

**UNIVERSITÉ DU QUÉBEC EN OUTAOUAIS**

**ANTICIPATION DES CRISES ÉPILEPTIQUES PAR  
ANALYSE MIXTE DES SIGNAUX EEG**

MÉMOIRE PRÉSENTÉ  
COMME EXIGENCE PARTIELLE  
DU PROGRAMME DE MAÎTRISE EN SCIENCES ET TECHNOLOGIES DE  
L'INFORMATION

PAR

**Hmaied Moujahed**

Octobre 2017

## **JURY D'ÉVALUATION**

Président du Jury : Dr. Nadia Baaziz, PhD

Membre du Jury : Dr. Mohand Allili, PhD

Directeur de recherche : Dr. Larbi Talbi, PhD

Codirecteur de recherche : Dr. Tahar Haddad, PhD

Mémoire accepté le : 19 octobre 2017

## Remerciements

J'adresse mes remerciements aux personnes qui m'ont aidé dans la réalisation de ce mémoire.

En premier lieu, je tiens à remercier mon directeur de thèse, Professeur Larbi Talbi et mon co-directeur de thèse, Professeur Tahar Haddad de m'avoir offert l'opportunité de travailler sur ce projet. Leurs conseils et leur soutien m'ont été d'une grande aide pour l'achèvement de cette recherche.

Je tiens également à remercier les professeurs Mohand Allili et Nadia Baaziz d'avoir examiné ma thèse. Je tiens également à remercier mes collègues de laboratoire pour leur soutien moral et intellectuel, plus particulièrement Vincent Fono pour ses conseils et son aide.

Je désire aussi remercier toute ma famille qui a été présente tout au long de la réalisation de cette recherche, spécialement ma femme Ramla qui m'a supportée durant ces deux ans.

# Table des matières

LISTE DES FIGURES .....	III
LISTE DES TABLEAUX .....	IV
RÉSUMÉ : .....	V
ABSTRACT: .....	VI
CHAPITRE 1: INTRODUCTION .....	1
CHAPITRE 2 : DÉFINITIONS ET ÉTAT DE L'ART .....	3
<b>I. DÉFINITIONS .....</b>	<b>3</b>
1. LES NEURONES : .....	3
2. LA CRISE ÉPILEPTIQUE .....	4
2.1 Définition de la crise épileptique .....	4
2.2 Classification des crises épileptiques .....	6
3. LE SIGNAL EEG .....	7
3.1 Fréquences du signal EEG .....	8
3.2 Les trois phases d'une crise épileptique .....	9
3.2.1. LA PHASE PRÉCRITIQUE .....	10
3.2.2. LA PHASE CRITIQUE.....	10
3.2.3. LA PHASE INTER-CRITIQUE .....	10
<b>II. ÉTAT DE L'ART .....</b>	<b>11</b>
1. APPROCHE DE TRAITEMENT NUMÉRIQUE DE SIGNAL .....	11
1.1 Répartition des amplitudes .....	11
1.2 Les bandes de fréquences .....	11
1.3 Transformé de Fourier rapide (FFT) .....	12
1.4 Transformée en ondelettes .....	13
1.5 Approche non-linéaire appliquée aux signaux EEG.....	13
1.5.1 INTRODUCTION SUR LA NON-LINÉARITÉ DES SIGNAUX EEG .....	13
1.5.2 THÉORIE DU CHAOS.....	14
1.5.3 DIAGRAMME DE BIFURCATION .....	15
1.5.3.1 Bifurcation fourche (pitch fork):.....	16
1.5.3.2 Bifurcation nœud-col.....	17
1.5.3.3 Bifurcation Trans-critique.....	18
1.5.3.4 Bifurcation imparfaite .....	19
2. REVUE DE LITTÉRATURE .....	20
2.1 Travaux de recherches sur les signaux EEG.....	20
2.2 Historique des algorithmes de prédiction.....	20

CHAPITRE 3: APPROCHE PROPOSÉE.....	23
1. DÉCOMPOSITION DES SIGNAUX EEG .....	23
2. MÉTHODE STATISTIQUE CPK (CAPACITÉ DE PROCESSUS) .....	26
3. MÉTHODE LINÉAIRE (RÉGRESSION LINÉAIRE).....	29
4. MÉTHODE NON-LINÉAIRE .....	34
5. APPRENTISSAGE ET MÉTHODOLOGIE .....	37
CHAPITRE 4: RÉSULTATS EXPÉRIMENTAUX.....	39
1. DESCRIPTION DE LA BASE DE DONNÉES.....	39
2. CPK (CAPABILITY PROCESSUS) .....	41
3. RÉGRESSION LINÉAIRE .....	46
4. EXPOSANT DE LYAPUNOV.....	50
5. APPROCHE APPLIQUÉE [CPK, RL ET EXPOSANT DE LYAPUNOV].....	53
6. COMPARAISON DES RÉSULTATS.....	57
CHAPITRE 5: CONCLUSION ET TRAVAUX FUTURS .....	59
BIBLIOGRAPHIE .....	61

## Liste des figures

Figure.2.1 : La décomposition d'un neurone. [2]	3
Figure.2.2 : Les canaux ioniques avec les différentes concentrations en ions. [2]	4
Figure.2.3 : Les trois chemins de propagation d'une crise partielle : 1) connexions latérales, 2) connexions longues distances, 3) connexions vers les noyaux sous-corticaux [3]	5
Figure.2.4 : Propagation des signaux EEG durant deux types de crises (crise partielle, crise généralisée). La figure.2.4 représente la différence de propagation d'une crise partielle et généralisée par l'observation des signaux EEG.	7
Figure.2.5 : Les 5 bandes de signal EEG [3]	9
Figure.2.6: Les 3 phases du signal EEG [précritique (bleu), critique (rouge), inter-critique (vert)]	10
Figure.2.7 : Analyses temporelle et fréquentielle du EEG dans les trois phases (précritique, critique, inter-critique). [3]	12
Figure.2.8 : Bifurcation de Hopf [20]	16
Figure.2.9 : Diagramme de bifurcation supercriticalité [20]	17
Figure.2.10 : Diagramme de bifurcation sous-criticalité [20]	17
Figure.2.11 : Diagramme de bifurcation nœud-col [20]	18
Figure.2.12 : Bifurcation Trans-critique [20]	19
Figure.2.13 : Bifurcation imparfaite [20]	20
Figure.3.1 : Principe de décomposition du signal EEG en 5 sous bande en utilisant des filtres passe haut et filtre passe bas	24
Figure.3.2 : Résultats de décomposition du signal EEG présenté dans le domaine fréquentiel et temporelle	25
Figure.3.3 : Normalisation de la distribution des échantillons.	28
Figure.3.4 : Répartitions des échantillons par rapport à la droite de régression linéaire. [57]	30
Figure.3.5 : Les trois sens possibles de la droite de régression linéaire par rapport au changement du coefficient de corrélation linéaire. [58]	32
Figure.3.6 : Méthode géométrique pour la recherche du coefficient de corrélation linéaire(R). [59]	33
Figure.3.7 : Liaison entre le coefficient de corrélation linéaire et la pente de la droite de régression. [60]	34
Figure.3.8 : Arbre de la méthodologie de L'algorithme.	37
Figure.3.9 : Exemple de l'application de délai pour l'anticipation.	38
Figure.4.1 : Calcul de CPK sur toutes les bandes de signal EEG pour le patient_7 pour la phase précritique	42
Figure.4.3 : Les valeurs de CPK de la bande Delta pour le patient_7 dans la phase précritique (fichier_345) sur le canal_6.	44
Figure.4.7 : Les deux signaux de la Bande Gamma du canal 1 et 4 à l'échantillon 384000 du patient_4	47
Figure.4.8 : Les valeurs de la régression linéaire sur la bande Gamma pour le patient_4 dans la phase précritique.	48
Figure.4.9 : L'indice de la régression linéaire de la bande Gamma pour le patient_4 dans la phase inter-critique durant une heure.	49
Figure.4.10 : Les signaux de la Bande Gamma dans la phase inter-critique pour le patient_4 sur le deux canaux 1 et 4.	50
Figure.4.11 : Calcul de l'exposant de lyapunov sur la bande Gamma pour le patient_2 au fichier_17.	51
Figure.4.12 : Calcul de l'exposant de lyapunov sur la bande Delta pour le patient_2 au fichier_17.	52
Figure.4.13 : Diagramme illustratif des domaines de validité des approches d'anticipation (R.L+ Expo+CPK).	53
Figure.4.14 : Présentation 3D du calcul de la régression linéaire et l'exposant de lyapunov sur la bande Gamma ainsi que la CPK sur la bande Delta pour le patient_10 au fichier_166.	54

## Liste des tableaux

<i>Tableau-1 : Les cinq bandes du signal EEG</i>	8
<i>Tableau-2:Exposant de Lyapunov et les valeurs significatives de la dynamique du système</i>	15
<i>Tableau-3 : Tableau de la base de données, provenant de l'hôpital de Freiburg [53]</i>	40
<i>Tableau-4 : Le nombre d'occurrences possible entre les 6 canaux</i>	49
<i>Tableau-5 : Résultats des 21 patients obtenues par la combinaison des trois méthodes (CPK+ RL+EXPO)</i>	55
<i>Tableau-6 : Comparaison des méthodes d'anticipation des crises épileptiques</i>	58

## Résumé :

Cette recherche apporte une nouvelle méthodologie pour anticiper les crises épileptiques grâce à l'utilisation d'une combinaison de méthodes statistiques, linéaires et non linéaires. L'indice de capacité de processus a été utilisé pour caractériser les variances de tension à basse fréquence (sous-bande Delta).

L'utilisation de l'outil de régression linéaire combiné avec l'exposant de Lyapunov pour les hautes fréquences (sous-bande Gamma) a été considérée comme un outil puissant pour analyser certains aspects du comportement complexe du signal EEG.

Ces outils ont été utilisés pour déterminer une signature unique basée sur une moyenne de 4 saisies d'entraînement par patient.

La base de données utilisées contient 21 patients des deux sexes avec divers types et localisations de crises épileptiques. Les heures totales de surveillance, à la fois ictal et interictal, sont de 705 heures.

Nos résultats reflètent une sensibilité moyenne de 94,25% avec une latence de 51 minutes et un taux de faux positif nul.

Cet algorithme sera converti en matériel pour construire un implant d'anticipation de crises épileptiques.

## Abstract:

This research brings a new methodology to anticipate epileptic seizures through the use of a combination of statistical, linear and non-linear methods.

Process capability index was used in characterizing low frequency (Delta sub-band) voltage variances. The use of linear regression tool combined with the Lyapunov exponent for the high frequencies (Gamma sub-band) was found to be a powerful tool for analysing some aspects of the EEG complex behaviour.

These tools were used to determine a unique signature based on an average of 4 training seizures per patient. The used database contains 21 patients from both gender with various epileptic seizure types and locations.

The total monitoring hours, both ictal and inter-ictal is 705. Our results reflect an average sensitivity of 94.25% along with a 51 minute latency and a zero false positive rate. This algorithm is planned to be converted into hardware to build a seizure anticipation implant.



## Chapitre 1: Introduction

L'épilepsie est un trouble neurologique qui touche environ 1% de la population mondiale. Cette pathologie peut être causée par des blessures à la tête, des malformations, des tumeurs, des infections cervicales ou des maladies cardiovasculaires.

Une des façons d'étudier les crises épileptiques est l'observation des signaux EEG. L'électroencéphalographie (EEG) est une technique pour mesurer la différence des potentiels entre l'intérieur et l'extérieur d'un neurone dans le cerveau.

Les électrodes de mesure peuvent être placées à l'intérieur (électrodes de profondeur ou invasives) ou à l'extérieur (électrodes de surface) du cerveau. Les électrodes de profondeur sont placées dans le parenchyme cérébral (technique également appelée stéréo électro-encéphalographie) et les électrodes de surface sont placées sur le cuir chevelu. L'observation des signaux EEG montre que, lors d'une crise épileptique, l'hyper synchronisation d'une population de neurones corticaux se décharge, ce qui provoque des anomalies de comportement, de sentiments, de mouvements ou de pertes de conscience. Ces crises peuvent être causées par des facteurs physiologiques et environnementaux et peuvent se répéter plusieurs fois par semaine ou par jour.

La perte de conscience ou d'équilibre provoquée par les crises peut causer des blessures graves telles que des fractures, des blessures à la tête ou même la mort [1].

Les patients souffrant d'épilepsie sont généralement soignés par les médicaments qui pourraient causer des effets secondaires. La chirurgie intervient comme une alternative pour abolir la zone affectée (zone focale). Plusieurs études ont démontré que certains patients sont complètement guéris de leur épilepsie suite à cette chirurgie qui n'est toutefois pas sans risque, car elle peut affecter des zones nerveuses sensibles chez les patients âgés (langue, mémoire et visuel. etc.) [2].

La crise peut être partielle (focale) ou généralisée en fonction de son positionnement dans le cerveau. Physiologiquement, un ensemble de cellules nerveuses provoque un dysfonctionnement de tout ou d'une partie du réseau neuronal. Finalement, le but de cette

recherche est d'obtenir un outil capable d'anticiper ces crises bien avant leur arrivée, ce qui va permettre au patient souffrant d'épilepsie d'éviter des chirurgies coûteuses et risquées, ainsi que des accidents qui peuvent se produire au moment de la crise.

L'objectif est donc de trouver une combinaison de méthodes de traitement linéaires ainsi que de méthodes non-linéaires et statistiques pour anticiper les crises épileptiques. Ce genre de combinaisons a déjà fait l'objet de recherche auparavant, à titre exemple Tahar Hadad et al [3]. Cette combinaison permettra la différenciation des trois phases de l'activité EEG (précritique, critique et inter-critique).

Les résultats obtenus par cette approche sont très avantageux par rapport aux résultats trouvés dans la littérature, l'originalité de cette approche réside dans son application sur tous les types de crises épileptiques.

Cependant, dans notre cas nous tentons de trouver une combinaison plus simplifiée et plus performante de point de vue implémentation pratique, afin qu'elle soit compatible à tous les types de crises.

Le mémoire est organisé de la manière suivante :

- Le chapitre 2 est consacré à la définition du système neuronal ainsi qu'à la définition des signaux EEG, quelques méthodes linéaires et non linéaires qui existent pour le traitement de ces signaux, puis quelques algorithmes de prédiction déjà effectués.
- Le chapitre 3 contient les méthodes utilisées dans notre recherche (statistique, linéaire et non linéaire).
- Le chapitre 4 présente les résultats obtenus suivi par une comparaison avec ceux de la littérature.
- Une conclusion qui résume le travail présenté dans ce projet et qui fournit aussi des suggestions et des recommandations pour les travaux futurs.

## Chapitre 2 : Définitions et état de l'art

Ce chapitre présente un bref aperçu de la neurophysiologie qui aide à la compréhension des signaux EEG, ainsi qu'une description des crises épileptiques à la fois médicales et électriques.

### I. Définitions

#### 1. Les neurones :

Le neurone est l'unité fondamentale des cellules nerveuses [2]. Il est composé d'une dendrite qui a pour rôle de recevoir les messages provenant des autres neurones afférents, pour ensuite les transmettre au corps cellulaire (responsable d'alimenter les neurones énergétiquement), axone, qui relie les synapses et le reste des neurones, et les synapses, qui sont des émetteurs du neurone, pour transmettre le signal électrique (également appelée du potentiel d'action) aux neurones auxquels il est connecté.

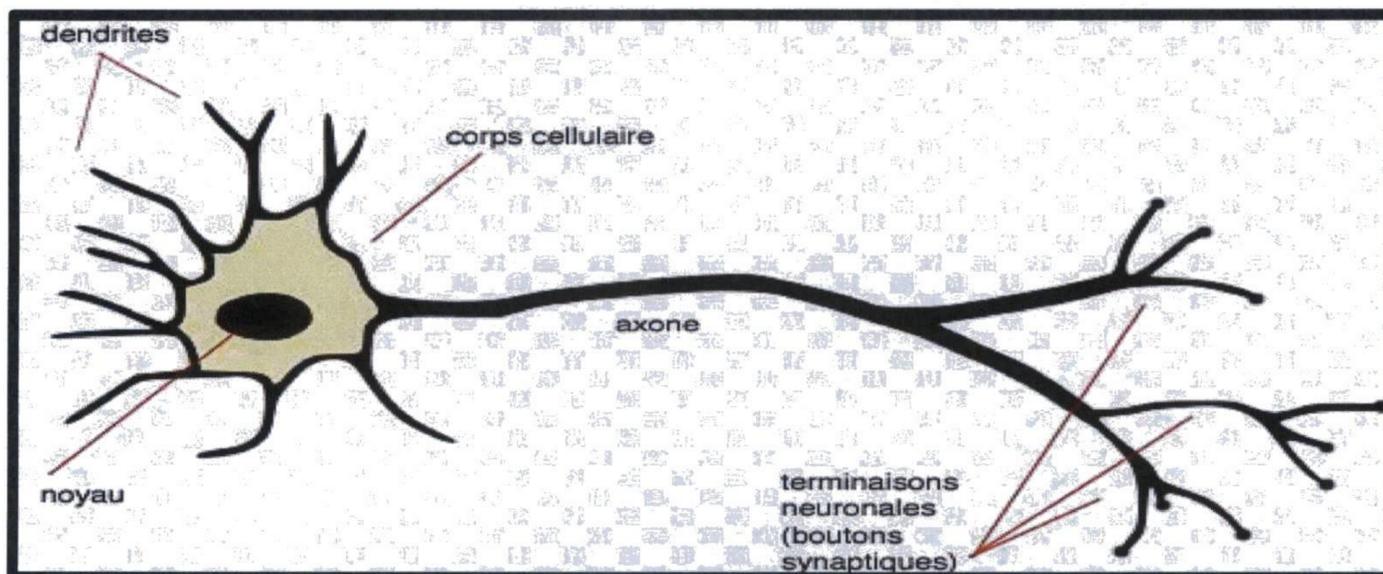


Figure.2.1 : La décomposition d'un neurone. [2]

Comme le montre la figure.2.1, Le neurone se compose d'un corps de cellule, le péricarde, ainsi que de deux types de fibres : Fibres afférentes dendrites et Fibres efférentes Axones. En utilisant la membrane excitable qui couvre l'ensemble du neurone, il est capable de sommer (spatialement et temporellement), différents bio-potentiels qui sont transmis et en

véhiculant le potentiel par des synapses qui libèrent des molécules chimiques appelées neurotransmetteurs. Le potentiel de biomembrane est la différence de potentiel entre l'intérieur et l'extérieur du neurone due à différentes concentrations ioniques.

Il est également équipé de canaux ioniques de différents types (Figure.2.2). Ces derniers permettent de laisser les ions sous certaines conditions, par exemple pour atteindre une tension de seuil donnée, la dépolarisation de la membrane et ainsi que la propagation de l'action sur le potentiel des neurones. Le potentiel de membrane au repos est de - 65 mV.

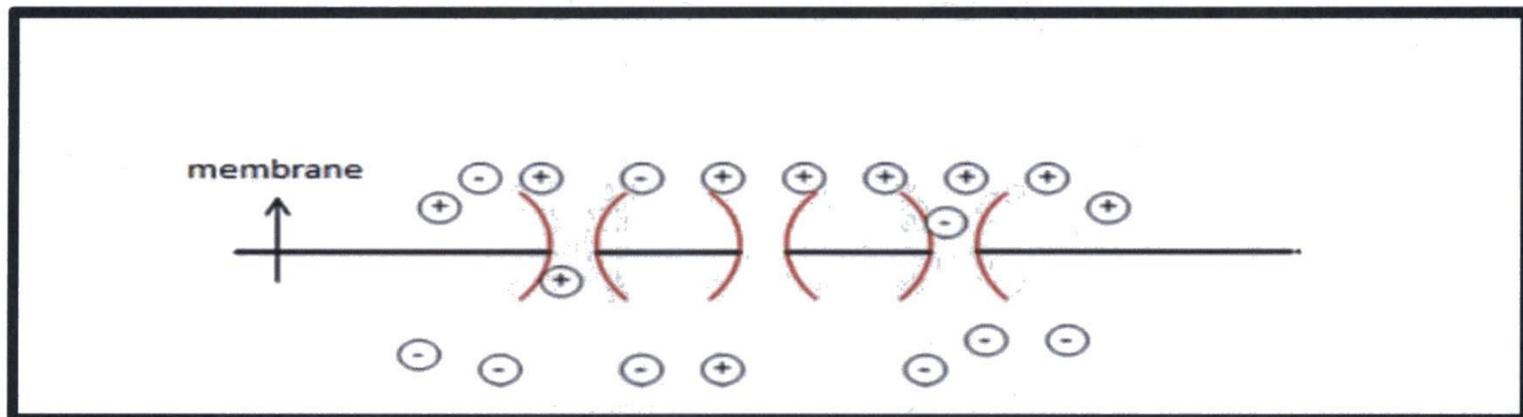


Figure.2.2 : Les canaux ioniques avec les différentes concentrations en ions. [2]

Un potentiel d'action est généré lorsque la somme des potentiels associés, qui peut être soit excitateur (à savoir de polarité positive) ou inhibiteur (à savoir à polarité négative), dépasse un seuil donné. Lorsque le neurone est activé et que le potentiel d'action est atteint, il en résulte une période réfractaire (ce qui se traduit par un plus faible potentiel que le potentiel de membrane de repos), qui empêche la réactivation immédiate du neurone [2].

## 2. La crise épileptique

La crise épileptique est un témoignage clinique de l'hyperactivité paroxystique d'un ensemble de neurones cérébraux. Elle peut se présenter par le basculement brusque de l'état de conscience ou les phénomènes moteurs, psychiques.... Etc.

### 2.1 Définition de la crise épileptique

La crise épileptique a pour caractéristique d'être imprévisible et de provenir du cerveau. Plusieurs études ont démontré que le décryptage du dysfonctionnement du cerveau passe par une étude globale du système nerveux et non juste par une étude locale où le problème a été détecté. Toutefois, la question qui se pose est de savoir comment ces neurones passent

d'un état chaotique à un état d'oscillation synchronisée pour atteindre des dizaines de millivolts (mV) en différence de potentiel. La majorité des crises sont partielles de type focal et prennent origine dans une zone spécifique du cerveau. Cependant, ces crises peuvent aussi se propager à d'autres régions du cerveau et causer une crise généralisée.

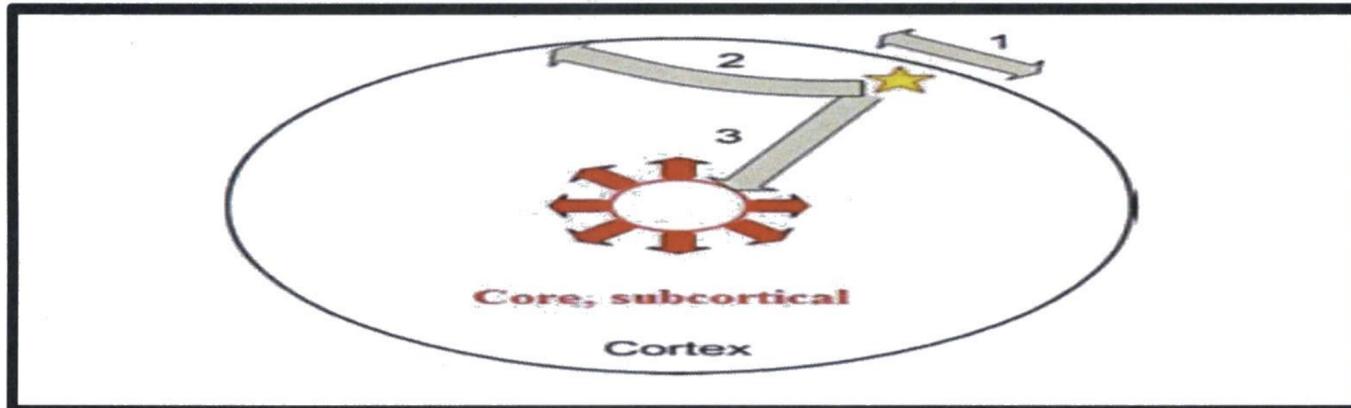


Figure.2.3 : Les trois chemins de propagation d'une crise partielle : 1) connexions latérales, 2) connexions longues distances, 3) connexions vers les noyaux sous-corticaux [3]

La figure.2.3 représente les chemins de propagation d'une crise partielle [3], ces chemins peuvent avoir trois connexions différentes qui sont :

- Connexions latérales : la crise propage latéralement.
- Connexions longues distances : la crise peut propager d'une extrémité à une autre.
- Connexions vers les noyaux sous-corticaux : la crise peut propager à la profondeur.

H. Jackson explique que l'épilepsie est l'apparition épisodique d'une décharge brutale, excessive et rapide, d'une population plus ou moins étendue de neurones qui constituent la matière grise du cerveau. Les signaux anormaux EEG associés à l'épilepsie provoquent des changements morphologiques dans le cortex [1]. La simulation électrique de basse tension peut générer des crises d'épilepsie après quelques temps [4] [5]. Cette réaction épileptique peut même devenir chronique avec le temps [5].

Environ 30% des patients souffrant d'épilepsie sont résistants aux médicaments anti-convulsants qui existent sur le marché. [6] La chirurgie peut donc être une alternative tant qu'elle ne touche pas les zones sensibles du cerveau, ce qui pourrait laisser de lourdes conséquences.

## 2.2 Classification des crises épileptiques

Les crises épileptiques se divisent en deux catégories. Les crises généralisées, qui touche tout le cerveau et qui sont soit de type absence, qui se manifeste dans la bande Delta, ou de type tonique-clonique, qui se manifeste plutôt dans la bande Alpha ou Thêta. Les crises partielles, qui sont, soit simples où le patient ne perd pas conscience, mais il va avoir des difficultés au niveau des mouvements ainsi que des sensations étranges ou même effrayantes, soit les crises partielles complexes qui causent une perte de conscience.

- Les crises partielles

Elles débutent dans une partie du cerveau ce qui peut causer une perte de conscience. Toutefois les signaux peuvent se propager dans tout le cerveau et ainsi provoquer des convulsions. Les crises partielles d'origine temporelles sont les plus communes et les plus documentées, l'existence de la base de données où les crises sont déjà signalées par des neurologues est un excellent moyen de validation d'une technique d'anticipation des crises prévues.

- Crises généralisées

Souvent accompagnées par une perte de conscience, cette crise se caractérise par sa propagation dans tout le cerveau.

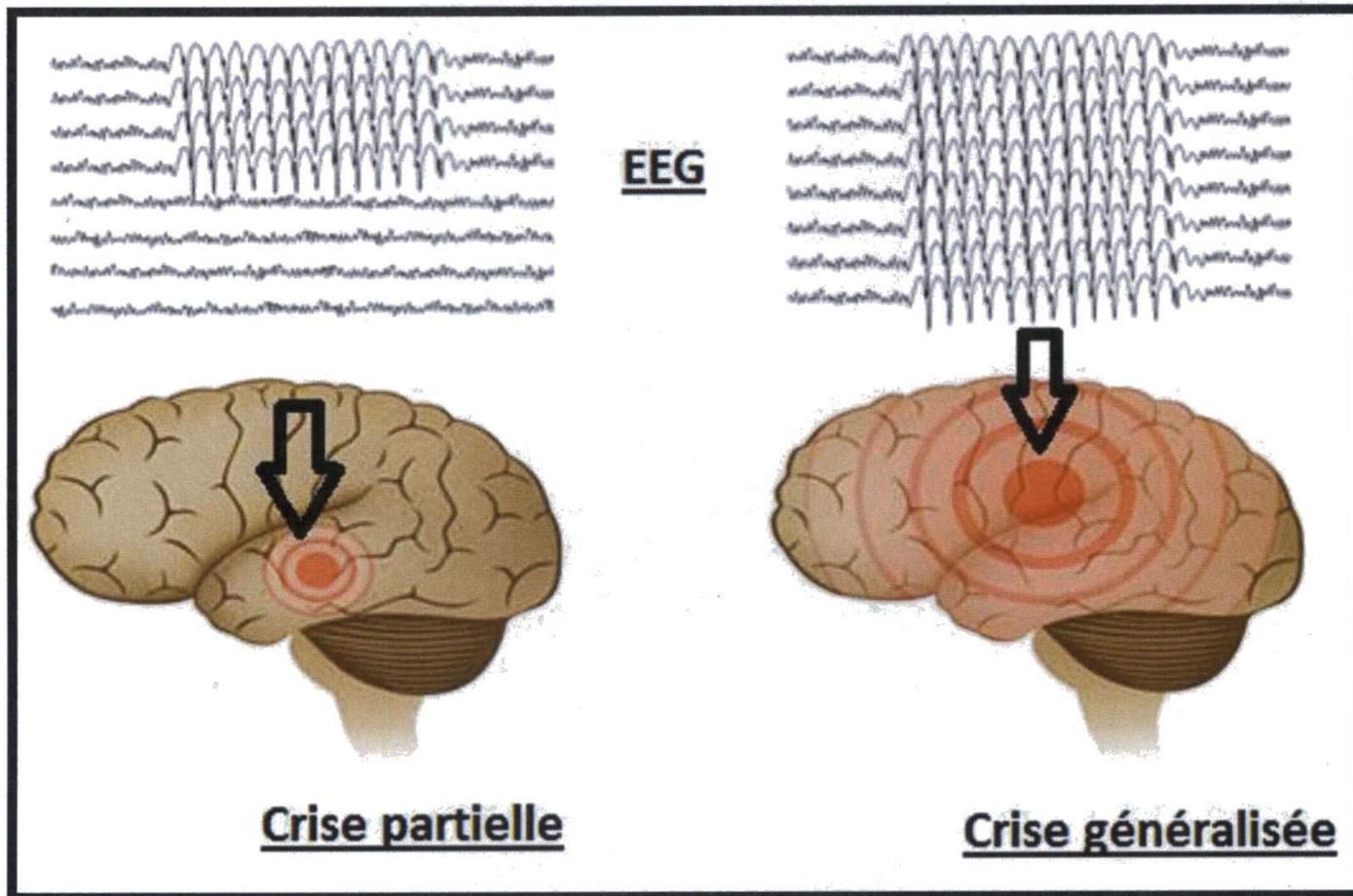


Figure.2.4 : Propagation des signaux EEG durant deux types de crises (crise partielle, crise généralisée).

La figure.2.4 représente la différence de propagation d'une crise partielle et généralisée par l'observation des signaux EEG.

### 3. Le signal EEG

En 1788, Galvani découvre que tous les organes vivants produisent de l'électricité ou un signal électrique qui leur permet de communiquer, surnommée électroencéphalographie (EEG). A partir de 1945, les moyens deviennent suffisants pour permettre l'application clinique et l'ouverture des laboratoires pour l'étude de l'EEG.

Le signal EEG est l'activité bioélectrique cérébrale. Jusqu'à présent, les neurologues ont toujours utilisé l'EEG en tant que signaux de diagnostic visuel. Mais avec l'avancement technologique, on peut désormais traiter ces signaux numériquement pour obtenir des informations précieuses.

### 3.1 Fréquences du signal EEG

Dans les signaux EEG de surface, la bande de fréquence utile est limitée à quelques dizaines de Hertz parce que les méninges (la matière blanche qui entoure le cerveau) et le crâne jouent le rôle de filtre passe-bas pour protéger le fonctionnement normal du cerveau et il ne va pas être bruité par des signaux extérieurs de mêmes fréquences.

Les signaux EEG de profondeur se caractérisent par leur forte amplitude et leur faible rapport signal/bruit. Il faut aussi noter que la bande passante résultante est beaucoup plus large, ce qui permet d'exploiter les hautes fréquences dans la bande 30-60Hz [7] et ainsi d'augmenter la fréquence d'échantillonnage afin de mieux étudier l'aspect non-linéaire de ces signaux [6].

Les signaux EEG sont formés de cinq sous-bandes comme le montre le tableau ci-dessous :

Tableau-1 : Les cinq bandes du signal EEG

<b>Sous-Bande</b>	<b>Fréquences</b>
Delta	0 à 4 Hz
Tetta	4 à 8 Hz
Alpha	8 à 15 Hz
Betta	15 à 30 Hz
Gamma	30 à 60 Hz

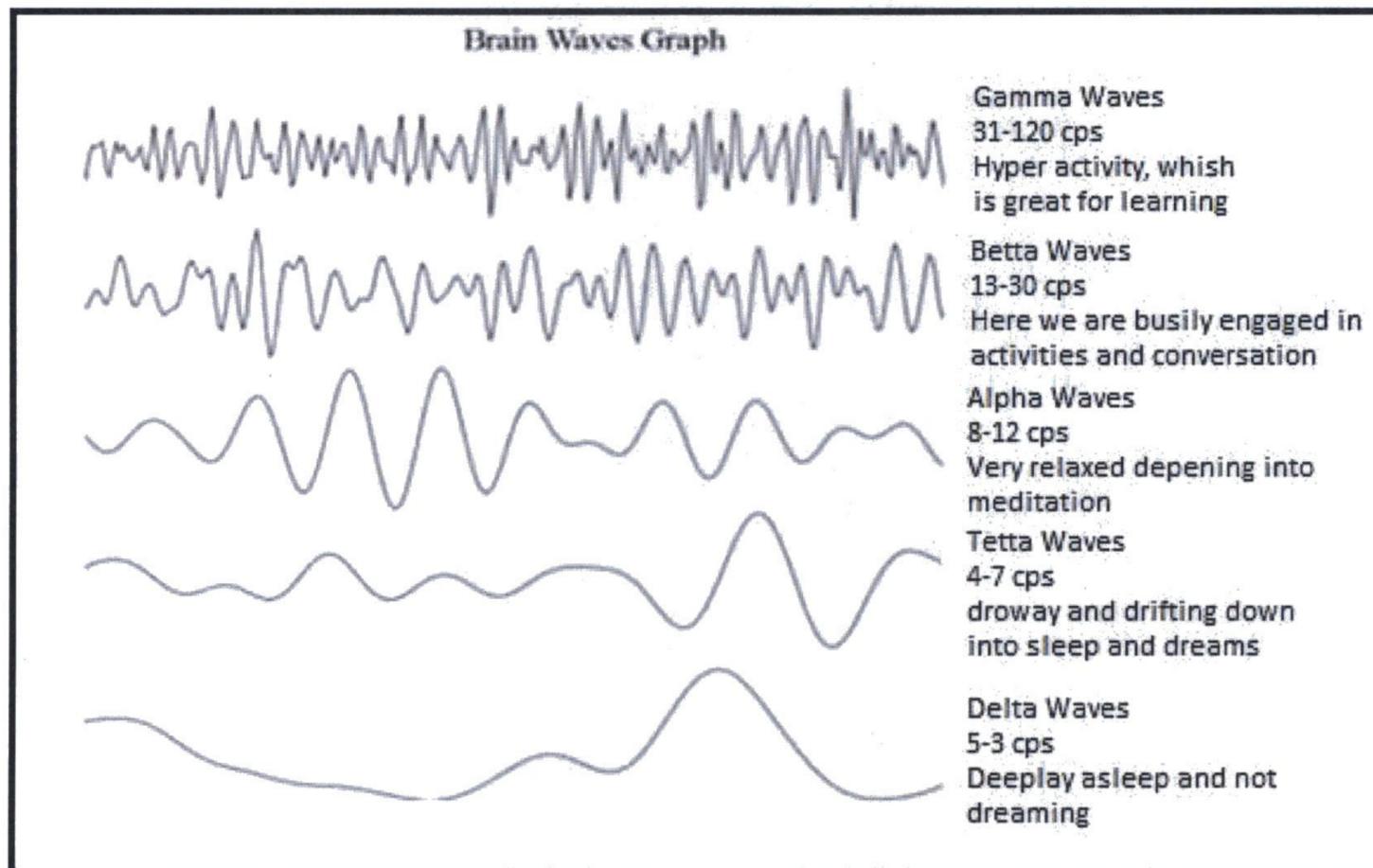


Figure.2.5 : Les 5 bandes de signal EEG [3]

La figure.2.5 représente les 5 bandes du signal EEG présenté respectivement par rapport aux fréquences de chaque bande.

### 3.2 Les trois phases d'une crise épileptique

Il existe une différence entre l'épilepsie et la crise épileptique. La première est la maladie présentée par un dysfonctionnement cérébral, tandis que la crise épileptique est la manifestation soudaine et violente de cette maladie.

Trois états peuvent être visualisés chez les patients épileptiques par l'intermédiaire des signaux EEG [8] (figure.2.6):

L'état critique, à savoir le temps de la crise même.

L'état inter-critique : c'est la phase qui sépare deux crises successives.

L'état précritique : c'est la phase qui précède la crise allant de quelques minutes à quelques dizaines de minutes, voire, une heure.

Les symptômes qui apparaissent au moment de la crise varient considérablement selon le type de la crise ou selon la région du cerveau touché [9] [10].

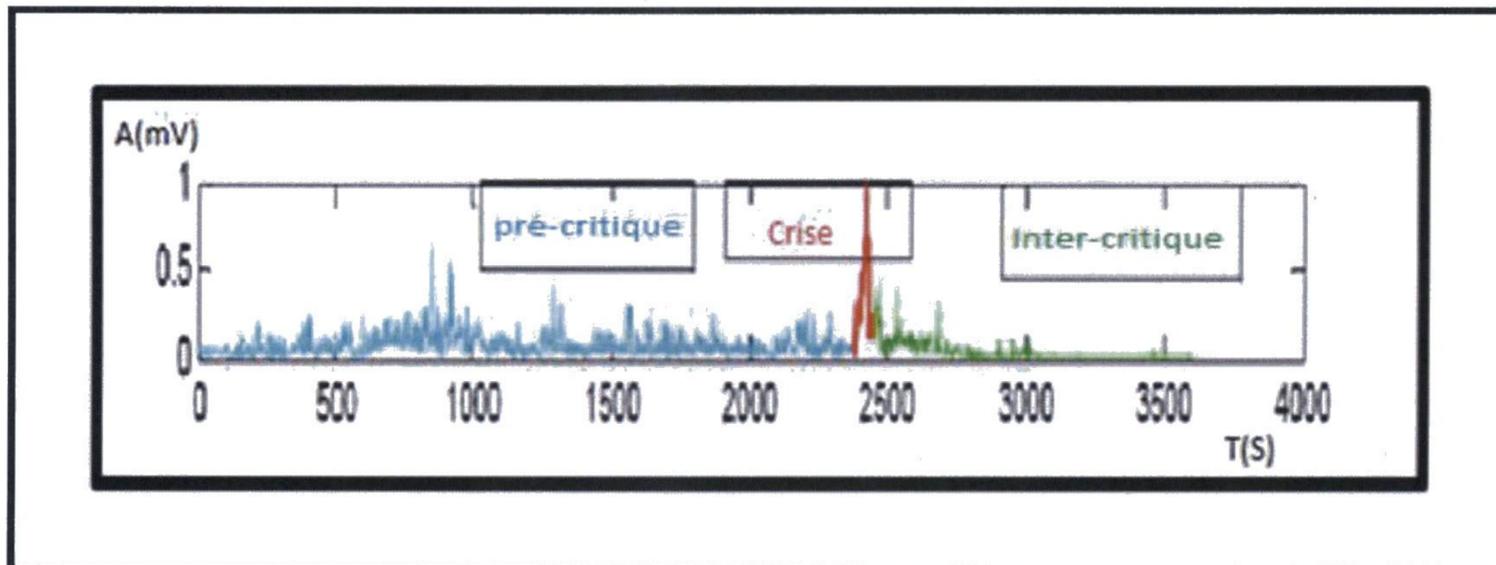


Figure.2.6: Les 3 phases du signal EEG [précritique (bleu), critique (rouge), inter-critique (vert)]

### 3.2.1. La phase précritique

C'est la phase qui précède immédiatement la crise d'environ quelques minutes à presque une heure.

La signature électrique des signaux EEG qui apparaît dans cette phase diffère selon le type de la crise et la région du cerveau touché.

### 3.2.2. La phase critique

Le signal EEG dans cette phase est caractérisé par l'augmentation d'amplitude (synchronisation) ainsi que l'augmentation des basses et hautes fréquences.

### 3.2.3. La phase inter-critique

C'est la phase qui sépare deux crises, ses caractéristiques sont les suivantes:

- Pointe-lente : Pic de décharge.
- Pointe : Même morphologie que la pointe-lente mais avec une plus courte durée.
- Pointe-onde : C'est une pointe suivie d'une onde lente.
- Poly-pointe-onde : Caractérisée par la présence de plusieurs pointes suivies d'une onde lente

## II. État de l'art

### 1. Approche de traitement numérique de signal

L'approche du traitement numérique de signal (Digital Signal Processing : DSP) se base généralement sur ces quatre analyses :

- Analyse temporelle.
- Analyse de fréquence : Transformée rapide de Fourier (Fast Fourier Transform : FFT).
- Analyse temps-fréquence : la taille de la fenêtre est fixe et le nombre d'oscillations varie. Exemple la fenêtre de Blackman.
- Analyse temps-fréquence : la taille de la fenêtre est variable et le nombre d'oscillations est fixe. A titre d'exemple, la transformé en ondelettes.

Les sous-sections suivantes sont écrites sur la base des références et des études suivantes [11], [12], [13], [14] et [15].

#### 1.1 Répartition des amplitudes

Le signal aléatoire peut être caractérisé par une distribution de son amplitude et de son moment. Donc, tout changement dans les signaux peut être quantifié. De nombreuses études ont tenté d'établir un lien entre les tâches effectuées et la variation de signal, toutefois ces techniques ne sont pas fiables et leurs applications restent très restreintes.

#### 1.2 Les bandes de fréquences

Il peut être complexe d'explorer visuellement le signal EEG puisqu'il est toujours accompagné de bruits provenant de diverses sources. Nous pouvons déterminer la bande de fréquence qui appartient à la crise par la représentation temps-fréquence. Il serait donc utile de filtrer le signal EEG en sous-bandes et ainsi déterminer les pointes sur l'axe fréquentiel. Par exemple la figure ci-dessous (figure.2.7) montre le plan temps-fréquence (TF) d'un signal EEG pendant les pics. Cette présentation permet d'observer à la fois l'évolution du signal dans le domaine temporel et dans le domaine fréquentiel.

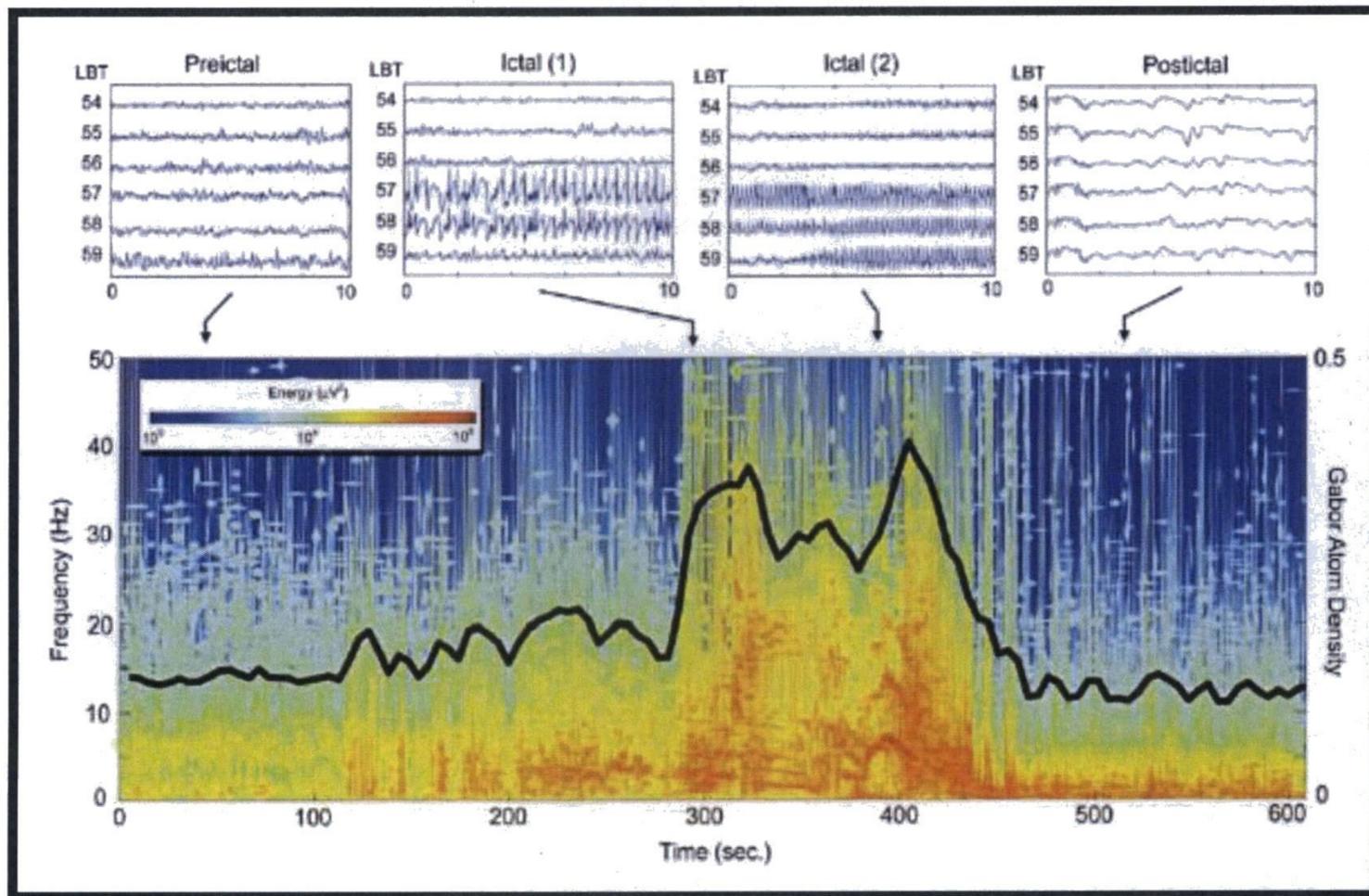


Figure.2.7 : Analyses temporelle et fréquentielle du EEG dans les trois phases (précritique, critique, inter-critique). [3]

### 1.3 Transformé de Fourier rapide (FFT)

Une transformé de Fourier rapide (FFT) est un algorithme pour calculer la transformée de Fourier discrète (DFT) et son inverse. L'analyse de Fourier convertit le temps (ou l'espace) à la fréquence et vice versa. La FFT calcule rapidement ces transformations par la factorisation de la matrice DFT en un produit de facteurs rares (la plupart du temps zéro) [16]. En conséquence, les transformées de Fourier rapides sont largement utilisées pour de nombreuses applications dans l'ingénierie, les sciences et les mathématiques. La transformation de Fourier est une transformation intégrale, qui se base sur la représentation mathématique d'une fonction dans le temps et produit une fonction de la fréquence [17]. L'intégrale de Fourier se fait sur un temps infini, donc une solution est mise en place pour calculer la FFT et introduire l'aspect local en utilisant une fenêtre glissante comme la fenêtre de Blackman [3].

Ainsi, cette fonction est une expression mathématique des amplitudes associées à toutes les fréquences présentes dans la fonction d'origine.

#### 1.4 Transformée en ondelettes

En mathématique, une série d'ondelettes est une représentation d'une fonction carrée. De nos jours, la transformation en ondelettes est l'une des candidates la plus populaire des transformations temps-fréquence [18]. Les ondelettes sont des outils pour traiter et segmenter les signaux. Les chercheurs [19] ont introduit le concept du filtrage par pyramide. Deux types de filtres FIR (filtre à réponse impulsionnel) ; un passe-bas et l'autre passe-haut qui calculent, respectivement, les coefficients d'approximation et les coefficients de détails [17].

#### 1.5 Approche non-linéaire appliquée aux signaux EEG

##### 1.5.1 Introduction sur la non-linéarité des signaux EEG

Plusieurs études récentes mettent le point sur l'importance de l'analyse non-linéaire des signaux EEG. Elles examinent, en particulier les possibilités d'anticipation des crises, qui est l'un des aspects les plus difficiles de l'épileptologie. A nos jours, il n'existe pas beaucoup d'informations sur les causes des crises, et ce, même si de nombreuses études ont été effectués à ce sujet.

Toutefois, l'analyse non linéaire des signaux EEG présente des fortes preuves que le passage de l'état inter-critique à l'état critique n'est pas un phénomène qui survient soudainement. Légèrement, les résultats indiquent qu'il est certainement possible de détecter une phase de pré-crise. La définition non ambiguë d'un tel état avec une longueur suffisante permettrait d'étudier les mécanismes de base conduisant à l'initiation des crises chez l'homme et de développer des stratégies de prévention des crises suffisantes [11].

L'EEG est un signal représentatif contenant des informations sur l'état du cerveau. Toutefois, les techniques linéaires utilisées pour le traitement de ces signaux n'ont jamais permis d'identifier tous les processus menant à des crises. Les chercheurs ont donc examiné des approches non-linéaires pour améliorer l'identification des signaux EEG. La dynamique des signaux EEG signifie que la dynamique du système sous-jacent à l'origine du signal reçu où la sortie est proportionnelle à l'entrée, d'où le nom du système linéaire. Malheureusement, la plupart des systèmes existant dans la nature sont non-linéaires. Le cerveau et le corps humain ne font pas exception à cette règle, puisqu'ils représentent des

systemes très complexes. Au cours des dernières décennies, les chercheurs ont tenté de détecter une signature (tous les événements incluant l'action humaine) au sein des signaux EEG, en utilisant la méthode du chaos.

Ces méthodes ont également été étayées par les méthodes de corrélation. Ils ont conclu que la crise se produit dans le cerveau d'une manière périodique ou pseudopériodique. La crise représente une remise à zéro par le cerveau pour revenir au mode de fonctionnement normal qui est un mode chaotique.

### 1.5.2 Théorie du Chaos

La théorie du chaos a largement été étudiée en ingénierie et en biotechnologie. Les limites de l'application de la théorie du Chaos sont principalement dues au choix des paramètres d'entrée qui dépendent de la dynamique sous-jacente aux données et du type d'analyse envisagé, qui est dans la plupart des cas très complexes et pas toujours exacts.

La théorie du chaos appliquée aux signaux EEG a pour but d'analyser et de détecter les crises en utilisant la structure chaotique de l'attracteur, ainsi que la détermination de la période pré-octal en utilisant la méthode de dynamique du signal.

Un système chaotique est défini comme ayant une haute sensibilité aux conditions initiales. Il est donc imprévisible à long terme mais il est en même temps déterministe puisqu'il peut être chaotique pour un petit nombre de degrés de liberté. L'augmentation de la distance entre deux trajectoires de signaux EEG initialement proches est mesurée par l'exposant de Lyapunov. En mathématique, l'exposant de Lyapunov d'un système dynamique est une quantité qui caractérise le taux de séparation des trajectoires infiniment proches.

Le signal est considéré chaotique, si l'indice de Lyapunov augmente de façon exponentielle. L'indice de Lyapunov, appelé  $\lambda$  dans la littérature, mesure le degré de chaos dans les signaux EEG, voir Tableau-2.

Tableau-2: Exposant de Lyapunov et les valeurs significatives de la dynamique du système

Type de dynamique	valeur
Dynamique stable	$\lambda < 0$
Dynamique limite de stabilité I	$\lambda = 0$
Dynamique Chaotique	$0 < \lambda < \infty$
bruit	$\lambda = \infty$

Une valeur positive de  $\lambda$  implique une divergence exponentielle de deux trajectoires de l'espace de phase (à l'origine très proche). L'estimation de  $\lambda$  à partir d'un signal temporel n'est pas facile.

Par la suite, plusieurs auteurs ont proposé de combiner les techniques non-linéaires et linéaires car il existe une certaine complémentarité entre ces deux approches.

### 1.5.3 Diagramme de bifurcation

L'étude de certains aspects d'un système dynamique, amène à appliquer la théorie de bifurcation qui consiste à détecter un petit changement d'un paramètre de ce système qui produit un majeur changement dans son fonctionnement. La bifurcation étudie la stabilité d'un système par rapport au petit changement qui peut se produire dans les paramètres qui constituent ce système [20]. Il existe plusieurs types de bifurcations, comme la bifurcation de Hopf qui étudie des systèmes instationnaires et donne naissance à des solutions oscillantes, d'où deux composants pour l'espace de phase.

La formule de cette bifurcation de Hopf est:

$$\dot{x} = \frac{dx}{dt} = \mu x - |x|^2 x \quad (1)$$

où  $x$  : représente un échantillon présenté dans le plan complexe.

$\mu$  : représente la variation entre l'échantillon  $x$  et les conditions initiales.

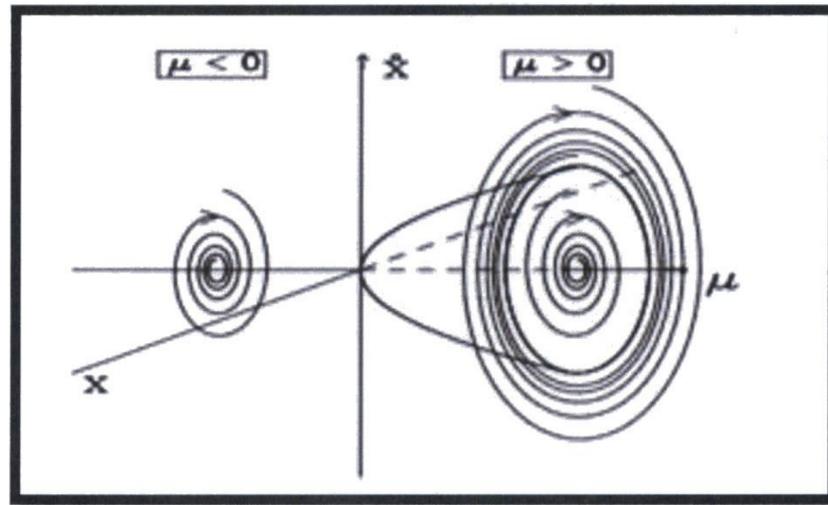


Figure.2.8 : Bifurcation de Hopf [20]

Dans la partie suivante, on va se limiter à décrire quelques bifurcations stationnaires.

#### 1.5.3.1 Bifurcation fourche (pitch fork):

Dans ce type de bifurcation il y a deux formes :

➤ La bifurcation fourche symétrique (ou supercriticalite) : l'invariance des paramètres génère des systèmes dynamiques qui respectent les symétries de type  $\pm x$ . Dans ce contexte, la première linéarité qui apparaît est cubique et peut être exprimée comme suit :

$$\dot{x} = \mu x - x^3 \quad (2)$$

où  $x$  : représente un échantillon présenté dans le plan complexe.

$\mu$  : représente la variation entre l'échantillon  $x$  et les conditions initial.

La bifurcation fourche exprime le changement de comportement du système en modifiant un paramètre de ce dernier. Cette bifurcation a des propriétés continues et réversibles.

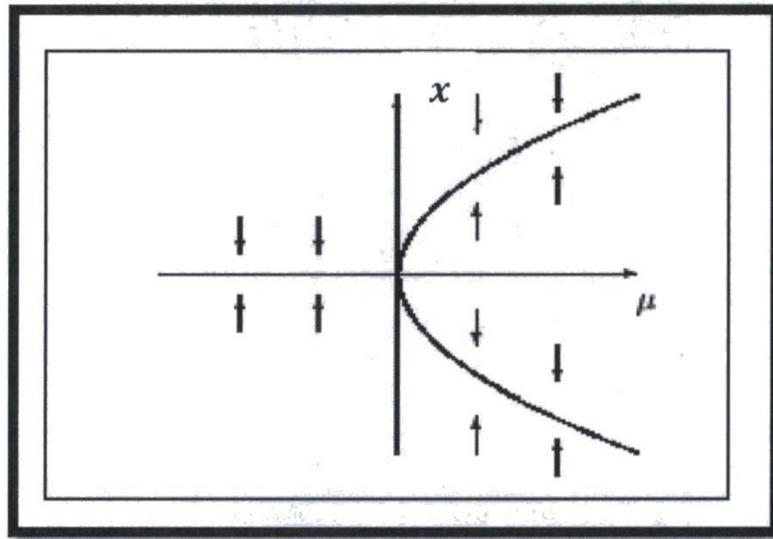


Figure.2.9 : Diagramme de bifurcation supercriticalite [20]

➤ La bifurcation fourche sous-criticalité : la déstabilisation de la forme normale cubique de la bifurcation fourche supercritique, nous amène à modifier cette forme pour obtenir la saturation des solutions. [20] Cette modification va tenir compte de l'ordre supérieure, d'où la bifurcation fourche sous-criticalité qui s'exprime par :

$$\dot{x} = \mu x + x^3 - x^5 \quad (3)$$

où  $x$  : représente un échantillon présenté dans le plan complexe.

$\mu$  : représente la variation entre l'échantillon  $x$  et les conditions initial.

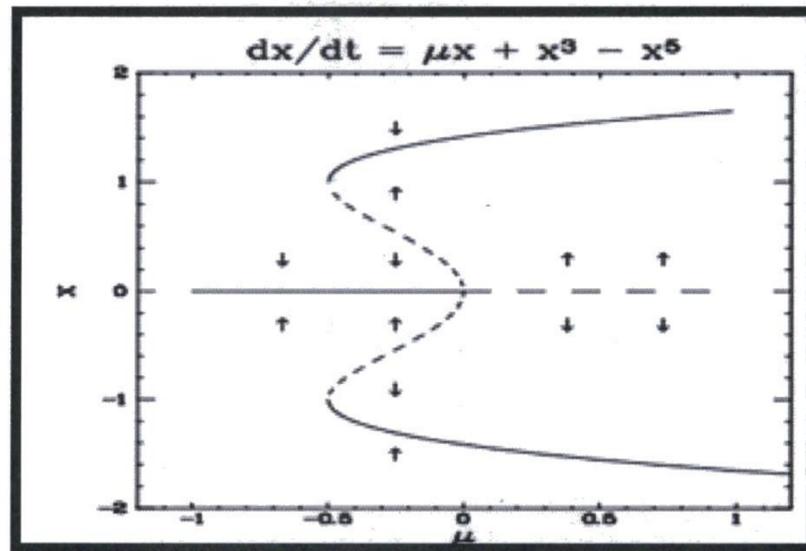


Figure.2.10 : Diagramme de bifurcation sous-criticalité [20]

### 1.5.3.2 Bifurcation nœud-col

La forme de cette bifurcation s'écrit sous la forme suivante :

$$\dot{x} = \mu - x^2 \quad (4)$$

où  $x$  : représente un échantillon présenté dans le plan complexe.

$\mu$  : représente la variation entre l'échantillon  $x$  et les conditions initiales.

La solution des points critiques est donnée par :

$$x = \pm\sqrt{\mu} \quad (5)$$

L'étude de stabilité de ce système montre que :  $x = -\sqrt{\mu}$  Le système est instable.

$x = +\sqrt{\mu}$  Le système est stable.

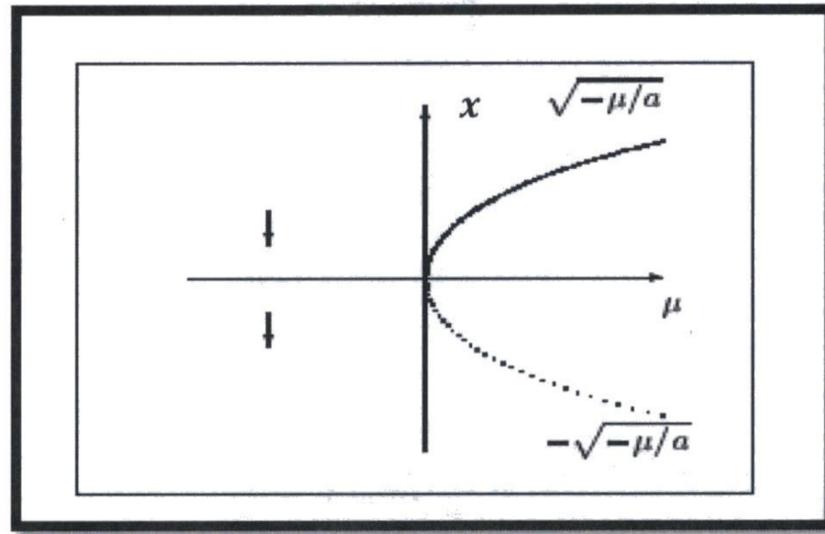


Figure.2.11 : Diagramme de bifurcation nœud-col [20]

### 1.5.3.3 Bifurcation Trans-critique

Quand un système de bifurcation nœud-col perd sa symétrie, il n'est plus raisonnable que le terme  $x^2$  disparaisse. D'où la bifurcation Trans-critique qui s'exprime sous la forme :

$$\dot{x} = \mu x - x^2 \quad (6)$$

où  $x$  : représente un échantillon présenté dans le plan complexe.

$\mu$  : représente la variation entre l'échantillon  $x$  et les conditions initiales.

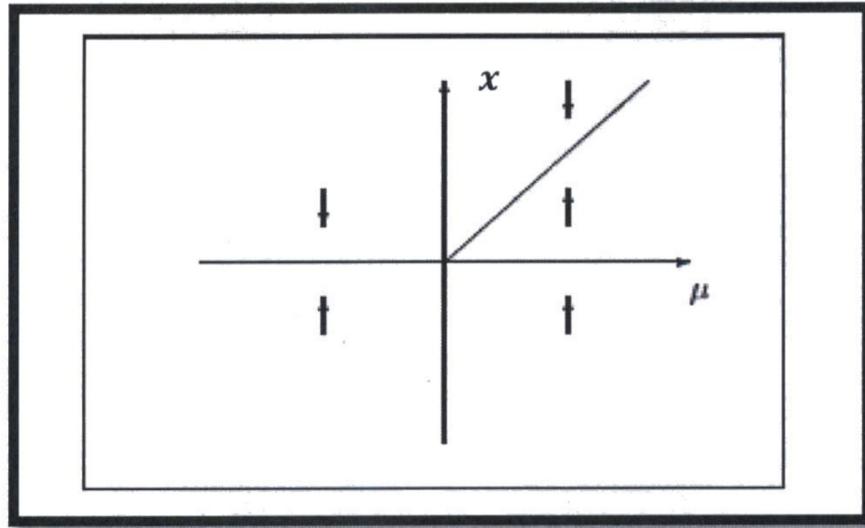


Figure.2.12 : Bifurcation Trans-critique [20]

#### 1.5.3.4 Bifurcation imparfaite

En prenant en considération les paramètres perturbateurs du système. La forme de la bifurcation peut se présenter comme suit :

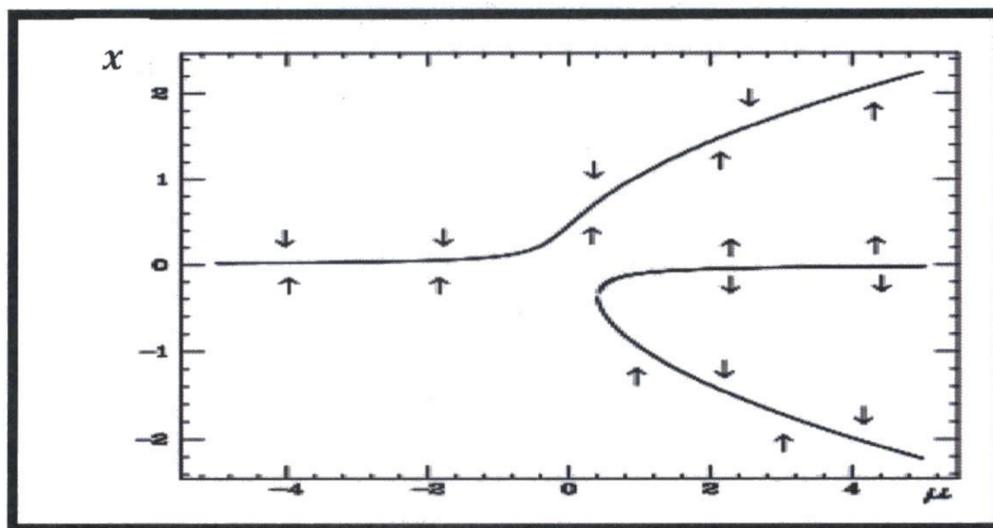
$$\dot{x} = \mu x - x^3 + H \quad (7)$$

où  $x$  : représente un échantillon présenté dans le plan complexe.

$\mu$  : représente la variation entre l'échantillon  $x$  et les conditions initiales.

Et  $H$  : représente le paramètre perturbateur qui peut être un bruit dans le cas d'un signal.

Le problème qui se pose dans cette présentation de bifurcation imparfaite et qu'il faut connaître le type de ce paramètre perturbateur, ce qui n'est pas le cas dans la plupart des systèmes réels.



## 2. Revue de littérature

### 2.1 Travaux de recherches sur les signaux EEG

Les travaux de recherche effectués jusqu'à nos jours sur les signaux EEG, pour extraire les informations pertinentes à l'anticipation des crises partielles, ont eu recours à diverses méthodes [21]. Des méthodes telles que des solutions numériques linéaires ou non-linéaires ont été proposées, telle que des méthodes de corrélation [22] ou de régression non-linéaire [23]. D'autres ont introduit des méthodes linaires pour détecter les différentes phases du signal EEG [8].

Certains chercheurs ont traité des signaux EEG de surface, qui sont peu robuste à cause des artéfacts et des mouvements des patients [24], [25], [26] et [27]. La recherche présentait deux voies, celle où l'intérêt est porté à chercher des signatures temporelles pour les crises d'origine temporelles, et celle intéressés par la synchronisation [28] et la cohérence des différents signaux EEG, [13,29-33]. L'utilisation de la Transformé de Fourier rapide (FFT) permet la représentation fréquentielle des Signaux EEG pour les étudier sur le plan temps-fréquence au prix de perdre toute les informations temporelles du signal [17]. Finalement, d'autres ont opté pour l'étude de la densité spectrale PSD [34], [35], [36] et les approches non-linéaires [37], [38].

### 2.2 Historique des algorithmes de prédiction

Cette partie sera consacrée à l'étude de quelques algorithmes existants, soit pour la prédiction des crises épileptiques ou même les algorithmes d'anticipation.

Parmi les paramètres de calcul publiés figurent l'entraînement dynamique [39], [40], la corrélation [11], [17], l'index de similarité dynamique [41] [42], l'énergie accumulée [43], [17], la synchronisation de phase [30] et le filtrage par ondelettes et médianes [44]. Iasemidis et al [45] ont noté des changements de présélection prémonitoires basés sur l'analyse de l'entraînement dynamique. Lehnertz et Elger [46] ont montré que la dimension de corrélation diminue avant les crises. Quyen et al. [42] ont rapporté une diminution de l'indice de similarité dynamique avant l'apparition des crises. Mormann et al. [47] ont observé une diminution relative de la puissance du signal dans la bande delta jusqu'à des

heures avant l'apparition des crises. Rosa Q. So, Vibhor Krishna ont travaillé avec l'indice de similarité non-linéaire sur les signaux EEG de surface de 5 patients, et ils ont obtenu 71% de prédiction avec 1.01 fausse alerte par heure [48].

Shouyi Wang et Stephen Wong [48] ont travaillé sur un algorithme de prédiction basée sur des fenêtres coulissantes. Cet algorithme est capable de classifier ces fenêtres comme fenêtres normales ou des fenêtres qui contiennent des indices qui précèdent la crise en utilisant la méthode de classification K-Near-Neighbors(KNN).

Cette méthode a été évaluée sur les données EEG de 10 patients et a donné les résultats suivants : 73% du taux de détection ou de sensibilité mais le temps d'anticipation et le taux de fausse alertes n'ont pas été mentionnés.

Hinnerk Feldwischet al. [49] ont appliqué la cohérence de phase moyenne et l'indice de similarité dynamique aux données EEG intracrâniennes. La performance prédictive des deux méthodes a été évaluée séparément, ainsi qu'en utilisant des combinaisons logiques «AND » et « OR ». Utilisé de façon indépendante, l'une ou l'autre méthode a donné lieu à une performance de prédiction statistiquement significative pour seulement peu de patients. En particulier, la combinaison " AND " a conduit à des performances de prédiction meilleure, conduisant à une augmentation de la sensibilité. Pour un taux maximal de prédiction erronée de 0.15 / h, la sensibilité moyenne est passée d'environ 25% pour les méthodes individuelles à 43.2% pour l'AND et 35.2% pour la combinaison OR. [49] Cette étude montre que les combinaisons de méthodes de prédiction sont prometteuses pour améliorer considérablement la prédiction des crises.

Tahar Haddad et al [3] ont utilisé une combinaison de deux méthodes linéaire et non-linéaire; après avoir filtré le signal EEG en sous bande [Delta, Tetta, Alpha, Betta et Gamma], il décrit que la signature peut être extraite uniquement à partir des fréquences Delta et des hautes fréquences. Sa technique est basée sur la détection d'un taux de corrélation très élevé sur les basses fréquences ainsi qu'un décroissement de l'exposant de lyapunov sur la bande gamma. Cette technique a récolté une sensibilité de 72% avec un temps de prédiction moyen de 30 minutes.

D'autres recherches ont été orientées vers les caractéristiques qui dérivent directement du

signal EEG brut, comme la puissance du signal et les passages à zéro [50]. Ces méthodes sont simples ce qui rend leur usage favorable. Le mécanisme de prise de décision est déterminé une fois que les caractéristiques ont été apprises. Chaovaitwongse et al. [51] ont développé une méthode basée sur l'estimation de l'exposant maximal à court terme de Lyapunov (STLmax), une mesure de l'ordre (chaotique) d'un système dynamique, pour quantifier la dynamique des signaux EEG par emplacement d'électrode. L'algorithme de système automatisé d'avertissement de crise (ASWS) a été testé sur des enregistrements EEG, de 3-14 jours, obtenus auprès de 10 patients atteints d'épilepsie réfractive du lobe temporal. La sensibilité de cet algorithme est de 68,75% avec un taux de fausses alertes de 0.15 F/H.

La méthode de combinaison des techniques est un outil très efficace et prometteur au niveau de l'anticipation ou classification des crises épileptiques. C'est pour cela que plusieurs chercheurs se sont orientés vers ce genre de combinaison, à savoir :

- Netoff et al. [52] ont développé un algorithme de classification à partir de 9 patients de la base de données de Freiburg [53].
- Duman et al. [54] ont utilisé la transformée de Hilbert Huang et ont obtenu une sensibilité qui a atteint jusqu'à 89.66% avec 0.49 F/H.
- Zheng et al. [55] ont développé un modèle de prédiction basé sur la méthode de CSSVM (Common Spatial Patterns 30 and Support Vector Machine) en vue d'établir une machine de support de vecteurs (SVM: Support Vector Machine).
- Moghim N, Corne DW. [56] ont développé l'algorithme ASPPR (Advance Seizure Prediction via Pre-ictal Relabeling) qui utilise la transformée en ondelettes pour décomposer le signal EEG, et calcule l'énergie du signal ainsi que l'exposant de Lyapunov. Cette méthode récolte 90.6% de prédiction pour 21 patients avec un temps d'anticipation qui variée entre 0 à 5 minutes et un taux de fausse alerte qui n'est pas défini.

Pour conclure, la combinaison des méthodes pour l'anticipation des crises épileptiques a montré que c'est une voie promotrice, car les résultats obtenus sont toujours meilleurs.

## Chapitre 3: Approche proposée

Cette partie est consacrée à la description de quelques méthodes appliquées pour l'anticipation des crises épileptiques. Rappelons que notre méthodologie est basée sur la combinaison des deux méthodes à la fois linéaire et non linéaire, et que l'objectif de cette recherche est de trouver une fusion de deux méthodes qui soit facilement réalisable avec zéro fausse alerte.

### 1. Décomposition des signaux EEG

Dans l'historique de recherche de traitement des signaux EEG apparait des techniques de traitement pour ces derniers. Il y a des groupes de recherches qui ont travaillé directement sur ces signaux et d'autre qui ont utilisé une décomposition de ces signaux EEG en cinq bandes. La décomposition des signaux EEG a affirmé une simplicité et plus de maîtrise afin d'extraire plus d'informations de ces signaux. Ce qui explique, la décision d'appliquer cette méthode de décomposition dans notre approche. Il existe plusieurs méthodes de décomposition des EEG tel que la transformé en ondelette qui est un outil très performant. Dans notre approche, nous avons décidé de ne pas utiliser cette décomposition, car malgré sa performance, elle pose une grande contrainte au niveau de l'implémentation matérielle.

Nous proposons d'utiliser une série de filtres passe-haut et passe-bas en série pour extraire ces cinq bandes. L'ordre des filtres ainsi que leurs fréquences de coupure ont été définis par rapport à nos besoins de sorte qu'on obtient les cinq bandes avec des fréquences bien définies (voir figure.3.1).

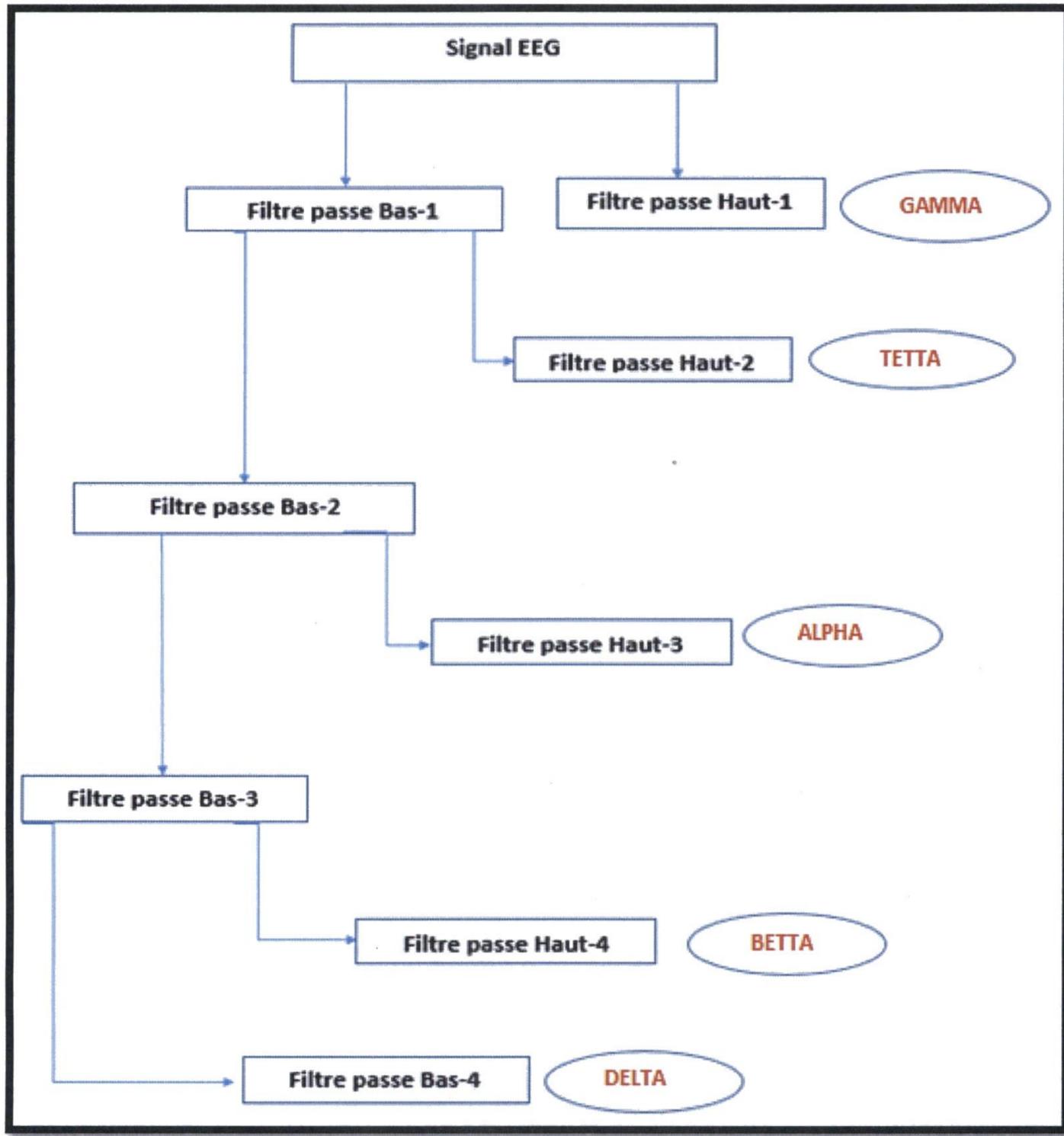


Figure.3.1 : Principe de décomposition du signal EEG en 5 sous bande en utilisant des filtres passe haut et filtre passe bas

L'avantage de cette méthode est qu'elle est facile à implémenter matériellement et est très performante. Elle différencie très bien les cinq bandes [DELTA, TETTA, ALPHA, BETTA, GAMMA]. Ci-dessous un exemple de décomposition de notre signal.

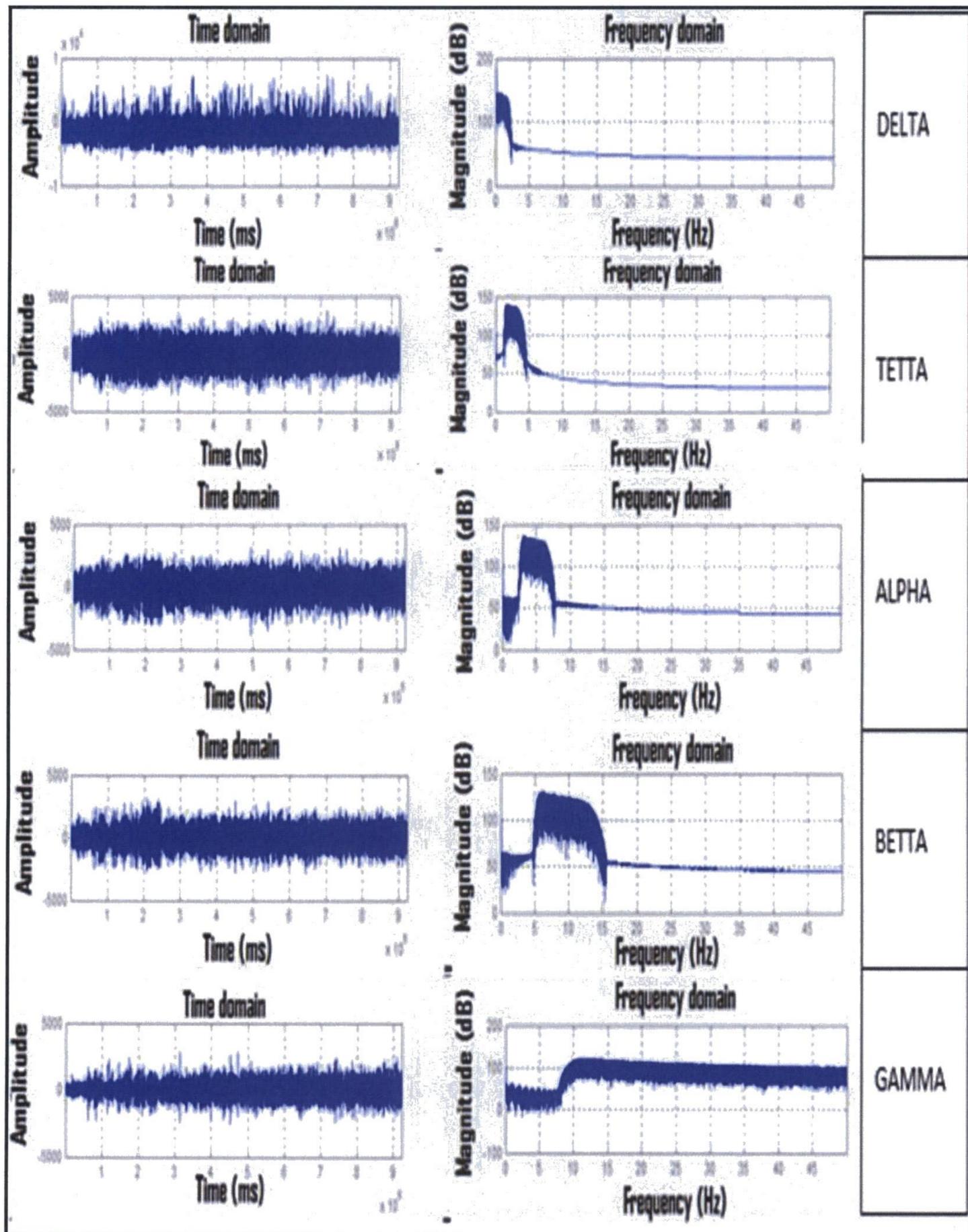


Figure.3.2 : Résultats de décomposition du signal EEG présenté dans le domaine fréquentiel et temporelle

La figure 3.2 montre les cinq sous bande du signal EEG dans le domaine temporel ainsi que dans le domaine fréquentiel. Le système de filtrage utilisé montre une grande capacité à extraire les bandes.

Les paramètres des filtres sont fixés d'une manière à créer un chevauchement entre les bandes pour ne pas perdre de l'information du signal, ainsi que pour s'approcher au maximum des filtres réels. Un filtre réel possède un gain non nul dans la bande coupée, ce gain décroît de  $N \cdot -20$  dB par décade, et N représente l'ordre du filtre.

## 2. Méthode statistique CPK (capacité de processus)

Dans le mode de fonctionnement normal d'un cerveau humain, on trouve toujours une répétition des signaux qui sont liés au fonctionnement du corps humain. Sauf que l'épilepsie introduit un dysfonctionnement dans ces derniers. Puisque le travail est effectué sur des signaux numériques échantillonnés, l'application d'une méthode statique permettra de détecter l'arrivée de ce dysfonctionnement, D'où l'idée d'utiliser le CPK. En théorie, le CPK est un outil statistique qui mesure la capacité d'un système à reproduire la même chose. L'introduction de cet outil statistique dans le traitement des signaux EEG permettra de détecter si le cerveau fonctionne normalement ou s'il commence à dériver vers un dysfonctionnement. Le CPK est l'aptitude ou la capacité d'un processus de respecter des spécifications, cette valeur informe sur le rapport entre la dispersion (la variabilité du signal) et la plage entre les tolérances (on peut les représenter par les valeurs maximums et minimums du signal). L'une des conditions les plus importantes dans le calcul de CPK est que les échantillons doivent suivre une loi bien spécifique, qui est la loi normale. Cela veut dire que la dispersion ou la répartition des échantillons suit une loi normale pour pouvoir appliquer le calcul de CPK. Rappelons que la loi normale, est l'une des lois de probabilité le mieux adaptés pour construire un modèle des phénomènes naturels aléatoires.

La loi normale est caractérisée par deux paramètres très importants qui sont comme suit :

- La moyenne qui est définie par :

$$\bar{x} = \frac{\text{Somme des valeurs}}{\text{Nombre des valeurs}} = \frac{\sum_i x_i}{n} \quad (8)$$

- L'écart type qui est défini par :

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum(x-\bar{x})^2}{n-1}} \quad (9)$$

Ou  $n$  : représente Nombre de valeurs

$x$  : représente la variable aléatoire.

La loi normale est donc définie pas la relation entre la moyenne des échantillons et leur écart type par rapport à une exponentielle.

$$y = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{(x-\bar{x})^2}{2\sigma^2}\right) \quad (10)$$

Ou  $\bar{x}$  : représente la moyenne des échantillons.

$\sigma$  : représente l'écart type.

$x$  : représente la variable aléatoire.

Donc, le calcul de la CPK exige une condition très importante, que la distribution des échantillons suit cette loi normale. Après la vérification de cette condition l'application de la CPK se fait comme suit :

$$CPK = \min\left(\frac{max-min}{6\sigma}\right) \quad (11)$$

Dans le cas où la distribution des échantillons ne suit pas une loi normale, on aura un passage obligatoire avant l'application de la formule de la capacité. Ce passage est de normaliser la distribution de nos échantillons (figure.3.3).

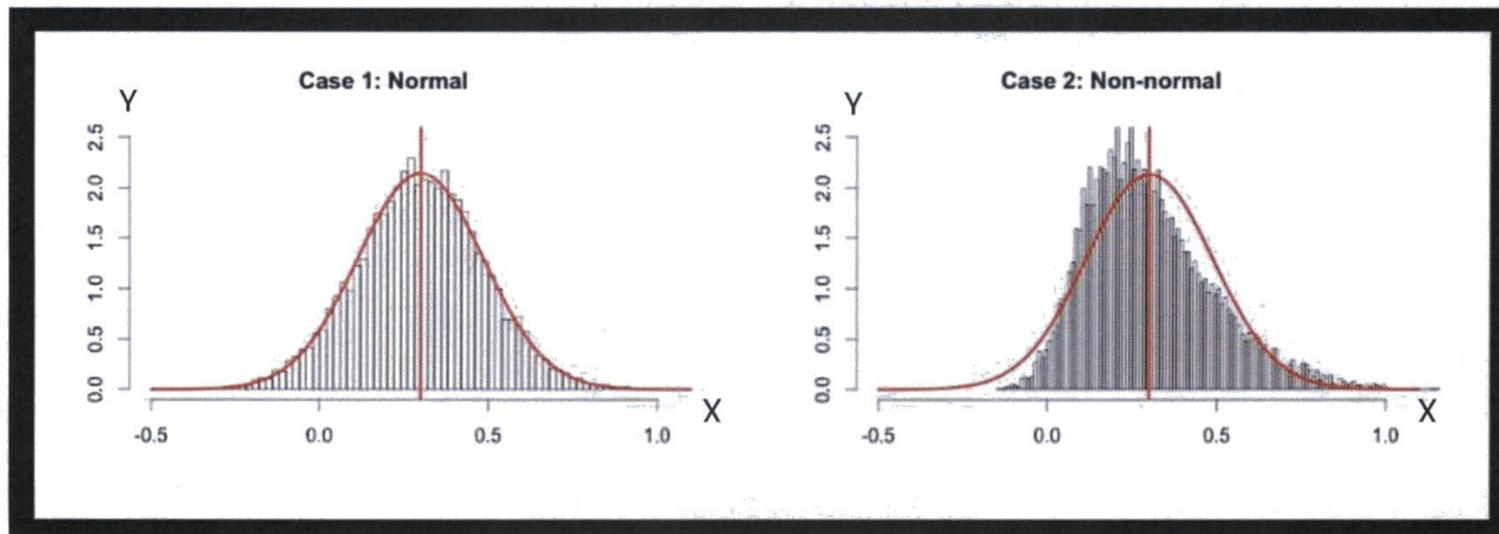


Figure.3.3 : Normalisation de la distribution des échantillons.

Dans cette présentation l'axe des x représente l'amplitude des échantillons et l'axe des y représente la fréquence d'apparition de cette amplitude dans cette distribution.

La normalisation est obligatoire pour rendre les échantillons comparables par rapport à une référence qui va être la médiane dans notre cas. Car on suppose que la médiane est égale à la moyenne pour normaliser les échantillons, ainsi que pour ne pas changer la forme de distribution.

On trace la courbe de la loi normale et on observe si la courbe de la loi normale englobe la majorité des échantillons, sinon on normalise les échantillons par rapport à une référence qui va être la médiane.

Puisque le signal EEG est un signal chaotique, la distribution des échantillons de ce signal n'est pas normalisée. Donc, il faut la normaliser avant l'application de CPK.

D'où on obtient la formule suivante :

$$CPK = \min \left( \frac{\max - \mu}{3\sigma}, \frac{\mu - \min}{3\sigma} \right) \quad (12)$$

avec  $\mu$  : représente la médiane.

Donc, le CPK nous donne plusieurs informations sur le signal telles que le maximum, le minimum, la variance et la médiane, d'où l'importance de cette méthode.

Cette méthode inclut presque toutes les informations pertinentes sur la distribution du signal.

### 3. Méthode linéaire (Régression linéaire)

L'un des modèles les plus utilisés en sciences (en statistique, en économie, et en apprentissage automatique) est l'analyse linéaire de la régression, appelé aussi la régression linéaire, où on suppose qu'il y a une fonction qui relie des variables dépendantes avec des variables indépendantes et que cette fonction est linéaire.

Cette méthode a deux principaux buts :

- Elle consiste à établir une relation d'une variable dépendante, appelée aussi variable expliquée, et une autre variable indépendante, appelée aussi inexpliquée.
- Elle sert à détecter la variabilité de la variable dépendante et prédire les valeurs de la variable dépendante par rapport à celle qui est indépendante.

L'approche de la régression linéaire se base sur la supposition que la variable à expliquer  $y$  est une fonction affine de la variable explicative  $x$ , c'est-à-dire de chercher une fonction affine qui les relie. Dans notre cas,  $x$  et  $y$  constituent les enregistrements de deux électrodes respectivement.

L'équation qui définit la régression linéaire est la suivante :

$$y_i = \beta_1 + \beta_2 x_i + \varepsilon_i \quad (13)$$

$\varepsilon_i$  : représente la marge d'erreur, et elle est due au fait que les échantillons ne sont jamais alignés sur une seule droite.

$\beta_1$  : représente l'intersection de la droite avec l'axe des abscisses.

$\beta_2$  : représente la pente de la droite

L'estimation des paramètres  $\beta_1 \beta_2$  est :

$$\beta_2 = \frac{\sum_{i=1}^n ((x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y}))}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \quad (14)$$

$$\beta_1 = \bar{y} - \beta_2 \bar{x} \quad (15)$$

avec  $\bar{y} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i$

et  $\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i$

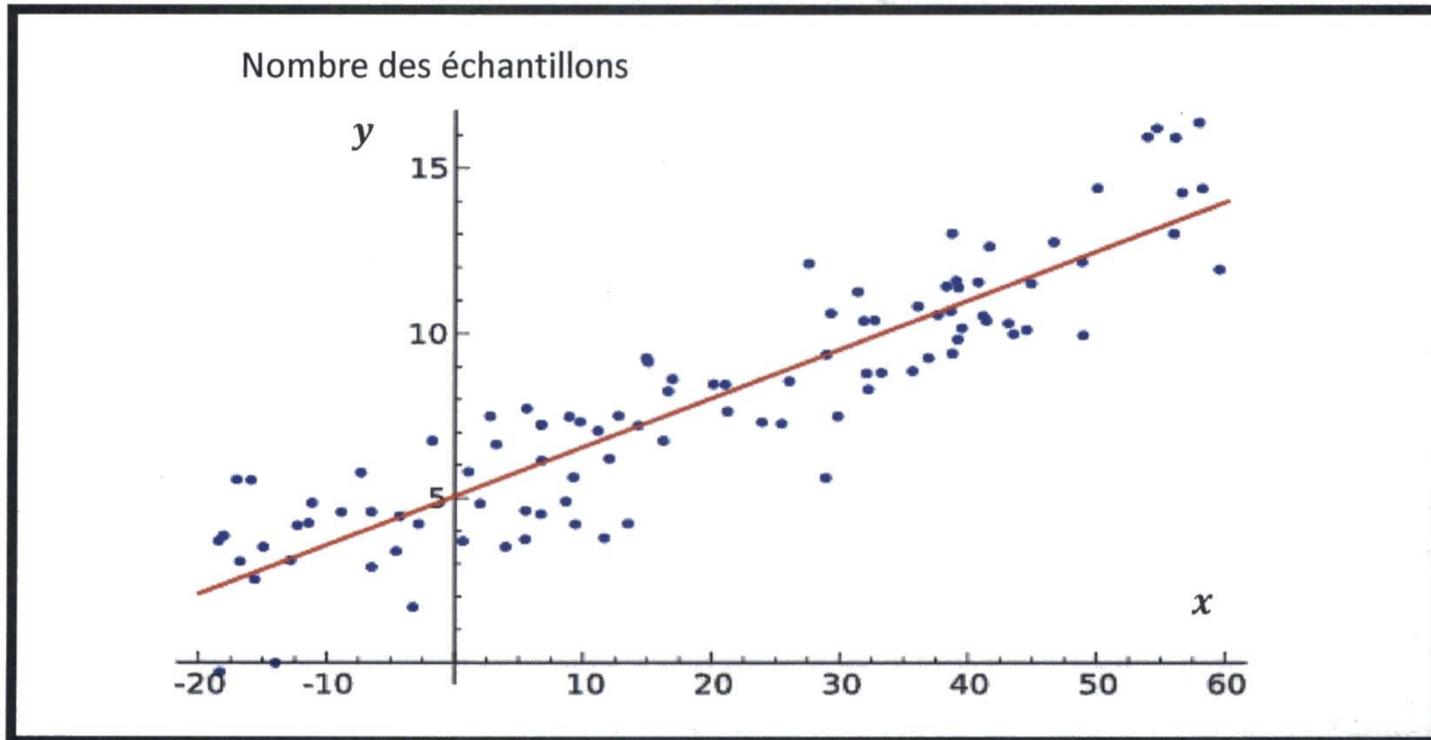


Figure.3.4 : Répartitions des échantillons par rapport à la droite de régression linéaire. [57]

La figure.3.4 montre les échantillons de la variable  $x$  par rapport à la droite de régression linéaire calculée entre la variable  $x$  et la variable  $y$ .

L'objectif de la régression linéaire est de montrer que la distribution de l'espérance conditionnel de la variable  $y$  versus la variable  $x$  est une transformation affine (figure.3.4).

Plus généralement, on peut considérer aussi des modèles de régression linéaire où la médiane conditionnelle de  $y$  sachant  $x$  est une transformation affine.

On peut aussi exprimer les paramètres de la droite de régression de la manière suivante :

$$\beta_2 = \frac{cov(x,y)}{var(x)} \tag{16}$$

$$\beta_1 = \bar{y} - \beta_2 \bar{x} \tag{17}$$

La quantification de deux variables aléatoires se calcule par leurs écarts conjoints par rapport à leurs espérances respectives, ce qui nous donne la covariance.

Sachant que l'espérance correspond à une moyenne pondérée par les probabilités

d'apparition de chaque valeur, on obtient :

$$E(x) = \sum_{i=1}^{\infty} x_i p_i \quad (18)$$

où  $x_i$ : représente l'échantillon (Enregistrement d'une électrode).  
 $p_i$ : représente la probabilité d'apparition de cette valeur.

La covariance de deux variables se représente sous la forme :

$$cov = E[(x - E[x])(y - E[y])] \quad (19)$$

Dans les algorithmes automatisés le calcul de  $\beta_2$  se fait de la manière suivante :

$$\beta_2 = \frac{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \quad (20)$$

avec :  $\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i$  qui représente la moyenne empirique.

Tout ce calcul nous permet d'avoir une estimation du coefficient de corrélation linéaire qui est conclu du calcul de la régression linéaire. L'indice de corrélation linéaire noté R a pour but de quantifier l'importance de liaison linéaire entre deux données d'une distribution. Par définition, ce dernier est toujours inclus dans l'intervalle  $[-1,1]$ . On peut obtenir une idée sur l'allure de la pente de la droite de régression linéaire en calculant l'indice de corrélation linéaire (figure.3.5).

Donc, le signe de ce coefficient permettra d'avoir une idée sur le sens de la pente de la droite :

- Si  $R < 0$  la droite est décroissante.
- Si  $R > 0$  la droite est croissante.

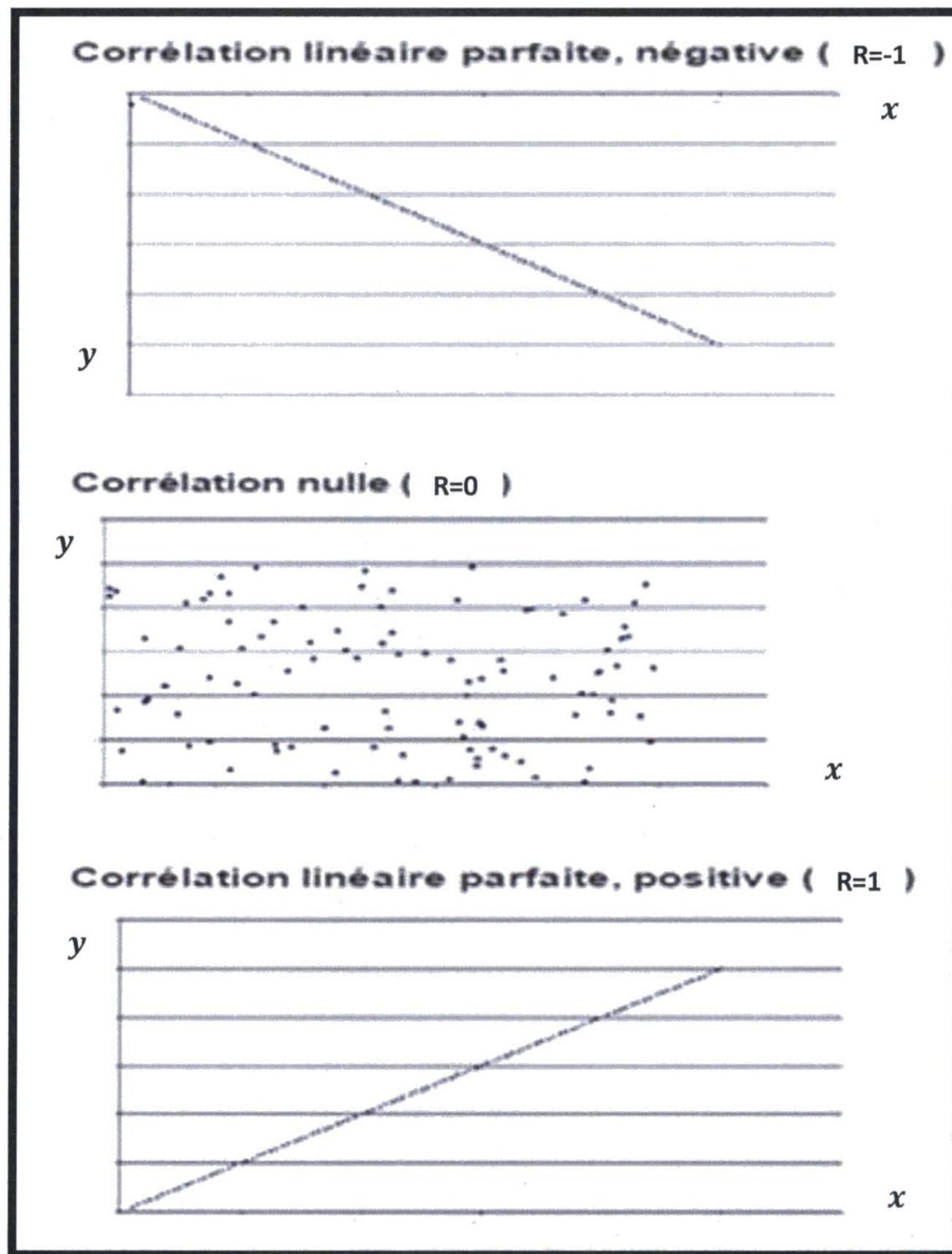


Figure.3.5 : Les trois sens possibles de la droite de régression linéaire par rapport au changement du coefficient de corrélation linéaire. [58]

Donc, la valeur de  $R$  indique la liaison de corrélation entre deux variables. Et sur l'intervalle où  $R$  appartient à  $[-1,1]$ , on peut conclure que plus  $R$  s'approche de la valeur de 1 ou -1, et plus il y a une forte liaison linéaire entre les deux variables. Inversement à la valeur  $R=0$  qui indique que le lien linéaire entre les deux variables est très faible. La détermination de ce coefficient se fait soit mathématiquement soit graphiquement.

Pour les méthodes graphiques le calcul est très simple, il consiste à trouver le rectangle qui referme tous les points de la distribution (Figure 3.6). Puis déterminer sa longueur et sa

largeur.

$$\text{La formule de } R \text{ est donc : } R = \pm \left( l - \frac{1}{L} \right) \quad (21)$$

Avec :  $l$  = représente la longueur.

$L$  = représente la largeur.

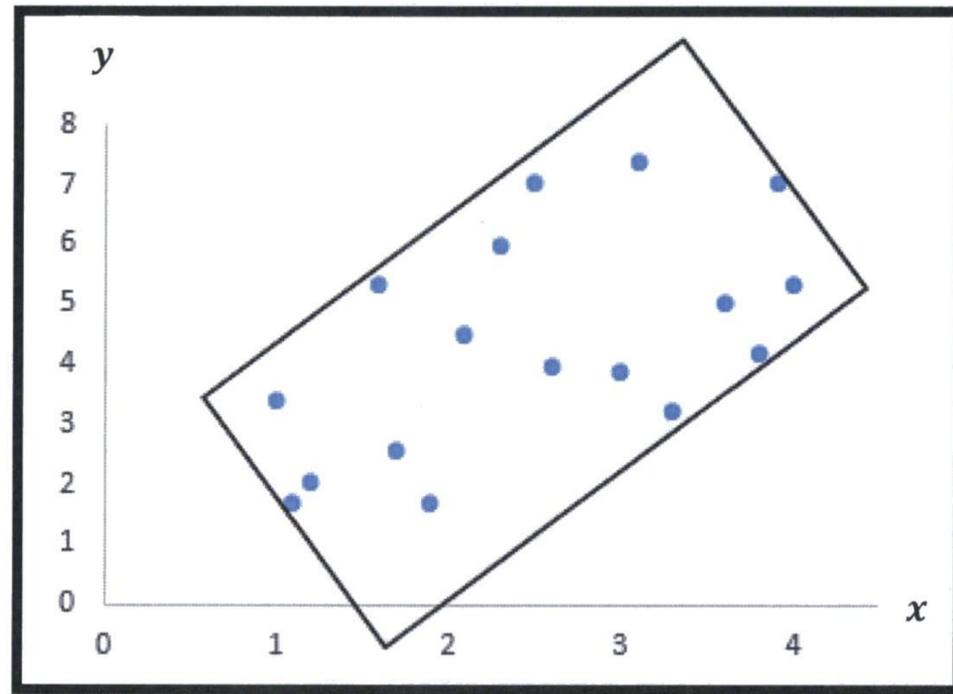


Figure.3.6 : Méthode géométrique pour la recherche du coefficient de corrélation linéaire(R). [59]

La méthode mathématique ou algébrique consiste à utiliser la pente de la droite de régression linéaire afin de déterminer le coefficient de corrélation linéaire.

Par définition le coefficient de corrélation linéaire est égal à :

$$R = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}} \quad (22)$$

$$R = \frac{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \quad (23)$$

$$R = \frac{\sqrt{\text{var}(x)^2}}{\sqrt{\text{var}(y)^2}} \beta_2 \quad (24)$$

On obtient finalement la liaison entre le coefficient de corrélation linéaire et la pente de la droite de régression.

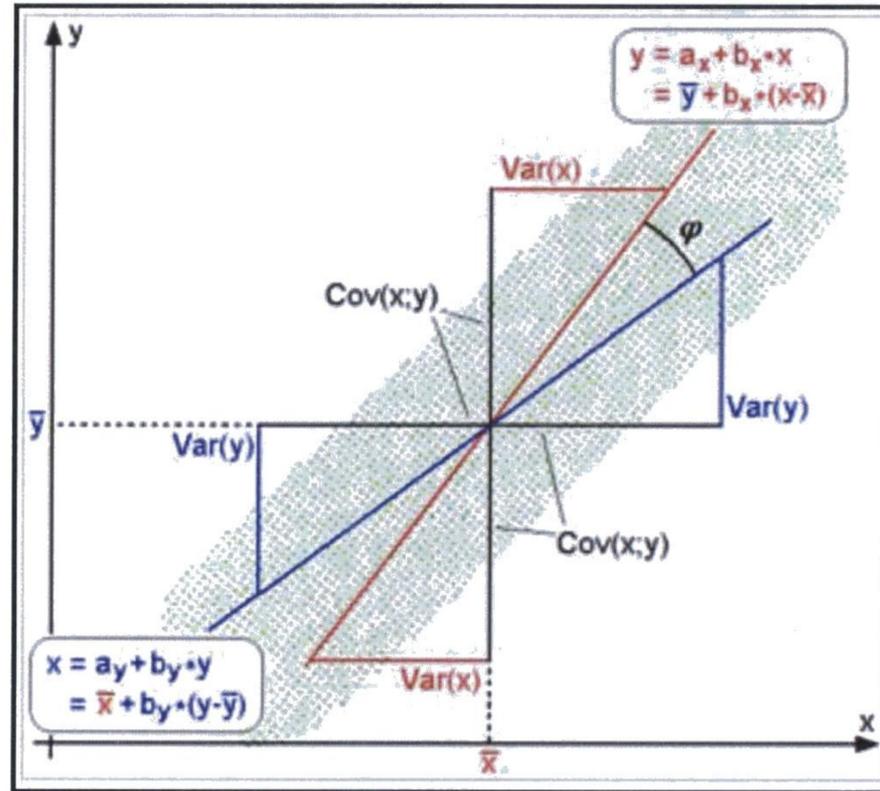


Figure.3.7 : Liaison entre le coefficient de corrélation linéaire et la pente de la droite de régression. [60]

Si la valeur de  $R = 1$  ou  $R = -1$ , on constate qu'il y a une régression linéaire parfaite, d'où une forte corrélation entre les deux variables. Si la valeur de la régression tend vers zéro, donc il n'y a pas de corrélation entre les deux variables.

Donc, le choix de la droite de régression est basé sur la droite qui englobe le maximum d'échantillons de  $x$  et de  $y$ .

#### 4. Méthode non-linéaire

Depuis des décennies, le chaos commence à être de plus en plus utilisé. La capacité de cette théorie d'étudier les systèmes non-linéaire la ou des petites causes peuvent avoir de grands effets. Cette étude est surtout utilisée pour la prédiction et l'anticipation des états comportementaux de système physique, biologique ou industriel. Appliquant ce théorème sur le fonctionnement du corps humain, les chercheurs ont prouvé que ce dernier est totalement chaotique et instable. Une des manières la plus performante d'étudier le chaos dans le corps humain est d'appliquer ce théorème sur les signaux EEG. Donc, l'application de la théorie de chaos dans le domaine physiologique a révélé que les modèles non-linéaires sont très performants pour la compréhension de certains phénomènes physiologiques. A titre d'exemple, l'utilisation de ces modèles non linéaire sur l'étude de la maladie d'épilepsie ou le parkinson a prouvé que ces derniers entraînent le corps humain vers la

stabilité (rend le fonctionnement du corps humain stable). Ces modèles ont montré une grande sensibilité à détecter cette stabilité. L'application du chaos dans l'anticipation des crises épileptiques nous pousse, en premier temps, à expliquer et comprendre les outils de cette analyse non-linéaire.

Deux principales méthodes utilisées pour l'analyse non-linéaire :

- Méthode de Lyapunov (exposant de Lyapunov) [4], [17]
- Méthode de l'espace de phase [20]

Ces deux méthodes sont très performantes pour la prédiction des états stables ou instables d'un système autour d'une trajectoire périodique ou un point d'équilibre. Dans cette section, on va se limiter à l'exposant de Lyapunov puisque c'est la méthode adoptée dans le cadre de cette recherche. Comme la plupart des systèmes naturels, le cerveau est l'un des systèmes non-linéaire les plus complexes. Cette non-linéarité est due au fait que les entrées et les sorties ne sont pas proportionnels.

La présentation mathématique de la dynamique d'un système est la suivante :

$$\mathbf{x}_{n+1} = \mathbf{f}(\mathbf{x}_n) \tag{25}$$

Ou  $n$  représente le nombre d'échantillons et  $\mathbf{x}(t)$  le vecteur d'état incluant  $m$  variables.

La description dans l'espace d'un état qui évolue dans le temps et qui est profondément sensible aux faibles variations de ses conditions initiales est considérée comme étant un système dynamique. Cette faible variation peut engendrer une énorme influence sur le système. Une des méthodes la plus puissante pour détecter et caractériser ces systèmes est l'exposant de Lyapunov qui est appliqué d'une manière intensive pour déterminer les comportements des systèmes oscillatoires à travers des équations différentielles non-linéaire. Le mathématicien russe Alexandre Lyapunov s'est intéressé à ce phénomène et a développé une quantité de mesure qui nous permet de quantifier la vitesse à laquelle ces petites variations peuvent s'amplifier. Cette quantité est aussi appelée exposant de Lyapunov  $\lambda$ . L'application de l'exposant de Lyapunov sur un signal nous permet d'obtenir une information sur la dépendance du signal aux conditions initiales.

Supposant la fonction suivante :

$$\mathbf{x}_{n+1} = f(\mathbf{x}_n) \quad (26)$$

Avec :  $\mathbf{x}_n = f^n(\mathbf{x}_0)$  et  $\mathbf{y}_n = f^n(\mathbf{y}_0)$

Où  $\mathbf{x}_0$  et  $\mathbf{y}_0$  sont les deux points initiaux dans l'espace de phases.

La sensibilité aux conditions initiales dans le traitement de signal est considérée comme la distance qui sépare deux trajectoires et qui évolue dans le temps exponentiellement.

Supposant que  $\mathbf{x}_n$  et  $\mathbf{y}_n$  représente les deux trajectoires, l'approximation de la séparation des deux point sera calculée comme suit :

$$|\mathbf{x}_n - \mathbf{y}_n| = |\mathbf{x}_0 - \mathbf{y}_0| e^{\lambda n} \quad (27)$$

Remarquant que le calcul de cette séparation a une forte liaison ou dépendance avec les conditions initiales de ces deux trajectoires.

Pour calculer l'exposant de Lyapunov ou la stabilité aux conditions initiales, on suppose que ( $n \rightarrow \infty$ ) alors on obtient :

$$\lambda = \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{1}{n} \ln \left| \frac{\mathbf{x}_n - \mathbf{y}_n}{\mathbf{x}_0 - \mathbf{y}_0} \right| \quad (28)$$

Puisque  $n$  ne peut pas aller vers l'infini car, par exemple, dans notre cas  $n$  représente le nombre d'échantillons. Alors la formule devient :

$$\lambda = \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{1}{n} \left| \frac{\partial f(\mathbf{x}_n)}{\partial \mathbf{x}_0} \right| \quad (29)$$

Généralisé cette formule devient :

$$\lambda = \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{1}{n} \sum_{k=0}^{n-1} \ln \left| \frac{\partial f(\mathbf{x}_k)}{\partial \mathbf{x}_k} \right| \quad (30)$$

L'extraction du plan grand exposant de Lyapunov  $\lambda_1(t)$  est donnée par :

$$STL(\mathbf{x}_1) = \frac{1}{n\Delta t} \sum_{t=1}^n \log_2 \left| \frac{\delta \mathbf{x}_1(t) + \Delta t}{\delta \mathbf{x}_1(t)} \right| \quad (31)$$

Dans la convergence du comportement chaotique de deux canaux EEG  $\mathbf{x}_1$  et  $\mathbf{x}_2$  sont exprimés comme suit :

$$DSTL_{1,2} = |STL(x_1) - STL(x_2)| \quad (32)$$

Dans ce projet de recherche, le calcul de l'exposant de Lyapunov se fait sur la bande de haute fréquence Gamma pour chaque patient et on fixe des seuils pour  $\lambda$  pour déterminer la signature de la crise épileptique.

## 5. Apprentissage et méthodologie

La méthodologie consiste à décomposer le signal en cinq sous bandes, en applique les trois méthodes de calcul sur les bandes sélectionner comme suite :

- La méthode statistique sur la bande Delta : cette bande a été sélectionnée car elle représente une forte amplitude, qui permet d'avoir un calcul de CPK plus précis.
- La méthode linéaire et la méthode non-linéaire sur la bande Gamma : cette bande a été sélectionnée pour ces deux méthodes car elle représente des rebondissements qui donnent plus de précision pour ces deux méthodes.

Pour chaque méthode il y a un seuil fixé pour anticiper les crises.

Le résultat est obtenu quand les trois conditions sont vrai, donc pour anticiper une crise il faut que les trois conditions soient vraies (voir figure.3.8).

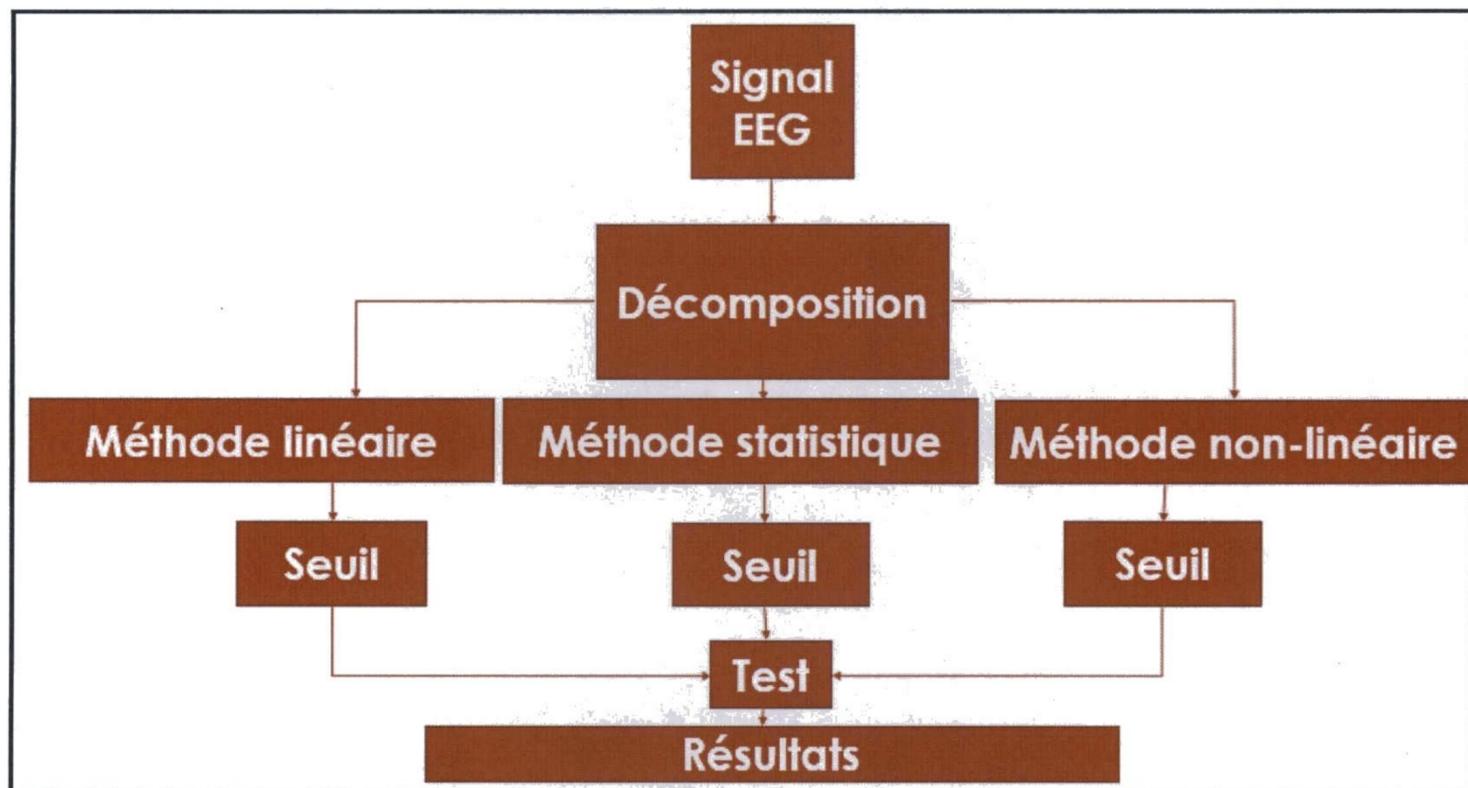


Figure.3.8 : Arbre de la méthodologie de l'algorithme.

Une minute est accordée pour le calcul de chaque indice.

Les indices n'apparaissent pas forcément sur la même minute de calcul, donc introduire un délai pour la vérification de ces indices est obligatoire.

La figure.3.9 montre par exemple que lorsqu'on arrive à la minute 6, il faut vérifier les indices calculés aux minutes 4 et 5. Cette vérification est répétitive à chaque nouveau calcul.

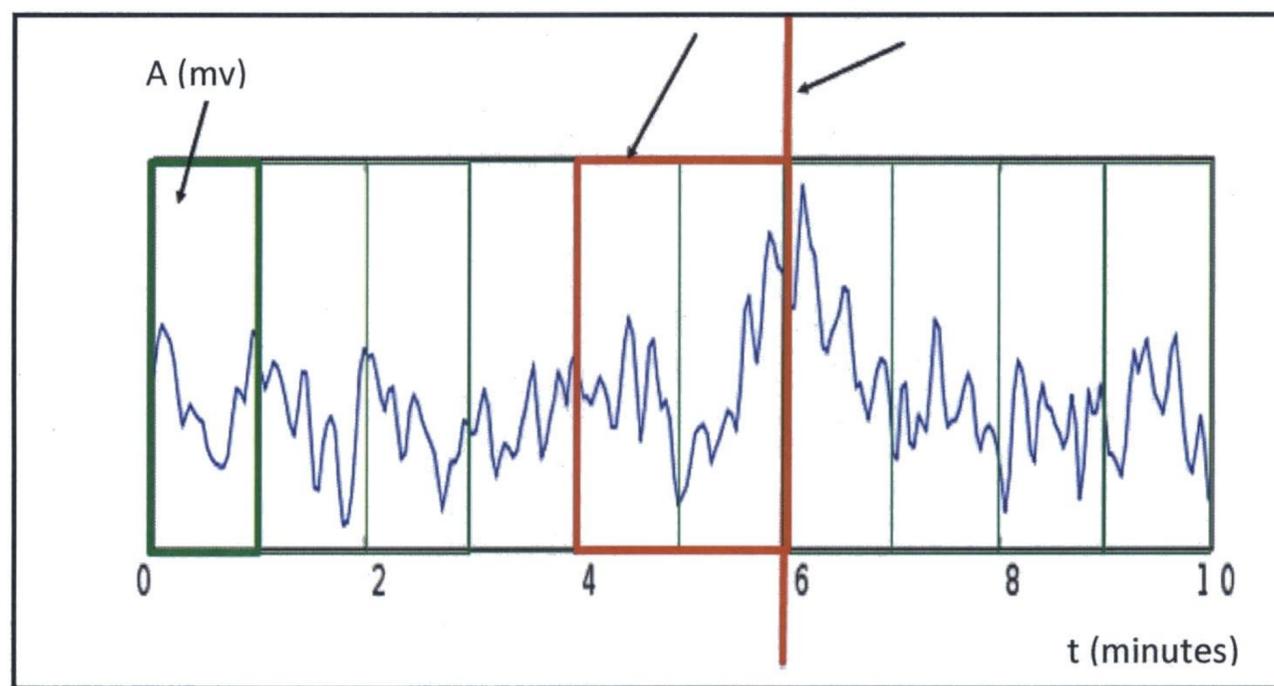


Figure.3.9 : Exemple de l'application de délai pour l'anticipation.

Pour l'anticipation, 6 électrodes ont été utilisées pour chaque patient. La méthode statistique ainsi que celle non-linéaire utilisent une seule électrode, qui est sélectionnée après un apprentissage sur les enregistrements ictaux et validée sur les enregistrements inter-ictaux. Cependant, la méthode linéaire consiste à utiliser la totalité des électrodes.

Pour fixer les seuils, on commence un apprentissage sur une crise. Ces seuils vont être changés à chaque fois qu'une crise n'est pas détecté jusqu'à ce qu'on arrive à détecter toutes les crises sans avoir aucune fausse alerte. La validation des seuils aura lieu en premier temps sur les enregistrements ictaux où on anticipe les crises, ensuite sur les enregistrements inter-ictaux pour valider le zéro fausse alerte.

## Chapitre 4: Résultats expérimentaux

### 1. Description de la base de données

L'expérimentation de ce travail est faite sur une base de données des signaux EEG provenant de l'hôpital de Freiburg de 2012 [53] [4]. Cette base de données contient des enregistrements des signaux EEG de 21 patients souffrant d'épilepsie. Ces 21 patients sont d'âge qui varie entre 13 à 55 ans et sexes diversifiés. L'enregistrement EEG de chaque patient contient 3 à 5 crises entourées d'au moins 50 minutes d'enregistrement précritique et postcritique. Pour valider notre méthode, la base de données nous offre aussi des enregistrements de 24 à 26 heures d'enregistrement de phase inter-critique ou aucune crise n'a été détectée. Pour obtenir ces enregistrements, l'hôpital a utilisé 6 électrodes pour chaque patient.

Les électrodes étaient placées de la manière suivante : trois électrodes focales et trois autres extra-focales. Leur emplacement peut se faire dans un hémisphère du cerveau ou les deux selon le type de pathologie encourue.

Notant que les zones focales sont fixées par les médecins neurologue. L'enregistrement de ces signaux EEG est fait à une fréquence d'échantillonnage de 256 Hz. Comme cela a déjà été déjà mentionné, on s'intéresse à étudier tous les types de crises épileptiques.

Les patients sont présentés dans le tableau-3.

Tableau-3 : Tableau de la base de données provenant de l'hôpital de Freiburg [53]

patient	sexe	Age	Origine de crise	Nombres de crises	Heure ictales	Heure inter ictales
Patient-1	F	15	FRONTAL	4	7	24
Patient-2	M	38	TEMPORAL	3	6	24
Patient-3	M	14	FRONTAL	5	9	24
Patient-4	F	26	TEMPORAL	5	10	24
Patient-5	F	16	FRONTAL	5	10	24
Patient-6	F	31	TEMPO/OCCIPITAL	3	8	24
Patient-7	F	42	TEMPORAL	3	6	25
Patient-8	F	32	FRONTAL	2	4	24
Patient-9	M	44	TEMPO/OCCIPITAL	5	10	24
Patient-10	M	47	TEMPORAL	5	11	24
Patient-11	F	10	PARIETAL	4	8	24
Patient-12	F	42	TEMPORAL	4	8	25
Patient-13	F	22	TEMPO/OCCIPITAL	2	4	24
Patient-14	F	41	FRONTO/TEMPORAL	4	7	24
Patient-15	M	31	TEMPORAL	4	10	24
Patient-16	F	50	TEMPORAL	5	12	24
Patient-17	M	28	TEMPORAL	5	15	24
Patient-18	F	25	FRONTAL	5	13	25
Patient-19	F	28	FRONTAL	4	13	24
Patient-20	M	33	TEMPO/PARIETAL	5	13	26
Patient-21	M	13	TEMPORAL	5	12	24

## 2. CPK (Process Capability Index)

Comme indiquée dans la section précédente, la valeur de CPK informe sur la répartition d'un signal ainsi que la capacité d'un système à produire la même chose dans le temps. Se basant sur cette définition, l'objectif est d'utiliser cette méthode statistique dans le traitement des signaux EEG, est de chercher si le cerveau humain est capable de reproduire cette signature d'anticipation.

Les outils statistiques, comme (min, max, médiane, et variance) utilisés dans le calcul de la valeur de CPK, donnent une bonne vision sur la répartition des signaux EEG.

Prenons l'exemple de patient\_7, qui présente une crise dans le fichier\_346 à la minute 41. Le traitement des signaux EEG du fichier\_345 qui est le fichier qui précède cette crise montre qu'à la minute 17, on détecte une pointe de tension très précise qui indique l'approche d'une crise.

Suite à l'observation la décision est d'appliquer le calcul de CPK juste sur la bande Delta [0hz : 4hz].

Cette décision est prise car les bandes intermédiaires (Tetta, Alpha, Betta) présentent très peu de variation d'amplitudes qui donnent des valeurs de CPK très grandes et très proche. Cela est dû à la présence des artéfacts dans ces bandes intermédiaires. La bande delta montre qu'il y a une variation dans le signal EEG très importante qui paraît parfois à des dizaines de minutes avant la crise, cette variation est capable de donner une valeur de CPK assez visible pour indiquer l'approche d'une crise.

La figure suivante montre la variation des CPK sur les cinq bandes pour le patient\_7 dans la phase précritique.

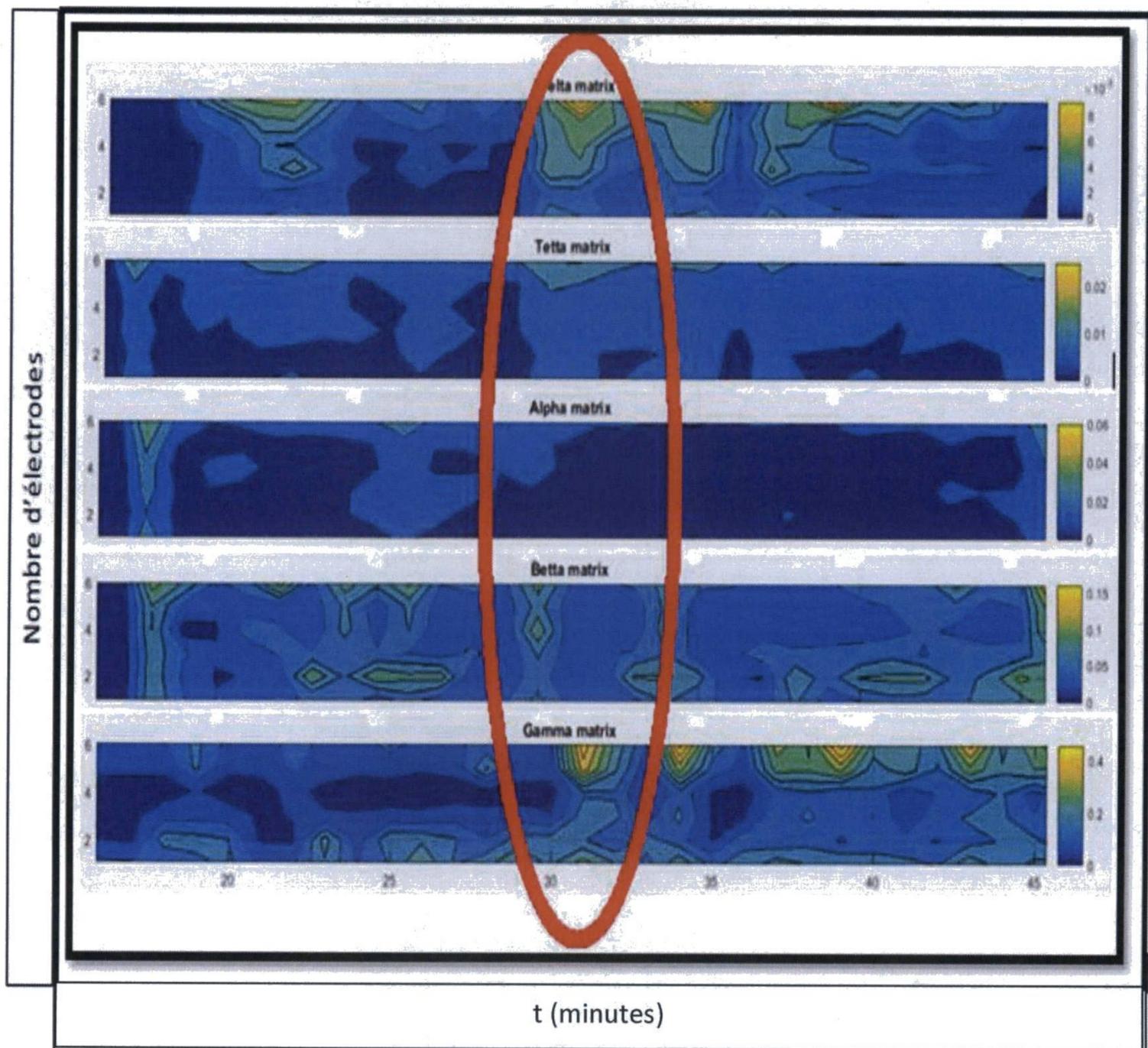


Figure.4.1 : Calcul de CPK sur toutes les bandes de signal EEG pour le patient\_7 pour la phase précritique

Sur cette présentation 3D (figure.4.1), l'axe des x représente le temps, l'axe des y représente le nombre des électrodes utilisés pour chaque bande et l'axe vertical représente les valeurs de CPK sur chaque électrode.

Cette figure montre que la variation de CPK sur les bandes (Tetta, Alpha, Betta et Gamma) n'est pas pertinente par rapport à la bande Delta. Dans le reste de cet algorithme, seulement la bande Delta sera utilisée pour calculer la valeur de CPK.

Expliquons maintenant la cause de la variation de la valeur de CPK sur la bande Delta.

L'observation des valeurs de CPK sur la bande Delta montre que plus une variation

d'amplitude sur cette bande est grande, plus la valeur de CPK est grande. Car la valeur de capacité processus est dépendante de la valeur de la variance ainsi que la valeur maximale du signal, donc les pointes de tension.

Rappelons la formule de CPK :

$$CPK = \min\left(\frac{max-\mu}{3\sigma}, \frac{\mu-min}{3\sigma}\right) \quad (33)$$

Comparons maintenant les signaux EEG et leurs valeurs CPK respectivement dans les trois phases précritiques, critiques et inter-critiques. Les figures (4.2, 4.3, 4.4, 4.5, 4.6) représentent les signaux EEG et leurs valeurs CPK pour le patient\_7 sur le canal\_6 respectivement pour les trois phases.

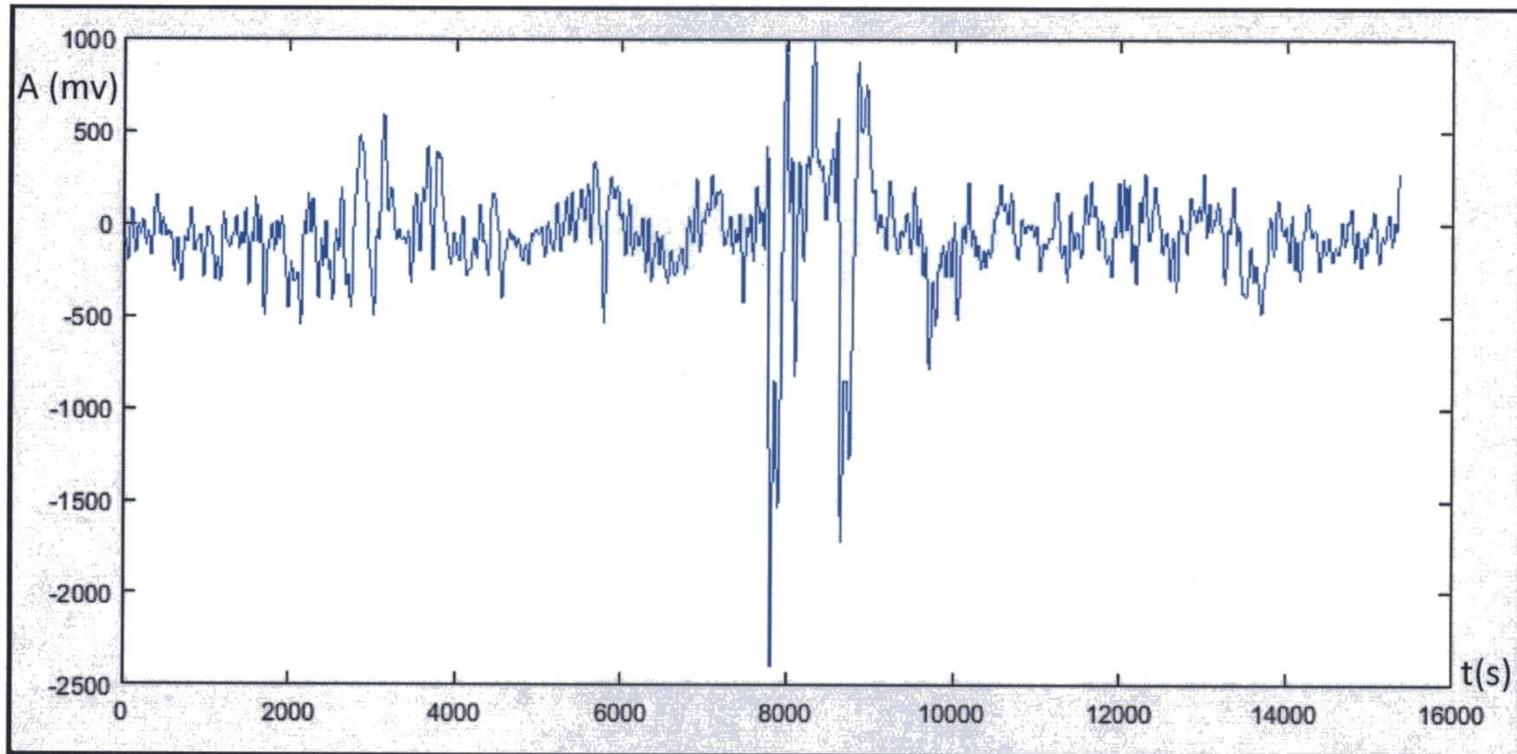


Figure.4.2 : Une minute d'un signal EEG (Bande Delta) pour le patient\_7 dans la phase précritique de l'échantillon 261 120 à l'échantillon 276 480 sur le canal\_6.

Remarquons sur la figure.4.2 qu'il y a une variation importante d'amplitude entre l'échantillon 7000 jusqu'à l'échantillon 9000. Cette variation indique l'approche d'une crise une dizaine de minutes avant la crise. Voyons maintenant quelle est l'influence de cette variation d'amplitude sur les valeurs de CPK. Prenons toujours le même patient et le même canal, la variation des valeurs de CPK est représentée sur la figure.4.3 :

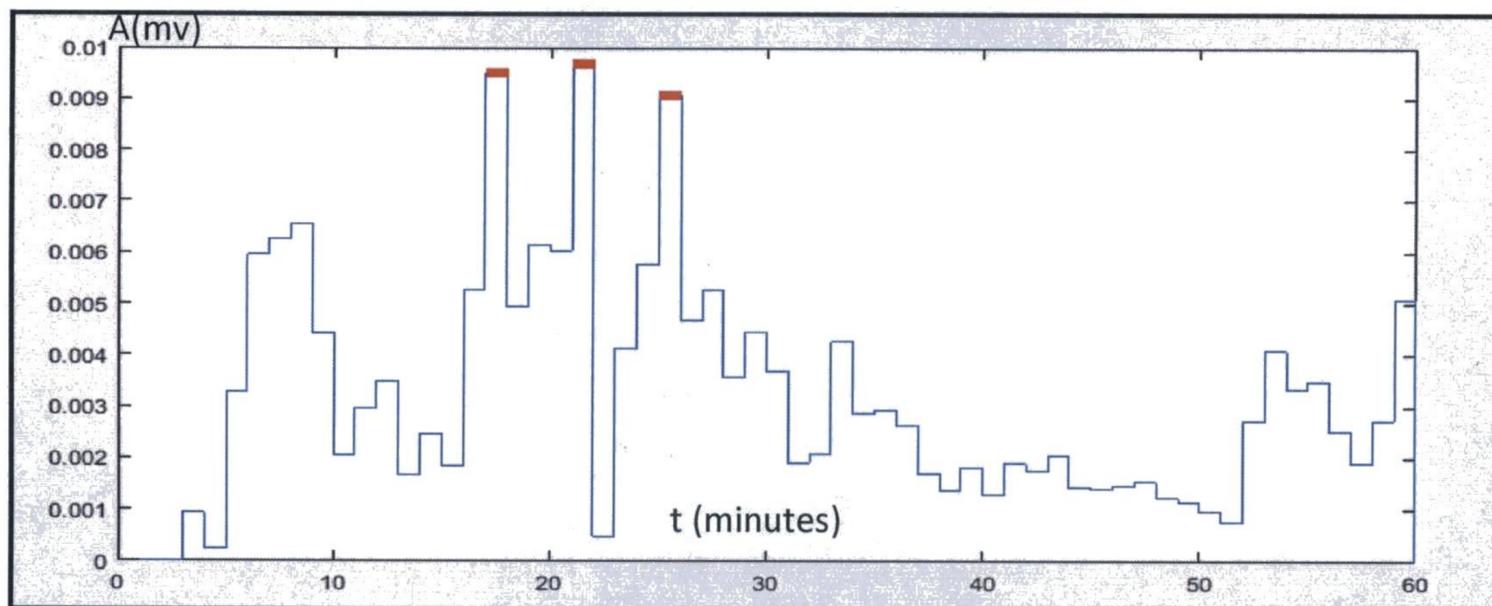


Figure.4.3 : Les valeurs de CPK de la bande Delta pour le patient\_7 dans la phase précritique (fichier\_345) sur le canal\_6.

La variation d'amplitude qui se trouve entre l'échantillon 176 480 et l'échantillon 261 120 est bien présente sur la figure.4.3 comme le premier pic. Donc, cette variation d'amplitude nous donne une grande valeur de CPK qui indique l'approche d'une crise. Observons que la valeur de CPK, sur toute la phase précritique, dépasse la valeur de CPK= 0.0095 que de trois fois. L'important est que cette méthode est capable de différencier entre les trois phases. Passons maintenant à la phase critique, les deux graphes montrent le signal EEG ainsi que les valeurs de CPK dans la phase critique pour toujours le même patient.

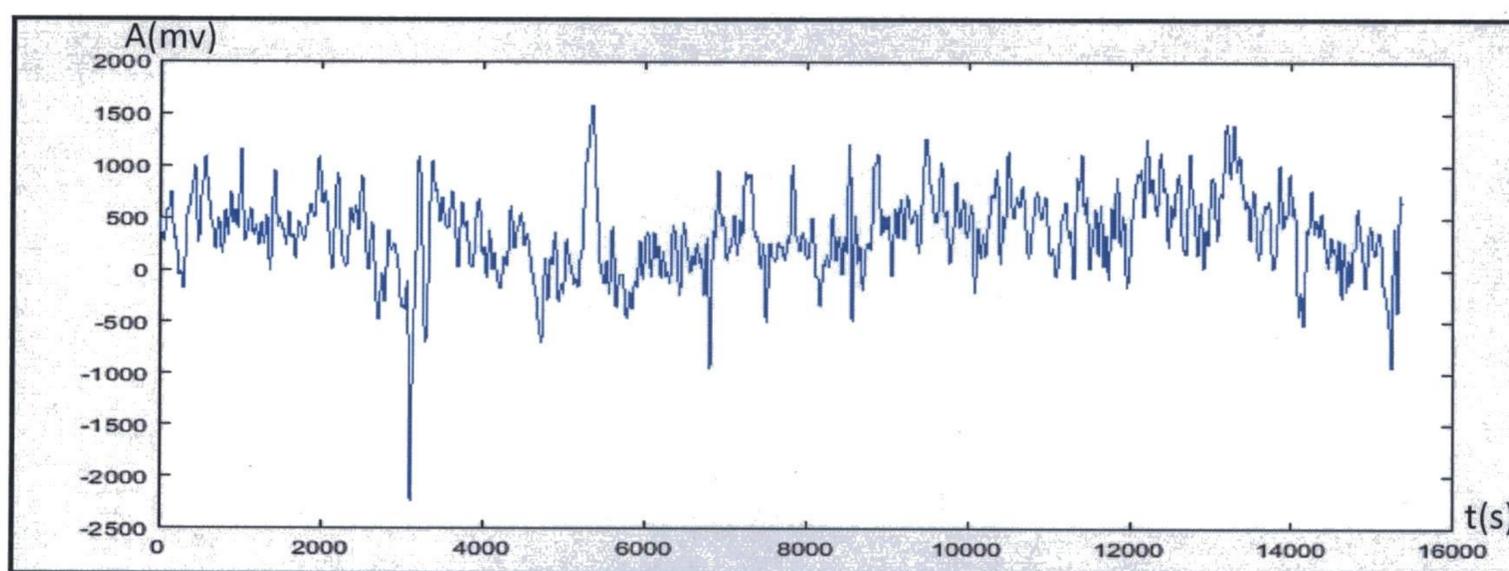


Figure.4.4 : Une minute d'un signal EEG (Bande Delta) pour le patient\_7 dans la phase critique sur le canal\_6 (fichier\_346).

Sur les signaux EEG on remarque que la variation d'amplitude est plus importante que durant la phase précritique qui implique des valeurs de CPK plus élevés aussi durant la crise.

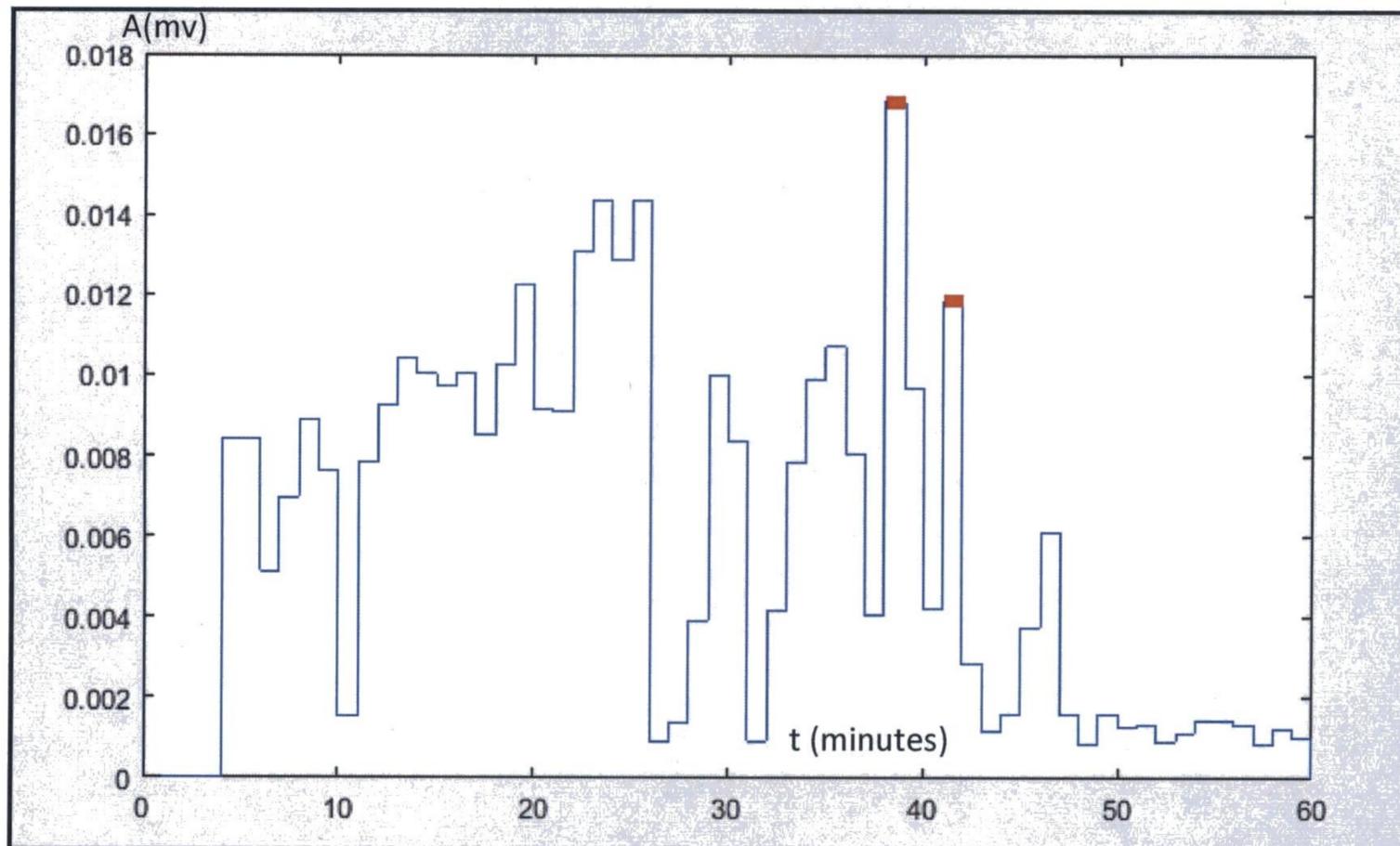


Figure.4.5 : Les valeurs de CPK de la bande Delta pour le patient\_7 dans la phase critique (fichier\_346) sur le canal\_6

Sur la figure.4.5, on peut voir l'évolution des valeurs de CPK sur les deux phases critiques et précritiques. La partie en rouge représente la phase critique. Les valeurs de CPK dans cette phase sont beaucoup plus importantes que dans la phase précritique. Appliquant le même seuil de  $CPK = 0.0095$  nous remarquons que dans la phase précritique les valeurs de CPK dépassent ce seuil une seule fois, une dizaine de minutes avant la crise, et que les mêmes valeurs de CPK dépassent de loin ce seuil dans la phase critique, ils sont même très élevés par rapport à ce seuil. L'observation de l'évolution de CPK sur la phase inter-critique montre aussi que les valeurs CPK dans cette phase ne dépassent jamais ce seuil.

Voilà une figure.4.6 d'exemple pour la phase inter-critique.

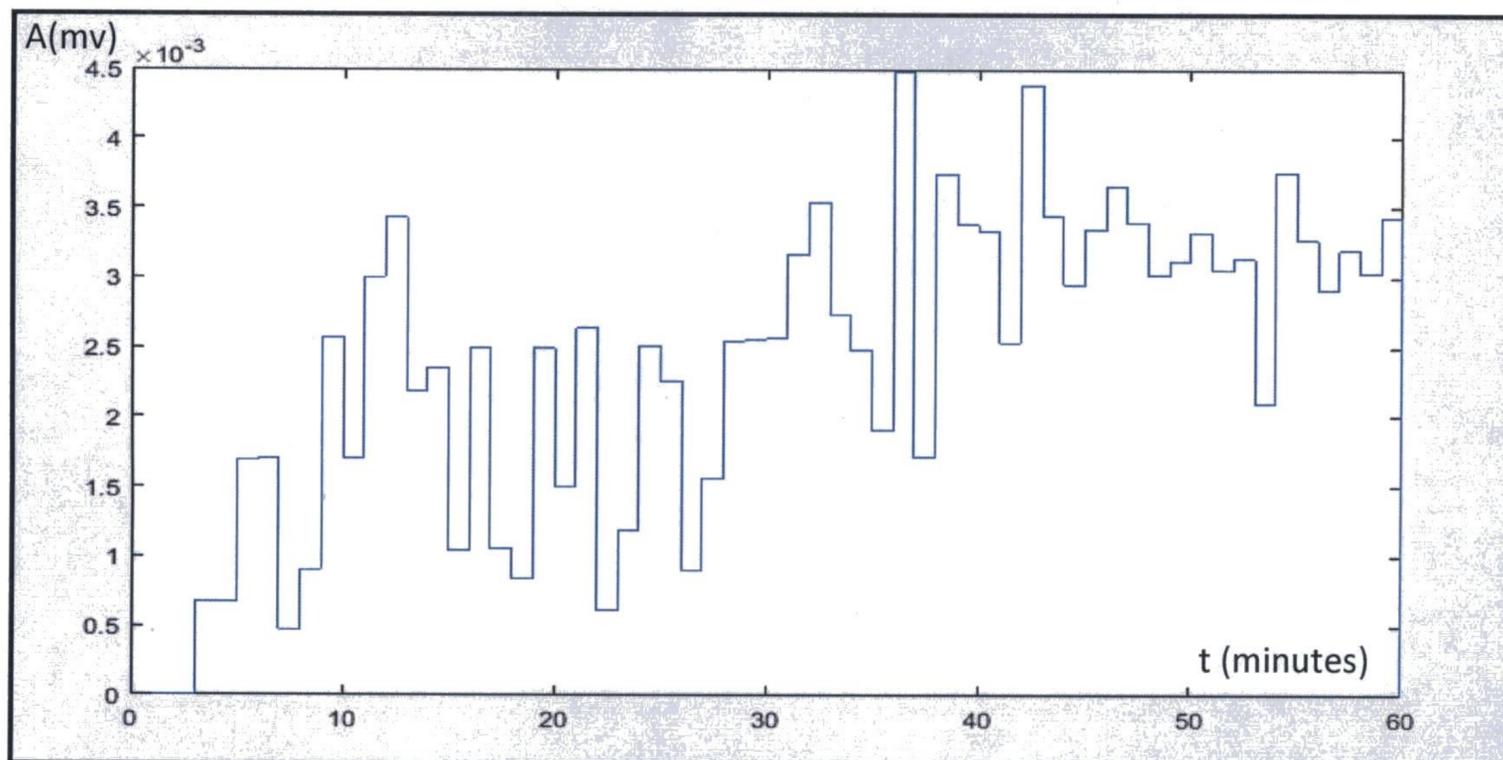


Figure.4.6 : Les valeurs de CPK de la Bande Delta pour le patient\_7 dans la phase inter-critique (fichier\_4) sur le canal\_6.

Comme il est présenté à la figure.4.6, les valeurs de CPK dans la phase inter-critique sont loin de dépasser le seuil fixé. De plus, la valeur maximale de CPK dans cette phase inter-critique est de l'ordre de 0.0045, ce qui représente plus au moins la moitié du seuil. Donc, l'expérimentation de la méthode CPK sur les signaux EEG (Bande Delta) a montré que cette méthode est bien capable de différencier les trois phases des signaux EEG d'un patient qui souffre de l'épilepsie.

### 3. Régression linéaire

Un autre indicateur dans les signaux EEG peut rentrer en jeu au niveau de l'anticipation des crises épileptiques. Il s'agit de la régression linéaire (indice de corrélation linéaire) entre les signaux EEG. Cet indicateur est obtenu après observation des 6 canaux et révèle un taux de régression linéaire très élevé qui dépasse le 99% dans la plupart des cas. Le problème qui se pose lors du calcul de la régression linéaire entre les canaux est souvent accompagné de retard. L'algorithme d'anticipation doit être en mesure de trouver le retard adéquat entre chaque paire de canaux afin d'optimiser la régression linéaire.

Rappelons la formule mathématique utilisée dans cet algorithme pour calculer cet indice :

$$R = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}} \quad (34)$$

Notre approche a étudié l'indice de corrélation linéaire entre les canaux pour la bande Gamma du signal EEG (le test est fait sur les 5 bandes et seule la Bande Gamma est retenue) sur une base de la comparaison de deux canaux à la fois avec un retard pouvant atteindre 15360 échantillons. En considérant 2 canaux A et B, le retard sera calculé de A vers B ensuite de B vers A car les deux possibilités de retard existent.

Prenons l'exemple du patient\_4 sur notre base de données, le coefficient de corrélation linéaire montre qu'il y a une forte régression linéaire entre les canaux qui atteint parfois 100% entre les canaux 1 et 4 à l'échantillon 384000 qui précède la crise de 25 minutes. Ce qui prouve l'hypothèse de la forte corrélation entre les canaux durant la phase précritique.

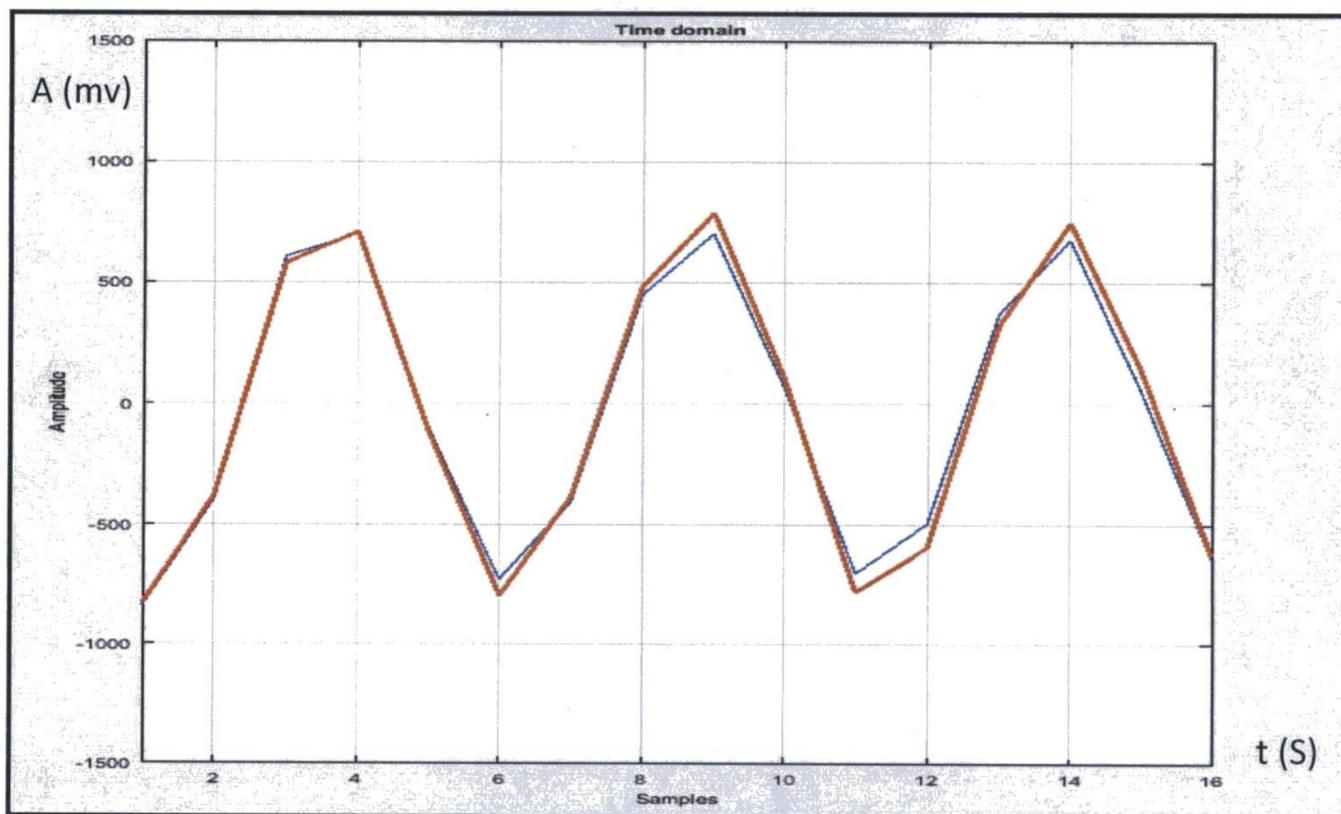


Figure.4.7 : Les deux signaux de la Bande Gamma du canal 1 et 4 à l'échantillon 384000 du patient\_4

La figure.4.7 montre une très forte corrélation entre les canaux 1 et 4 pour le patient\_4 au fichier\_206, 25 minutes avant la crise. Cet exemple prouve qu'avant la crise le coefficient de corrélation linéaire entre les canaux est très grand. Le calcul de cet indice est fait sur des fenêtres de 15360 échantillons qui permettent de bien mesurer ce coefficient. Les seuils de

la régression linéaire varie d'un patient à un autre. Mais il reste toujours aux alentours de 90% à 99%. Certains cas ont reflété une inter-corrélation totale entre tous les canaux (15 combinaisons possibles de 6 canaux) mais le cas général est mesuré en nombre d'occurrences.

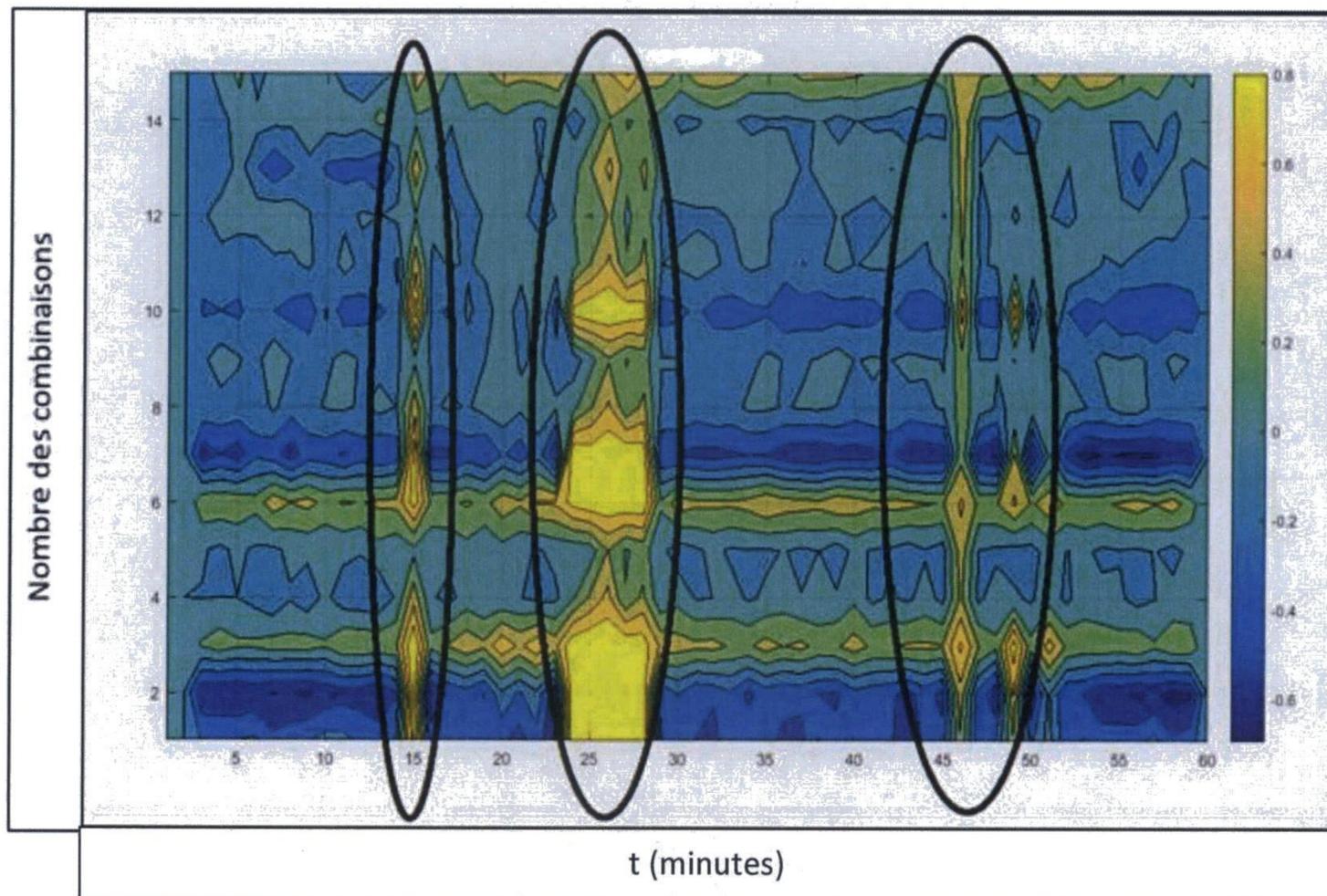


Figure.4.8 : Les valeurs de la régression linéaire sur la bande Gamma pour le patient\_4 dans la phase précritique.

La figure.4.8 révèle le taux de régression linéaire entre les canaux EEG sur la bande Delta. Prenons l'exemple de la régression linéaire entre les canaux 1 et 4 qui est présenté par l'occurrence numéro 3 sur la figure et qui donne un coefficient de corrélation linéaire qui est presque à 99%.

Le tableau-4 représente le nombre d'occurrences entre les canaux.

Tableau-4 : Le nombre d'occurrences possible entre les 6 canaux

	Electrode_1	Electrode_2	Electrode_3	Electrode_4	Electrode_5	Electrode_6
Electrode_1		1	2	3	4	5
Electrode_2			6	7	8	9
Electrode_3				10	11	12
Electrode_4					13	14
Electrode_5						15
Electrode_6						

Cette méthode a aussi montré une grande capacité à différencier entre les phases des signaux EEG. La figure.4.9 montre un exemple de l'indice de la régression linéaire pour le patient\_4 durant la phase inter-critique.

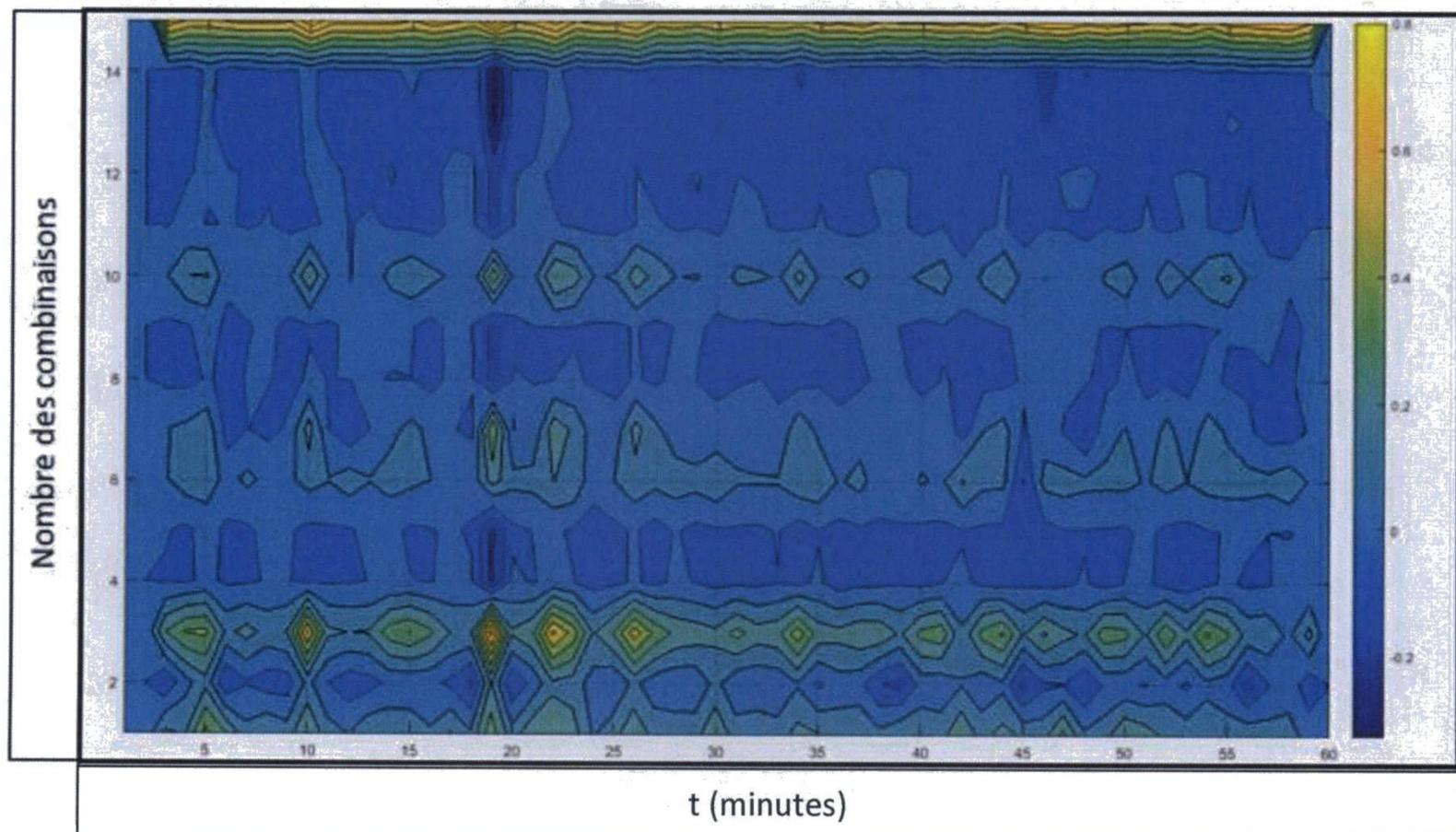


Figure.4.9 : L'indice de la régression linéaire de la bande Gamma pour le patient\_4 dans la phase inter-critique durant une heure.

La figure.4.10 montre les signaux EEG dans la phase inter-critique.

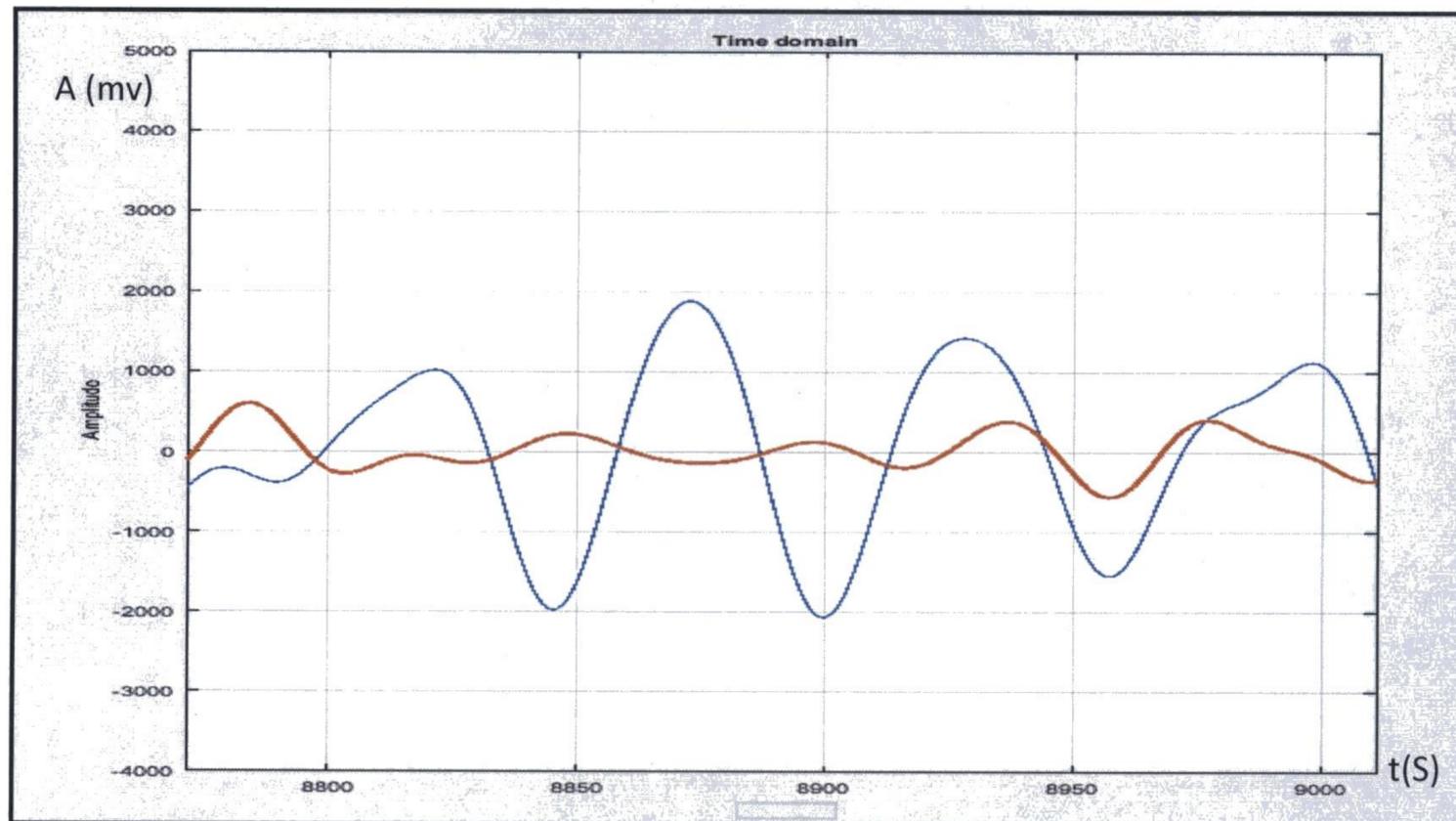


Figure.4.10 : Les signaux de la Bande Gamma dans la phase inter-critique pour le patient\_4 sur le deux canaux 1 et 4.

Ces deux graphes (4.8, 4.9) montrent que l'indice de la régression linéaire entre les deux canaux 1 et 4 dans la phase précritique est aux alentours de 0.99. Par contre cet indice demeure faible dans la phase inter-critique pour les mêmes canaux qui est aux alentours de 0.5.

Donc, l'expérimentation de la méthode de la régression linéaire sur la Bande Gamma est bien capable de différencier les trois phases des signaux EEG d'un patient qui souffre de l'épilepsie. Ainsi, elle est capable de détecter les signatures révélées par les signaux pour prédire les crises épileptiques.

#### 4. Exposant de Lyapunov

Dans cette section, l'intérêt est de calculer l'exposant de Lyapunov sur la bande Gamma puisque les études expérimentales abordées ont démontré que les autres bandes ne sont pas capables de bien élaborer la notion de chaos. Les méthodes déjà utilisées auparavant ont démontrées plus de sensibilité à la bande delta puisqu'ils utilisent plutôt la variation d'amplitude. Donc, cette méthode de chaos donne une bonne opportunité pour étudier

l'aspect chaotique des signaux EEG qui apparait mieux sur la bande Gamma que sur le reste des bandes.

A titre d'exemple nous avons tentés de calculer l'exposant de Lyapunov sur la bande Delta et Gamma.

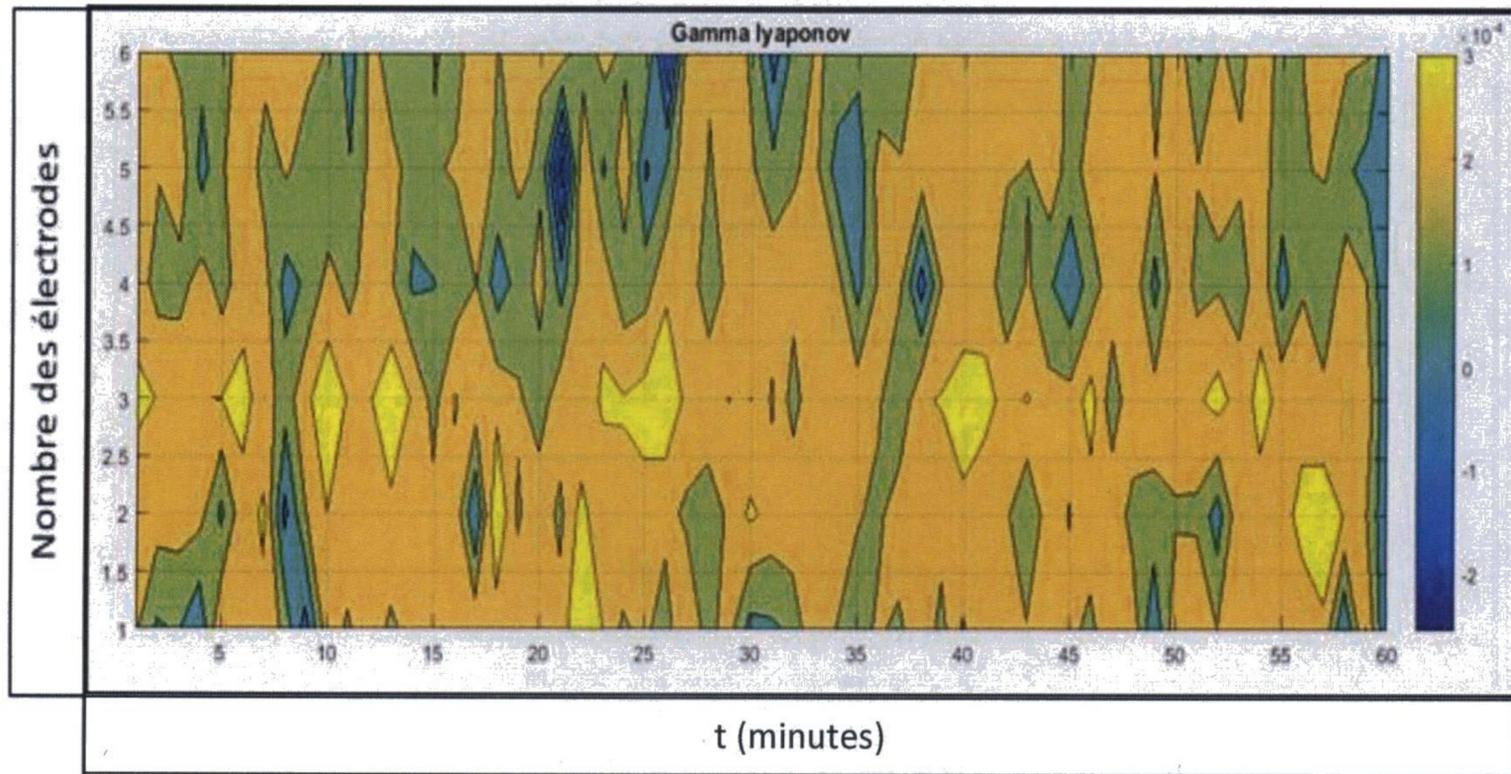


Figure.4.11 : Calcul de l'exposant de lyapunov sur la bande Gamma pour le patient\_2 au fichier\_17.

Le premier graphe.4.11 montre les variations de l'exposant de Lyapunov sur la bande gamma pour le patient\_2 au fichier\_17. La décroissance simultanée de  $\lambda$ -Gamma est beaucoup plus visible que sur les autres bandes ce qui constitue un bon outil à prendre en considération pour l'anticipation des crises épileptiques.

Le même calcul de l'exposant de Lyapunov pour le même patient au même fichier sur la bande Delta donne le graphe.4.12.

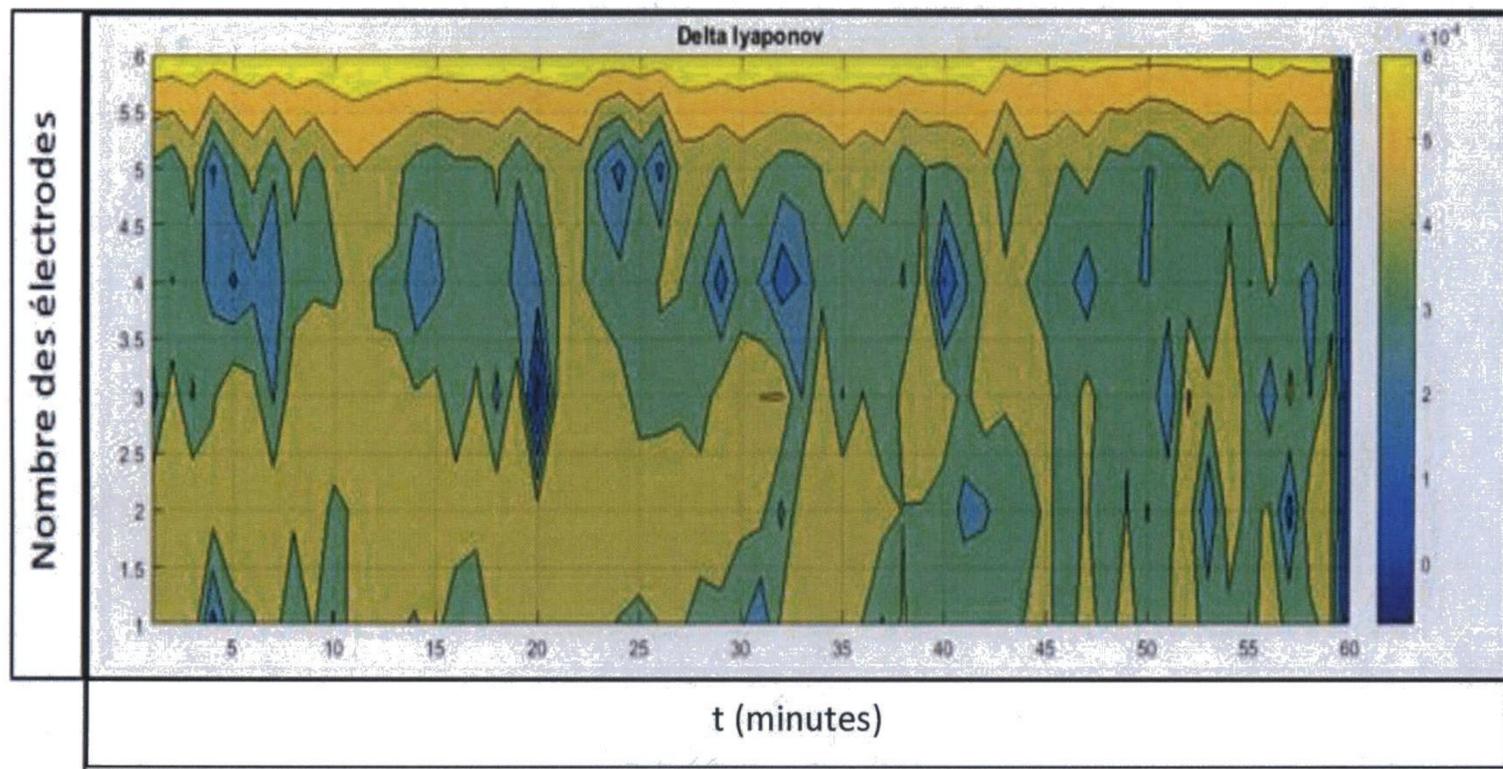


Figure.4.12 : Calcul de l'exposant de Lyapunov sur la bande Delta pour le patient\_2 au fichier\_17.

La décroissance simultanée de  $\lambda$ -Delta dans 6 canaux EEG est moins observable que le décroissement de  $\lambda$ -Gamma. En conséquence, le comportement chaotique des signaux Delta ne constitue pas un paramètre de prédiction. Le calcul de l'exposant de Lyapunov a montré qu'il est plus pertinent sur la bande Gamma.

Pour le calcul d'exposant de Lyapunov le logiciel d'anticipation prend en considération ces paramètres :

- La valeur instantanée de  $\lambda$  et de sa dérivée pour chaque canal EEG.
- Le nombre de canaux où  $\lambda$  décroît simultanément, ce qui illustre la convergence du système vers zéro.
- L'utilisation d'une fenêtre infinie est imposée pour le calcul de  $\lambda$ , mais dans notre cas, l'observation a montré qu'une fenêtre d'une minute (15360 échantillon) est suffisante pour effectuer ce calcul.

Un point très important à décrire lors du calcul de l'exposant de Lyapunov  $\lambda$ . En effet, cet exposant est capable de différencier entre la phase précritique et inter-critique. Puisque les signaux EEG tendent à avoir une activité totalement aléatoire durant la phase inter-critique, ce qui se traduit par un exposant de Lyapunov  $\lambda$  supérieur à zéro. L'approche d'une crise

se traduit par une diminution du chaos. Donc, la convergence de l'exposant de Lyapunov tend vers zéro durant la phase précritique.

## 5. Approche appliquée [CPK, RL et exposant de Lyapunov]

Cette section décrit la combinaison des trois méthodes à la fois, à savoir, statistique, linéaire et non linéaire. La combinaison de ces trois méthodes récolte des résultats très prometteurs à la fois au niveau de la sensibilité et du temps d'anticipation. Noter que la combinaison de ces outils CPK, la régression linéaire et l'exposant de Lyapunov ne donne pas automatiquement la somme de sensibilité de chaque méthode appliquée séparément. C'est plutôt l'intersection des trois blocs comme le montre la figure.4.13. Cette intersection est due à la condition mise en pratique dans cet algorithme qui est représentée par un ET logique.

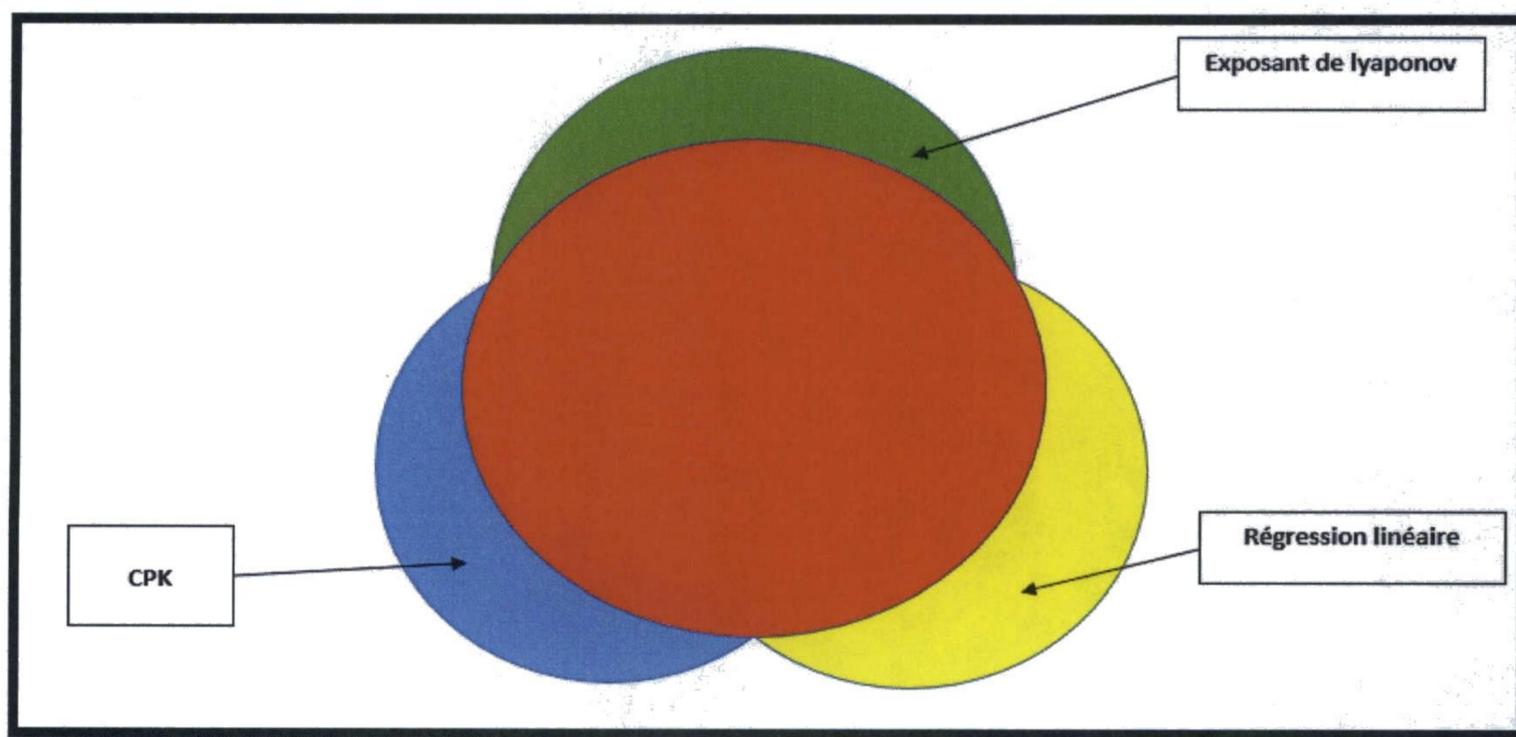


Figure.4.13 : Diagramme illustratif des domaines de validité des approches d'anticipation (R.L+ Expo+CPK).

Cette combinaison consiste à chercher le coefficient de corrélation linéaire le plus élevé entre les 6 électrodes, ainsi que la CPK et l'exposant de Lyapunov sur la même électrode.

Le but de cette combinaison est de trouver une similarité entre ces trois outils, c'est-à-dire, d'avoir un indice d'exposant de Lyapunov qui tend vers la stabilité et en même temps le coïncider avec un taux de régression linéaire très grand, ainsi qu'une valeur de CPK élevée. Ces trois indices peuvent apparaître décalés (cela veut dire ils n'apparaissent pas sur la même fenêtre de calcul). Nous avons pris ce problème en considération dans notre

algorithme en appliquant un retard sur la comparaison entre les valeurs calculées et les seuils. La figure.4.14 donne l'exemple du patient\_10 au fichier\_166 qui précède la crise qui se trouve au même fichier.

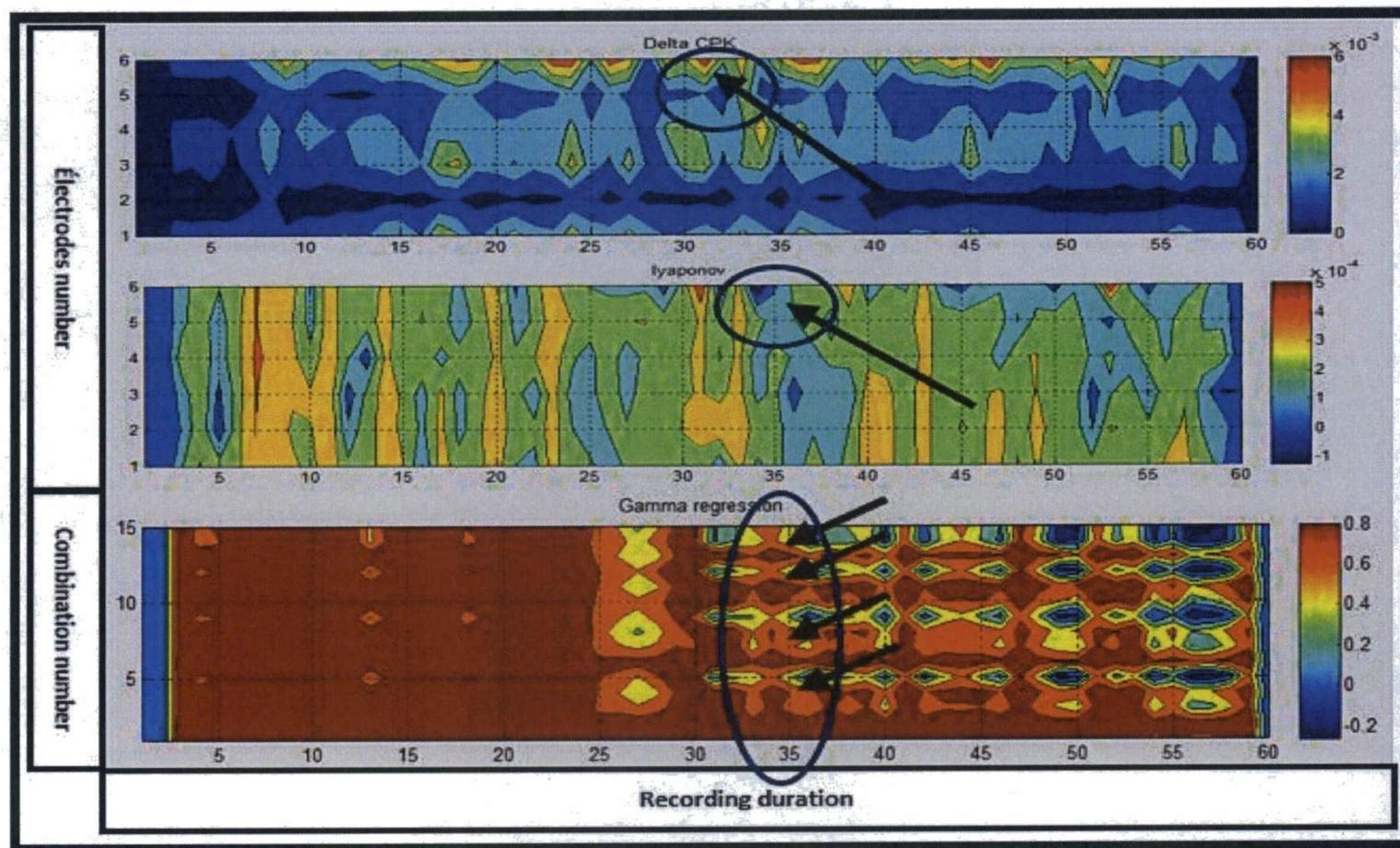


Figure.4.14 : Présentation 3D du calcul de la régression linéaire et l'exposant de Lyapunov sur la bande Gamma ainsi que la CPK sur la bande Delta pour le patient\_10 au fichier\_166.

La combinaison des trois méthodes montre l'instant de l'anticipation de la crise épileptique qui apparaît presque en même temps avec les trois méthodes. Ce qui prouve l'hypothèse que lorsque le fonctionnement du cerveau tend vers la stabilité (détectée par l'exposant de Lyapunov) on aura une forte régression linéaire ainsi qu'une augmentation du niveau d'amplitude, détecté par le calcul de CPK.

Ce phénomène se répète plusieurs fois sur notre base de données en traitant les signaux de chaque patient. Ce qui prouve la possibilité de combiner ces trois outils.

Cette combinaison est appliquée sur toute la base de données, et elle récolte des résultats très importants que ce soit au niveau de la sensibilité ou du temps d'anticipation.

Les résultats obtenus sont présentés dans le tableau-5.

Tableau-5 : Résultats des 21 patients obtenues par la combinaison des trois méthodes (CPK+  
RL+EXPO)

	Nombre de crises détectées	Sexe	Age	Temps d'enregistrements	Origine de la crise
Patient_1	4/4	Female	15	31	Frontal
Patient_2	2/3	Male	38	30	Temporal
Patient_3	5/5	Male	14	33	Frontal
Patient_4	5/5	Female	26	34	Temporal
Patient_5	5/5	Female	16	34	Frontal
Patient_6	3/3	Female	31	32	Tempo/occipital
Patient_7	3/3	Female	42	31	Temporal
Patient_8	2/2	Female	32	28	Frontal
Patient_9	5/5	Male	44	34	Tempo/occipital
Patient_10	5/5	Male	47	35	Temporal
Patient_11	3/4	Female	10	32	Parietal
Patient_12	4/4	Female	42	33	Temporal
Patient_13	2/2	Female	22	28	Tempo/occipital
Patient_14	4/4	Female	41	31	Fronto/temporal

Patient_15	4/4	Male	31	34	Temporal
Patient_16	4/5	Female	50	36	Temporal
Patient_17	5/5	Male	28	39	Temporal
Patient_18	3/5	Female	25	38	Frontal
Patient_19	4/4	Female	28	37	Frontal
Patient_20	5/5	Male	33	39	Tempo/parietal
Patient_21	5/5	Male	13	36	Temporal
Résultats	82/87=94.25 %			Temps d'anticipation	51.91 minute

## 6. Comparaison des résultats

Pour donner plus de valeur à notre recherche, il est indispensable de comparer nos résultats avec les résultats d'autres groupes de recherche dans le même contexte.

Pour effectuer cette comparaison on va se baser sur trois facteurs :

- Le taux de prédiction.
- Le temps d'anticipation.
- Le taux de fausses alertes.

Le tableau ci-dessous montre que la combinaison des trois méthodes statistique, linéaire et non-linéaire, est capable d'anticiper les crises épileptiques avec une grande performance que ce soit au niveau de la sensibilité ou du temps d'anticipation.

Le tableau-6 représente quelques travaux effectués sur l'anticipation des crises épileptiques [49]

Tableau-6 : Comparaison des méthodes d'anticipation des crises épileptiques

2016	2014	2002	2002	2001	1998	Année
Notre approche	Mohamed Tahar Haddad	Navarro et al. [23]	Schindler et al. [26]	Lehnertz et al. [11]	Osorio et al. [24]	Auteur
21	6	11	7	59	13	Nombre de Patient
87	25	14	15	95	125	Nombre de crise
705	147	12-60	<144	>115	34	Nombre d'heures inter-iktal (heures)
94.25	72	83	100	47	92	Sensibilité(%)
51.91	30.29	7.54	4-330	19	0.25	Temps d'anticipation
0	0	0.3	>0.014	0	0	F/A
CPK+ exposant de Lyaponov+ Régression linéaire	Combinaison Pic/RMS, correlation et exposant de	Similarity index	LIFU (surface EEG)	Effective correlation dimension	Based on frequency analysis	Méthode utilisée

## Chapitre 5: Conclusion et travaux futurs

Ce travail a étudié les aspects statistiques, linéaires ainsi que les aspects non-linéaires des signaux EEG pour l'anticipation des crises à travers des électrodes invasives. Dans un premier temps, l'aspect linéaire des signaux EEG a été élaboré en appliquant la méthode de la régression linéaire, et l'aspect statistique présenté par le calcul de CPK. Chaque méthode a montré une capacité d'extraire des informations nécessaires pour l'anticipation de ces crises. Le CPK informe sur la répartition du signal, tandis que la régression linéaire exploite la corrélation de ce dernier. En ce qui concerne l'application de CPK, l'application est faite sur la bande Delta, car les amplitudes du signal sont très significatives à l'approche d'une crise. Pour la régression linéaire, la bande Gamma a été sélectionnée, puisque les coefficients de corrélation linéaire des signaux sur cette bande, sont plus observables que sur les autres bandes. Les résultats obtenus par chacune de ces deux méthodes ont montré que l'étude de l'aspect linéaire et statistique des signaux EEG pour l'anticipation des crises épileptiques est insuffisante. Cette insuffisance nous a poussés à introduire l'aspect non linéaire dans notre approche. L'étude de la non-linéarité des signaux EEG est faite par l'application de l'exposant de Lyapunov sur la bande Gamma qui a été la seule à manifester une diminution de l'entropie (augmentation de la stabilité) de façon significative à l'approche d'une crise épileptique. Encore une fois, l'étude de l'aspect non-linéaire se révèle comme un outil très important pour l'anticipation, mais il n'est pas suffisant. Pour cela, la recherche a été orientée vers la combinaison des trois méthodes. Cette combinaison a montré une capacité d'anticipation qui dépasse de loin l'application d'une des trois méthodes seules. Cette combinaison a montré une forte capacité de prédiction de crises épileptiques qui se résume à 94.25% avec un temps d'anticipation très significatif qui est de l'ordre de 51.91 minute avant la crise.

En ce qui concerne les travaux futurs qui pourraient être suivis sur ce thème de recherche, on note bien les trois axes suivants :

- Trouver une méthode de simplification pour minimiser le nombre élevé de seuillage pour la méthode de la régression linéaire, par exemple l'usage de la théorie des graphes.

- Tester notre approche en la validant sur d'autres bases de données plus récentes et plus grandes, pour lui donner plus de crédibilité.
- Introduire les signaux ECG pour l'anticipation des crises épileptiques.

## Bibliographie

- [ 1] Betts,T. (1998). *Epilepsy at the millenium. Technical report, Birmingham University Seizure Clinic and Epilepsy Liaison Service.*
- [ 2] Plonsey, J. M. (1995). *BIOELECTROMAGNETISM, Principles and Applications of Bioelectric and Biomagnetic Fields.* Oxford University Press.
- [ 3] Haddad, M. T. (2014). *Anticipation des crises d'épilepsie temporale combinant des méthodes statistiques et non-linéaires d'analyse d'électroencéphalographie.*Thèse .UQO.
- [ 4] Spencer, S. N. (2009). *Invasive EEG in presurgical assessment of epilepsy (3rd ed.). The Treatment of Epilepsy, 53, 767-798.*
- [ 5] Shaw, J. C. (1981). *An introduction to the coherence function and its use in EEG signal analysis, MRC Clinical Psychiatry Unit, Graylingwell Hospital, Volume 5.*
- [ 6] Anahory, a. A. (1985). *Electrophysiological function studies of the nervous system.*
- [ 7] Panayiotopoulos, C. (2002). *A Clinical Guide to Epileptic Syndromes and their treatment.* Bladon Medical Publishing.
- [ 8] Lung-Chang Lin, S. C.-J.-T.-C.-C.-S. (2016). *Classification Preictal and Interictal Stages via Integrating Interchannel and Time-Domain Analysis of EEG Features.*
- [ 9] Florian Mormann, R. G. (2007). *Seizure prediction: the long and winding road.*
- [10] Tallon-Baudry, O. B. (1996). *Stimulus specificity of phaselocked and non-phase-locked 40 hz visual responses in human. J Neurosci, 16(13):4240–4249.*
- [11] Lehnertz, R. A. (2001). *Nonlinear EEG Analysis in Epilepsy: Its Possible Use for Interictal Focus Localization, Seizure Anticipation and Prevention," J. Clinical Neurophysiology, vol. 18, pp. 209-222.*
- [12] Jung, J. M. (2003). *Epilepsy as a Dynamic Disease.* Springer-Verlag.
- [13] Wright, R. R. (1990). *Autoregressive Models of EEG, Biol. Cybern. 62, 201-210.*
- [14] Kukal, A. P. (n.d.). *Wavelet Transform Use for Feature Extraction and EEG Signal Segments Classification.*
- [15] Ren, T. K. (2011). *Ictal very low frequency oscillation in human epilepsy patients'. Ann Neurol. 69: 201–206 doi:10.1002/ana.22158.*
- [16] Loan, C. V. (1992). *Computational Frameworks for the Fast Fourier Transform.*
- [17] Paul, R. Carney, S. M. (2011). *Seizure Prediction: Methods'. Epilepsy Behav.(Suppl 1): S94–S101. 10.1016.*
- [18] Chui, C. K. (1992). *An Introduction to Wavelets. San Diego: Academic Press. ISBN 0-12-174584-8.*
- [19] Mallat, S. (1989). *A theory for multiresolution signal decomposition: The wavelet*

- representation. IEEE Trans. Pat. Anal. Mach. Intell., 11:674–693.*
- [20] Manneville, P. (1991). *Structure dissipatives chaos et turbulence, collection Alea Saclay, 91, 191.*
- [21] Suvarna.H.Ishtake, R. N. (2015). *Evolution of Seizure prediction system and its role in medical field'. International Journal of Computer Application and Engineering Technology Volume 4-I. Pp. 338-341.*
- [22] Wendling, F. B. (1997). *A method to quantify invariant information in depth-recorded epileptic seizures. Electroencephalography and clinical neurophysiology, 102(6):472–485.*
- [23] Bartolomei, F. W. (2001). *Neural networks involving the medial temporal structures in temporal lobe epilepsy. Journal of Clinical Neurophysiology, 112:1746–1760.*
- [24] Wendling, F. B. (2001). *Interpretation of interdependencies in epileptic signals using a macroscopic physiological model of the EEG. Clinical Neurophysiology, 112(7):1201–1218.*
- [25] Wendling, F. B. (2001). *Identification de réseaux épileptogènes par modélisation et analyse non-linéaire des signaux SEEG. Neurophysiologie Clinique, 31:139–151.*
- [26] Caparos, M. L. (2006). *Automatic lateralization of temporal lobe epilepsy based on scalp EEG. Clinical Neurophysiology, 117(11):2414–2423.*
- [27] Louis-Dorr, V. C. (2007). *Extraction of reproducible seizure patterns based on EEG scalp correlations. Biomedical Signal Processing and Control, 2(3):154–162.*
- [28] Bartolomei, M. G. (2013). *Wendling Abnormal binding and disruption in large scale networks involved in human partial seizures EPJ Nonlin Biomed Phys. pp. 1:4.*
- [29] Arnhold, J. G. (1999). *A robust method for detecting interdependences: application to intracranially recorded EEG. Physica D, 134 :419– 430.*
- [30] Mormann, F. A. (2003). *Automated detection of a pre seizure state based on a decrease in synchronization in intracranial electroencephalogram recordings from epilepsy patients. Physical Review E, 67(2):021912.*
- [31] Durka, P. Z. (2004). *On the statistical significance of event-related EEG desynchronization and synchronization in the timefrequency plane. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 51(7):1167.*
- [32] Le Van Quyen, M. S. (2005). *Preictal state identification by synchronization changes in long-term intracranial EEG recordings. Clinical Neurophysiology, 116(3):559–568.*
- [33] Bartolomei, F. W. (1999). *Seizures of temporal lobe epilepsy: identification of subtypes by coherence analysis using stereo-electro-encephalography. Clinical Neurophysiology, 110(10):1741–1754.*
- [34] Mahmoud El-Gohary, J. M. (2008). *User-Guided Interictal Spike Détection. Conf Proc IEEE*

*Eng Med Biol Soc.2008; 2008:821-4. 30th Annual International IEEE EMBS Conference Vancouver, British Columbia, Canada, August 20-24.*

- [35] Pang, C. U. (2003). *A Comparison of Algorithms for Detection of Spikes in the Electroencephalogram*", *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 50(4).
- [36] Aarabi, A. H. (2014). *Seizure prediction in hippocampal and neocortical epilepsy using a model-based approach. Clin Neurophysiol.* 125:930–940.
- [37] Polychronaki, G. E. (2010). *Comparison of fractal dimension estimation algorithms for epileptic seizure onset detection. J. Neural Eng.*, 7, 046007.
- [38] McSharry, P. E. (2002). *Linear and non-linear methods for automatic seizure detection in scalp electro-encephalogram recordings. Medical & biological engineering & computing*, 40(4), 447-461.
- [39] Iasemidis, D. S. (2005). *Long-Term Prospective Online Real-Time Seizure Prediction, Clinical Neurophysiology*, vol. 116, pp. 532-544.
- [40] Good, S. S. (2010). *Nonlinear Dynamics of Seizure Prediction in a Rodent Model of Epilepsy, Nonlinear Dynamics Psychol Life Science*, vol. 14, no. 4, pp. 411-434.
- [41] Rosa Q. So, V. K. (2016). *Prediction and detection of seizures from simultaneous thalamic and scalp electroencephalography recordings'. Journal of Neurosurgery.*
- [42] Quyen, V. N. (2003). *Anticipation of Epileptic Seizures from Standard EEG Recordings, The Lancet*, vol. 361, no. 9361, pp. 970-971.
- [43] Litt, R. E. (2001). *Epileptic Seizures May Begin Hours in Advance of Clinical Onset: A Report of Five Patients, Neuron*, vol. 30, pp. 51-64.
- [44] Osorio, M. F. (1998). *Real-Time Automated Detection and Quantitative Analysis of Seizures and Short-Term Prediction of Clinical Onset, Epilepsia*, vol. 39, no. 6, pp. 615-627.
- [45] Iasemidis, J. P. (1997). *Spatiotemporal Transition to Epileptic Seizures: A Nonlinear Dynamical Analysis of Scalp and Intracranial EEG Recordings, Spatiotemporal Models in Biological and Artificial Systems*, pp. 81-88, IOS Press.
- [46] Elger, K. L. (1998). *Can Epileptic Seizures be Predicted? Evidence from Nonlinear Time Series Analysis of Brain Electrical Activity, Physics Rev. Letters*, vol. 80, pp. 5019-5022.
- [47] Mormann, T. K. (2006). *On the Predictability of Epileptic Seizures, J. Clinical Neurophysiology*, vol. 116, no. 3, pp. 569-587.
- [48] Shouyi Wang, M. I. (2013). *Online Seizure Prediction Using an Adaptive Learning Approach. IEEE TRANSACTIONS ON KNOWLEDGE AND DATA ENGINEERING*, VOL. 25.
- [49] Feldwisch-Drentrup, H. (2010). *Combining epileptic seizure prediction methods. Epilepsia*, 51(8):1598–1606.
- [50] Safi-Harb, M. S. (2011). *An Implantable Seizure Onset Detector Based on a Dual-Path Single-*

*Window Count-Based Technique for Closed-Loop Applications, IEEE Journal on Emerging and Selected Topics in Circuits and Systems.*

- [51] Chaovalitwongse, W. (2005). *performance of a seizure warning algorithm based on the dynamics of intracranial EEG. Epilepsy Research*, 93–113.
- [52] Netoff, T. P. (2009). *Seizure Prediction Using Cost-Sensitive Support Vector Machine. 31st Annual International Conference of the IEEE EMBS, Minneapolis, Minnesota, USA.*
- [53] Klatt J, F.-D. H.-R.-B. (2012). *The EPILEPSIAE database-An extensive electroencephalography database of epilepsy patients. Epilepsia*, 53: 1669-1676.
- [54] DUMAN, F. Q. (2012). *Patient Specific Seizure Prediction Algorithm Using HilbertHuang Transform. Proceedings of the IEEE-EMBS International Conference on Biomedical and Health Informatics, Hong Kong and Shenzhen, China.*
- [55] Zheng, G. L. (2012). *Seizure Prediction Model Based on Method of Common Spatial Patterns and Support Vector Machine. IEEE International Conference on Information Science and Technology, Wuhan, Hubei, China.*
- [56] Moghim N, C. D. (2014). *Predicting Epileptic Seizures in Advance. PLoS ONE 9(6): e99334. 10.1371. Alice Y. W. Chang, Kaohsiung Chang Gung Memorial Hospital, Taiwan.*
- [57] Linear regression. (2016, 31 Mars). Dans Wikimedia. Repéré le 15 août 2016 à [https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Linear\\_regression.svg](https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Linear_regression.svg).
- [58] Alloprof. (N.D). Liens entre le nuage de points et son coefficient de corrélation linéaire. Repéré à <http://www.alloprof.qc.ca/BV/Pages/m1377.aspx>.
- [59] Alloprof. (N.D). méthode géométrique pour la recherche du coefficient de corrélation linéaire(R). Repéré à <http://www.alloprof.qc.ca/BV/Pages/m1377.aspx>.
- [60] Corrélation\_ (statistiques). (2014, 13 Mars). Dans Wikipedia. Repéré le 15 août 2016 à [https://fr.wikipedia.org/wiki/Corrélation\\_\(statistiques\)](https://fr.wikipedia.org/wiki/Corrélation_(statistiques)).