB</i>	Université de Tlemcen	Président
Mme	MEKKIOUI Nawel	<i>MAA</i>	Université de Tlemcen	Encadreur
Mr	KHOLKHAL Mourad	<i>MAA</i>	Université de Tlemcen	Examineur

Année universitaire 2015-2016

Remerciements

Nos remerciement à le bon dieu le tout puissant pour son aide et pour avoir la patience la volonté qui il m'a donné la force pour réussir et terminer ce modeste travail.

Je tiens à remercier particulièrement mon encadreur Madame MAKKIOUI NAWEL Pour ces informations et surtout son aide.

Je remercie très chaleureusement mis parents pour leur amour, leu encouragement ainsi leur soutien moral et matériel durant nos, études.

Je remercie tous particulièrement Madame YASMINE BENCHAIB et Monsieur KHOLKHAL MOURAD d'avoir accepté le jury de mon travail.

Enfin, je souhaite remercier mes amis, et tous mes camarades pour leurs encouragements.

Table des matières

Liste des Figures

Liste des Tableaux

Introduction Générale :1

Chapitre I: Contexte et l'état de l'art.

I.1 Introduction:2

I.2 Notions générales sur l'épilepsie:2

I.2.1 Historique de la découverte de l'épilepsie:2

I.2.2 Epilepsie et crise épileptique:.....3

I.2.3 Classification des crises épileptiques:4

I.2.4 Les traitements possibles:.....6

I.3 EEG (électroencéphalographie):7

I.3.1 Définition:7

I.3.2 position des electrodes:8

I.3.3 EEG normal:.....9

I.3.4 Phases EEG des crises:.....10

I.4 L'état de l'art:12

I.5 Conclusion:.....13

Chapitre II: Méthodologie.

II.1 Introduction:14

II.2 Transformation en ondelettes:14

II.2 .1	Décomposition en ondelettes:	14
II.2 .2	Transformée en ondelettes continue:	15
II.2 .3	Transformée en ondelettes discrète :.....	16
II.3	Classification:.....	17
II.3.1	K- plus proches voisins (KNN):.....	17
II.3.2	machines à vecteurs de support (SVM):	19
II.4	Conclusion:	21

Chapitre III: Méthodologie et Résultats.

III.1	Introduction :	22
III.2	Méthodologie:	23
III.2.1	Base de données:	23
III.2.2	Prétraitement de données (décomposition des ondelettes):.....	23
III.2.3	Extraction des paramètres:.....	25
III.2.4	Classification	26
III.3	Résultats et Discussions:.....	26
III.4	Comparaison de la méthode propose avec quelques méthodes de la littérature:.....	29
III.5	Conclusion :.....	31

Conclusion Générale et Perspectives :	32
--	-----------

Références Bibliographiques :	33
--	-----------

Liste des Figures

Figure I.1: Évolution du signal EEG en fonction de l'état de la crise généralisée.

Figure I.2 : Évolution du signal EEG en fonction de l'état de la crise partielle.

Figure I.3 : Système international 10-20 de Jasper. D'après.

Figure I.4 : Principaux rythmes oscillatoires de L'EEG humain.

Figure I.5 : Représentation schématique de signal EEG normal.

Figure I.6: Signal EEG en phase critique (rouge), précritique (bleu) et inter-critique (vert).

Figure II.1 : Décomposition d'un signal par transformée en ondelettes.

Figure II.2 : Exemples d'ondelettes mères normalisées : A) Haar, B) Symlet2C) Biorthogonal 1.3 et D) Daubechies4.

Figure II.3 : Découpage en atomes temps-fréquence pour la CWT.

Figure II.4 : Décomposition en DWT sur 3 niveaux.

Figure II.5 : Classification avec des KNN.

Figure II.6 : Classification avec des SVM.

Figure III.1 : Architecture d'extraction de caractéristiques et classification des crises épileptique.

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

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

Liste de tableaux

Tableau I. 1 : Les différents rythmes physiologiques.

Tableau III.1 : Nombres de signaux utilisés dans cette étude.

Tableau III.2 : Les bandes de fréquences correspondantes aux différents niveaux de décompositions.

Tableau III.3 : Matrices de confusions pour les classe A et E.

Tableau III.4 : Résultats des lois statistiques pour les classe A et E.

Tableau III.5 : Matrices de confusions pour les classe A et E.

Tableau III.6: Résultats des lois statistiques pour les classe A et E.

Tableau III.7 : L'évaluation des performances de quelques méthodes de la littérature et de la méthode proposée (CC).

Résumé :

Les signaux EEG sont pour l'étude de l'épilepsie, les éléments fondamentaux de toute analyse spatio-temporelle de processus dits paroxystiques. Ceux-ci se caractérisent dans les périodes critiques (les crises) par un envahissement massif des structures cérébrales par des décharges rapides.

L'extraction des caractéristiques et la classification des signaux électroencéphalographiques (EEG) pour les cas normaux et épileptiques est un défi pour les ingénieurs et les scientifiques. Dans ce mémoire, nous proposons de mettre au point un modèle de détection des crises épileptiques. Ce modèle est basé sur la transformée en ondelette discrète, les K plus proches voisins (KNN), les machines à vecteurs de support (SVM). L'évaluation des performances du modèle proposé, est basée sur la sensibilité (SE), spécificité (SP), le taux de classification correcte (CC), les résultats obtenus sont très satisfaisantes.

Mots clés : épilepsie, EEG, transformée en ondelette discrète (DWT), machines à vecteurs de support (SVM), Le K plus proches voisins (KNN).

Abstract :

EEG signals are used for the study of epilepsy, the basic elements of all space-time analysis of paroxysmal process. These are characterized in critical periods by a massive invasion of brain structures by rapid discharges.

The feature extraction and classification of electroencephalographic (EEG) signals for normal and epileptic cases is a challenge for engineers and scientists. In this paper, we propose to develop a seizure detection model. This model is based on the discrete wavelet transform, K-nearest neighbors (KNN), machinery support vector (SVM). Performance evaluation of the proposed model is based on the sensitivity (SE), specificity (SP), the correct classification rate (CC), the results are very satisfying.

Keywords: epilepsy, EEG, discrete wavelet transform (DWT), support vector machines (SVM), K nearest neighbors (KNN).

موجز

هي لدراسة والصرع والعناصر الأساسية لجميع تحليل الزمان من عملية تسمى الانتسابي. وتتميز هذه في الفترات الحرجة إشارات (الأزمات) من خلال الغزو الهائل من هياكل الدماغ عن طريق التصريف السريع.

للحالات العادية والصرع يمثل تحديا للمهندسين والعلماء. في هذه الورقة نقترح وضع استخراج ميزة وتصنيف الإشارات الكهربائي ويستند. أقرب الجيران ناقلات دعم الأجهزة-K نموذج الكشف عن مصادرة. ويستند هذا النموذج على الموجات المنفصلة تحويل، تقييم أداء النموذج المقترح على حساسية، خصوصية، فإن معدل التصنيف الصحيح وكانت النتائج مرض جدا.

كلمات البحث الصرع الموجات المنفصلة تحويل، شعاع الدعم الآلي أقرب الجيران

Introduction Générale :

L'épilepsie est le symptôme d'un désordre neurologique qui affecte brièvement et subitement le fonctionnement du cerveau. Les études ont démontré que l'épilepsie est la maladie neurologique la plus fréquente après la migraine. On estime qu'elle touche 0,5% à 1% de la population mondiale, soit 50 millions de personnes dans le monde (OMS, mai 2015) [Santé]. L'épilepsie se manifeste sous forme de crises et celles-ci peuvent prendre de multiples aspects. A ce jour, il n'existe pas de médicaments permettant d'en guérir. Les patients atteints d'épilepsie sont traités par des neurologues et dans la plupart des cas un traitement par médicaments suffit à soulager leurs symptômes, les traitements par médicaments sont inefficaces et ne peuvent pas réduire leurs symptômes de façon satisfaisante. Une intervention chirurgicale peut alors être envisagée chez certains d'entre eux.

Le diagnostic d'une épilepsie repose sur la répétition des crises, ainsi que sur leurs nature et sur une série d'exams complémentaires pour en comprendre l'origine. Aujourd'hui l'électroencéphalogramme (EEG) joue un rôle décisif dans le diagnostic de l'épilepsie.

L'objectif de cette mémoire est d'étudier les méthodes de classification supervisée (KNN, SVM) pour but de détecter les crises d'épilepsie.

Le premier chapitre présente les différents aspects de l'étude de l'épilepsie précisément des notions générales sur la maladie, l'EEG et l'état de l'art.

La deuxième chapitre explique les différentes méthodes, utilisées dans ce travail à savoir la transformée en ondelette, les méthodes de classification supervise (SVM, KNN).

Les résultats et les interprétations seront présentés dans le chapitre 3.

Enfin, la conclusion et les perspectives à ce travail sont données.

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

- **Introduction**
- **Histoire de l'épilepsie**
- **Epilepsie et crise épileptique**
- **Classification des crises épileptiques**
- **Traitement possible**
- **EEG**
- **Position des électrodes**
- **EEG des crises épileptiques**
- **L'état de l'art.**
- **Conclusion**

I.1 Introduction [Santé] :

L'épilepsie est une maladie neurologique, Elle est l'expression d'un fonctionnement anormal, aigu et transitoire de l'activité électrique du cerveau, se traduisant par des crises épileptiques appelées aussi crises comitiales. Elle se définit par la répétition des crises pendant un certain temps de la vie d'un individu. Un ensemble de preuves a suggéré que ces crises d'épilepsie peuvent être prédites par l'analyse des enregistrements électroencéphalographiques(EEG). EEG est l'unique moyen de mettre directement en évidence l'activité épileptique.

I.2 Notions générales sur l'épilepsie :**I.2.1 Histoire de l'épilepsie** [Histoire d'Epi.] :

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.

2000 ans avant J.-C. :

Le plus ancien document traitant de l'épilepsie est une tablette babylonienne qui se trouve au British Museum. Dans ce manuel de médecine comportant pas moins de 40 tablettes, on trouve une description précise de la plupart des différents types de crises actuellement connus. A cette époque, on attribue un caractère surnaturel à la maladie : chaque type de crise est associé au nom d'un esprit ou d'un dieu malfaisant.

Au Vème siècle avant J.-C. :

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

Les découvertes importantes du XIXème siècle :

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

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

En 1873, les travaux du neurologue londonien Hughlins Jackson constitue un pas important vers notre conception moderne de l'épilepsie.

Il émet l'hypothèse que les crises d'épilepsie sont provoquées par des décharges électrochimiques brutales dans le cerveau et que le caractère des crises est lié à l'emplacement et à la fonction du site de ces décharges.

Le XXème siècle et la mise au point de traitement

En 1920, le psychiatre allemand Hans Berger met au point la technique de l'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 neurochirurgicaux dès les années 1950.

Les développements technologiques concernant le matériel de neuroimagerie ont permis d'améliorer encore la détection des petites lésions cérébrales (d'origine traumatique, congénitale, infectieuse, vasculaire, tumorale, dégénérative) à l'origine de l'épilepsie. On doit notamment ces avancées au développement de la scanographie (ou tomодensitométrie), l'imagerie par résonance magnétique (IRM), la tomographie par émission de positon (PET) et la tomographie par émissions de photon (SPECT).

I.2.2 Epilepsie et crise épileptique [Azzaz 10] :

Le terme épilepsie vient d'un mot grec signifiant « attaque» .Elle traduit la manifestation d'une souffrance cérébrale produisant une anomalie sur les enregistrements EEG.

L'épilepsie se caractérise par de brèves et épisodiques décharges neuronales synchrones avec une amplitude considérablement élevée que se répètent dans le temps de façon plus ou moins fréquente et qui persiste plus ou moins longtemps dans la vie d'une personne.

Lors d'une décharge électrique normale au niveau du cerveau, les neurones délivrent environs 80 impulsion/sec, pour le cas d'une crise épileptique les impulsions sont de 500 fois/sec.

La crise est un phénomène élémentaire dont la répétition définit l'épilepsie, et la crise épileptique est un symptôme qui définit une souffrance cérébrale qui contamine un groupe de

neurone ou le cerveau dans son ensemble. Ces crises peuvent se traduire par une perte de connaissance, des troubles du comportement des convulsions des bras et des jambes et une distorsion des perceptions.

I.2.3 Classification de crise d'épilepsie [Santé] :

On peut distinguer deux grandes familles de crises : les crises partielles et les crises généralisées.

I.2.3.1 Les crises générales :

Les crises dites générales affectent l'ensemble ou une grande partie du cortex cérébral qui est vu dans tous les canaux du signal EEG.

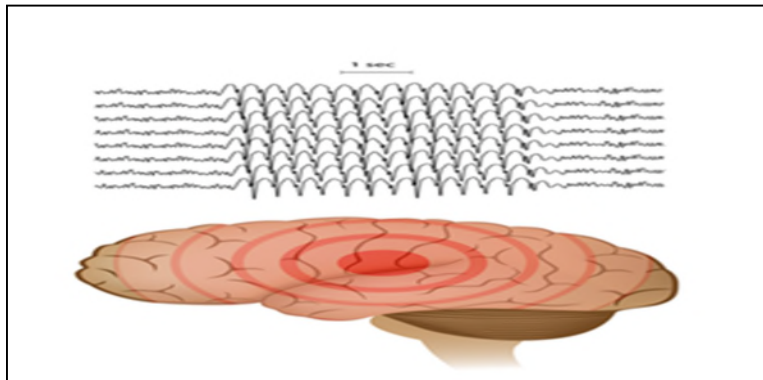


Figure I. 1: Évolution du signal EEG en fonction de l'état de la crise généralisée

a. Crise tonique :

Contraction musculaire, altération de la conscience, blocage respiratoire hypersalivation... constituent l'essentiel des symptômes.

b. Crise atonique :

Contrairement à la crise tonique, cette crise se caractérise par une altération du tonus musculaire pouvant entraîner une chute.

c. Crise clonique :

Convulsions musculaires et tremblement involontaires en sont les principaux signes cliniques.

d. Crise tonico-cloniques :

Appelée aussi « Grand mal », cette forme de crise est la plus spectaculaire. Elle entraîne une perte totale de conscience et conjugue les symptômes des crises toniques (phase 1) et cloniques (phase 2). S'ensuit une confusion mentale du patient associée à un état de fatigue prononcée. Le malade ne conserve aucun souvenir de la crise.

e. Crise myoclonique :

Elle est marquée par de brèves secousses par saccade des membres ou du tronc. Une crise myoclonique n'est pas accompagnée par la perte de conscience du patient.

f. Crise d'absence :

Cette crise entraîne une perte de contact du patient avec son environnement immédiat (sonore, visuel, tactile). Cette « absence » peut durer plusieurs secondes. Les enfants sont les plus exposés à ce type de crise. Immobilité, regard vague, coupure du monde extérieur sont les symptômes caractéristiques de cette forme de crise. À l'issue de la crise, et comme si de rien n'était, le malade poursuit l'activité qu'il avait avant la crise.

I.2.3.2 Les crises partielles :

Appelées aussi crises focales, les crises partielles sont des crises au cours desquelles le fonctionnement cérébral anormal se limite à une partie du cerveau dite zone épileptogène.

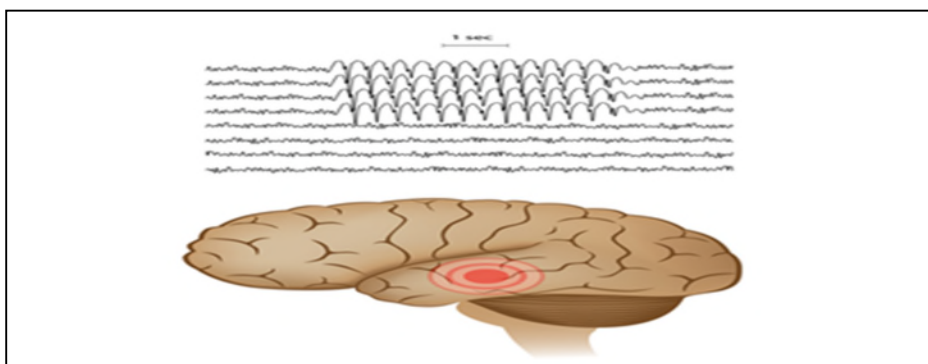


Figure I.2 : Évolution du signal EEG en fonction de l'état de la crise partielle

Les crises partielles ont pour origine un dysfonctionnement d'une partie seulement du cerveau, ce qui entraîne des symptômes variables selon la région du cerveau touchée. Le « court-circuit » est localisé.

I.2.3.3 État de mal épileptique :

Il correspond à des crises, quelle que soit leur nature, récurrentes sans recouvrement de la conscience entre les crises, ou à une seule crise durant plus de trente minutes. La classification des états de mal épileptique dépend du type de crise qui survient. Ainsi, on retrouve des états de mal tonico-cloniques, toniques ou cloniques. Le pronostic dépend de la durée et de la cause de l'état de mal épileptique. Par contre, quel qu'en soit le type, cela reste toujours très grave et constitue une urgence médicale.

I.2.4 Traitement possible [Santé] :

Plusieurs traitements de l'épilepsie sont envisageables suivant la nature du syndrome, son intensité et son origine :

- ✓ Prise de médicaments anti-épileptiques
- ✓ Traitement par stimulation électrique du nerf vague
- ✓ Traitement chirurgical

1) Traitement médicamenteux :

Le traitement pharmacologique de l'épilepsie dure plusieurs années et peut même être prescrit à vie. Son efficacité est tout à fait remarquable : dans 75 % des cas les crises cessent définitivement. Suivant l'évolution de la maladie, le médecin peut décider de réduire la posologie, voire d'arrêter le traitement après deux ou trois ans sans crise. Dans 70 % des cas, les crises ne se reproduisent plus.

2) Traitement par stimulation électrique :

Ce traitement est généralement réservé aux patients dont le traitement médicamenteux offre des résultats insuffisants. Pratiquement, il s'agit d'implanter un stimulateur électrique sous la clavicule gauche, et relié à des électrodes fixées sur le nerf. Cette intervention est réalisée sous anesthésie générale par un neurochirurgien.

3) Traitement chirurgical :

On distingue deux types de chirurgie de l'épilepsie :

La chirurgie curative : Elle consiste à supprimer la cause de l'épilepsie (exérèse) et par conséquent à guérir définitivement le malade.

La chirurgie palliative : Elle intervient sur les connexions calleuses ou corticales avec pour seul objectif de réduire la fréquence et l'intensité des crises.

Le diagnostic d'une épilepsie repose sur la répétition de crises, ainsi que sur leur nature et sur une série d'examen complémentaires pour en comprendre l'origine. Aujourd'hui l'électroencéphalogramme (EEG) joue un rôle décisif dans le diagnostic de l'épilepsie. Il permet de définir le types de crises (si l'épilepsie est partielle ou généralisée), idiopathique ou symptomatique, etc.

I.3 L'électroencéphalogramme (EEG):

I.3.1 Définition [Boukhana 08] [Bentoit 12] :

L'électroencéphalogramme a été mise au point dans les années 1910 à 1930 par un chercheur russe V.V.Pravdich-Neminsky en 1913. Ensuite, c'est le psychiatre allemand Hans Berger en 1929, décrit pour la première fois les rythmes des signaux EEG chez l'homme suite à sa découverte de l'onde alpha.

L'EEG est examen indolore qui permet de enregistrer l'activité électrique du cerveau. De nombreuses électrodes sont collées sur le scalp du patient et enregistrent des variations de potentiel électrique. Une autre méthode beaucoup moins fréquente consiste à implanter chirurgicalement les électrodes directement sur la surface corticale. Contrairement à l'autre, celle-ci est grandement invasive car on pénètre à l'intérieur de la boîte crânienne et elle présente beaucoup plus de risques d'effets secondaires. On la réserve donc à des patients dont l'opération est imminente, elle permet de cibler encore plus précisément la zone épileptogène. Les potentiels enregistrés par les électrodes sont le reflet de l'activité neuronale sous-jacente. Ainsi, une électrode représente l'activité d'une zone précise du cortex. Les électrodes sont ensuite reliées à une boîte tête, elle-même connectée à un ordinateur. En fonction du mode d'acquisition utilisé, on obtient 1 tracé par électrode ou 1 tracé pour 2 électrodes. Ces tracés indiquent les variations de potentiel au fil du temps. Lors d'une activité cérébrale normale, différents tracés sont observables en fonction de l'état d'éveil du patient ou de l'activité qu'il pratique. L'activité électrique est caractérisée par la morphologie, l'amplitude, la fréquence, la stabilité, la topographie et la réactivité.

Lors d'une crise d'épilepsie, l'observation des signaux EEG montre qu'une décharge très synchronisée d'une population de neurones corticaux cause des anomalies de comportement, de sensations, de mouvements ou de conscience. La répétition de ces crises peut se faire autant sur un intervalle de plusieurs semaines ou plusieurs heures. Un des aspects les plus

dévastateurs de cette maladie réside dans l'impossibilité de prédire le temps de déclenchement de ces crises, ce qui pousse à la prise continue de médicaments parfois accompagnés d'effets secondaires notables. Les recherches visant la prédiction des crises épileptiques ont démarré dans les années 70, mais plus sérieusement dans les années 90. Les résultats suggéraient que les signaux EEG devenaient moins chaotiques et plus cohérents dans une phase transitoire (précritique) qui s'étend sur 5 à 7 minutes avant la crise. Les mesures des phases de synchronisations, des corrélations et des similarités dynamiques étaient suggérées comme moyens d'anticipation.

I.3.2 position des électrodes [Jonathan 13] :

L'activité électrique du cerveau est captée grâce à des paires d'électrodes placées sur le scalp à des niveaux bien déterminés.

La disposition des électrodes doit être parfaitement symétrique et reproductible et il faut aussi respecter le système international de Jasper (Figure I.3).

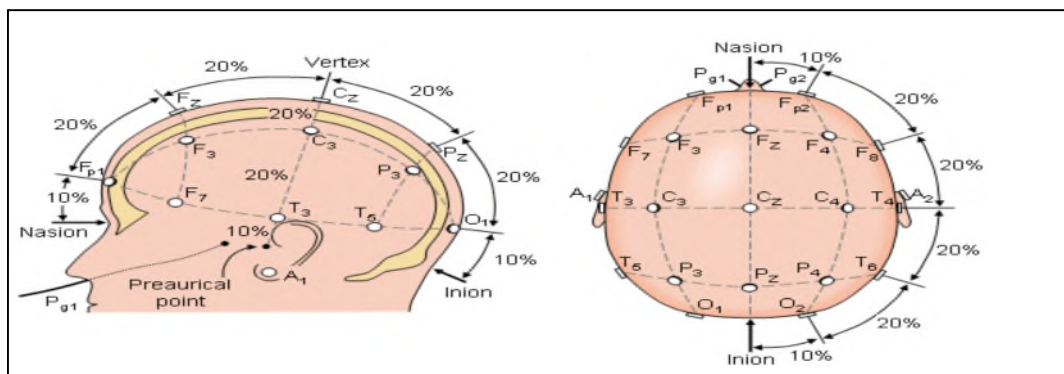


Figure I.3 : Système international 10-20 de Jasper. D'après

Fp=frontal polar gauche, F=frontal gauche, F7=frontal inférieure gauche, C3= rolandique (central) gauche, T3=temporal moyenne gauche T5=temporal postérieure gauche

T5=temporal postérieure droit P=pariétal, P3=pariétal gauche, P4=pariétal droit,

O1=occipital gauche, O2=occipital droit Fz=frontale zénith Pz=pariétale zénith Cz=rolandique zénith A= apophyse mastoïde ou lobe de l'oreille, C=central, Pg=nasopharyngeal, F=frontal, O=occipital, T=temporal et z=axe central (ex: Fz=électrode frontale centrale).

I.3.3 EEG normal [Azzaz 10] :

Les signaux ainsi obtenus présentent des oscillations plus ou moins régulières en fonction de la synchronisation des cellules corticales. Leurs amplitudes sont de l'ordre de 10 à 200 μV et leurs fréquences vont typiquement de 0.5 à 50 Hz.

On distingue 4 catégories principales d'ondes EEG en fonction de leurs rythmes et amplitudes (Tableau I.1 et Figure I.4).

- **Les ondes beta** : sont présentes lorsque l'on est éveille et que l'on garde les yeux ouverts.

Elles apparaissent de manière symétrique sur la tête et leurs amplitudes sont faibles

- **Le rythme alpha** : est une activité normale d'un adulte éveille, mais il est surtout présent Lorsque l'individu se relaxe et garde les yeux fermes. Il apparait simultanément des deux Cotes de la tête généralement plus vers l'arrière qu'a l'avant, et est donc mieux visualise Sur un EEG occipital (Oz-A1) que sur un EEG central (Cz-A1) ou Frontal (FP1-A1).

Disparait des que le sujet ouvre les yeux ou en cas d'activité mentale.

- **L'activité thêta** : peut aussi bien être normale qu'anormale en fonction de l'âge et de la pathologie de la personne. En effet, elle est tout à fait naturelle s'il s'agit d'un adulte et que celui-ci est endormi. Par contre, si ce dernier est parfaitement éveille, la présence d'ondes thêta peut être le signe d'un dysfonctionnement du cerveau.
- **Le rythme delta** : n'est normal que si l'individu est plonge dans un sommeil profond. Les ondes correspondantes présentent alors des amplitudes généralement plus élevées que pour toutes les autres ondes et sont plus marquées sur un EEG frontal (FP1-A1) que central (Cz-A1).

	Fréquences	Amplitudes
Les ondes delta	< 4 Hz	>30 μ V
Les ondes thêta	4-7 Hz	20 μ V
Les ondes alpha	8 – 12Hz	30 μ V
Les ondes beta	15-30Hz	20 μ V

Tableau I. 1 : Les différents rythmes physiologiques

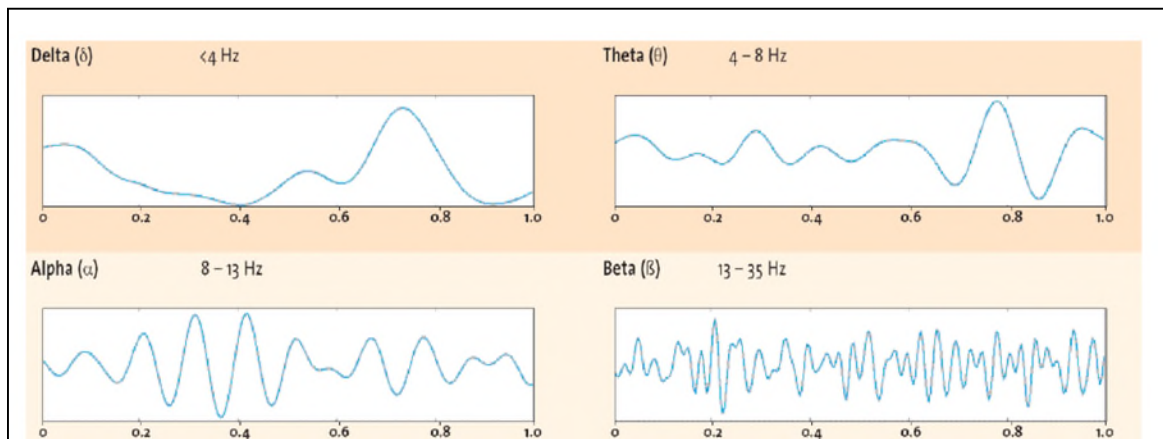


Figure I.4 : Principaux rythmes oscillatoires de L'EEG humain

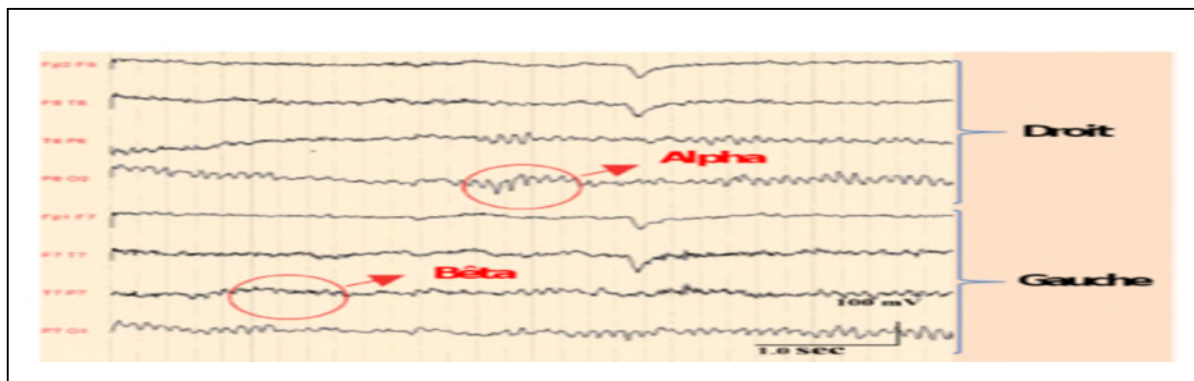


Figure I.5 : EEG normal

I.3.4 Phases EEG des crises épileptiques [Haddad 14] :

L'épilepsie est la maladie illustrée par le dysfonctionnement cérébral. Elle représente une affection chronique qui est caractérisée par une prédisposition aux crises récurrentes, généralement spontanées. Les crises épileptiques proviennent des décharges de neurones cérébraux anormales, excessives et hyper-synchronisées, accompagnées d'anomalies de comportement.

L'EEG du patient épileptique revêt 3 états différents (Figure I.6):

1. l'état critique, ou la crise en question,
2. l'état inter-critique, la phase séparant deux crises successives.
3. 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.

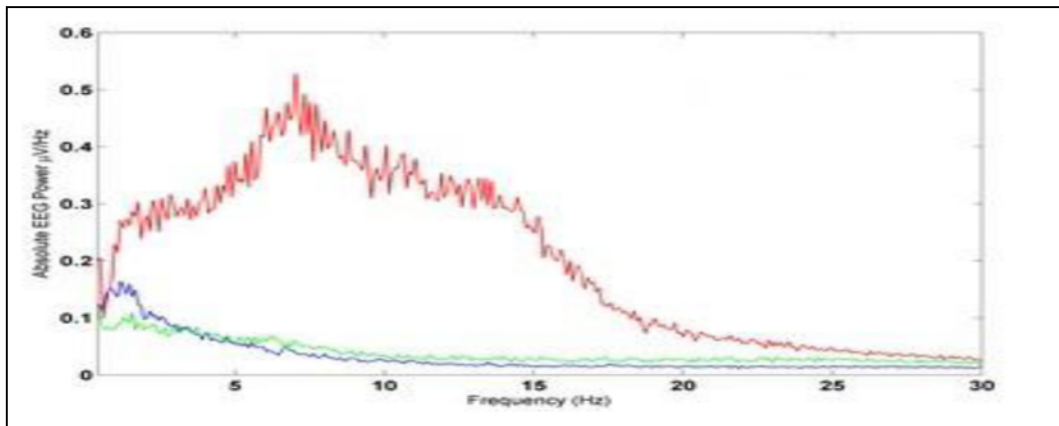


Figure I.6: Signal EEG en phase critique (rouge), précritique (bleu) et inter-critique (vert).

a. Phase inter-critique :

Cette phase est caractérisée par les signaux EEG transitoires suivants :

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

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

b. 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.

c. 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:

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

I.4 L'état de l'art [Dubarry 10] :

La détection automatique de pointes épileptique en EEG a été étudiée au cours des 45 dernières années et continue d'être explorée puisque aucune solution satisfaisante n'a été proposée. Cette partie de chapitre décrit les différentes stratégies qui ont été optées par le passé et le présent pour la détection des crises d'épilepsie.

[Berdakh Abibullaev. Min Soo kim] [Berdakh 2010] : En 2010, ont proposé une nouvelle méthode en utilisant les meilleures fonctions base d'ondelettes et le double seuillage qui sont bien adaptés pour la détection et la localisation des événements épileptiques importants à partir des signaux de saisie de l'EEG enregistrés. Cette technique est basée sur la décomposition en ondelettes et la détection concerne principalement des transitoires épileptiques simples dans la séquence d'observation, comme ictale et époques intercritiques de l'EEG. Dans leur expérience, ont utilisé les données lobe épileptiques temporelles enregistrées pendant 84 h à partir de quatre patients diagnostiqués avec l'épilepsie. Ils ont obtenus des résultats prometteurs qui démontrent l'efficacité et de simplicité qui peuvent être utilisés dans des études cliniques comme un outil automatique d'aide à la décision.

[R.Panda, P.S. Khobragad] [Panda 2010] : En 2010, ont travaillé sur la transformée en ondelettes et la machine à vecteur de support pour la détection des crises d'épilepsie.

[R More et R S Kawitkar] [More 2011] : En 2011, ont proposé une nouvelle méthode pour diagnostiquer les formes d'ondes épileptiques, en effectuant un traitement de signal rapide basé sur les résolutions multiples d'ondelettes. Ces composants servent de signaux d'entrée pour le réseau de neurones artificiel (RNA), qui réalise la reconnaissance de formes d'ondes d'épilepsie. L'utilisation d'ANN rend le taux de reconnaissance très élevé.

[Nicoletta Nicolaou et, Julius Georgiou] [Nicolaou 2012] : En 2012, ces chercheurs ont utilisé la permutation entropie (PE) et la machine à vecteurs de support (SVM) pour automatisé la détection des crises.

[Juarez-Guerra et Alarcon-Aquino] [Juarez 2013] : En 2013, ces chercheurs présentent un système basé sur le chevauchement maximal de la transformée en ondelette discrète (MODWT) pour l'extraction de caractéristiques et les réseaux de neurones pour la classification des crises .Le taux de classification retrouvé égale a 99, 26%.

[Anu V. S., Paul Thomas] [Anu 2015]: En 2015 ont proposés une méthode de classification des signaux EEG épileptiques basés sur k-NN .Le signal EEG est décomposé en sous-bandes en utilisant multi-transformée en ondelettes et les caractéristiques spectrales telles amplitudes spectrale moyenne, l'entropie spectrale. Les résultats montrent un taux de classification de 98,585%. Afin d'évaluer l'efficacité de la méthode proposée, des classifieurs a base de réseau de neurones (ANN) et SVM sont utilisées. Les taux de classifications retrouvé sont égaux à 98,415% et 87,5% respectivement.

[Benamar Nassima et Achour Nassima] [Benamar 2015] : En mai 2015 ont proposés une approche basé sur la combinaison entre la transformée en ondelettes discrète (DWT) pour extraire les caractéristiques (énergie, entropie, variance, moyenne, écart-type) et le réseau de neurones (RNN) pour classifier le syndrome épileptique (intercritique). Cette méthode a donné un taux de classification égal à 98.33% pour la reconnaissance des EEGs intercritiques de la zone épileptogène.

I.5 Conclusion :

Ce chapitre présente les différents aspects de l'étude de l'épilepsie précisément des notions générales sur la maladie (historique et les traitements). L'électroencéphalogramme (EEG) est la source la plus courante d'information utilisé pour surveiller, diagnostiquer et gérer l'épilepsie, Cette technique peut jouer un rôle important dans la détection de la crise d'épilepsie.

Chapitre II: Méthodologie

- **Introduction**
- **Transformation en ondelette**
- **Classification supervisée**
- **Conclusion**

II.1 Introduction :

En général l'étape de prétraitement peut se décomposer en deux étapes : l'extraction des caractéristiques (ou paramétrisation) et la classification en soi (qui doit être validée avec un ensemble de données de test).

De nombreuses approches ont été développées afin d'extraire des caractéristiques à partir de signaux EEG. Dans ce chapitre on va étudier la décomposition en ondelettes discrète afin de l'utiliser pour prétraiter des signaux EEG. Un grand nombre de méthodes de classification supervisée ont été proposées tel que K plus proches voisins (KNN), Machines à vecteurs de support (SVM) pour classer les crises épileptiques.

II.2 Transformation on ondelettes :

II.2.1 Décomposition en ondelettes [laurent , 13] :

La décomposition en ondelettes est une méthode très utilisée en analyse du signal. Son principal avantage est de permettre d'analyser l'évolution du contenu fréquentiel du signal dans le temps. Elle est donc plus adaptée que la transformée de Fourier pour l'analyse des signaux non stationnaires.

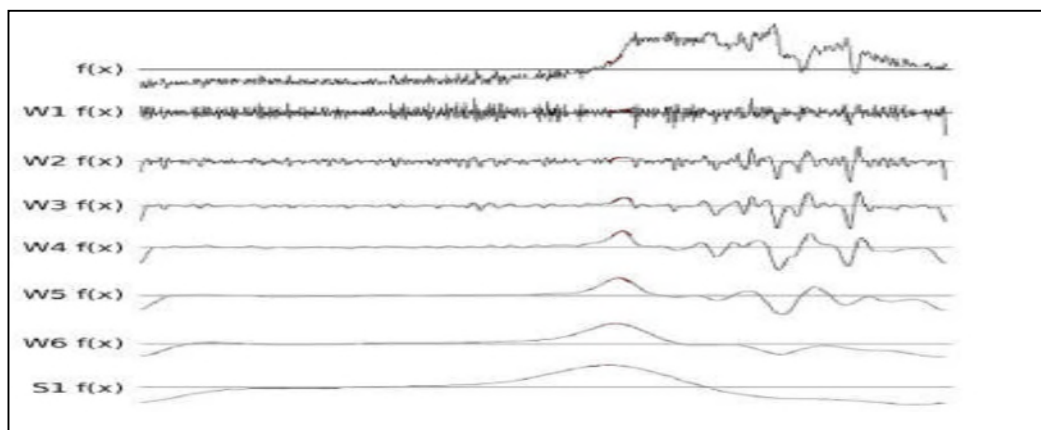


Figure II.1 Décomposition d'un signal par transformée en ondelettes

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 $W1 f(x)$. En bas, se trouve le graphe des plus basses fréquences restantes.

II.2.2 Transformée en ondelettes continue [Adam ,12] :

$$X_{\psi}(a,b) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t) * \psi_{a,b}(t) dt \quad \text{avec} \quad \psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} * \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (2.1)$$

Où $a \in R^+, b \in R$ sont respectivement le facteur de dilatation et le facteur de translation , et $\psi(t)$ la fonction appelée ondelette mère.

Une base d'ondelette est formée d'une ondelette mère qui est une fonction de moyenne nulle et de support compact, dilatée ou compressée (a : facteur de dilatation) et translatée afin de couvrir tout le domaine de la fonction décomposée (b : facteur de translation). Ce facteur détermine sur quel intervalle du domaine de définition de la fonction on se place (notion de temps) alors que le facteur de dilatation calibre le domaine fréquentiel. Par conséquent, la CWT procède à une décomposition en temps mais aussi en fréquence. Figure II.2 propose les allures des ondelettes les plus connues.

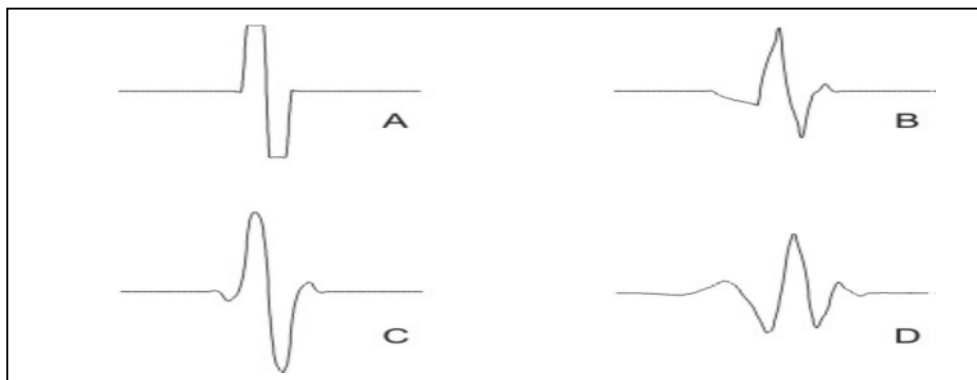


Figure II.2 : Exemples d'ondelettes mères normalisées : A) Haar, B) Symlet2,
C) Biorthogonal 1.3 et D) Daubechies4

Le calcul de la CWT consiste donc à multiplier le signal par l'ondelette mère en utilisant différentes valeurs pour les coefficients (a) et (b). À mesure que la largeur (a) de la fenêtre augmente, la transformée commence à sélectionner les composantes de plus basses fréquences. En conséquence, pour chaque échelle et pour chaque intervalle de temps, un point du plan temps-échelle est calculé. Les calculs à une échelle donnée construisent les lignes du plan temps échelle, et les calculs à différentes échelles construisent les colonnes du plan échelle-temps. On obtient donc le découpage en atomes présenté en Figure II.3.

Chaque case correspond à une valeur de la CWT dans le plan temps-fréquence.

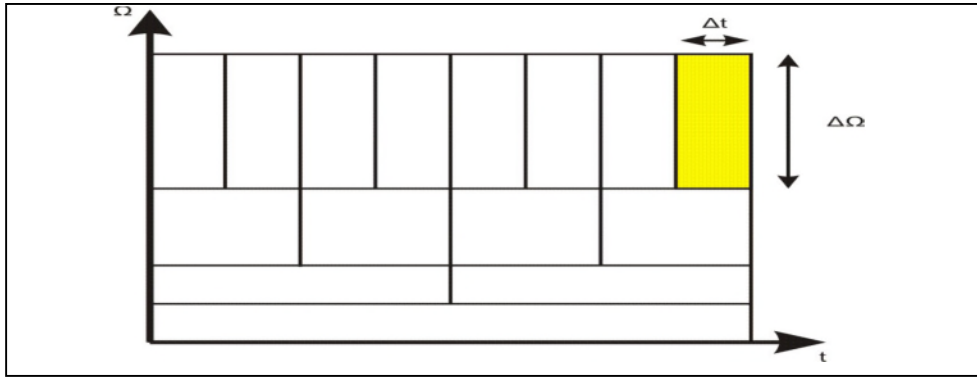


Figure II.3 Découpage en atomes temps-fréquence pour la CWT

II.2.3 Transformée en ondelette discrète [Adam ,12] :

Cette méthode est basée sur un algorithme pyramidal, et plus précisément sur une décomposition d'une banque de filtres sur une base orthogonale. Cette décomposition est réalisée par un calcul de convolution à un niveau j entre un signal original $x[n]$ et deux filtres un passe-haut (G) qui calcule $d^j[n]$ (appelé "coefficient de détail") et un passe-bas (H) qui calcule $a^j[n]$ (appelé "coefficient d'approximation") représentant les sorties du calcul en ondelette. Ce calcul entre G et H est présenté dans les équations g et h :

$$d^j[n] = \sum_{k=0}^L g^j[k] \times a^{j-1}[n - k] \quad (g) \quad (2.2)$$

$$a^j[n] = \sum_{k=0}^L h^j[k] \times a^{j-1}[n - k] \quad (h) \quad (2.3)$$

Où L représente l'ordre des filtres, j le niveau de décomposition et n le numéro d'échantillon. $g[k]$ et $h[k]$ correspondent respectivement aux coefficients des filtres passe-haut et passe-bas. Nous pouvons noter que les coefficients d'approximation ou ceux de détail à un niveau j dépendent seulement des coefficients d'approximation au niveau $(j-1)$.

Le principal problème de la DWT réside dans le fait que c'est une transformée qui n'est pas invariante par rapport au temps, ce qui veut dire qu'une variation temporelle dans le signal d'entrée va produire différents jeux de coefficients du fait du sous échantillonnage . Comme illustré dans la Figure II.4, chaque niveau de décomposition correspond à un filtre passe-bande dont les fréquences normalisées sont dans l'intervalle $[1/4;1/2] * 2^{-j}$.

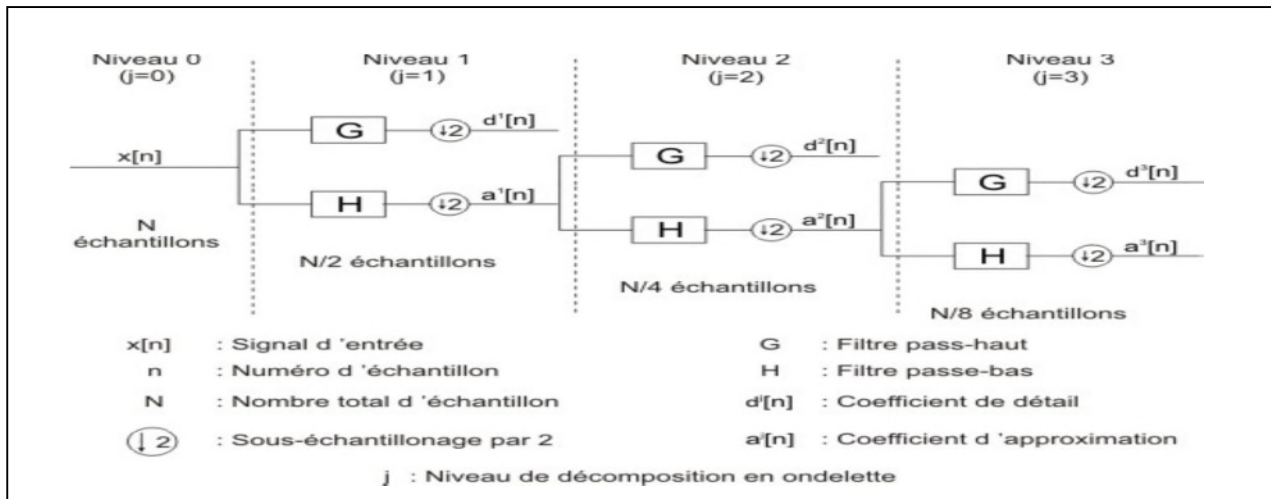


Figure II.4 Décomposition en DWT sur 3 niveaux

I.3 Classification supervisée :

a. Définition :

La classification supervisée est une tâche de fouille de données qui consiste à construire un classifieur à partir d'un ensemble d'exemples étiquetés par leur classe (phase d'apprentissage), et ensuite à prédire la classe de nouveaux exemples avec le classifieur (phase de classement).

b. Objectif de la classification supervisée:

Identifier les classes auxquelles appartiennent des objets à partir de traits descriptifs (attributs, caractéristiques). Sachant que les classes sont connues et on a déjà disposé d'exemples de chaque classe.

Deux méthodes de la classification supervisée sont utilisées dans cette mémoire :

II.3.1 K-plus proches voisins (kNN) [laurent, 13] :

Plus connus en anglais sous le nom K-nearest neighbor (K-NN), Les K plus proches voisins est une méthode non paramétrique d'apprentissage supervisée. Le terme "non paramétriques" désigne un cas où le nombre de paramètres à estimer est infini. Ainsi, la méthode des K plus proches voisins va chercher à estimer une fonction.

a. Principe :

On cherche les K individus de l'échantillon d'apprentissage qui sont les plus "proches", au sens d'une métrique que nous allons préciser, de l'individu à prédire. Ainsi, la méthode vise à utiliser les exemples déjà connus et dont elle dispose pour prédire un nouvel individu. Il s'agit donc d'un concept très simple et intuitif. L'affectation du nouvel exemple se fait par vote majoritaire parmi les K plus proches voisins de cet exemple.

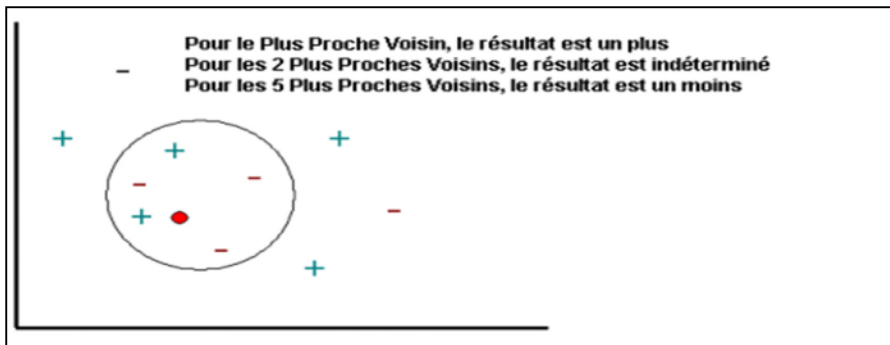


Figure II.5 : Classification avec des KNN

Cette méthode diffère des traditionnelles méthodes d'apprentissage car aucun modèle n'est induit à partir des exemples. Les données restent telles quelles : elles sont simplement stockées en mémoire.

Pour prédire la classe d'un nouveau cas (où ranger un nouveau document ?), l'algorithme cherche les K plus proches voisins de ce nouveau cas et prédit (s'il faut choisir) la réponse la plus fréquente de ces K plus proches voisins. La méthode utilise donc deux paramètres : le nombre K et la fonction de similarité pour comparer le nouveau cas aux cas déjà classés.

$$d(x_i, x_j) = \sqrt{\sum_{r=1}^n (a_r(x_i) - a_r(x_j))^2} \quad (2.4)$$

Ces valeurs sont arbitraires mais importantes car des résultats très différents résultent de leurs choix. Notez aussi que, si le temps d'apprentissage est inexistant puisque les données sont stockées telles quelles, la classification d'un nouveau cas est par contre coûteuse puisqu'il faut comparer ce cas à tous les exemples déjà classés.

b. Algorithme :

Paramètre : le nombre k de voisins

Donnée : un échantillon de m exemples et leurs classes

-La classe d'un exemple X est $c(X)$

Entrée : un enregistrement Y

1. Déterminer les k plus proches exemples de Y en calculant les distances
2. Combiner les classes de ces k exemples en une classe c

Sortie : la classe de Y est $c(Y)=c$

Le choix de la distance est primordial au bon fonctionnement de la méthode.

Les distances les plus simples permettent d'obtenir des résultats satisfaisants .

II.3.2 Machines à vecteurs de support (SVM) [laurent, 13] :

Les machines à vecteurs de support ou séparateurs à vaste marge (en anglais Support Vector Machine, SVM) sont un ensemble de techniques d'apprentissage supervisé destinées à résoudre des problèmes de discrimination et de régression. Les SVM sont une généralisation des classifieurs linéaires.

Les SVM ont été développés dans les années 1990 à partir des considérations théoriques de Vladimir Vapnik sur le développement d'une théorie statistique de l'apprentissage : la théorie de Vapnik-Chervonenkis. Les SVM ont rapidement été adoptés pour leur capacité à travailler avec des données de grandes dimensions, le faible nombre d'hyper paramètres, leurs garanties théoriques, et leurs bons résultats en pratique.

a. Principe :

Séparer linéairement les exemples positifs des exemples négatifs, dans l'ensemble des exemples chaque exemple doit être représenté par un vecteur de dimension n , la méthode cherche alors l'hyperplan qui sépare les exemples positifs des exemples négatifs en garantissant que la marge entre le plus proche des positifs et négatifs soit maximale

Comme on cherche à maximiser cette marge, on parlera de méthode des séparateurs à vaste marge.

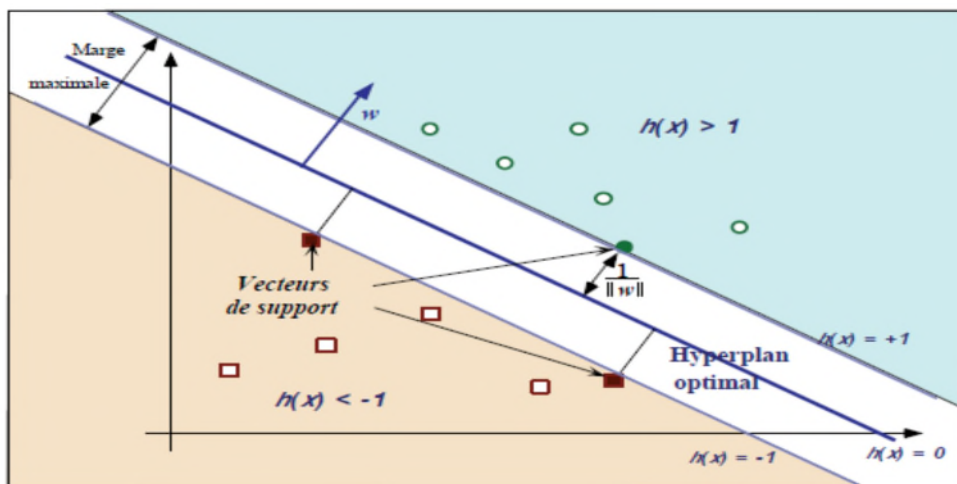


Figure II.6 : Classification avec des SVM

L'hyperplan optimal séparant les points de deux classes est celui qui passe « au milieu » de ces classes, c'est-à-dire dont la distance aux points les plus proches est maximale. Ces exemples les plus proches qui suffisent à déterminer cet hyperplan sont appelés vecteurs de support, ou encore exemples critiques.

L'hyperplan optimal est perpendiculaire au segment de droite le plus court joignant un exemple d'apprentissage à l'hyperplan.

Par ailleurs, il est montré (conditions de Karush-Kuhn-Tucker) que seuls les points qui sont sur les hyperplans frontières jouent un rôle. Ces points sont appelés vecteurs de support par Vapnik. Ce sont aussi des exemples critiques puisque ce sont eux qui déterminent l'hyperplan optimal.

II.4 Conclusion :

Dans ce chapitre on a présenté les techniques utilisées dans cette mémoire pour la détection des crises d'épilepsie. Les signaux EEG vont être décomposés par la transformée en ondelette discrète et classifiés par des classificateurs supervisés (KNN et SVM).

Chapitre III : Méthodologie et Résultats

- **Introduction.**
- **Méthodologie.**
- **Résultats et Discussions.**
- **Conclusion.**

III.1 Introduction :

Le but de ce chapitre est de présenter l'algorithme de détection des crises épileptique à partir du vecteur de caractéristiques défini par l'étape précédente. L'algorithme de classification des crises épileptiques présenté dans ce chapitre peut être divisé en 4 étapes :

- 📁 Collection de données
- 📁 Prétraitement de données
- 📁 Extraction des caractéristiques
- 📁 Classification.

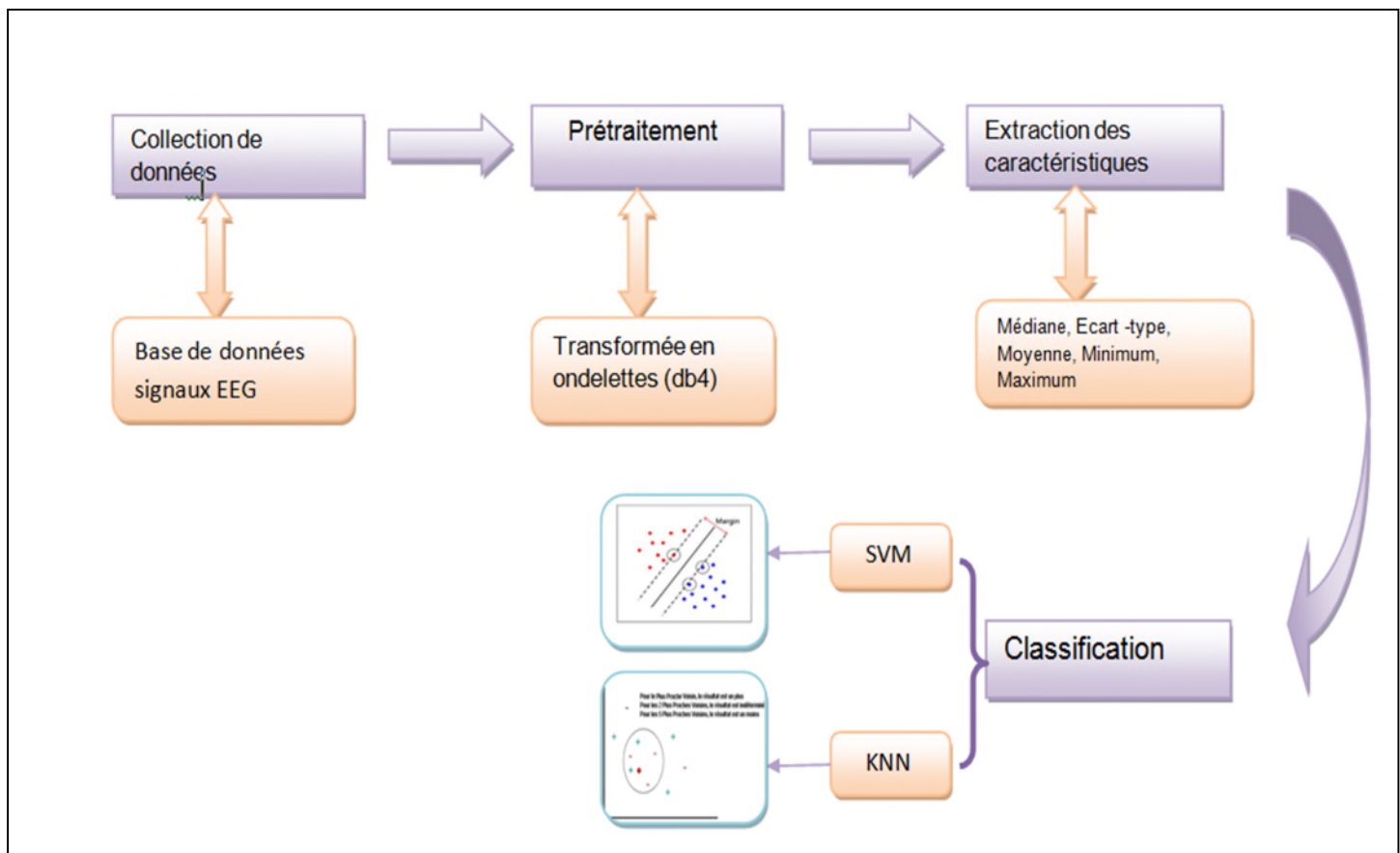


Figure III.1 : Architecture d'extraction de caractéristiques et classification des crises épileptique.

III.2 Méthodologie :

III.2.1 Base de données ^[Epile-bonn] :

La base de données utilisée dans cette étude a été réalisée dans le centre de l'épilepsie à Bonn, en Allemagne par Ralph Andrzejak [Kavit Mahajan 2011].

Ces données qui représentent des signaux EEG s'organisent, en groupes selon les 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 on dehors de la crise.

Groupe E : patients épileptiques durant la crise.

Les deux groupes (A, E) sont utilisés dans cette étude. Chaque groupe contient 100 signaux EEG de 23,6 s durée avec un taux d'échantillonnage de 173,6 Hz en utilisant 12 bits résolution. Ces groupe sont divisés en deux base, base d'apprentissage et base de test comme il est montré dans le tableau suivant :

Groupes	Base d'apprentissage	Base de test
Set A	70	30
Set E	70	30

Tableau III.1 : Nombres de signaux utilisés dans cette étude.

III.2.2 Prétraitement des données : (décomposition en ondelette) :

L'objet de l'analyse en ondelettes est de décomposer les signaux en plusieurs bandes de fréquences. La sélection de l'ondelette appropriée et le nombre de niveaux de décomposition sont très importants pour l'analyse de signaux EEG. Nous avons appliqué dans cette étude cinq niveaux de décomposition pour chaque signal EEG à l'aide d'ondelette mère Daubechies d'ordre 4 (db4). Les bandes de fréquences correspondant aux cinq niveaux de décompositions ont été répertoriés dans le tableau III.2. La figure III.2 et figure 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.

Détails et approximation	Bandes de fréquences (HZ)	Niveau de décomposition	Onde EEG (HZ)
D1	43.4-86.8	1	Bruit (≤ 60)
D2	21.7-43.4	2	Gamma (> 30)
D3	10.8-21.7	3	Beta (13-30)
D4	5.4-10.8	4	Alpha (8-13)
D5	2.7-5.4	5	Thêta (4-8)
A5	0-2.7	5	Delta (< 4)

Tableau III.2 : Les bandes de fréquences correspondantes aux différents niveaux de décompositions

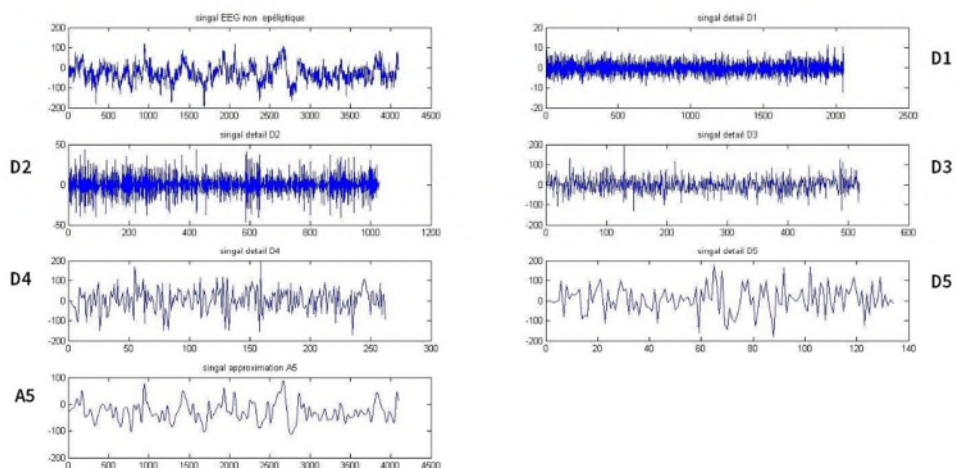


Figure III.2 : les coefficients d'approximation et de détails d'un EEG non épileptique.

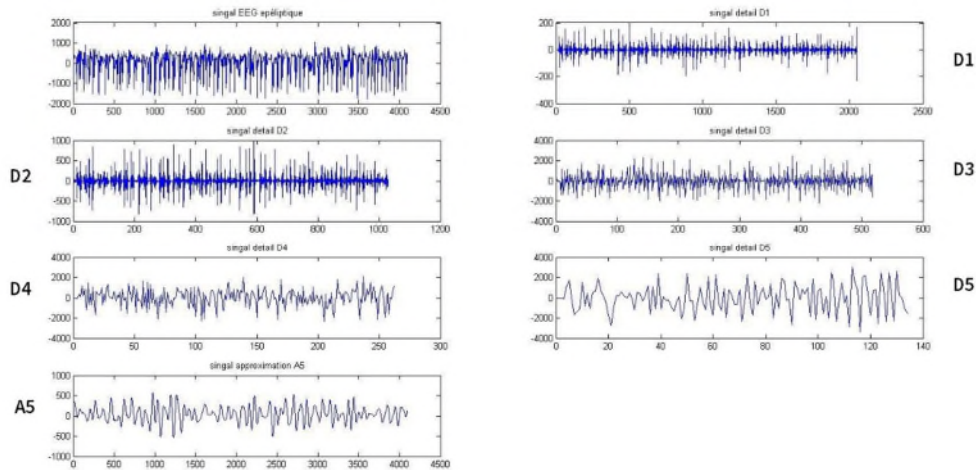


Figure III.3 : Des coefficients d'approximation et de détails d'un EEG épileptique.

III.2.3 Extraction des paramètres :

On peut utiliser plusieurs paramètres pour caractériser les différents niveaux de décomposition. Dans cette étude on a opté pour les descripteurs suivants : médiane, écart-type, minimum, maximum, moyenne.

- **Ecart-type :**

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

$$S = \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \right)^{\frac{1}{2}} \quad \text{Avec} \quad \bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \quad (3.1)$$

- **Moyenne :**

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

$$M = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \quad (3.2)$$

- **Minimum :**

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

- **Maximum :**

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

- **Médiane :**

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

III.2.4 Classification :

Pour la classification supervisée des signaux EEG épileptiques, nous avons appliqué deux méthodes de classification les K plus proches voisins (KNN) et Les machines à vecteurs de support ou séparateurs à vaste marge (SVM), la procédure de classification est divisée en deux phases :

Phase d'apprentissage : Consiste à la recherche et la construction d'un modèle de décision.

Phase de test : permet l'affectation d'un nouvel objet à l'une des classes, au moyen d'une règle de décision intégrant les résultats de la phase d'apprentissage. L'objectif est d'obtenir une estimation la plus fidèle possible du comportement du classifieur dans des conditions réelles d'utilisation.

III.3 Résultats et Discussions :

Lorsqu'un algorithme vise la détection des crises d'épilepsie quatre cas différents peuvent se présenter :

- le vrai positif (VP) est la détection des crises considéré comme étant à détecter,
- le faux positif (FP) est la détection des crises considéré comme n'étant pas à détecter,
- le faux négatif (FN) est la non-détection des crises considéré comme étant à détecter,
- le vrai négatif (VN) est la non-détection des crises considéré comme n'étant pas à détecter.

Afin de tester l'efficacité d'une méthode de détection, trois mesures sont généralement calculées afin d'évaluer si la méthode mise au point fonctionne correctement : taux de classification (CC), la sensibilité (SE) et la spécificité (SP).

- **Sensibilité (Se) :** $Se = \frac{VP}{VP+FN}$
- **Spécificité (Sp) :** $Sp = \frac{VN}{VN+FP}$

○ **Taux de classification (CC) :** $CC = \frac{VP+VN}{VP+VN+FP+FN}$

On illustre les matrices de confusions et les résultats d'évaluation de nos classifieurs (cc, se, sp) dans les tableaux suivants :

• **La K plus proches voisins (KNN) :**

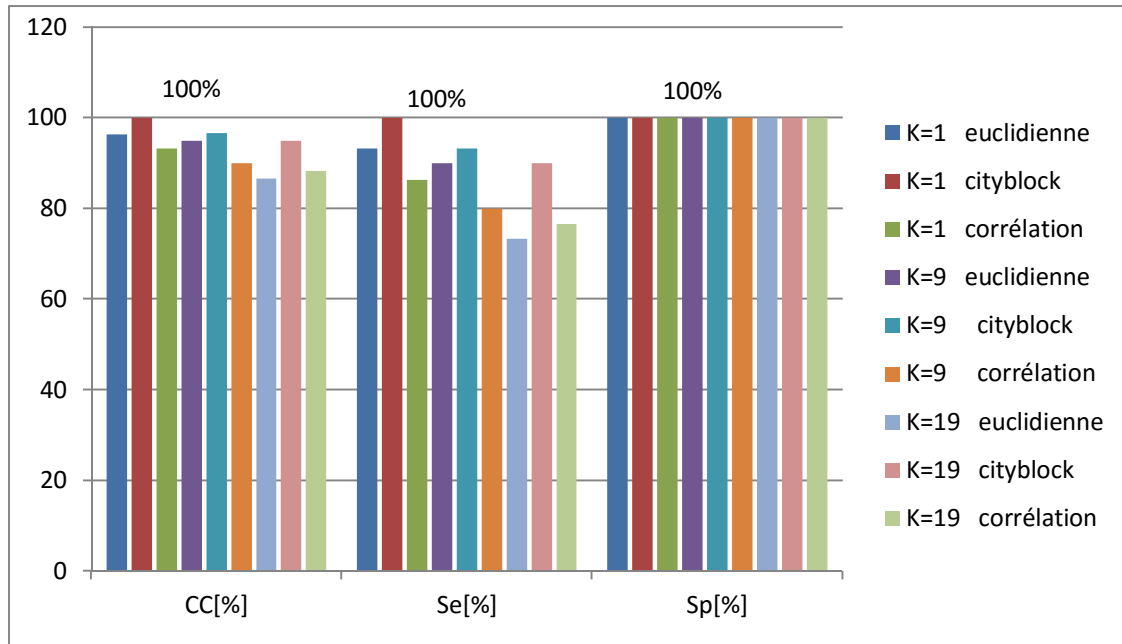
On essaye plusieurs valeurs de k (k=1, k=9, k=19) avec plusieurs distances comme (euclidienne, cityblock et corrélation) les résultats dans les tableaux suivants :

K	K=1						K=9						K=19					
	euclidienne		cityblock		corrélation		euclidienne		cityblock		corrélation		euclidienne		cityblock		corrélation	
Distance	A	E	A	E	A	E	A	E	A	E	A	E	A	E	A	E	A	E
A	28	0	30	0	26	0	27	0	28	0	24	0	22	0	27	0	23	0
E	2	30	0	30	4	30	3	30	2	30	6	30	8	30	3	30	7	30

Tableau III.3 : Matrices de confusions pour les classes A et E

K	K=1			K=9			K=19		
	euclidienne	cityblock	corrélation	euclidienne	cityblock	corrélation	euclidienne	cityblock	corrélation
CC[%]	96.33	100	93.33	95	96.66	90	86.66	95	88.33
Se[%]	93.33	100	86.33	90	93.33	80	73.33	90	76.66
Sp [%]	100	100	100	100	100	100	100	100	100

Tableau III.4 : Résultats des lois statistiques pour les classes A et E



Histogramme III.1: L'évaluation de la performance des classifieurs KNN pour les classes A et E

Dans le cas des classifieurs à KNN nous remarquons dans les matrices de confusions qu'il n'y a pas d'erreur pour la classification des EEGs normaux pour les trois choix de nombre K.

On remarque aussi pour K=1 avec la distance cityblock que le taux de classification est meilleur que pour les distances euclidiennes et corrélations, La sensibilité obtenue égal a 100%.

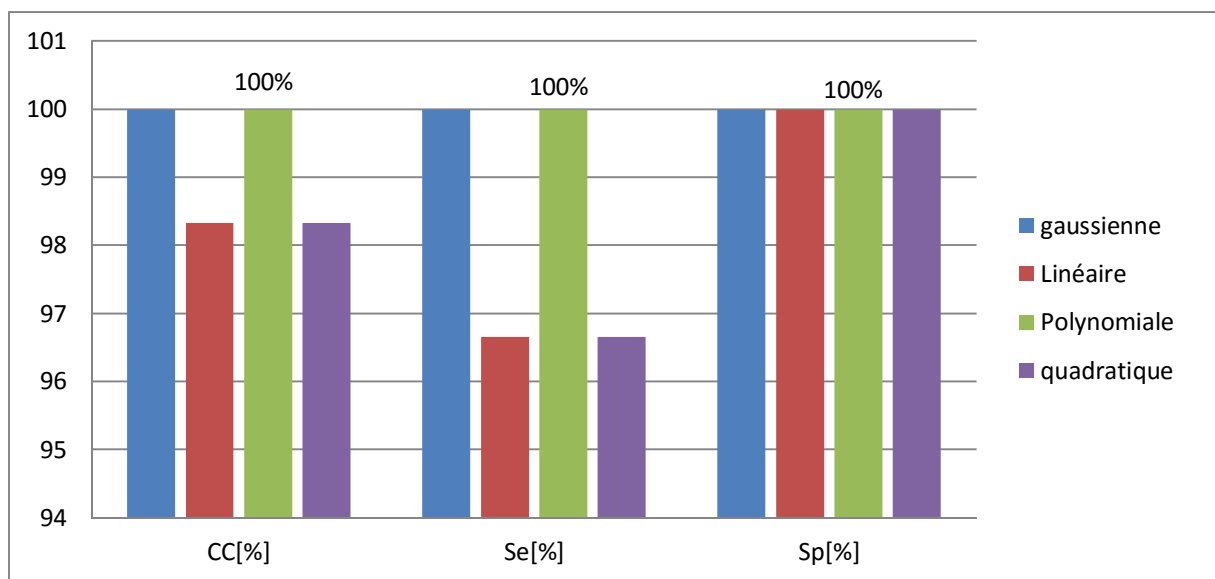
- **Les machines à vecteurs de support (SVM) :**

On essaye 4 fonction (Gaussienne, Linéaire, Polynomiale, quadratique) les résultats dans les tableaux suivant

Fonction de noyau (KERNEL)	Gaussienne		Linéaire		Polynomiale		quadratique	
	A	E	A	E	A	E	A	E
A	30	0	29	0	30	0	29	0
E	0	30	1	30	0	30	1	30

Tableau III.5 : Matrices de confusions pour les classe A et E

Fonction de noyau	Gaussienne	Linéaire	Polynomiale	quadratique
CC[%]	100	98.33	100	98.33
Se[%]	100	96.66	100	96.66
Sp [%]	100	100	100	100

Tableau III.6 : Résultats des lois statistiques pour les classe A et E**Histogramme III.2** : L'évaluation de la performance des classifieurs SVM pour les classes A et B

Dans le cas SVM nous remarquons d'après ces matrices de confusions qu'il n'y a pas d'erreur pour la classification des EEGs (critique et normaux) pour les 4 méthodes (Gaussienne, linéaire, polynomiale, quadratique) utilisée. On remarque aussi que le taux de classification est égal à 100% pour les classifieurs à base de noyau gaussienne et polynomiale

III.4 Comparaison de la méthode proposée avec quelques méthodes de la littérature

Le tableau ci-dessous présente une comparaison entre la méthode proposée dans ce travail et d'autres méthodes proposées dans la littérature, le travail ce fait sur la même base de donnée.

Auteur	Méthode	cc
[ling 2009]	RWT (Relative Wavelet Energy) +ANNs (Artificial Neural Networks)	95.2%
[Benamar 2015]	DWT + RNN	98.33%
[Anu 2015]	KNN (K plus proches voisins)	98.585%
[Nicolaou 2012]	Permutation entropy + SVM (support vecteur machine)	79.9%
Ce travail	DWT+SVM (support vecteur machine)	100%
	DWT +KNN (K plus proche voisin)	100%

Tableau III.7 : L'évaluation des performances de quelques méthodes de la littérature et de la méthode proposée (CC).

Le tableau III.7 montre que les méthode proposée dans ce travail donne les meilleurs résultats pour la classification des EEG épileptique le taux de classification (égal 100 % pour la SVM et égal 100% pour KNN) avec ce obtenu par les méthodes DWT + RNN(98.33%), KNN (K plus proches voisins) (98.58%), RWT (Relative Wavelet Energy) +ANNs (Artificial Aeural Networks) (85.2%) et Permutation entropy + SVM (support vecteur machine).

On peut aussi remarquer que la combinaison entre la transformée en ondelettes discrètes (DWT), les K plus proches voisins (KNN) et Les machines à vecteurs de support (SVM) donne de bon résultats.

III.5 Conclusion :

Nous avons présenté dans ce chapitre une méthode d'analyse automatique et d'aide à la décision basé sur la transformée en ondelette discrète et des classifieurs KNN et SVM.

La méthode proposée a donné un taux de classification égal à 100% pour les classifieurs SVM et égal 100% pour les classifieurs KNN, Nos classifieurs ont été testés sur 200 signaux EEG extrait de la base de données de l'université de Bonn, les résultats obtenus montrent l'efficacité de la méthode proposée. Ensuite on fait une comparaison entre les résultats obtenus avec d'autres techniques de la littérature.

Conclusion générale :

L'épilepsie est un principe de physiopathologie qui a des causes et des manifestations variées. S'il est bien pris en charge, 70 à 80% des épileptiques mènent une vie tout à fait normale, d'où l'intérêt de comprendre ce mécanisme et de le diagnostiquer correctement, afin qu'il soit traité adéquatement. Le travail présenté dans ce mémoire a eu pour objectif la reconnaissance automatique de crise d'épilepsie à partir de méthodes de classification supervisées (KNN, SVM).

Dans cette étude on a utilisé des classifieurs SVM, KNN et des caractéristiques statistiques pertinentes des signaux EEG, comme l'écart-type, médiane, moyenne, minimum, et maximum. Les méthodes proposées montrent que les classifieurs SVM et KNN donnent des meilleurs taux de classification. La méthode proposée a donné un taux de classification égal à 100% pour les classifieurs SVM, et égale à 100% pour les classifieurs KNN.

Nos classifieurs ont été testés sur 200 signaux EEG extraits de la base de données de l'université de Bonn, les résultats obtenus montrent l'efficacité de la méthode proposée.

Perspectives :

Il existe plusieurs perspectives de développement de la méthode proposée:

- Ajouter d'autres paramètres pertinents comme exemple l'énergie, l'entropie.
- Ajouter d'autres paramètres (ou combinaisons) pourraient être extraits de la modélisation afin d'améliorer les performances de la détection.
- Le choix des diverses caractéristiques utilisées devrait être fait en tenant compte des mécanismes sous-jacents menant à la crise et au changement de dynamique lors de celle-ci.
- Augmenter le nombre des signaux EEG dans la base de données.

Références Bibliographiques

Références Bibliographiques :

[Azzaz 10] Azzaz Wahiba et Seladji fayza, “ traitement du signal EEG par transformation en ondelettes “, P 12, univ Tlemcen2010.

[Anu 2015] Anu V. S., Paul Thomas, “An Improved Method for Classification of Epileptic EEG Signals based on Spectral Features using k-NN“, P 35, SSRG International Journal of Electronics and Communication Engineering (SSRG-IJECE) – Volume 2 Issue 7–July 2015.

[Boukhana 08] Boukhana cherifa Etachour Nabila, “ classification des signaux EEG pour but de détecter les crises d'épilepsie “, P 15-16, univ Tlemcen, 2008.

[Benamar 2015] Benamar Nassima Et Achour Nassima, “ détection automatique de l'activité épileptique la phase inter-critique dans les enregistrements EEG approche neuronal ”, p 13-14-15- univ Tlemcen 2015.

[Benoît 12] Benoît borner et victor starkenmann, “ L'épilepsie, des croyances populaires à la réalité de la pathologie “, P 10, univ de Genève 2012.

[Berdakh 2010] Berdakh Abibullaev. Min Soo kim .Hee Don Sea“Seizure Detection in Temporal Lobe Epileptic EEGs Using the Best Basis Wavelet Functions“, P 755, Departement of electronic engineering, Yeungnam University, Gyeongbuk .j Med Syst 2010.

[Dubarry 10] Dubarry_Anne-Sophie, “détection de pointes épileptiques à partir de signaux EEG “, univ “ P 26, Québec, 2010.

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

[Jonathan 13] Jonathan Godbout, “ critères spatial et spectral pour la détection des fuseaux du sommeil en EEG“, université du québec. P-6, 2013.

[Juarez 2013], E. Juarez-Guerra, V. Alarcon-Aquino and P. Gómez-Gil, “Epilepsy Seizure Detection in EEG Signals Using Wavelet Transforms and Neural Networks“, P 1, information Système sciences and engeneenig (CISSE 2013) Dec 12-14, 2013.

Références Bibliographiques

[Haddad 14] *Mohamed Tahar Haddad, “ Anticipation des crises d’épilepsie temporele combinant des méthodes statistiques et non-linéaires d’analyse d’électroencéphalographie “ , P 14-15-1,univ Québec, 2014.*

[Histoire d’Epi] <http://santé.Epilepsie.Histoire.de.l’épilepsie.com/>.

[Laurent 13] *Laurent Vézard, “ Réduction de dimension en apprentissage supervisé. Applications à l’étude de l’activité cérébrale “ , P 42-67-70-71, Univ Bordeaux, 2013.*

[Ling 2009] *Ling Guo et Daniel Rivero, “ Classification of EEG Signals Using Relative Wavelet Energy and Artificial Neural Networks“, P 177,Department of Information Technologies and Communications University of A Coruña, A Coruña, 15071, Spain.,2009.*

[More 2011] *R More et R S Kawitkar, “Epilepsy disorder detection by EEG signal décomposition using wavelet transform“, P 1325,Interantional Confernce and Workshop on Emerging Trends in Technology (ICWET 2011)-TCET, Mumbai, India 2011.*

[Nicolaou 2012] *Nicoletta Nicolaou et Julius Georgiou, “Detection of epileptic electroencephalogram based on Permutation Entropy and Support Vector Machines“, P 202 Expert Systems 2012.*

[Panda 2010] *R.Panda, P.S. Khobragad, P.D.Jambhule, S.N.Jengthe, P.R.Pal, T.K.Gandhi, “Classification of EEG signal using wavelet transform and support vector machine for epileptic seizure diction “ , International Conference on Systems in Medicine and Boilogy (ICSMB), P .405-408,2010.*

[Quotb 12] *Adma Quotb, “Méthodes et systèmes pour la détection adaptative et temps réel d’activité dans les signaux biologiques “ , Université de Bordeaux, p37-38,40-41,2012.*

[Santé] :<http://sante-medecine.journaldesfemmes.com/...sie-traitement>, Janvier 2016.

Résumé :

Les signaux EEG sont pour l'étude de l'épilepsie, les éléments fondamentaux de toute analyse spatio-temporelle de processus dits paroxystiques. Ceux-ci se caractérisent dans les périodes critiques (les crises) par un envahissement massif des structures cérébrales par des décharges rapides.

L'extraction des caractéristiques et la classification des signaux électroencéphalographiques (EEG) pour les cas normaux et épileptiques est un défi pour les ingénieurs et les scientifiques. Dans ce mémoire, nous proposons de mettre au point un modèle de détection des crises épileptiques. Ce modèle est basé sur la transformée en ondelette discrète, les K plus proches voisins (KNN), les machines à vecteurs de support (SVM). L'évaluation des performances du modèle proposé, est basée sur la sensibilité (SE), spécificité (SP), le taux de classification correcte (CC), les résultats obtenus sont très satisfaisantes.

Mots clés : épilepsie, EEG, transformée en ondelette discrète (DWT), machines à vecteurs de support (SVM), Le K plus proches voisins (KNN).

Abstract :

EEG signals are used for the study of epilepsy, the basic elements of all space-time analysis of paroxysmal process. These are characterized in critical periods by a massive invasion of brain structures by rapid discharges.

The feature extraction and classification of electroencephalographic (EEG) signals for normal and epileptic cases is a challenge for engineers and scientists. In this paper, we propose to develop a seizure detection model. This model is based on the discrete wavelet transform, K-nearest neighbors (KNN), machinery support vector (SVM). Performance evaluation of the proposed model is based on the sensitivity (SE), specificity (SP), the correct classification rate (CC), the results are very satisfying.

Keywords: epilepsy, EEG, discrete wavelet transform (DWT), support vector machines (SVM), K nearest neighbors (KNN).

موجز

هي لدراسة والصرع والعناصر الأساسية لجميع تحليل الزمان من عملية تسمى الانتسابي. وتتميز هذه في الفترات الحرجة إشارات (الأزمات) من خلال الغزو الهائل من هياكل الدماغ عن طريق التصريف السريع.

للحالات العادية والصرع يمثل تحدياً للمهندسين والعلماء. في هذه الورقة نقترح وضع استخراج ميزة وتصنيف الإشارات الكهربائي ويستند. أقرب الجيران ناقلات دعم الأجهزة-K-نموذج الكشف عن مصادرة. ويستند هذا النموذج على الموجات المنفصلة تحويل، تقييم أداء النموذج المقترح على حساسية، خصوصية، فإن معدل التصنيف الصحيح وكانت النتائج مرض جدا.

كلمات البحث الصرع الموجات المنفصلة تحويل، شعاع الدعم الآلي أقرب الجيران