



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 obtenir le Diplôme de

**MASTER en Génie Biomédical**

*Spécialité : Informatique Biomédicale*

Présenté par : **BENAMAR NASSIMA et ACHOUR NASSIMA**

---

Détection automatique de l'activité épileptique la phase inter-critique dans les enregistrements EEG approche neuronal

---

**Soutenu le 26 mai 2015 devant le Jury**

Mme. Loudjdi kamila	<i>MCB</i>	Université de Tlemcen	Président
Mme Mekkoui Nawel	<i>MCB</i>	Université de Tlemcen	Encadreur
Mme Meziani Fadia	<i>MAA</i>	Université de Tlemcen	Examineur

**Année universitaire 2014-2015**

# REMERCIEMENTS

Nous voulons exprimer notre gratitude au Professeure Mekkioui Nawel qui a honoré en dirigeant ce travail. Nous voulons la remercier d'avoir mis à notre disposition tous les moyens nécessaires pour mener à bien ce modeste travail. Ses insignes observations et suggestions ont énormément contribué dans la réussite de ce projet.

Nous tenons à remercier Madame LoudjediKamila, de nous avoir fait l'honneur de présider le jury Meziani Fadia, pour avoir bien voulu évaluer notre travail.

Nous remercions également Madame Meziani Fadia, d'avoir accepté de juger ce travail et tenons-leur à exprimer notre gratitude pour tous ces encouragements.

# T able de matières

## Liste des Figures

## Liste des Tableaux

## Introduction

### Générale.....1 **Chapitre I :**

Epilepsie, EEG et L'état de l'art.

I.1	Introduction.....	2
I.2	L'épilepsie : .....	2
I.2.1	Définition et généralité :.....	2
I.2.2	Classification des épilepsies :.....	4
I.2.3	Traitement : .....	7
I.3	EEG (Électroencéphalographie) :.....	8
I.3.1	Définition : .....	8
I.3.2	Positionnement des électrodes : .....	10
I.3.3	EEG normal :.....	10
I.3.4	EEG épileptique : .....	12
I.4	Etat de l'art : .....	13
I.5	Conclusion :.....	15

### **Chapitre II :** Ondelettes et Réseau de neurones.

II.1	Introduction.....	16
II.2	Pourquoi les ondelettes ? .....	16
II.2.1	Transformation en ondelettes (analyse multi- résolution).....	17
II.3	Réseaux de neurones : .....	20
II.3.3	Les réseaux de neurones artificiels :.....	21
II.3.4	Les techniques d'apprentissages :.....	22
II.4	Conclusion : .....	25

### **Chapitre III : Méthodologie et Résultats.**

III.1	Introduction :	26
III.2	Méthodologie :	27
III.2.1	Base de données « sources de données »:	27
III.2.2	Prétraitement de données : La décomposition en ondelette :	27
III.2.3	Extraction des paramètres :	29
III.2.4	Classification :	34
III.3	Résultats et Discussions :	34
III.4	Comparaison de la méthode proposée avec quelques méthodes de la littérature :....	38
III.5	Conclusion :	40
<b>Conclusion Générale et Perspectives.....</b>		<b>41</b>
<b>Références Bibliographies.....</b>		<b>42</b>

# Liste des Figures

<b>Figure I.1 :</b> Cette figure (qui ne prétend à aucun réalisme anatomique) a pour but de représenter très schématiquement différents niveaux d'organisation à considérer dans le cerveau, anatomiquement et fonctionnellement, pour mieux positionner le type de modèle étudié dans ce mémoire. L'ensemble (1) symbolise le cortex, et les ensembles (2) des structures plus internes. ....	3
<b>Figure I.2 :</b> Représentation schématique de la classification des crises épileptiques. ....	4
<b>Figure I.3:</b> représentation schématique de la propagation de la décharge épileptique au sein du cortex cérébral lors de la crise généralisée. ....	4
<b>Figure I.4 :</b> Représentation schématique de la propagation de la décharge épileptique au sein du cortex cérébral lors de la crise d'épilepsie partielle simple. ....	6
<b>Figure I.5 –</b> Représentation des systèmes internationaux de positionnements d'électrodes pour la capture de signaux EEG. ....	10
<b>Figure I.6 :</b> Principaux rythmes oscillatoires de l'EEG humain. ....	11
<b>Figure I.7 :</b> Exemple de pointes, de polypointes et d'ondes à front raide. ....	13
<b>Figure II.1 :</b> Découpage en atomes temps-fréquence. ....	17
<b>Figure II.2 :</b> Décomposition DWT par filtres numériques. ....	19
<b>Figure II.3 :</b> Schéma général d'un modèle biologique. ....	20
<b>Figure II.4 :</b> Schéma général d'un neurone formel. ....	20
<b>Figure II.5 :</b> Schéma représente quelques fonctions d'activation. ....	21
<b>Figure II.6:</b> Architectures générale d'un réseau multicouche. ....	22
<b>Figure III.1:</b> Le processus d'extraction de caractéristiques et classification de syndrome épileptique. ....	26
<b>Figure III.2 :</b> DWT du groupe D et A. ....	28
<b>Figure III.3 :</b> DWT du groupe D et E. ....	29



## Liste des Tableaux

<b>Tableau I.1</b> : Les différents rythmes physiologiques. ....	11
<b>Tableau III.1</b> : Nombres de signaux EEG utilisée dans cette étude. ....	27
<b>Tableau III.2</b> : Les bandes de fréquences correspondantes aux différents niveaux de décompositions.....	28
<b>Tableau III.3</b> : Analyse des descripteurs (énergie, entropie, variance) dans les différentes phases d'épilepsie et pour chaque sous-bande choisi.....	31
<b>Tableau III.4</b> : Analyse des descripteurs (min, max, moyenne, écart-type) dans les différentes phases d'épilepsie et pour chaque sous-bande. ....	32
<b>Tableau III.5</b> : Architecture et algorithme d'apprentissage utilisé pour chaque classifieurs (classe D&A).....	35
<b>Tableau III.6</b> : Architecture et algorithme d'apprentissage utilisé pour chaque classifieurs (classe D&E). ....	35
<b>Tableau III.7</b> : Matrices de confusions pour les classe D&A.....	36
<b>Tableau III.8</b> : résultats des lois statistiques pour les classes D&A.....	36
<b>Tableau III.9</b> : Matrices de confusions pour les classe D&E.....	37
<b>Tableau III.10</b> : résultats des lois statistiques pour les classes D&E.....	37
<b>Tableau III.11</b> : L'évaluation des performances de quelques méthodes de la littérature et de la méthode proposée (CC).....	39

## Introduction Générale

L'épilepsie est une condition neurologique pendant longtemps stigmatisé, et dont les crises chroniques sont le symptôme d'une hyperexcitabilité et d'une hypersynchrone neuronale anormale, il existe différentes formes de crises et de syndromes épileptiques. Cette maladie neurologique chronique touche 50 millions de personnes dans le monde, selon les estimations (OMS, 2015) 2,4 millions de nouveaux cas par an. L'épilepsie représente 0,5 % de la charge mondiale de morbidité. Encore aujourd'hui, des problèmes de traitements (médicaments), et la médecine moderne ne parvient que dans de rares cas à la guérir complètement (chirurgie).

Chez un individu épileptique la période séparant l'occurrence de deux crises est appelée phase intercritique. Durant cette phase le tracé EEG peut montrer des événements paroxystiques anormaux appelés décharges épileptiques intercritique se présentant sous forme de pointes épileptiques.

L'objectif de ce mémoire est de mettre en place, une méthodologie nécessaire au détection et classification de la phase intercritique.

Ce travail introduira dans le chapitre 1, le contexte générale c'est-à-dire épilepsie et les méthodes d'observations, particulièrement l'EEG.

La deuxième partie du chapitre 1 donne l'état de l'art sur les méthodes qui ont optée pour la détection et la classification des signaux EEG épileptiques.

Le chapitre 2 présentera pour but de définir les différents techniques, utilisées dans ce travail à savoir la transformée en ondelette discrète et les réseaux de neurones multicouches.

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

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

## Chapitre I : Epilepsie, EEG et l'état de l'art

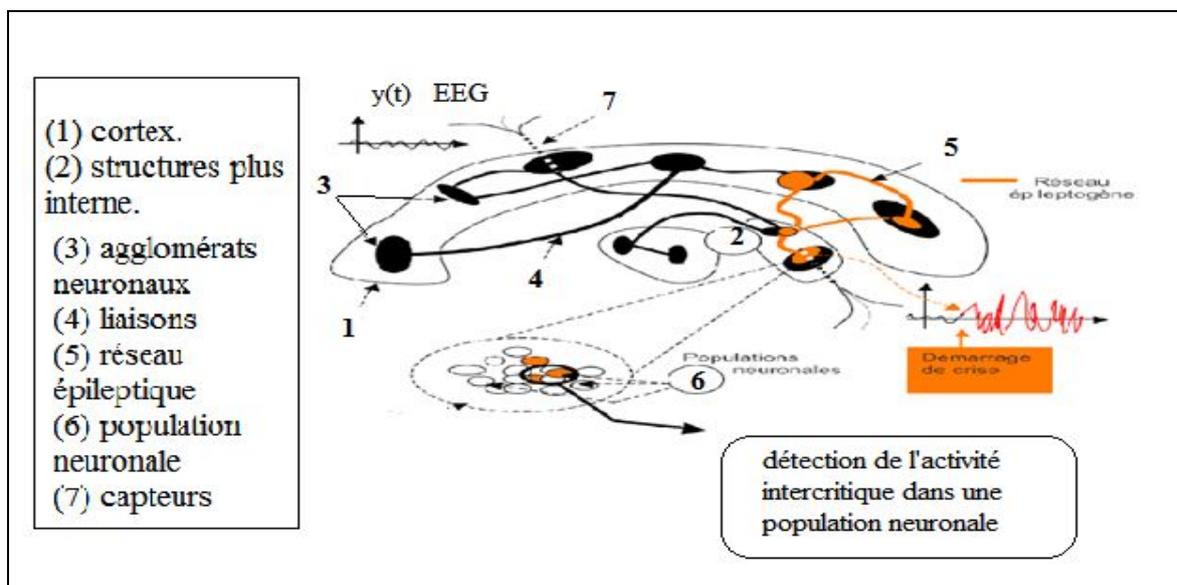
### I.1 Introduction :

Ce premier chapitre a pour rôle d'expliquer ce qu'est l'épilepsie, une maladie neurologique dont beaucoup de gens ont entendu parler, mais qui restent pourtant très mal connue et qui donne souvent lieu à des fausses idées, en particulier sur les manifestations des crises d'épilepsie. Nous avons choisi de partir d'une définition populaire de cette maladie pour, après avoir fourni quelques repères historiques, la décrire de façon plus scientifique. Ensuite, nous exposerons différentes méthodes d'observations de la structure ou de l'activité du cerveau, notamment l'électroencéphalographie (EEG), technique sur laquelle s'appuie ce travail. Nous ferons l'état des progrès médicaux passés et à venir en épileptologie.[Clément,13].

### I.2 L'épilepsie :

#### I.2.1 Définition et généralité :

Épilepsie (n.f.) (bas latin epilepsia, du grec epilêpsia, attaque) : affection caractérisée par la répétition chronique de décharges (activations brutales) des cellules nerveuses du cortex cérébral. » [Larousse,2012].



**Figure I.1** – Cette figure (qui ne prétend à aucun réalisme anatomique) a pour but de représenter très schématiquement différents niveaux d'organisation à considérer dans le cerveau, anatomiquement et fonctionnellement, pour mieux positionner le type de modèle étudié dans ce mémoire. L'ensemble (1) symbolise le cortex, et les ensembles (2) des structures plus internes.

Dans ces ensembles qui sont constitués de ce qu'on appelle la matière grise (c'est-à-dire d'un «continuum» de neurones avec une densité de connexions importante), des agglomérats neuronaux (3) peuvent être considérés, qui communiquent à «grande» distance. Ces liaisons (4), qui sont constituées anatomiquement de faisceaux de fibres axonales, sont parties prenantes dans la constitution de grands réseaux fonctionnels. Dans cette représentation le concept de réseau épileptogène (5, en rouge) suppose que certains groupes neuronaux sont anormalement plus excitables en intra, mais également qu'ils aient pu voir leurs liens fonctionnels se renforcer au cours du développement de la pathologie (épileptogénèse). Le démarrage d'une crise d'épilepsie partielle peut être considéré dans cette interprétation comme le basculement, au sein de ce réseau, depuis des activités quasi normales vers des activités paroxystiques [Paul,09].

Dans le sens commun, une crise d'épilepsie est un épisode de quelques minutes pendant lesquelles la personne perd le contact, se raidie, tombe et se met à faire des mouvements répétitifs et incontrôlés. Ces deux phases de raidissement et de mouvements sont respectivement appelées phase tonique et phase clonique. Elles constituent des signes très marquants de cette maladie, mais elles n'interviennent pas dans toutes les crises et sont loin d'en être les seules composantes. Pendant une crise d'épilepsie, l'ensemble ou une partie du cerveau se met à fonctionner anormalement, présentant une activité excessive ou hyper synchrone [Clément,13]. C'est un événement paroxystique (début et fin brutaux), qui ne présente pas en général de facteurs déclenchant particuliers (bien que des facteurs facilitants puissent exister).

Les symptômes et signes extérieurs de la crise d'épilepsie vont varier. Durant la crise, l'activité anormale peut aussi se propager à d'autres régions du cerveau qui n'étaient pas touchées initialement, ainsi les symptômes et signes extérieurs changent au cours de la crise. Par exemple, une aphasie (trouble du langage) peut apparaître si une crise démarre dans l'aire de Broca (région impliquée dans le langage), puis se prolonger par des clonies si la région motrice primaire est ensuite atteinte par la crise.

L'apparition d'une seule crise n'implique pas nécessairement d'épilepsie. C'est la survenue spontanée et récurrente de plusieurs crises qui définit l'épilepsie. La fréquence d'occurrence des crises est extrêmement variable, elles peuvent arriver moins d'une fois par an, ou bien plusieurs fois par jour.

### I.2.2 Classification des épilepsies :

La classification des crises épileptiques différencie les crises généralisées, des crises partielles (Figure I.2).

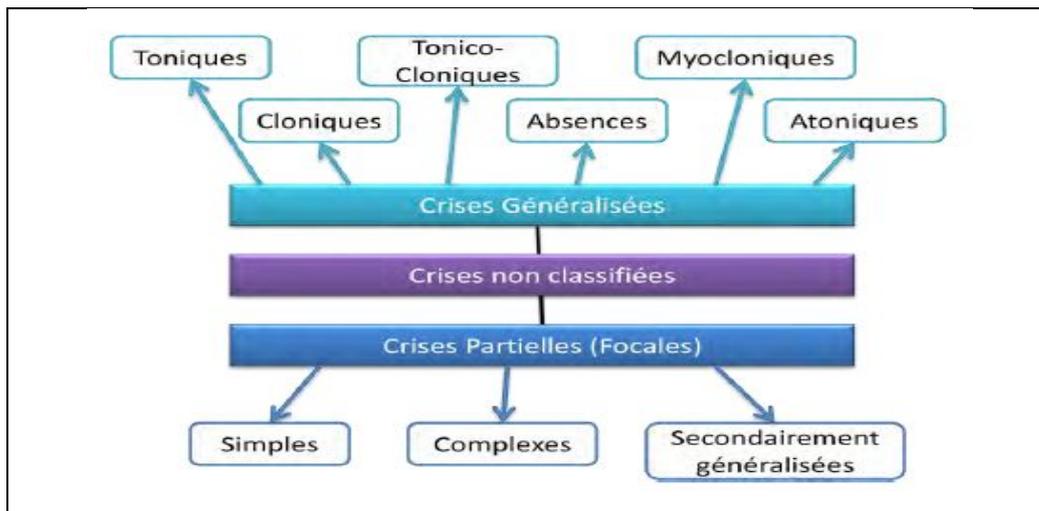


Figure I.2 : Représentation schématique de la classification des crises épileptiques.

#### I.2.2.1 Les crises généralisées :

Dans le cas de crises généralisées la décharges épileptique anormale est bilatérale et se propage dans l'ensemble du cortex [ShFo, 03].

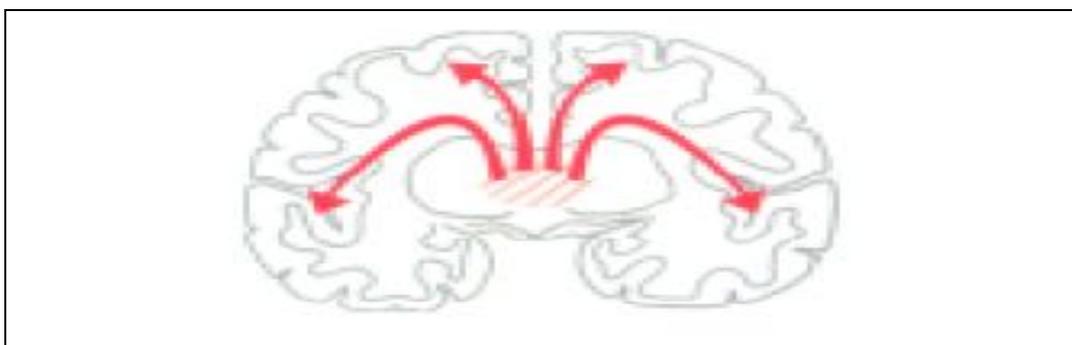


Figure I.3: représentation schématique de la propagation de la décharge épileptique au sein du cortex cérébral lors de la crise généralisée.

##### a. Les crises toniques :

Les crises toniques se manifestent en premier lieu par une perte de conscience qui peut provoquer une chute, mais également par une rigidité musculaire généralisée et soutenue qui contracte tous les muscles du corps et du tronc et souvent accompagnée de troubles végétatifs [ShFo ,03].

**b. Les crises cloniques :**

Les crises cloniques se manifestent pour leur part, à travers des secousses musculaires rythmiques bilatérales et généralisées des membres du corps [ShFo ,03].

**c. Les crises tonicocloniques :**

les crises tonicocloniques ou autrement appelées « grand mal » débutant par une perte de connaissance brutale et se découpent en 3 phases avec une phase tonique qui dure entre 10 à 20 secondes puis une phase clonique d'environ 30 secondes suivi d'une phase résolutive ou post critique souvent d'une perte d'urine, d'une morsure de la langue et d'une accumulation de salive[ShFo ,2003]. La crise tonicoclinique est suivie d'un sentiment de grande fatigue avec un retour à une conscience claire qui se fait progressivement et une confusion post-critique qui peut parfois durer plusieurs heures [Elger, 08].

**d. Les crises myocloniques :**

Les crises myocloniques se produisent sans altération de la conscience et se manifestent par des secousses musculaires violentes, très brèves, bilatérales et synchrones des membres supérieurs ou inférieurs [ShFo, 03].

**e. Les crises atoniques :**

Les crises atoniques se manifestent par une perte soudaine du tonus musculaire entraînant une chute pour la personne en crise (ShFo ,03).

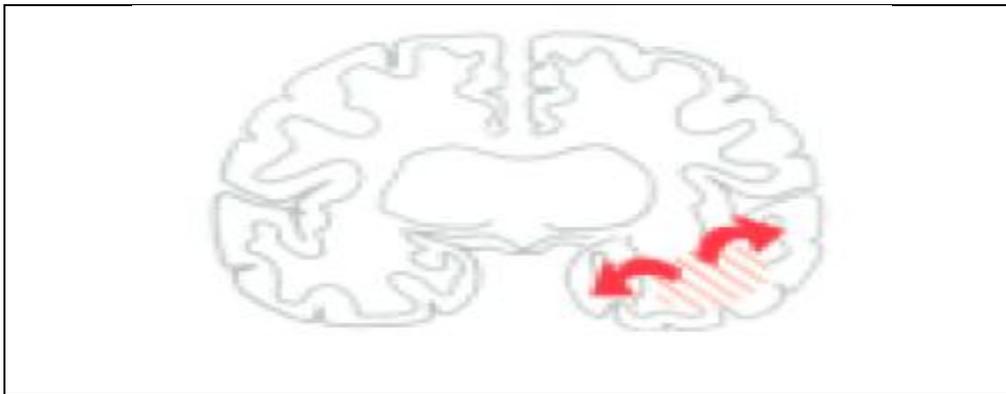
**f. Les crises absences :**

Lors de crises d'épilepsie absence, autrement appelées « petit mal » touchant principalement les enfants, il y a une suspension brève de la conscience entraînant une rupture de contact, le sujet a le regard vide et ne répond plus [ShFo ,03]. Il existe deux formes de crises d'épilepsie absence : les crises d'épilepsie absence typiques et les crises d'épilepsie atypiques. Concernant les crises d'épilepsie typiques le début et la fin de la crise sont brusques, la durée

est très brève, d'une dizaine de secondes avec des manifestations cloniques et atoniques discrètes. Pour les crises d'absences atypiques, le début et la fin de la crise se font de manières plus progressives, la crise à une durée plus prolongée de 1 à 2 minutes avec des manifestations cloniques et atoniques plus marquées. Une fois une crise d'absence passée l'enfant reprend conscience et ne garde aucun souvenir de la crise [Romain, 11]

### **I.2.2.2 Les crises partielles ou focales :**

Les crises partielles sont localisées dans une seule région du cerveau, appelée origine focale, et n'affectent qu'une partie du cerveau (Figure I.4)



**Figure I.4 :** Représentation schématique de la propagation de la décharge épileptique au sein du cortex cérébral lors de la crise d'épilepsie partielle simple.

Les crises partielles se manifestent initialement par des signes cliniques focaux brefs et stéréotypés. On distingue 3 groupes de crises partielles : les crises partielles simples, les crises partielles complexes et les crises partielles secondairement généralisées [Elger, 08].

#### **a) Les crises partielles simples :**

Les crises partielles simples appelées « crises focales » sont des crises qui ne modifient pas la conscience, car elles n'intéressent qu'une petite zone discrète du cerveau, le siège focal, et sont habituellement de courtes durées heures [Elger, 08].

Ce type de crises est également connu sous le nom d' « aura » parce qu'il sert souvent d'indice annonciateur qu'une convulsion plus grave [Romain, 11].

**b) Les crises partielles complexes :**

Les crises partielles complexes touchent les structures centrales profondes du cerveau qui régissent la conscience [ShFo ,03]. Ces crises entraînent donc des altérations ou une perte de la conscience. Elles étaient autrefois appelées crises psychomotrices ou du lobe temporal, car elles sont souvent localisées au niveau du lobe temporal ou frontal [Romain, 11]

**c) Les crises partielles secondairement généralisées :**

Les crises généralisées secondaires se présentent initialement comme des crises partielles heures [Elger, 08].

Elles se manifestent d'abord dans une région du cerveau sous forme d'aura (crise partielle simple) ou comme un changement de la conscience (crise partielle complexe) avant de se propager à tout le cerveau pour devenir des crises généralisées, habituellement tonico-cloniques, lesquelles sont caractérisées par une perte de conscience [ShFo,03]. Les crises généralisées secondaires ont un foyer d'origine, à la différence des crises généralisées primaires qui se déclarent dans tout le cerveau en même temps [Romain, 2011].

**I.2.2.3 Les crises non classifiées :**

Les crises non classifiées sont les crises qu'il est impossible à classées, car les manifestations cliniques ou les représentations des EEG ne permettent pas de distinguer s'il s'agit de crises généralisées ou de crises partielles [Elger, 08].

**I.2.2.4 L'état de mal épileptique :** L'appellation « état de mal épileptique » est utilisée lors de crise de durée prolongée ou lors d'une succession de crises d'épilepsie sans récupérations complète entre les deux [Elger, 08].

**I.2.3 Traitement :**

A l'heure actuelle, pour soigner les patients épileptiques, le traitement est d'abord médicamenteux.

En cas d'échec de ce traitement on propose un traitement chirurgical.

**I.2.3.1 Les traitements pharmaceutiques :**

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

même. Dans les pays développés, 70% des patients utilisent avec succès ces drogues antiépileptiques.

### **I.2.3.2 Les traitements chirurgicaux :**

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

Dans le cas des épilepsies du lobe temporal, après une opération, 60%-70% des patients ne font plus de crises, bien que dans certains cas cette rémission peut intervenir jusqu'à 2 ans après l'opération [Janszky, 05].

Le diagnostic de l'épilepsie repose avant tout sur l'interrogatoire détaillé du patient ou de son entourage. L'épileptologue cherche à connaître le contexte d'apparition des crises et les manifestations associées. Des examens EEG sont généralement prescrits. En effet, l'EEG joue un rôle important dans le diagnostic de l'épilepsie, dans la classification du type de crise, du syndrome épileptique et dans la détermination de la zone du cerveau où les crises trouvent leur origine.

## **I.3 EEG (Électroencéphalographie) :**

### **I.3.1 Définition :**

L'EEG est une technique mise au point dans les années 1920 par Hans Berger. Elle consiste à enregistrer l'activité électrique d'une partie des neurones du cortex. Un bonnet, qui comporte quelques dizaines d'électrodes, est placé sur la tête du patient et relié à un système d'acquisition. À chaque électrode correspond un signal qui représente, en temps réel, l'activité moyenne des neurones présents à quelques centimètres sous cette électrode. Cette méthode permet de visualiser l'activité du cerveau ; elle est utilisée pour suivre le déclenchement et la

propagation des crises, apportant des informations complémentaires à celles provenant de la sémiologie.

À ses débuts, l'EEG étant directement tracé sur des bandes de papier à la manière d'un sismographe. Avec le développement des systèmes numériques à partir des années 90, on peut maintenant facilement stocker, et analyser les signaux EEG, de manière visuelle ou automatique. Les technologies actuelles permettent aussi d'augmenter la résolution spatiale en plaçant jusqu'à 256 électrodes sur le scalp, et la résolution temporelle, avec des fréquences d'échantillonnage qui montent souvent à 2 kHz.

L'EEG est très utile, mais ne permet pas de visualiser l'activité de neurones situés plus en profondeur dans le cerveau. Pour pallier ce problème, Jean Bancaud et Jean Talairach ont élaboré, en 1962, une technique chirurgicale qui consiste à implanter des électrodes à l'intérieur du crâne, directement dans le cerveau (Talairach et al.1962). Cette méthode appelée Stéréo-électroencéphalographie (SEEG) utilise le repérage dit stéréotaxique pour placer les électrodes précisément dans les régions souhaitées. Cette méthode permet d'augmenter la résolution spatiale de l'EEG de scalp en mesurant l'activité de neurones inaccessibles auparavant ; ce qui la rend très pratique pour certaines épilepsies, notamment pour déterminer la zone de départ des crises lorsqu'elles impliquent des régions sous-corticales. Cependant, et contrairement à l'EEG de scalp, la SEEG est invasive ; c'est pourquoi elle n'est utilisée qu'en prévision d'une chirurgie. La SEEG est effectuée pour identifier précisément les zones pathologiques et pour faire une cartographie fonctionnelle de cette zone. Cette dernière étape permet ensuite d'estimer les chances de réussite et les risques, afin de proposer une éventuelle chirurgie si ces risques sont jugés raisonnables et inférieurs aux bénéfices éventuels.

Dans les cas d'épilepsies pharmacorésistantes, les signaux EEG (scalp ou profondeur) sont souvent enregistrés sur de longues périodes de quelques heures à quelques jours. L'objectif principal de ces phases d'enregistrement est d'observer des anomalies intercritiques et des crises d'épilepsie pour déterminer la zone qui en est responsable. Ces longues périodes d'enregistrement révèlent souvent la présence d'événements particuliers dans les signaux EEG, tels que des décharges rythmiques courtes (dites infra-cliniques) ou des pointes. Bien que non-symptomatiques, ils sont utilisés par les épiléptologues pour déterminer la zone à opérer lors du diagnostic pré-chirurgical. [Clément, 13]

### I.3.2 Positionnement des électrodes :

Le signal EEG est recueilli à l'aide d'électrodes positionnées sur le scalp. Suivant les besoins et la précision que l'on souhaite obtenir, le nombre d'électrodes peut varier d'une dizaine d'électrodes à plusieurs centaines. Elles sont placées sur le scalp selon des règles de positionnement répondant à une nomenclature standard. Le système international 10/20 a été proposé par Jasper en 1958, et a couramment été adopté dans les travaux qui ont suivis. Ce système définit les positions de 21 électrodes, standardisation permettant la comparaison simple des travaux fondés sur le recueil de signaux EEG dans différents laboratoires.

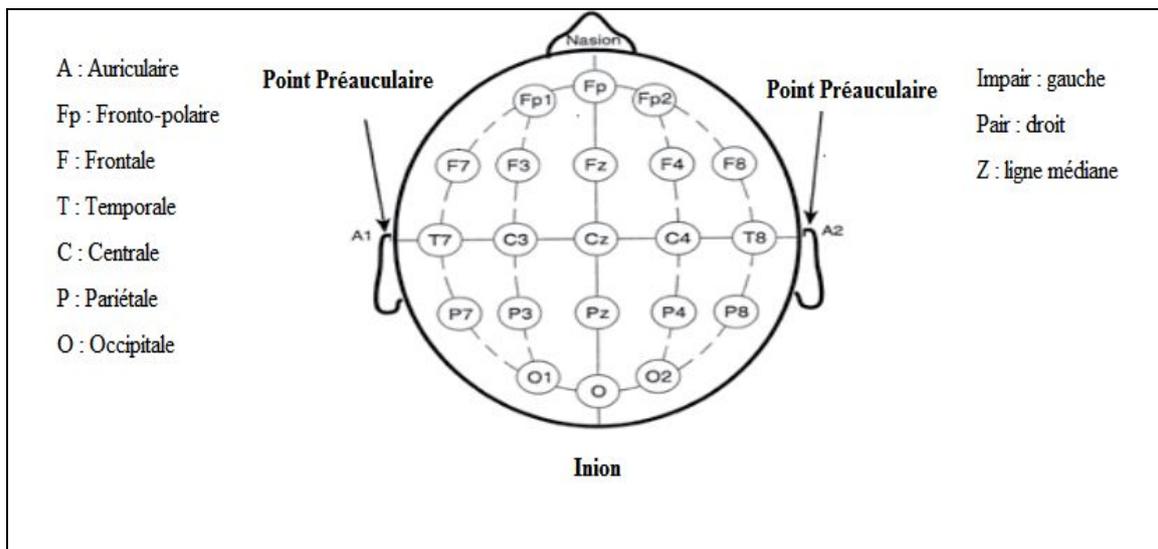


Figure I.5 – Représentation des systèmes internationaux de positionnements d'électrodes pour la capture de signaux EEG.

### I.3.3 EEG normal :

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  $\mu\text{V}$  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 1 et Figure 4):

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

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

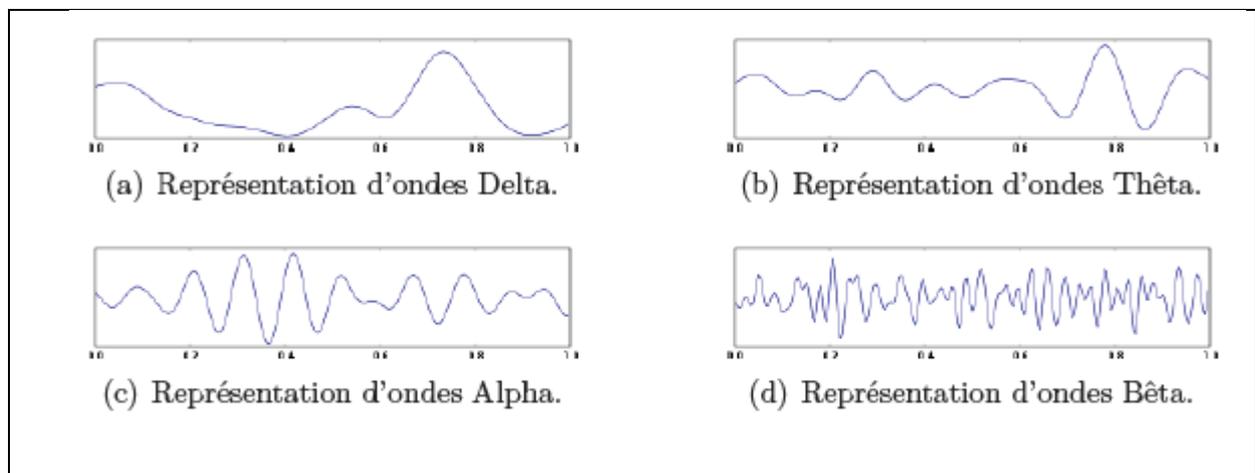
- **Le rythme alpha** est une activité normale d'un adulte éveillé, mais il est surtout présent lorsque l'individu se relaxe et garde les yeux fermes. Il apparait simultanément des deux côtés de la tête généralement plus vers l'arrière qu'à l'avant, et est donc mieux

visualise sur un EEG occipital (Oz-A1) que sur un EEG central (Cz-A1) ou Frontal (FP1-A1). Il disparaît dès 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 éveillé, 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 plongé 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).

Rythme	Fréquence	Amplitude	Corrélat
Delta	< 4 Hz	>30 $\mu\text{V}$	Sommeil lent profond
Thêta	4-7 Hz	20 $\mu\text{V}$	Sommeil léger
Alpha	8-12 Hz	30 $\mu\text{V}$	Veille calme
Beta	15-30 Hz	20 $\mu\text{V}$	Veille active

**Tableau I.1** : Les différents rythmes physiologiques.



**Figure I.6** : Principaux rythmes oscillatoires de l'EEG humain [Laurent, 13].

Les anomalies du tracé consistent en une modification des fréquences et de l'amplitude, permanente ou transitoire, du tracé, et en la présence de figures anormales.

### I.3.4 EEG épileptique :

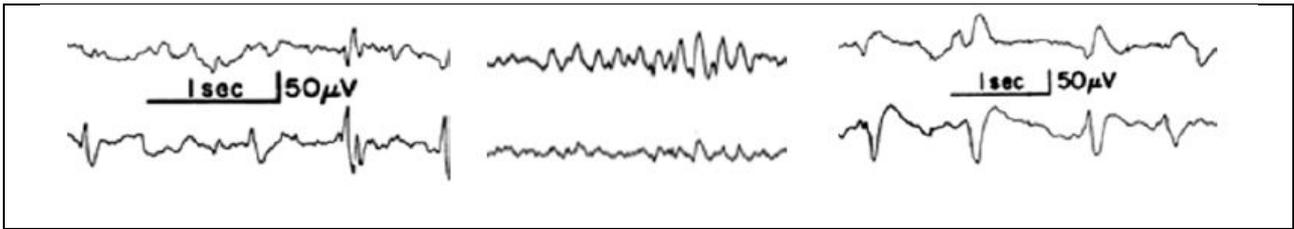
EEG du patient épileptique revêt trois états différents, L'état de crise est appelé « **phase critique**», elle peut être précédée par une phase prodromique appelée « **aura** ». La phase critique est suivie d'une « **phase postcritique** » correspondant au retour du sujet vers un état normal qui peut durer de quelques minutes à plusieurs heures. La période qui sépare l'occurrence de deux crises est appelée « **phase intercritique** ».

L'électroencéphalogramme permet donc de détecter les perturbations d'origine fonctionnelle ou lésionnelle des aires corticales de la convexité, d'apprécier leur importance, de préciser éventuellement leur localisation et de suivre leur évolution. C'est aussi un examen performant pour étudier d'une part les troubles de la vigilance, d'autre part les expressions paroxystiques plus ou moins rattachées aux manifestations épileptiques, mais il reste peu spécifique et ce n'est qu'exceptionnellement qu'il permet un diagnostic étiologique.

#### I.3.4.1 Décharges épileptiformes (phase intercritique):

Les activités paroxystiques se distinguent suivant qu'elles surviennent au cours ou en dehors d'une crise, bien que dans certains cas la différence entre état critique et intercritique puisse être discutée. Durant la période intercritique, des ondes anormales paroxystiques se détachant du signal de fond peuvent apparaître sur le tracé EEG. L'International Federation of Societies for Electroencephalography and Clinical Neurophysiology (IFSECN 1974) donne une définition à ces grapho-éléments (Figure I.7):

- ❖ « **Un pointe** » est une onde très aiguë distincte de l'activité de fond par son amplitude et d'une durée de 20 à 70 ms.
- ❖ « **Une pointe onde** » est une pointe suivie d'une onde lente de même polarité que la pointe de morphologie arrondie et de durée comprise entre 300 et 400 ms voir plus lente (400 à 1000 ms) appelée alors « **pointe onde lente** ».
- ❖ Les pointes peuvent arriver en bouffée (5 à 6 pointes) suivies ou non d'une onde lente, on les appelle alors « **polypointes** » ou « **polypointes-onde** ». Les pointes ondes peuvent aussi apparaître sous forme de décharges rythmiques de plusieurs secondes (5 à 30 s) présentant 3 à 5 cycles/seconde.
- ❖ « **Une onde à front raide** » ou « **onde aiguë** » est une onde lente (70 à 200 ms) de grande amplitude, d'aspect moins pointu que la pointe mais dont la phase initiale négative présente une pente très raide. [Alexis, 10]



**Figure I.7 :** Exemple de pointes, de polypointes et d'ondes à front raide.

#### **I.4 Etat de l'art :**

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

**Mamadou Ndiaye et al. :** En 2006, ils ont travaillé dans un contexte de l'analyse et de l'interprétation des signaux électro physiologiques intracérébraux enregistrés chez des patients épileptiques, mais également dans une recherche méthodologique visant à exploiter des agents coopératifs dans cette analyse complexe. L'objectif est d'exploiter l'apport de ces techniques dans l'amélioration de l'extraction, la représentation et l'interprétation des informations mais surtout la mise en œuvre de stratégie de contrôle dans les différents traitements. Leur approche exploite l'ensemble des informations enregistrées lors de l'exploration intracérébrale (Stéréo-Electroencéphalographie) et sélectionne dynamiquement celles d'intérêt pour optimiser les traitements sans tronquer l'information [Mam, 06].

L'approche associe des algorithmes de traitement du signal (analyse spectrale, mesure de causalité entre signaux) éprouvés dans l'analyse du signal épileptique dans un système multi-agents. La méthode a mis en évidence la dynamique temporelle et l'organisation des réseaux des structures cérébrales qui coopèrent dans les différentes phases des crises d'épilepsie.

**Arme-Sophie DUBARRY :** en 2010, elle a travaillé sur la détection des pointes épileptiques à partir des signaux EEG, elle dit que la caractérisation de l'activité épileptique intercritique est une étape primordiale de l'évaluation prés-chirurgicale de l'épilepsie. Au cours de cette étape, les neurologues inspectent les signaux EEG afin de répertorier des événements transitoires caractéristiques appelés points épileptiques. A partir d'hypothèse qui définissent une pointe épileptique (fréquence, durée, corrélation spatiales) elle propose un algorithme de détection semi-automatique (supervisé), Cet algorithme repose sur deux étapes.

La première étape est une détection exhaustive d'évènements putatifs en utilisant la décomposition modale empirique (EMD). La seconde étape filtre ces évènements sur les critères de corrélations spatiales et d'amplitude. Cette localisation est obtenue par l'utilisation des méthodes du maximum d'entropie sur la moyenne (MEM), elle montre dans la plupart des cas, une concordance entre les pointes détectées par l'algorithme et les pointes marquées par le neurologue [Dub, 10].

**A. KINIE et al. :** En 2012, ces chercheurs ont proposé une transformation du signal épileptique en une suite de booléens, ils ont exploités la répartition de la densité spectrale de puissance dans 9 bandes de fréquences 1, 2, 1, 2, 1, 2, 1, 2, classiquement utilisées dans l'analyse du signal Stéréo-EEG. Cette transformation produit un indicateur scalaire dont l'exploitation judicieuse, associée à un système informatique dédié (ici un système multi-agent) et appliquée à l'analyse de d'une crise d'épilepsie fait émerger une représentation très réaliste du contenu spectral des aires cérébrales impliquées dans la crise d'épilepsie [Kin, 12].

**Laurent Vezard et al. :** En 2013, ces chercheurs ont prédit l'état de vigilance d'un individu à partir de l'étude de son activité cérébrale (signaux d'électro-encéphalographie EEG). La variable à prédire est binaire (état de vigilance "normal" ou "relaxé").Après une étape de prétraitement et de validation des données, un critère nommé "critère des pentes" a été choisi. Des méthodes de classification supervisée usuelles (k plus proches voisins, arbres binaires de décision (CART), forêts aléatoires, PLS et sparse PLS discriminante) ont été appliquées afin de fournir des prédictions de l'état des participants. Le critère utilisé a ensuite été raffiné grâce à un algorithme génétique ce qui a permis de construire un modèle fiable (taux de bon classement moyen par CART égal à 86,68 % [Lv&, 13].

**L. Ayoubian et al. :** En 2013, ont proposé un système de saisie automatique dans l'EEG intracrâniens, basé sur l'évaluation des hautes fréquences dans le domaine d'ondelette, Le système a été conçu en utilisant 30 h de l'EEG intracrânienne, y compris les 15 saisies chez 15 patients. Décomposition en ondelettes, extraction de caractéristiques, seuil adaptatif et l'enlèvement artefact ont été employées dans les données de formation. Un algorithme de suppression EMG a été développé sur la base de deux caractéristiques : le manque de corrélation entre les bandes de fréquences et de l'énergie de propagation de la fréquence. Résultats basés sur l'analyse des données d'essais (36 h de l'EEG intracrânienne, dont 18

saisies) montrent une sensibilité de 72%, une fausse détection de 0,7 / h et un délai médian de 5,7 s. Saisies manqués provenaient principalement de crises avec des fréquences subtiles ou absentes élevées ou de procédures de retrait EMG. Fausses détections étaient principalement dus à EMG faible ou activités à haute fréquence intercritiques. Les hautes fréquences ont le potentiel de contribuer de manière significative à la détection des crises d'épilepsie [LA,13].

**Mohamed Tahar Haddad :** En 2014, a proposé un nouvel algorithme de prédiction, basé sur la théorie de la corrélation et celle du chaos, il a utilisé un minimum de variable, donc, il a présenté un minimum de complexité dans son intégration matérielle dans un implant crânien. La densité spectrale PSD (*Power Spectral Density*) et des outils d'analyse statistique ont été utilisés pour déterminer les seuils de tension pour les basses fréquences (fréquences Delta)[Mth, 14].

**Haydari, Z et al. :** En mars 2015 ces chercheurs ont proposé un algorithme génétique pour la sélection des caractéristiques puis ils ont fait la classification par k plus proche voisin avec 30 génération de GA [Hdr, 15].

### **I.5 Conclusion :**

Ce chapitre présente des notions générales sur la maladie d'épilepsie, leur classification, traitement et diagnostic principalement l'EEG, la technique la plus couramment utilisée car elle permet de recueillir un grand nombre d'information au cours de la crise ou entre les crises (phase intercritique).



## Chapitre II : Ondelettes et réseaux de neurones

### II.1 Introduction :

Les données recueillies en EEG sont généralement en 3 dimensions qui correspondent au temps, aux électrodes et aux individus. Afin d'augmenter le nombre de signaux EEG disponibles, il est courant que le signal EEG d'un même individu soit recueilli en différents instants temporels (essais EEG) ou que le signal EEG enregistré au cours d'une période soit découpé en signaux de quelques secondes (on parle d'epochs). Les signaux EEG sont connus pour être non stationnaires, hautement bruités, irréguliers et ont tendance à varier significativement d'un individu à l'autre, faisant de l'utilisation des méthodes de classification un défi scientifique [Sub, 05]. C'est pourquoi, les signaux EEG sont toujours prétraités avant que toute analyse ne soit réalisée.

L'étape de prétraitement est généralement couplée à une étape d'extraction de caractéristiques afin de passer des 3 dimensions initiales à une matrice de données en 2 dimensions sur laquelle une méthode de classification peut être appliquée.

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 d'utiliser pour prétraiter des signaux EEG [Laurent, 13]. Plusieurs méthodes usuelles de classifications supervisées tel que réseaux de neurones seront utilisées pour classer le syndrome épileptique.

### II.2 Pourquoi les ondelettes ?

La plupart des signaux du monde réel ne sont pas stationnaires, et c'est justement dans l'évolution de leurs caractéristiques (statistiques, fréquentielles, temporelles, spatiales) que réside l'essentiel de l'information qu'ils contiennent. Les signaux vocaux et les images sont à ce titre exemplaire. Or l'analyse de Fourier repose une approche globale du signal, les

intégrations sont faites de moins l'infini à plus l'infini, et toute notion de localisation temporelle.

### II.2.1.1 Transformée en ondelettes continu :

Une ondelette est une fonction  $\psi \in L^2(\mathbb{R})$  telle que  $\int_{\mathbb{R}} \psi(t) dt = 0$ . La transformée en ondelettes d'un signal  $x$  peut s'écrire :

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

Dans cette expression,  $a$  est le facteur d'échelle et  $b$  le paramètre de translation. La variable  $a$  joue le rôle de l'inverse de la fréquence : plus  $a$  est petit moins l'ondelette (la fonction analysante) est étendue temporellement, donc plus la fréquence centrale de son spectre est élevée. On peut également interpréter cette expression comme une projection du signal sur une famille de fonctions analysantes  $\psi_{a,b}$  construite à partir d'une fonction "mère"  $\psi$  conformément à l'équation suivante :

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

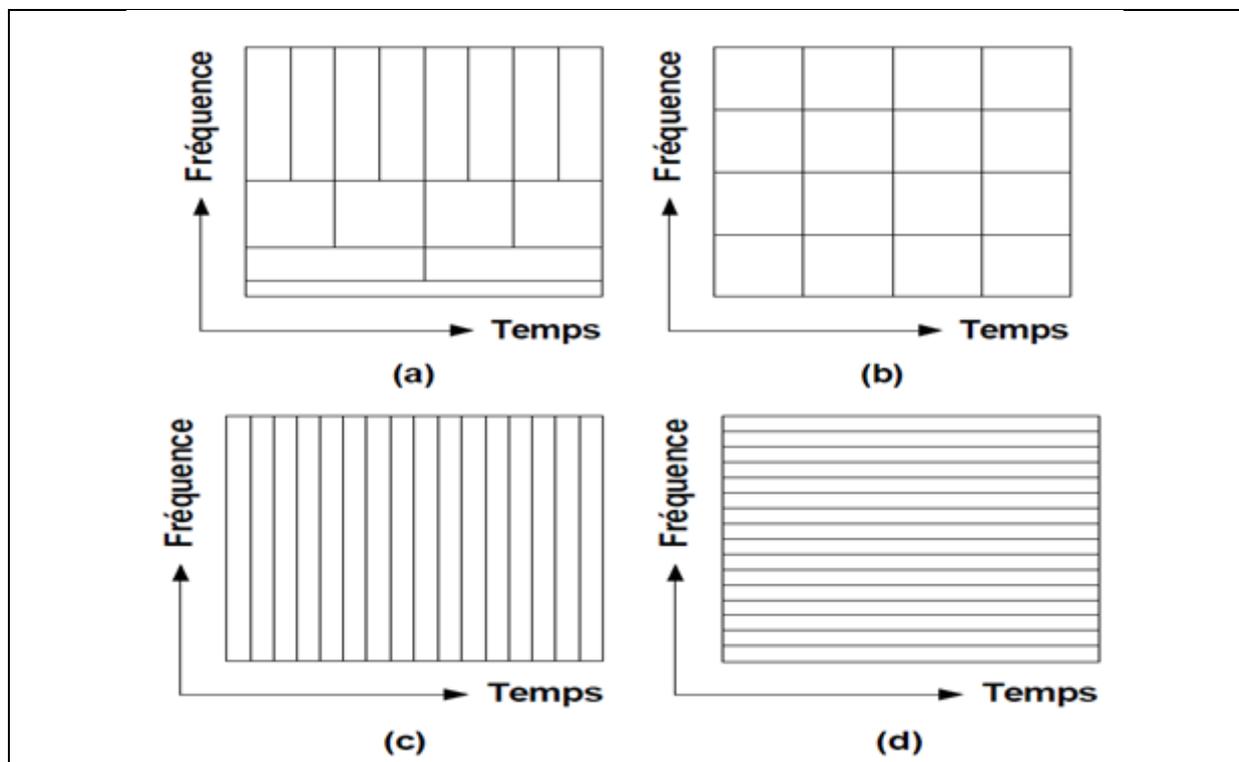


Figure II.1 : Découpage en atomes temps-fréquence

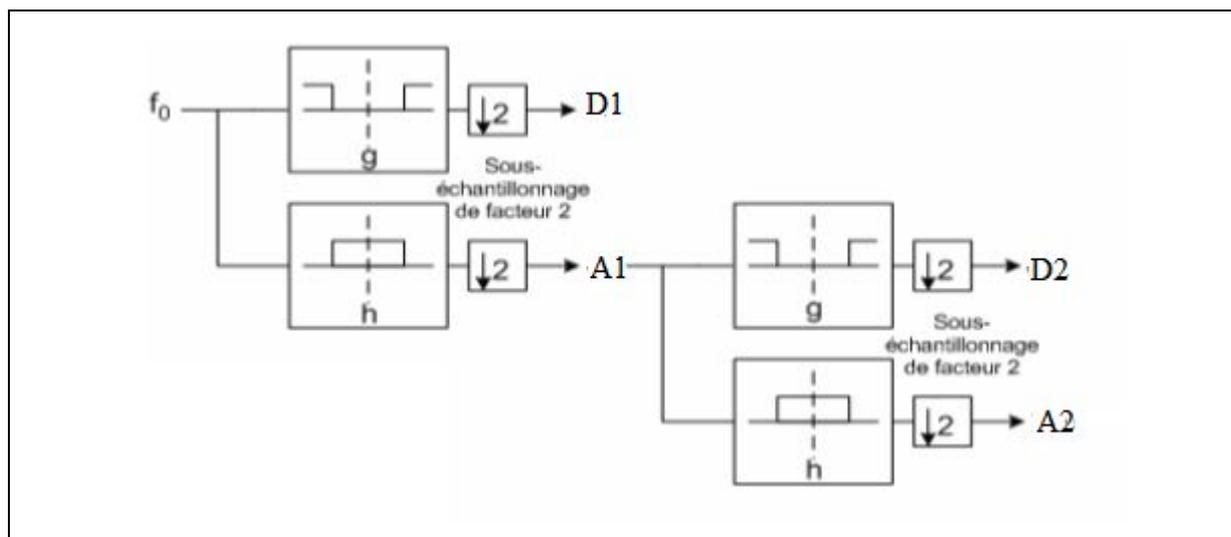
(a) CWT, (b) STFT, (c) Échantillonnage temporel, (d) FT.

La différence entre la STFT (*Short Time Fourier Transform*) et la transformée de Fourier usuelle (FT) est l'ajout d'une fenêtre glissante  $g(t)$  qui se déplace dans le temps d'un intervalle  $\Delta t$ . La CWT et la STFT permettent donc de produire une analyse du contenu fréquentiel d'un signal de façon quasi instantanée, c'est-à-dire pour une portion du signal allant de  $t$  à  $t + \Delta t$ . Elles décomposent le signal d'abord exprimé en fonction du temps en une multitude d'atomes, ou coefficients, dans le domaine temps-fréquence. Tel que montré à la Figure II.1, la principale différence entre les deux outils est le découpage atomique du plan temps fréquence : pour la STFT en (b), la largeur temporelle de l'atome dépend de la fenêtre  $g(t)$  et est constant, peu importe la fréquence, tandis que le découpage par CWT, en (a) produit des atomes plus larges dans le temps lorsque la fréquence est basse et inversement. Ainsi, les transitoires rapides d'un signal sont prises en compte par des atomes de haute fréquence qui ont une résolution temporelle très fine, alors que les mouvements plus lents, de basse fréquence, peuvent bénéficier d'une représentation fréquentielle plus précise. La Fig1 montre également les découpages atomiques obtenus par l'échantillonnage du signal dans le temps, en (c), et par la transformée de Fourier, en (d). [Virginie, 05]

### II.2.1.2 Transformée en ondelettes discrète :

La DWT utilise des filtres numériques passe-bas et passe-haut en cascade. À chaque niveau de décomposition, le signal en sortie du passe-bas est à nouveau filtré et séparé en deux bandes de fréquence qui est sous-échantillonnées, ne conservant qu'un échantillon sur deux. Ainsi, le nombre de coefficients est constant d'un étage à l'autre.

Selon la terminologie couramment employée, les bandes dénotées par  $d_i$  dans la (figure II.2) sont dites détaillées parce qu'elles contiennent les éléments à contenu fréquentiel supérieur, tandis que les bandes  $f_i$  sont appelées les approximations. [Virginie, 05]



**Figure II.2 : Décomposition DWT par filtres numériques.**

Les équations (2.3) et (2.4) présentent la décomposition à partir du signal discret  $f_i$  du niveau  $i$  en une partie à haute fréquence  $D_{i+1}$  et une partie à basse fréquence  $A_{i+1}$ , via les filtres numériques passe-bas  $h$  et passe-haut  $g$ .

$$A_{i+1,n} = \sum_l f_{i,l} \cdot h_{(l-2n)} \quad (2.3)$$

$$D_{i+1,n} = \sum_l f_{i,l} \cdot g_{(l+2n)} \quad (2.4)$$

Les filtres numériques ont l'avantage de posséder un support véritablement compact en temps et en fréquence, contrairement aux filtres analogiques qui présentent toujours un certain recouvrement. La transformée discrète peut résulter en une base orthogonale pour obtenir une représentation non-redondante du signal, ce que la CWT ne peut fournir. [Virginie, 05].

La bande de fréquence  $[f_0/2 : f_0]$  de chaque échelle de détail de la DWT est directement liée à la fréquence d'échantillonnage du signal d'origine, qui est donnée par :

$$f_0 = f_e / 2^{i+1}$$

La plus haute fréquence que le signal pourrait contenir à partir du théorème de Nyquist serait

$$f_e / 2^{i+1}$$

La 2ème approche utilisée avec la DWT est le RNN.

## II.3 Réseaux de neurones :

### II.3.1 Le neurone biologique :

- ❖ Les neurones reçoivent des signaux (impulsions électriques) par les dendrites et envoient l'information par les axones.
- ❖ Les contacts entre deux neurones (entre axone et dendrite) se font par l'intermédiaire des synapses.
- ❖ Les signaux n'opèrent pas de manière linéaire : effet de seuil. [Touzet, 92].

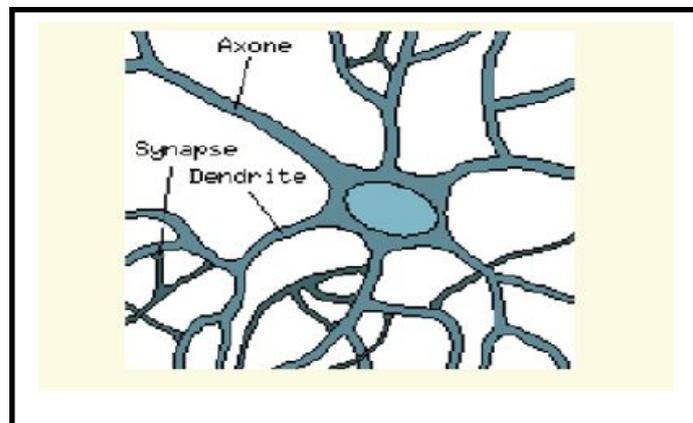
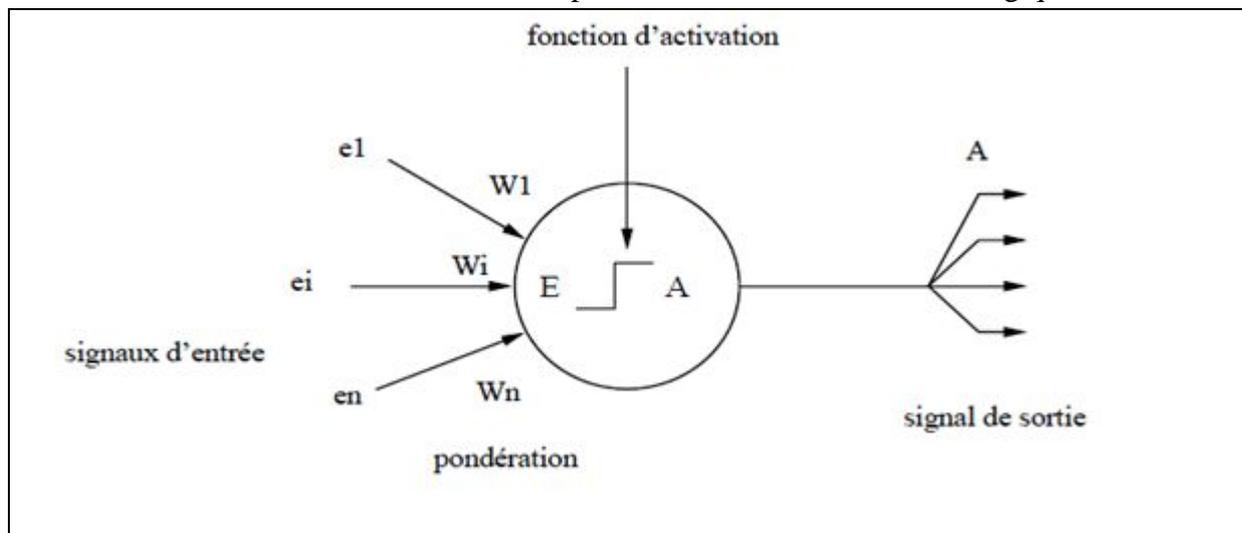


Figure II.3 : Schéma général d'un modèle biologique.

### II.3.2 Le neurone formel :

La structure des neurones artificiels est inspirée du modèle du neurone biologique



### Figure II.4 : Schéma général d'un neurone formel.

Les neurones formels (**Figure4**) sont dotés de caractéristiques inspirées de celles des neurones biologiques que nous avons passées en revue dans le titre précédent :

**Le potentiel d'action des cellules nerveuses** : il s'agit ici (pour le neurone formel) d'une valeur numérique, qui peut être transmise à des neurones en aval. Un neurone formel, ne peut transmettre qu'une valeur unique qui correspond à son état d'activation.

**Les dendrites** : des neurones biologiques leur permettent de recevoir différents signaux de l'extérieur. De la même manière, un neurone formel peut recevoir des signaux de plusieurs neurones. Ces signaux  $e_i$  sont combinés en un signal d'entrée unique  $E$  :

$$E = \sum w_i \cdot e_i \quad (2.5)$$

Où les  $w_i$  sont les poids affectés aux signaux extérieurs.

**Les synapses** : les valeurs  $w_i$  pondèrent les signaux émis par les différents neurones situés en amont. On retrouve ici l'analogie des synapses qui peuvent être inhibitrices ( $w_i < 0$ ), ou excitatrices ( $w_i > 0$ ).

**Le seuil d'activation** : une fonction d'activation  $A$  gère l'état du neurone formel. Généralement,  $A \approx 1$  le neurone est excité et il est au repos si  $A \approx -1$  ou  $A \approx 0$  selon le cas.

La (Figure II.5) représente quelques fonctions d'activations.

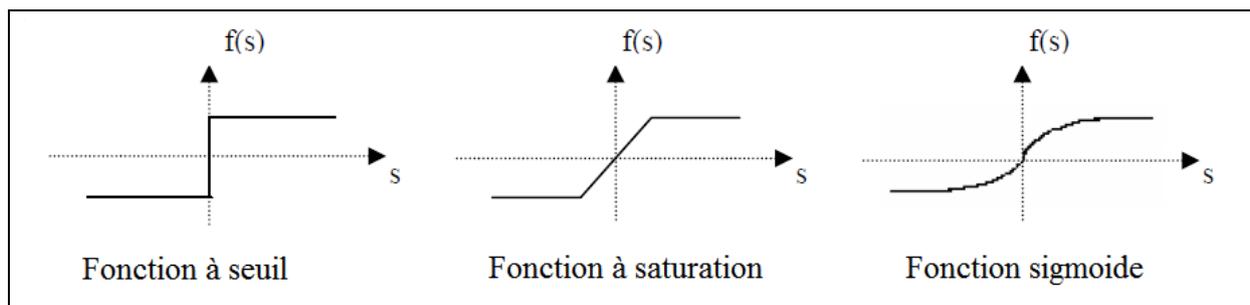


Figure II.5 : Schéma représente quelques fonctions d'activation.

### II.3. 3 Les réseaux de neurones artificiels :

En informatique, on appelle réseau de neurones un ensemble de neurones formel interconnecté. Dans la grande majorité des cas, les neurones sont en fait des fonctions calculées par un programme informatique. Les neurones sont caractérisés par un état

d'excitation qui dépend de celui des neurones situés en amont, ainsi que de la force des liens qui les relie.

### II.3.3.1 Les réseaux multicouches :

Ces réseaux sont organisés en couches. Les neurones d'une même couche ne sont pas reliés entre eux. Ils reçoivent leurs entrées de la couche précédente et transmettent le résultat des traitements à la couche suivante (Figure 6). Les couches situées entre la couche d'entrée et la couche de sortie sont appelées couches cachées. Leur nombre est variable.

La modélisation multicouche des RNN permet de traiter les problèmes. Elle est apparue suite à l'impuissance marquée par le perceptron dans le domaine de génération des sorties non-linéaire [AhI, 04].

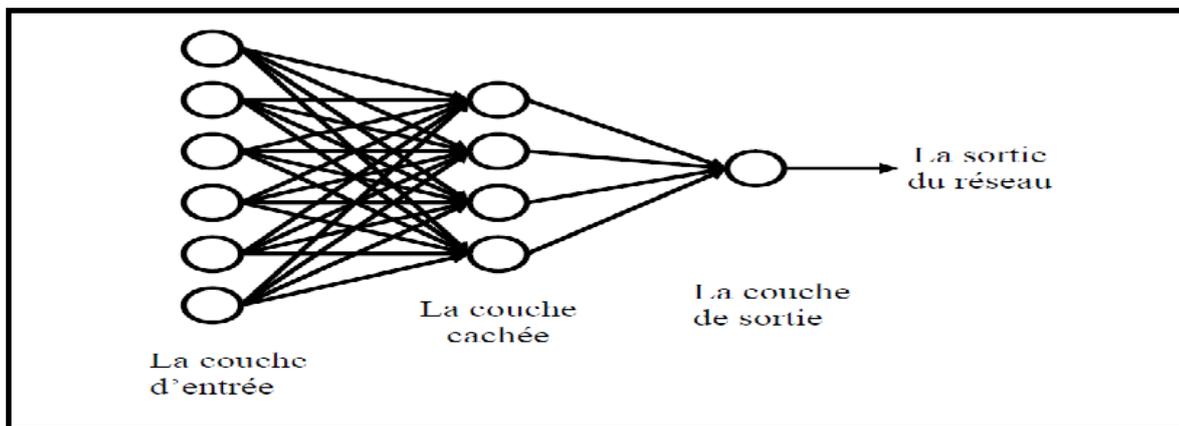


Figure II.6: Architectures générale d'un réseau multicouche.

#### Principe [Touzet,92]. :

- ❖ Pas de notion temporelle.
- ❖ Coefficient synaptique : coefficient réel.
- ❖ Somme des signaux arrivant au neurone.
- ❖ Sortie obtenue après application d'une fonction de transfert.

### II.3.4 Les techniques d'apprentissages :

#### II.3.4.1 L'apprentissage supervisé :

L'apprentissage supervisé d'un réseau de neurones consiste à modifier les poids tant que la réponse correspondant à chaque entrée n'est pas assez proche de la réponse souhaitée.

**a. rétro-propagation du gradient :**

L'impossibilité de traiter les problèmes non-linéaire avec les réseaux de types perception ou Adaline a été résolue en associant les neurones dotés d'une fonction d'activation non-linéaire en un réseau multicouches. Le théorème, dit d'approximation universelle montre en effet que toute fonction déterministe, comportant un nombre fini de discontinuités, peut être approximée par un réseau de ce type avec une précision arbitraires.

L'algorithme comprend sept étapes qui sont :

1. Initialisation des poids à des valeurs aléatoires de faible grandeur généralement entre -1 et 1.

2. Lecture d'un premier exemple d'apprentissage (E, d) dans la base de données.

3. Calculer la sortie obtenue S et l'erreur Er en utilisant la relation :

$$\varepsilon_t = \frac{1}{2} (e)^2 = \frac{1}{2} (d - y)^2$$

4. Calcul du gradient de l'erreur et des taux de réadaptation des poids inter-couche.

$$|\Delta W_{ij}^l|_p = \alpha \delta_{W_i}^l f^l(x_i^l(t))$$

Ou :  $\alpha$  est le taux d'apprentissage.

$\delta_{W_i}^l$  : est le taux de réadaptation partielle des poids. Il est défini par :

$$\delta_{W_{si}}^l = (d_i^l - y_i^l)$$

Pour les neurones de la couche de sortie et par :

$$\delta_{W_i}^l = \sum_{i=1}^{nl+1} \delta_{W_{si}}^l W_{ij}^l$$

Pour les neurones des autres couches ;

5. Si le type d'apprentissage de type Data Learning, la réadaptation des poids suit la relation :

$$\Delta W_{ij}^l(t) = [\Delta W_{ij}^l(t)]_p$$

S'ils'agit de Block Learning:

- Si  $p \neq M$  (M étant le nombre d'exemple d'entraînement) : retour à 1.
- Sinon :

$$\Delta W_{ij}^l(t) = \sum_{p=1}^{p=M} [\Delta W_{ij}^l(t)]_p$$

6. Réadaptation des poids ;

7. Tant que l'erreur est très important : retourner à l'étape 2 (pour traiter l'exemple suivant).

Le taux d'apprentissage  $\alpha$  joue un rôle important dans la régulation de la vitesse de convergence de la méthode. En général, sa valeur est prise entre 0.1 et 0.7. Selon la détermination de ce paramètre. Une variante améliore sensiblement l'algorithme d'apprentissage.

***b. La rétro-propagation à taux d'apprentissage adaptatif :***

Si le taux d'apprentissage est fixe le long du programme deux problèmes peuvent surgir.

Si  $\alpha$  est très petit, la convergence est très lente alors que si elle très grande l'algorithme risque de diverger (le système oscille). La méthode d'apprentissage adaptative consiste à varier le taux d'apprentissage selon l'erreur calculée pour chaque étape. Cette technique est très simple, elle augmente la rapidité de convergence, et met en œuvre un algorithme qui a pour rôle de contrôler l'erreur d'entraînement à chaque étape. Mais la convergence n'est pas toujours assurée. De plus le temps de calcul est important et le nombre d'exemples d'entraînements ne peut pas être prédéterminé. D'autres structures ont été proposées. Parmi lesquelles la méthode de Levenberg-Marquardt.

***c. La méthode de Levenberg-Marquardt :***

**L'algorithme de détermination optimale de  $\Delta W$  :**

Où  $\Delta W$  est le vecteur global de taux d'apprentissage :

1. Initialisation des poids synaptiques  $W_0$  et choix de  $\lambda < 1$ .
2. Calculer l'erreur quadratique  $E(k)$  après le passage de tous les exemples d'apprentissages :
3. Calculer la dérivée de l'erreur  $F$  :

$$\frac{\partial E(k+1)}{\partial \Delta W(k)} = F_i^l = \sum_{p=1}^k \sum_{i=1}^{nL} (d_i^p - y_i^l) \left[ \frac{\partial y_i^p}{\partial w_i^l} \right]$$

4. Calculer la matrice hessienne de la fonction d'erreur en sortie de réseaux  $H$  :

$$H = F F^T + \lambda \Omega$$

Où  $F F^T$  : est une matrice semi-positive ;

$\Omega$  : est une matrice choisie.

5. Détermination de  $\Delta W$  par résolution du critère d'optimisation :  $H \Delta W = -F$

**II.4 Conclusion :**

Nous avons présenté dans ce chapitre les techniques nécessaires pour la réalisation d'un classifieur neuronal des syndromes épileptiques.

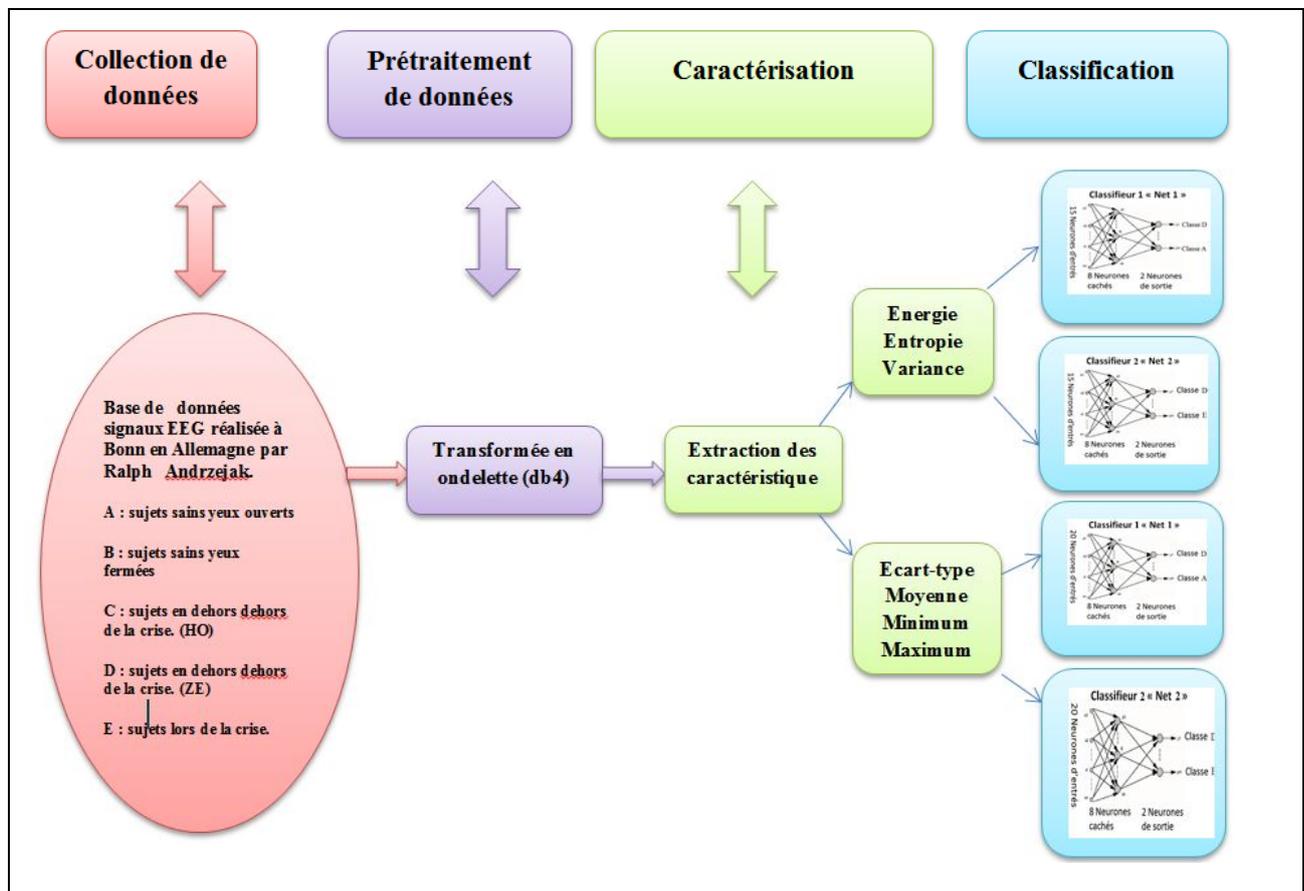
La méthode d'analyse s'inspire de la transformation en ondelette, et la méthode de classification s'inspire sur l'approche neuronale. Dans le chapitre trois on a appliqué ces méthodes sur des signaux EEG.

## Chapitre III : Méthodologie et Résultats

### III.1 Introduction :

L'algorithme de classification du syndrome épileptique (phase intercritique) présenté dans ce chapitre peut être divisé en 4 étapes :

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



**Figure III.1:** Le processus d'extraction de caractéristiques et classification de syndrome épileptique

## III.2 Méthodologie :

### III.2.1 Base de données « sources de données »:

La base de données utilisée dans cette étude a été réalisée dans le centre de l'épilepsie à Bonn, en Allemagne par Ralph Andrzejak (Kavita 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 *Groupe D* : des patients épileptiques on dehors de la crise (phase intercritique), les signaux EEG sont intracrâniennes 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 du cerveau.
- *Groupe E* : patients épileptiques durant la crise.

Trois groupes (A,E,D) sont utilisés dans cette étude. Chaque groupe contient 100 enregistrements de signaux EEG de durée 23.6s chacun, avec une fréquence d'échantillonnage  $f=173,6E/S$  et une résolution de 12bits. Ces groupes sont divisés en deux bases, base d'apprentissage et base de test comme il est montré dans le tableau suivant :

Nombre d'enregistrement		
Groupes	Base d'apprentissage	Base de test
set A	70	30
set D	70	30
set E	70	30

**Tableau III.1:** Nombres de signaux EEG utilisée dans cette étude.

### III.2.2 Prétraitement de données :La décomposition en ondelette :

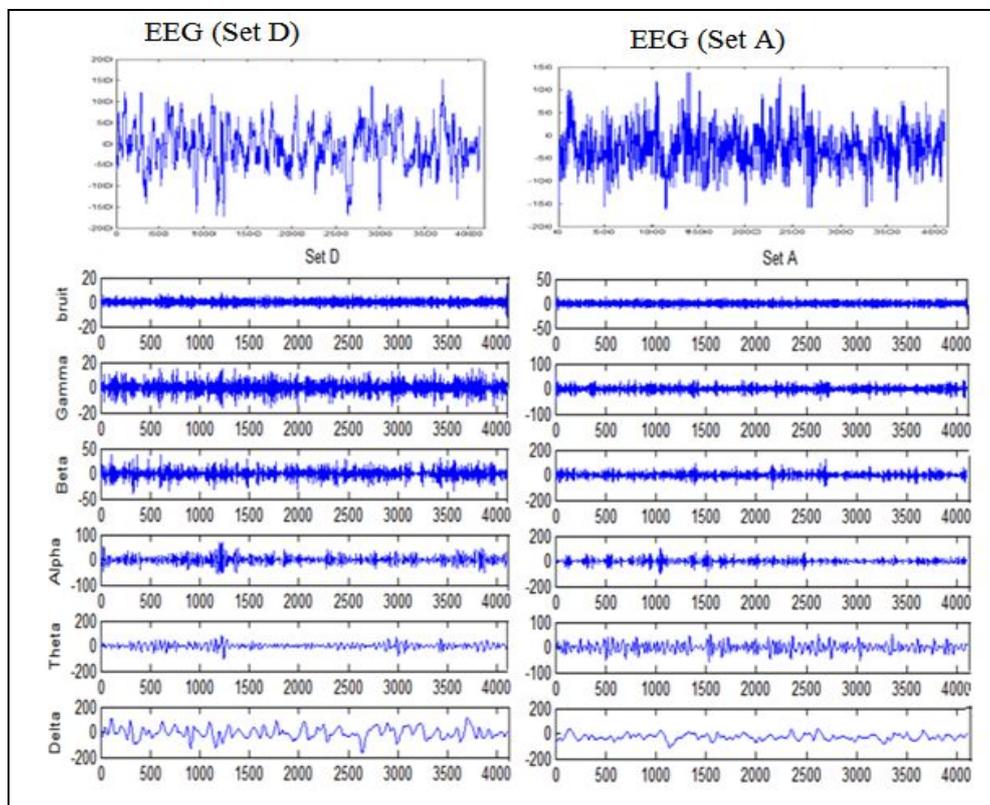
L'information relative à l'état du cerveau se reflète par l'EEG en fonction du temps et fréquences par conséquent les études exigent des méthodes capables de décrire la variation qualitative du signal e temps et fréquences, la transformée en ondelette est une méthode puissante qui permet d'effectuer une analyse des structures locales d'un signal avec un zoom en fonction de l'échelle considéré.

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 2.

Détails et approximation	Bandes de fréquences(Hz)	Niveau de décomposition	Onde (Hz)	EEG
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

Les figures 2 et 3 représentent des signaux EEG normal, critique et intercritique avec leurs décompositions en ondelette



**Figure III.2** :DWT du groupe D et A.

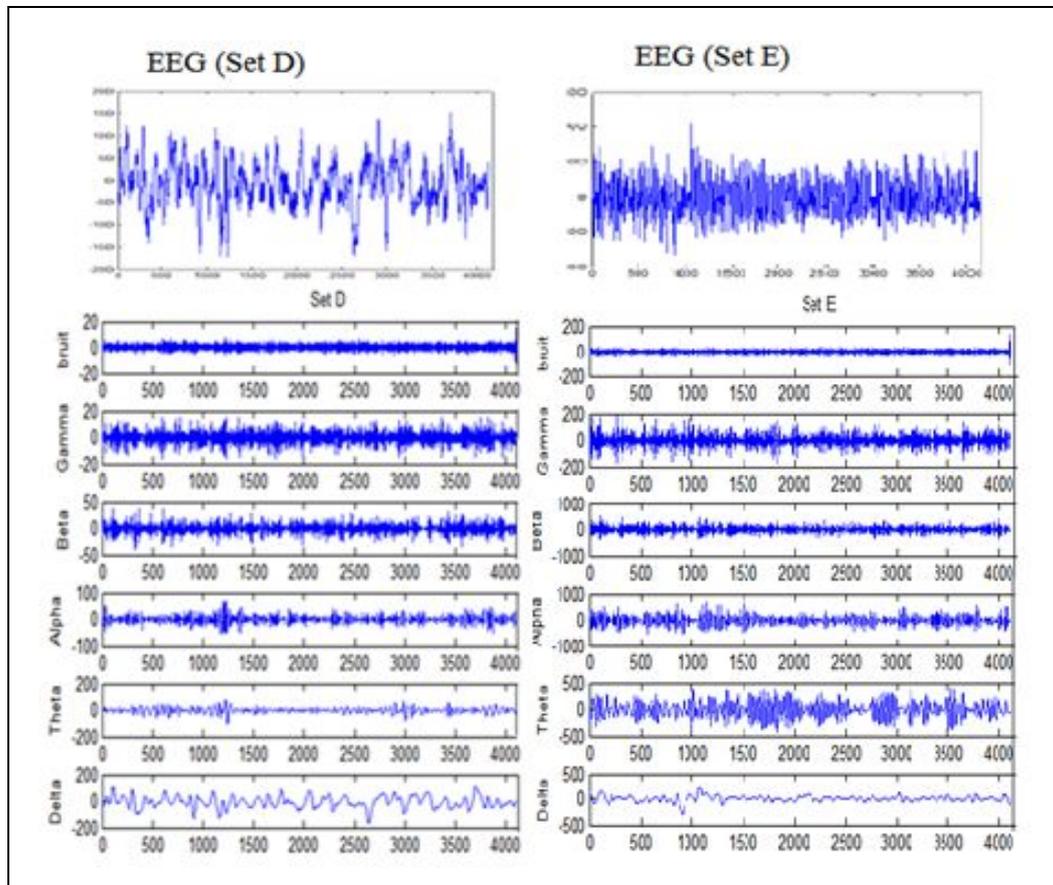


Figure III.3 : DWT du groupe D et E.

Nous remarquons dans le tableau 2 et les figures 2, 3 le rapprochement entre les bandes de fréquences de chaque niveau de décomposition calculé et les bandes de fréquences des ondes d'EEG.

Dans les deux figures 2, l'amplitude d'un signal intercritique soit considérablement plus élevée qu'un signal normal, particulièrement dans le rythme thêta et le rythme delta.

Dans les deux figures 3, l'amplitude d'un signal critique soit considérablement plus élevée qu'un signal intercritique, dans toutes les sous-bandes.

### III.2.3 Extraction des paramètres :

On peut utiliser plusieurs paramètres pour caractériser les différents niveaux de décomposition.

Dans cette étude nous avons opté pour les descripteurs suivants : énergie, entropie de Shannon, variance, minimum, maximum, moyenne et l'écarte-type.

Le calcul de ces paramètres se fait sur chaque rythme d'EEG en négligeant le signal considéré comme bruit (c'est-à-dire chaque sous bande de fréquence sauf le premier détail) .

- **Energie :**

Le descripteur le plus classique parmi les méthodes basées sur les ondelettes est la mesure d'énergie dans chaque sous-bande, qui permet de caractériser le contenu fréquentiel du signal. Mathématiquement, elle est présentée comme suit :

$$ED_i = \sum_{j=1}^N |D_{ij}|^2 \quad (3.1) \quad EA_l = \sum_{j=1}^N |A_{lj}|^2 \quad (3.2)$$

Où  $i = 1, \dots, l$ , est le niveau de décomposition en ondelette,  $N$  est le nombre de coefficients de détail ou d'approximation au niveau de décomposition correspondant,  $D_{ij}$  est le vecteur d'échantillons de détail,  $A_{lj}$  est le vecteur d'échantillons d'approximation.  $ED_i$  est l'énergie pour les détails et  $EA_l$  pour l'approximation.

- **L'entropie de Shannon :**

Elle mesure la distance entre un signal et sa décomposition sur une base orthogonale. L'entropie ici est le reflet de la quantité d'information présentée à chaque sous-bande, elle est définie comme suit :

$$e = - \sum_1^N X^2 \log(X^2) \quad (3.3)$$

Avec  $X$  le vecteur d'échantillons pour chaque sous bande (détail ou approximation).

- **Variance :**

La variance c'est la mesure de la dispersion d'un ensemble de points de données autour de leur valeur moyenne, elle est définie comme suit :

$$y^2 = \frac{\sum (X - \mu)^2}{n} \quad (3.4)$$

- **Ecart-type :** On peut définir l'écarte-type  $S$  d'un vecteur de donnée  $X$  comme suit :

$$S = \left( \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \right)^{\frac{1}{2}} \text{ Avec } \bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \quad (3.5)$$

- **Moyenne :**

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

$$M = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \quad (3.6)$$

- **Minimum :**

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

- **Maximum :**

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

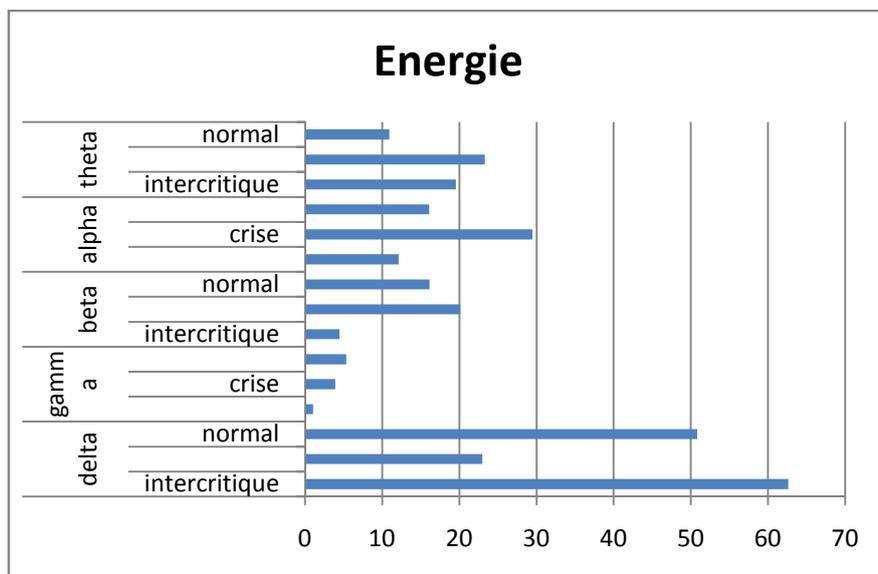
**a. Analyse des descripteurs utilisés :**

		les descripteurs		
rythmes EEG	phase épileptique	Energie	Entropie	Variance
delta	intercritique	62,60	-293,81*10 <sup>5</sup>	15,85*10 <sup>2</sup>
	crise	22,96	-3697,67*10 <sup>5</sup>	153,37*10 <sup>2</sup>
	normal	50,83	-180,42*10 <sup>5</sup>	6,98*10 <sup>2</sup>
gamma	intercritique	1,025	-5,03*10 <sup>5</sup>	0,44*10 <sup>2</sup>
	crise	3,91	-1426,44*10 <sup>5</sup>	64,08*10 <sup>2</sup>
	normal	5,34	-13,62*10 <sup>5</sup>	1,13*10 <sup>2</sup>
beta	intercritique	4,44	-24,35*10 <sup>5</sup>	1,75*10 <sup>2</sup>
	crise	20,13	-8043,97*10 <sup>5</sup>	326,32*10 <sup>2</sup>
	normal	16,12	-48,59*10 <sup>5</sup>	3,43*10 <sup>2</sup>
alpha	intercritique	12,12	-60,86*10 <sup>5</sup>	4,08*10 <sup>2</sup>
	crise	29,45	-8667,13*10 <sup>5</sup>	355,16*10 <sup>2</sup>
	normal	16,07	-45,85*10 <sup>5</sup>	3,27*10 <sup>2</sup>
thêta	intercritique	19,56	-102,79*10 <sup>5</sup>	6,53*10 <sup>2</sup>
	crise	23,30	-6819,03*10 <sup>5</sup>	291,19*10 <sup>2</sup>
	normal	10,93	-28,42*10 <sup>5</sup>	2,17*10 <sup>2</sup>

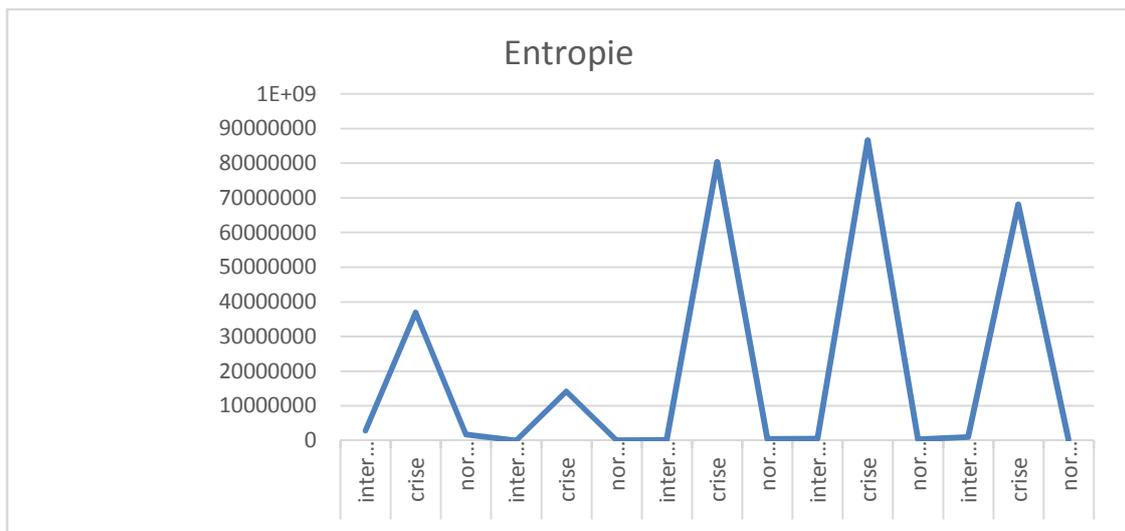
**Tableau III.3 :** Analyse des descripteurs (énergie, entropie, variance) dans les différentes phases d'épilepsie et pour chaque sous-bande choisi.

rythmes EEG	classe	les descripteurs			
		Min	Max	Moyenne	écart-type
delta	intercritique	-131,22	107,30	-6,24	37,14
	crise	-352,33	346,50	-6,13	106,27
	normal	-80,10	72,72	-4,12	25,29
gamma	intercritique	-30,32	30,02	-0,0006	5,43
	crise	-346,47	352,63	-0,0003	63,71
	normal	-42,66	43,21	-0,0003	10,01
beta	intercritique	-62,16	78,16	0,0060	11,47
	crise	-643,37	658,98	0,0187	148,79
	normal	-85,50	84,13	-0,0010	17,97
alpha	intercritique	-86,91	85,83	-0,0006	18,88
	crise	-615,10	624,34	0,0150	167,72
	normal	-77,74	77,56	-0,0008	17,72
thêta	intercritique	-103,58	98,74	-0,0006	23,98
	crise	-490,71	475	-0,0081	150,58
	normal	-57,81	58,07	-0,0016	14,47

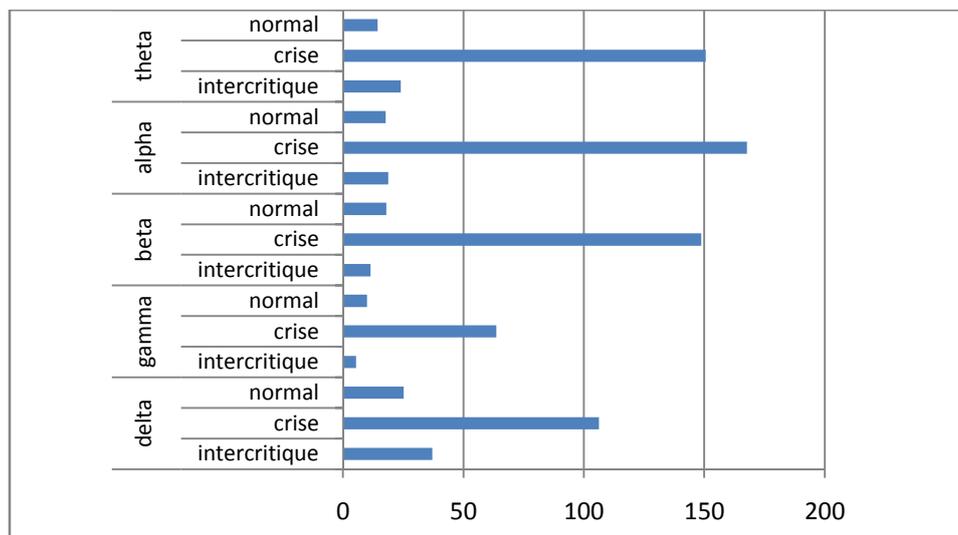
**Tableau III.4** : Analyse des descripteurs (min, max, moyenne, écart-type) dans les différentes phases d'épilepsie et pour chaque sous-bande.



**Histogramme III.1** : variation d'énergie par rapport à la classe et pour chaque rythme d'EEG



**Graph III.1** : variation d'entropie par rapport à la classe et pour chaque rythme d'EEG



**Histogramme III.2** : variation d'écart-type par rapport à la classe et pour chaque rythme d'EEG

Nous remarquons d'après le tableau 3.3 et les histogrammes que :

- La valeur d'énergie pendant la crise est la plus élevée pour toutes les ondes sauf l'onde delta, elle est maximale pour le rythme alpha, la différence des valeurs de ces paramètres est très significative pour la discrimination entre le syndrome épileptique et le cas normale.
- La valeur d'entropie est maximale pendant la crise, elle diminue d'une façon très importante pendant la phase intercritique et elle est au minimum dans le cas normale.

- Les valeurs de l'écarte-type sont presque similaires pour la classe normale et la classe intercritique.
- Pour tous les descripteurs les valeurs les plus hautes sont ceux de la crise
- La valeur de la moyenne est significative pendant l'onde delta pour les trois classes (critique, intercritique et normale), par contre, elle est presque nulle pendant les autres ondes

#### **III.2.4 Classification :**

Pour la classification supervisée des EEGs épileptiques, nous avons opté un réseau multicouche qui est l'un des méthodes connexionniste le plus efficace, et le plus utilisé pour les tâches de régression et de discrimination. Dans cette étude, nous avons utilisé un réseau de neurones multicouches à trois couches :

1. *Une couche d'entrée* : Le nombre de neurones utilisé correspondants aux descripteurs caractérisant chaque sous-bande du signal EEG.
2. *Une couche de sortie* : comportant 2 neurones, représentant chacune une des classes prédéfinies sujet sain « Groupe A », épileptiques lors de la crise « Groupe E », sujet épileptique en dors de la crise (Phase intercritique) « Groupe D ».
3. *Une couche cachée* : il n'existe pas de méthode permettant de la déterminer, on procède en générale d'une manière empirique, en testant plusieurs valeurs. dans notre cas, nous avons testé des réseaux ayant entre 5 et 20 neurones et nous retenons celui qui possède la meilleur capacité de généralisation, nous avons opté pour 8 neurones cachées.

#### **III.3 Résultats et Discussions :**

Pour tester la capacité de la méthode proposée dans ce travail, nous avons conçu différents classifieurs avec deux vecteurs d'entrées, voir l'architecture générale dans le tableau 4 et 5:

<b>neurones d'entrées</b>	<b>vecteur d'entrée (<i>min, max, moyenne, écart-type</i>) :20 neurones</b>			<b>vecteur d'entrée (<i>énergie, entropie, variance</i>) : 15 neurones</b>		
classe	EEG intercritique (groupe D) et EEG normal (groupe A)			EEG intercritique (groupe D) et EEG normal (groupe A)		
algorithme d'apprentissage	traingd	Trainlm	traingda	traingd	trainlm	traingda
Nom du classifieur	<b>Net 1.1</b>	<b>Net 1.2</b>	<b>Net 1.3</b>	<b>Net1.4</b>	<b>Net 1.5</b>	<b>Net 1.6</b>

**Tableau III.5** : Architecture et algorithmed'apprentissage utilisé pour chaque classifieurs (classe D&A).

<b>neurones d'entrées</b>	<b>vecteur d'entrée (<i>min, max, moyenne, écart-type</i>) :20 neurones</b>			<b>vecteur d'entrée (<i>énergie, entropie, variance</i>) : 15 neurones</b>		
Classe	EEG intercritique (groupe D) et EEG critique (groupe E)			EEG intercritique (groupe D) et EEG critique (groupe E)		
algorithme d'apprentissage	traingd	Trainlm	traingda	traingd	trainlm	traingda
Nom du classifieur	<b>Net 2.1</b>	<b>Net 2.2</b>	<b>Net 2.3</b>	<b>Net 2.4</b>	<b>Net 2.5</b>	<b>Net 2.6</b>

**Tableau III.6** : Architecture et algorithme d'apprentissage utilisé pour chaque classifieurs (classe D&E).

L'apprentissage du réseau a été réalisé en utilisant quatre paramètres sont adoptés par les algorithmes visant à la détection des EEG épileptique :

Le vrai positif (VP), le faux négatif (FN), le vrai négatif (VN) et le faux positif (FP), par ailleurs, trois mesures sont généralement calculées afin d'évaluer le méthodologie mise au point :

La sensibilité (Se), la spécificité (Sp) et le taux de classification (cc) :

$$Se = \frac{VP}{VP + FN} \quad Sp = \frac{VN}{VN + FP} \quad \text{et} \quad cc = \frac{VP + VN}{VP + VN + FP + FN}$$

a. Détection de la classe intercritique et le classe normal (Résultats des 6 premiers classifieurs) :

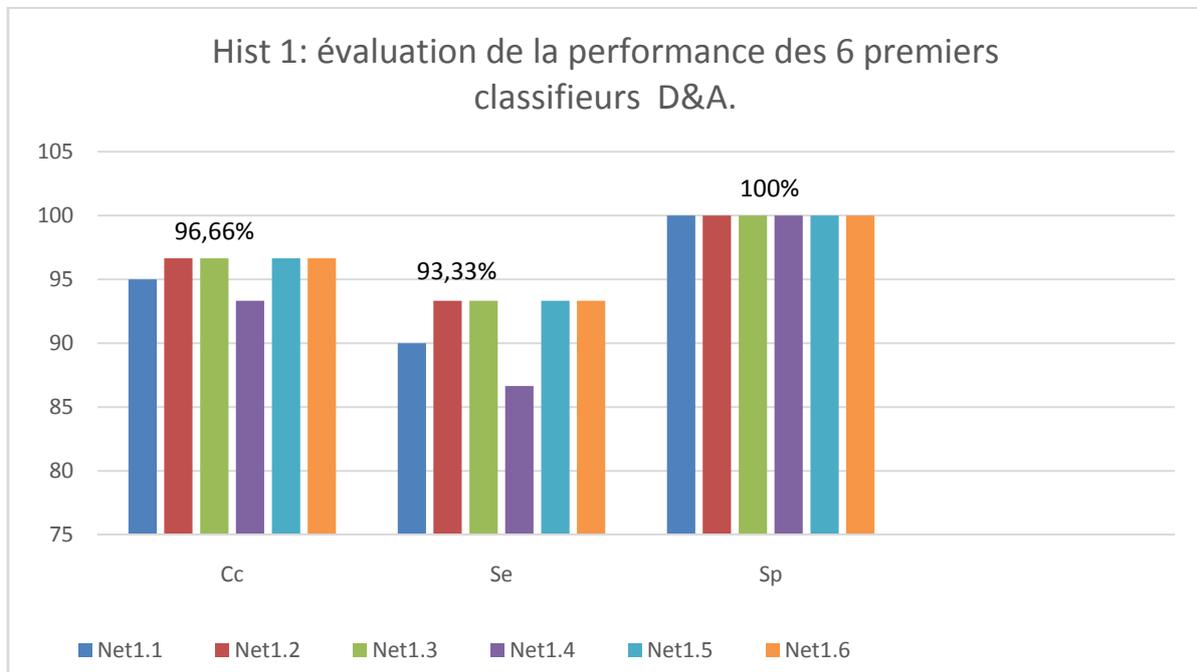
On illustre les matrices de confusions et les résultats d'évaluation de nos classifieurs (CC, SE, SP) dans les tableaux suivants :

	Net1.1		Net1.2		Net1.3		Net1.4		Net1.5		Net1.6	
	D	A	D	A	D	A	D	A	D	A	D	A
D	27	0	28	0	28	0	26	0	28	0	28	0
A	3	30	2	30	2	30	4	30	2	30	2	30

**Tableau III.7 :** Matrices de confusions pour les classe D&A

	Net1.1	Net1.2	Net1.3	Net1.4	Net1.5	Net1.6
Cc	95	96,66	96,66	93,33	96,66	96,66
Se	90	93,33	93,33	86,66	93,33	93,33
Sp	100	100	100	100	100	100

**Tableau III.8:** résultats des lois statistiques pour les classes D&A



**Histogramme III.3:**évaluation de la performance des 6 premiers classifieurs.D&A

Nous remarquons d'après ces matrices de confusions qu'il n'y a pas d'erreur pour la classification des EEGs normaux pour les trois algorithmes d'apprentissages, la confusion se situe au niveau de la détection de quelques exemples d'EEG intercritique, ce qui est expliqué par la ressemblance entre les vecteurs de caractéristiques de ces classes.

La majorité des classifieurs ont donné des résultats satisfaisants surtout pour la détection des EEGs normaux 100%, et pour la détection des EEGs intercritiques 96.66%.

Les algorithmes d'apprentissage *trainlm* et *traingda* (cc=96,66) sont meilleurs que l'algorithme *traingd* (cc=95)

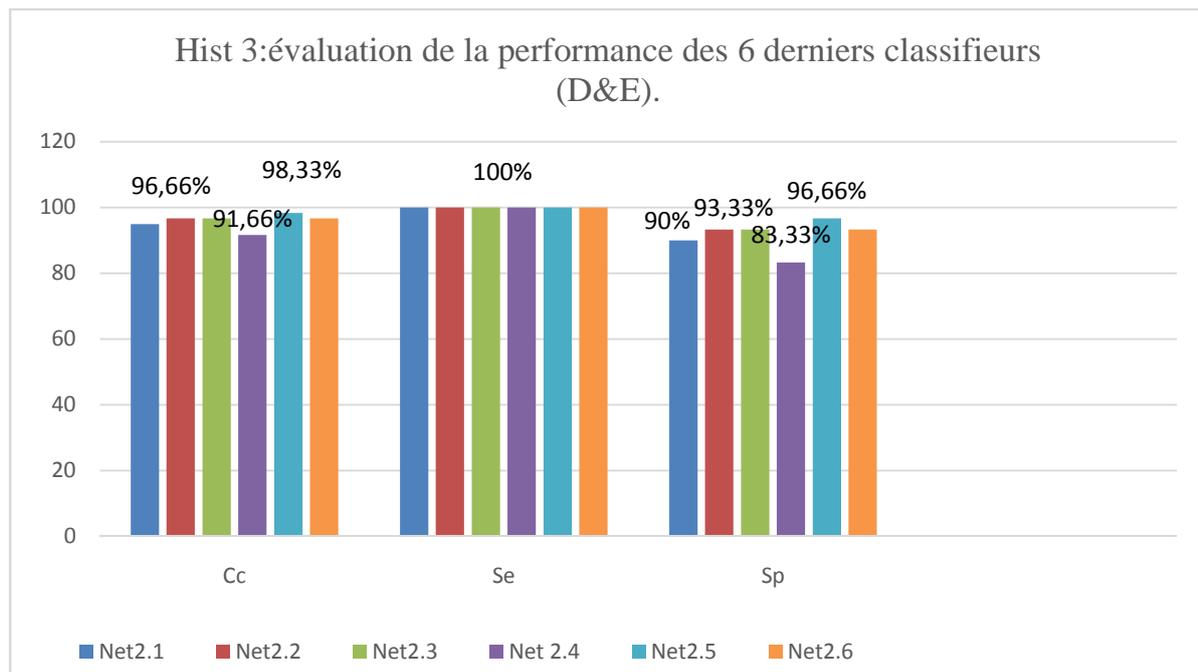
*b. Détection de la classe intercritique et la classe critique (Résultats des 6 derniers classifieurs) :*

	Net2.1		Net2.2		Net2.3		Net2.4		Net2.5		Net2.6	
	<b>D</b>	<b>E</b>	D	E	<b>D</b>	<b>E</b>	D	E	<b>D</b>	<b>E</b>	D	E
D	<b>30</b>	<b>3</b>	30	2	<b>30</b>	<b>2</b>	30	5	<b>30</b>	<b>1</b>	30	2
E	<b>0</b>	<b>27</b>	0	28	<b>0</b>	<b>20</b>	0	25	<b>0</b>	<b>29</b>	0	28

**Tableau III.9** : Matrices de confusions pour les classes D&E

	Net2.1	Net2.2	Net2.3	Net 2.4	Net2.5	Net2.6
Cc	95	96,66	96,66	91,66	98,33	96,66
Se	100	100	100	100	100	100
Sp	90	93,33	93,33	83,33	96,66	93,33

**Tableau III.10** : résultats des lois statistiques pour les classes D&E



**Histogramme III.3 :** évaluation de la performance des 6 derniers classifieurs (D&E).

Nous remarquons d'après ces matrices de confusions qu'il n'y a pas d'erreur pour la détection des EEGsintercritiques dans les trois algorithmes d'apprentissage , la confusion se situé au niveau de 2,1 exemples d'EEG critique dans l'algorithme (trainlm) et deux exemples dans l'algorithme (traingda), et 3,5 exemples dans l'algorithme (traingd) respectivement, ce qui est expliqué par la ressemblance entre les vecteurs de caractéristiques dans ces exemples.

En remarque que l'algorithme d'apprentissage trainlm et les paramètres energie , entropie , variance représentent la meilleur combinaison pour la détection du syndrome épileptique (phase intercritique ) avec un taux de classification égale à 98,33%

Nous avons abouté a notre objectif du détection de la phase intercritique avec un taux de détection égale à 100% (SE=100%)chez les sujet épileptiques, et égale à 93,33 % chez les patient suspecté de cette maladie .

#### 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. Seulement les méthodes évaluées sur notre base de données ont été gardées. Les résultats sont présentés en termes de taux de classification.

<b>Auteur</b>	<b>Méthode</b>	<b>CC</b>
<i>EEG intercritique &amp; EEG normale</i>		
Laurent et al <b>[Lv&amp;, 13]</b>	critère de pentes +CART (arbre de décision)	86.66%
Ce travail	DWT + RNN	96.66%
<i>EEG intercritique &amp; EEG critique</i>		
Haydari et al <b>[Hdr,15]</b>	GA +Kpp (algorithme génétique+ k plus proche voisin)	65%
Nicolaou <b>[Nlu, 12]</b>	Permutation entropy + SVM (support vecteur machine)	79.9%
Ce travail	DWT + RNN	98.33%

**Tableau III.11** : L'évaluation des performances de quelques méthodes de la littérature et de la méthode proposée (CC).

Le tableau III.1 montre que la combinaison entre la transformée en ondelette discrète (DWT) et les réseaux de neurones (RNN) donne des meilleurs résultats pour la reconnaissance des EEGs intercritiques par rapport à l'EEG normal (96.66%) avec ce obtenu par la méthode de critères de pentes + CART (86.66%).

Ainsi, cette combinaison a donné aussi des meilleurs résultats pour la reconnaissance des EEGs intercritiques par rapport à l'EEG critique (98.33%) avec ce obtenu par les méthodes GA + Kpp (65%), SVM + Entropie de permutation (79.9%).

Le taux de classification obtenu pour les deux cas étudiés dans la méthode proposée dans ce travail est plus élevé par rapport à plusieurs méthodes existantes.

**III.5 Conclusion :**

Dans ce chapitre nous avons proposé une méthode de détection automatique du syndrome épileptique (phase intercritique) basé sur les réseaux de neurones artificiels.

La première difficulté consiste dans le choix de la représentation des signaux EEG. Pour cela on a adopté des caractéristiques fondées sur le calcul de l'énergie, la variance et entropie & écartype, moyenne, maximum, minimum à partir des coefficients d'ondelette par le biais de la transformée en ondelette discrète.

La méthode proposée a donné un taux de classification égal à 98.33% pour la reconnaissance des EEGs intercritiques.

Le taux de classification obtenu pour les deux cas étudié dans la méthode proposée dans ce travail est plus élevé par rapport à plusieurs méthodes existantes.

## Conclusion générale :

Vu le nombre des personnes épileptiques qui ne cesse d'augmenter dans le monde et sachant les complications de cette maladie, différents traitements peuvent être envisagés pour en soigner les symptômes, ainsi dans 70 % des cas, un traitement médicamenteux suffit à empêcher la survenue des crises alors que pour les 30% restant sont pharmacorésistantes. Il faut alors envisager une opération chirurgicale qui consiste en la résection de la zone épileptogène (ZE) où est situé le siège de l'activité épileptique. Une prise en charge rigoureuse de cette maladie est devenue une priorité absolue. Afin d'apporter une solution efficace que peut renforcer le diagnostic, nous proposons dans ce travail une méthode d'analyse automatique et d'aide à la décision basée sur les réseaux de neurones artificiels.

La première difficulté consiste dans le choix de la représentation des signaux EEG. Pour cette étude, on a adopté des caractéristiques fondées sur le calcul de l'énergie, la variance, l'entropie, la moyenne, l'écarte-type, le minimum et le maximum ; à partir des coefficients d'ondelette par le biais de la transformée en ondelette discrète ; l'étape suivante est la conception du réseau de neurones.

La méthode proposée a donné un taux de classification égal à 98.33% pour la reconnaissance des EEGs intercritiques de la zone épileptogène.

Nos classifieurs ont été testés sur 300 signaux EEG extraits de la base de données de l'université de Bonn, les résultats obtenus montrent l'efficacité de la méthode proposée.

Nous pensons que ces classifieurs proposés peuvent être très utile aux médecins en fonction de leur décision finale à l'égard de leurs patients.

## Perspectives :

Pour l'amélioration de ces résultats, on propose :

- Améliorer l'environnement d'enregistrement EEG.
- Ajouter une étape de filtrage des signaux EEG.
- Ajouter autres paramètres pertinents comme exemple entropie spectrale.
- Augmentation de nombre d'enregistrement des signaux EEG dans la base de données de chaque groupe des signaux EEG.
- Hybridation de réseaux de neurones avec d'autre classifieur, ou combinaison avec la logique floue, pour l'évolution de notre classifieur.



## Références Bibliographies

[Alexis, 10] : Alexis Machado : "*Étude des pointes épileptiques intercritiques par acquisition simultanée en spectroscopie proche infrarouge et électroencéphalographie*", univ MONTRÉAL. p 6 ,2010.

[AB, 05] :Najet AOUCHAR et Chafika BEKHALED : « *Application des systèmes hybrides neuro-flous au diagnostic des huiles de transformateur* », p 9 :16, 2005.

[AhI, 04]:Ahmed M.Ibahim : "*Fuzzy logic for embedded systems applications* ", Newnes, 2004.

[Clément,13] : Clément Huneau :"*Détection et modélisation biomathématique d'événements transitoires dans les signaux EEG intracérébraux : application au suivi de l'épileptogenèse dans un modèle murin*", univ RENNES Bretagne, p. 11-12, 18-19, 2013.

[Dub, 10] : Arme-Sophie DUBARRY : *Détection de pointes épileptiques à partir de signaux EEG* , univ Québec, 2010.

[Elger, 08]: Elger, C.E. and D.Schmidt: *Modern management of Epilepsy: a practical approach*. EpilepsyBehav, p.501-39, 2008.

[Fred, 98]:Fred Truchetet :« *Ondelettes pour le signal numérique* ». Hermes. Paris. P 13, 1998.

[Hdr, 15] : Haydari, Z et al. :*Programmation génétique et l'exploitation minière de motifs fréquents pour identifier les modes de EEG et l'IRM données de l'épilepsie sélection de fonction*, univ Géorgia Atlanta USA, N°39 , p198-214, 2015.

[Janszky, 05]:J. Janszky et al.: Failed surgery for temporal lobe epilepsy: Predictors of long-term seizure-free course. *Epilepsy Research*, 64:35–44, 2005.

[Kin, 12] : A. Kine et al. : *Vers un codage numérique de l'activité épileptique*, univ Rennes, France.

[Laurent, 13] :Laurent Vézard : « *Réduction de dimension en apprentissage supervisé. Applications à l'étude de l'activité cérébrale* ». Univ BORDEAUX. P 67 N° 5005, 2013.

[Lv&, 13] : Laurent Vezard et al. : *Classification de données EEG par algorithme évolutionnaire Pour l'étude d'états de vigilance*, univ Bordeaux France, 2013.

- [**Mam, 06**]: Mamadou Ndiaye et al. : *Contrôle intelligent dans le traitement vectoriel des signaux épileptiques : approche expérimentale multi-agents*, univ Rennes, France, 2006.
- [**Mth, 14**] : **Mohamed Tahar Haddad** :*Anticipation des crises d'épilepsie temporelle combinant des méthodes statistiques et non-linéaires d'analyse d'électroencéphalographie*, univ Québec, 2014.
- [**Nlu, 12**]: N. Nicolaou,J. Georgiou,"*Detection of epileptic electroencephalogram based on permutation entropy and support vector machine*",Expert Syst. Appl. 39 ,2012.
- [**Paul,09**] : Paul Frogerais : « *Modélisation et identification en épilepsie : De la dynamique des populations neuronales aux signaux EEG* » Université de Rennes 1, p 6, 2009.
- [**Romain, 11**] : Romain Lignelet : *L'épilepsie et son traitement par les médicaments antiépileptiques*. Univ de Rennes 1, p. 7, 2011.
- [**ShFo, 03**] :Shneker, B.F and N.B. Fountain, *Epilepsy*. 49(7): p.78-426, Dis Mon, 2003.
- [**Sub, 05**]:A. Subasi et al.:“*Automatic recognition of vigilance state by using a wavelet-based artificial neural network*”. *Neural Comput and Applic* **14**,45–55, 2005.
- [**Touzet, 92**] :C. Touzet : « *Les Réseaux de Neurones Artificiels Introduction au Connexionnisme* », p 6-7-46, 1992.
- [**Virginie, 05**]:Virginie Simard : *Transformée En Ondelettes Pour Un Système D'acquisition De Signaux Corticaux Implantable*. Univ Montréal .p 47-49, 53-54, 2005.





## **Résumé :**

La caractérisation et la classification des signaux électroencéphalographies (EEG) intracrâniens de l'activité épileptique intercritique sont des étapes primordiales de l'évaluation pré-chirurgicale de l'épilepsie.

À partir de cette hypothèse, nous proposons une approche basée sur la combinaison entre la transformée en ondelette discrète (DWT) pour extraire les caractéristiques (énergie, entropie, variance, moyenne, écarte-type) et le réseau de neurones (RNN) pour classifier le syndrome épileptique (intercritique).

L'évaluation des performances du modèle proposé est basée sur la sensibilité(SE), spécificité(SP), le taux de classification correcte (CC).

**Mots clés :** EEG, épilepsie, activité épileptique intercritique, transformée en ondelette discrète (DWT), réseau de neurones (RNN).

## **Abstract:**

Characterization and classification of electroencephalographs (EEG) signals from intracranial interictal epileptic activity are essential steps in the presurgical evaluation of epilepsy.

From this hypothesis, we propose an approach based on the combination of discrete wavelet transform (DWT) to extract the characteristics (energy, entropy, variance, average, spread-type) and the neural network (RNN) to classify the epileptic syndrome.

Performance evaluation of the proposed model is based on the sensitivity (SE), specificity (SP), the correct classification rate (CC), the results are very satisfactory.

**Keywords:** EEG, epilepsy, interictal epileptic activity, discrete wavelet transform (DWT), neural network (RNN).

