



جامعة أبو بكر بلقايد - تلمسان

Université Abou Bakr Belkaïd de Tlemcen

Faculté de Technologie

Département de Génie Biomédical

Laboratoire de Recherche de Génie Biomédical

MEMOIRE DE PROJET DE FIN D'ETUDES

pour l'obtention du Diplôme de

MASTER en GENIE BIOMEDICAL

Spécialité : Signaux et Images en Médecine

présenté par : ABDELOUAHED Saadia et BOURDJI Fatima

La DÉTÉCTION PRÉCOCE D'ÉPILEPSIE

Soutenu le 24 Mai 2016 devant le Jury :

M.	DEBBAL Sidi Mohamed	<i>Prof</i>	Université de Tlemcen	Président
Melle.	BAAKEK Yettou Nour El-Houda	<i>MCB</i>	Université de Tlemcen	Encadreur
Mme.	ILES Amel	<i>MAA</i>	Université de Tlemcen	Examinatrice

Année universitaire 2015-2016



Remerciement

Avant d'entamer ce projet de fin d'étude, nous remercions d'abord ALLAH le tout puissant de nous avoir donné la volonté pour accomplir ce modeste travail.

Nous adressons tout d'abord toute notre gratitude et manifester notre très sincère reconnaissance à Mademoiselle BAAKEK YETTOU NOUR EL-HOUDA, Maître de Conférences à l'Université de Tlemcen, de nous avoir proposé ce sujet de mémoire, et de l'attention qu'elle a porté à notre travail. Nous avons découvert grâce à elle le monde de la recherche dans les meilleures conditions. Nous avons beaucoup apprécié les qualités pédagogiques.

Nous remercions chaleureusement, Monsieur DEBBAL SIDI MOHAMMED EL-AMINE professeur à l'Université de Tlemcen, d'avoir accepté de présider ce jury, et qui nous a honoré de sa présence.

Nous tenons à remercier Madame ILES AMEL, Maître Assistante à l'Université de Tlemcen, qui nous a fait l'honneur d'examiner ce travail.

Aussi, Mademoiselle SARA BELAROUCI doctarante à l'Université de Tlemcen, pour le temps et l'intérêt qu'elle voudra bien consacrer à l'évaluation de ce projet.

Mes sincères salutations s'adressent à toute ceux qui ont su supporter nos joies et nos peines, et qui ont su être la quand on en avait besoin.

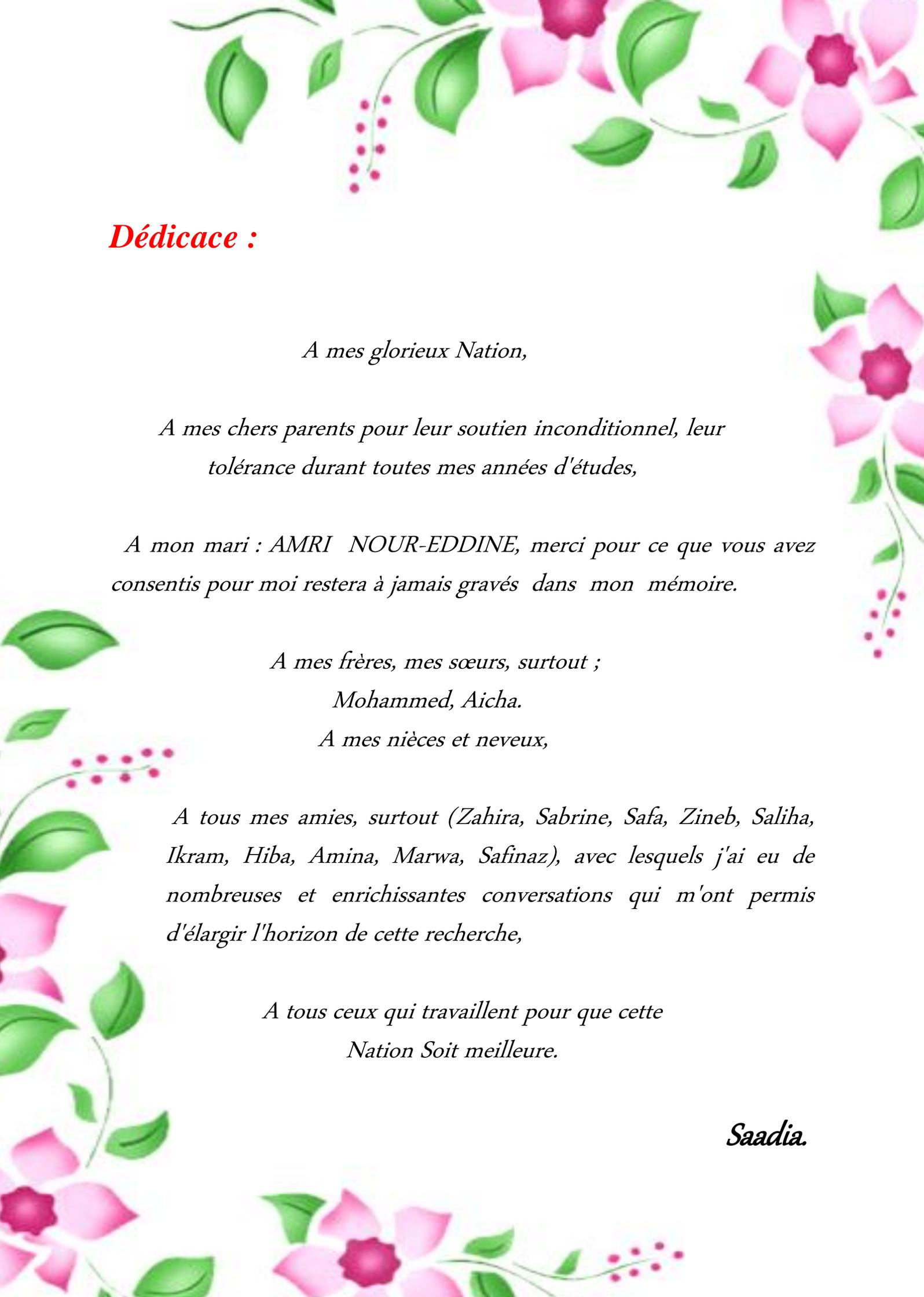
Enfin un grand merci à ceux qui de proche ou de loin ont

Participé à l'accomplissement de ce travail.

Saadia

Fatima





Dédicace :

A mes glorieux Nation,

*A mes chers parents pour leur soutien inconditionnel, leur
tolérance durant toutes mes années d'études,*

*A mon mari : AMRI NOUR-EDDINE, merci pour ce que vous avez
consentis pour moi restera à jamais gravés dans mon mémoire.*

A mes frères, mes sœurs, surtout ;

Mohammed, Aicha.

A mes nièces et neveux,

*A tous mes amies, surtout (Zahira, Sabrine, Safa, Zineb, Saliha,
Ikram, Hiba, Amina, Marwa, Safinaz), avec lesquels j'ai eu de
nombreuses et enrichissantes conversations qui m'ont permis
d'élargir l'horizon de cette recherche,*

*A tous ceux qui travaillent pour que cette
Nation Soit meilleure.*

Saadia.



Dédicace :

A mes glorieux Nation,

A mes chers parents pour leurs encouragements, leur soutien moral, spirituel et leur tolérance durant toutes mes années d'études,

A mes sœurs Rokia, Ikram

A mes frères Balkacem, Mohamed Djawad,

A mon neveu Benamar;

A tous mes amies, surtout (Samia , Latifa, Akila , Maya, Fatima, Dikra), avec lesquels j'ai eu de nombreuses et enrichissantes conversations qui m'ont permis d'élargir l'horizon de cette recherche,

A tous ceux qui m'ont aidé de loin ou de près,

*A tous ceux qui travaillent pour que cette
Nation Soit meilleure.*

Fatima.

Résumé

Le signal électroencéphalogramme (EEG) représente l'activité électrique du cerveau. C'est un outil très important dans le diagnostic des maladies neurologiques, en particulier dans le cas d'épilepsie.

Dans ce mémoire, nous avons considéré un signal EEG réel qui représente des cas normaux, pré-ictaux, et des cas épileptiques, auquel nous avons utilisé l'analyse bispectrale afin d'extraire quelques paramètres importants et qui nous permet de faire la distinction entre ces différents cas, et nous donnent des informations sur le degré de couplage entre les différentes fréquences.

Les résultats obtenus sont très satisfaisants et montrent une prédominance des ondes delta dans les cas pré-ictaux indiquant que la crise se déclenche pendant le sommeil profond, et une prédominance des ondes delta, thêta et bêta pendant la crise indiquant une perte de conscience avec des convulsions.

L'entropie bispectrale, l'entropie de phase, l'amplitude moyenne de bispectre, et le centre pondéré du bispectre ont été déterminés et utilisés comme des attributs pour un classifieur de l'arbre de décision(AD) afin d'évaluer la méthode proposée.

Mots Clés : *Epilepsie, électroencephalogramme, entropie, crise, bispectre, bicohérence, ANOVA, classification, classifieur AD.*

Abstract

The electroencephalogram signal (EEG) represents the electrical activity of the brain. It is a very important tool in the diagnosis of the neurological diseases, in particular in the epilepsy cases.

In this work, we considered a real EEG signal which represents: normal, pre-ictals, and epileptics cases, which we used the bispectral analysis in order to extract some important parameters that enables us to make the distinction between these various cases, and give us more information about the coupling degree's between the various frequencies.

The obtained results are very satisfactory and show a predominance of the delta waves in the pre-ictal case indicating that the seizure starts during the deep sleep, and a predominance of the delta, theta and beta waves during the seizure indicating a loss of conscience with convulsions.

The bispectral entropy, bispectral phase entropy, mean bispectral magnitude, and weighted center of bispectrum: were determined and used like attribute for a decision tree classifier (DT) in order to evaluate the suggested method.

Keys words: *Epilepsy, electroencephalogram, entropy, seizure, bispectrum, bicoherence ANOVA, classification, DT classifier.*

Table des matières :

Introduction générale:	1
Chapitre I : Contexte médical et généralités sur le signal électroencéphalogramme	4
I.1 Introduction :.....	4
I.2 Anatomie et physiologie du cerveau humain:.....	5
I.2.1 Description des structures du cerveau :.....	5
I.2.1.1 Le prosencéphale :.....	5
I.2.1.2 le mésencéphale :.....	6
I.2.1.3 le rhombencéphale :.....	6
I.2.2 Les neurones et l'activité électrique du cerveau :.....	7
I.3 l'épilepsie :.....	8
I.3.1 Epidémiologie :.....	9
I.3.2 Classification des crises :.....	9
I.3.2.1 Les crises généralisées :.....	9
I.3.2.1.1 Absences généralisées :.....	9
I.3.2.1.2 Crises myocloniques :.....	10
I.3.2.1.3 Crises atoniques :.....	10
I.3.2.1.4 Crises cloniques :.....	10
I.3.2.2 Les Crises partielles:.....	11
I.3.2.2.1 Crises partielles simples :.....	11
I.3.2.2.2 Crises partielles complexes :.....	11
I.3.3 Causes et mécanismes épileptiques :.....	11
I.4 L'électroencéphalogramme (EEG):.....	12
I.5 Explication des rythmes corticaux :.....	14
I.6 Les perturbations	15
I.7 Electrodes et système de placement :.....	16
I.7.1 Les électrodes :	16
I.7.2 Système 10-20 :.....	17

I.8	Montage EEG :.....	17
I.9	Modalités de dépistage de l'épilepsie :.....	19
I.9.1	Les méthodes non invasives :	19
I.9.2	Les méthodes semi-invasives :.....	20
I.9.3	Les méthodes invasives :.....	21
I.9.4	La neuro-imagerie :.....	21
I.10	Conclusion :.....	22
 Chapitre II : Analyse bispectrale (Higher Order Spectral Analysis HOS).....		23
II.1	Introduction:.....	23
II.2	Statistiques d'ordre supérieur pour le traitement du signal:.....	24
II.2 .1	Signaux déterministes et signaux aléatoires	24
II.2.2	Corrélation des signaux :.....	25
II.2.3	Multicorrélations et multispectres :.....	26
II.2.3.1	Multicorrélations :.....	26
II.2.3.2	Multispectres :.....	27
II.2.4	Multispectres et représentation de Cramér :.....	27
II.2.5	Moments ou cumulants ?.....	28
II.2.6	La symétrie :.....	29
II.2.7	Interprétation des multispectres :.....	30
II.3	Analyse bispectrale :.....	30
II.4	Extraction des caractéristiques :	31
II.4.1	L'amplitude moyenne :.....	31
II.4.2	L'entropie bispectrale normalisée :.....	32
II.4.3	L'entropie carrée bispectrale normalisée :.....	32
II.4.4	L'entropie cubique bispectrale normalisée :.....	32
II.4.5	L'entropie de phase :.....	33
II.4 .6	Le centre pondéré du bispectre :.....	33
II.5	Conclusion :.....	33

Chapitre III : Analyse bispectrale du signal EEG :35

III.1 Introduction:35

III.2 Base de données:.....36

III.3 L'analyse bispectrale du signal EEG :.....38

III.3.1 Cas normaux :.....39

III.3.1.a Les ondes bêta « β » :.....39

III.3.1.b Les ondes alpha « α »:.....41

III.3.2 Cas pré-ictal :.....44

III.3.3 Cas épileptique :.....46

III.4 Extraction des paramètres de l'analyse bispectrale :.....48

III.4.1 Cas normal (onde α) :.....48

III.4.2 Cas pré-ictal (groupe C) :.....49

III.4.3 Cas épileptique (groupe E) :.....50

III.5 Test d'analyse de variance :.....51

III.6 Évaluation des résultats :.....56

III.6.1 Arbre de décision (DT):.....56

III.6.2 Algorithme de CART : Construction d'un arbre maximal :.....57

III.6.3 Caractérisation des signaux EEG :.....58

III.6.3.a Phase d'apprentissage :.....58

III.6.3.b Phase de test :.....58

III.6.4 Les résultats obtenus :.....59

III.7 Conclusion :.....60

Conclusion générale et perspectives

Références bibliographiques

Listes des figures :

Chapitre I : Contexte médical et généralités sur le signal électroencéphalogramme

Figure I.1 : représentation schématiquement des divisions de l'encéphale.....	5
Figure I.2: Le développement du système nerveux central.....	6
Figure I.3 : Les structures du cerveau.....	7
Figure I.4 : Schéma d'un neurone et ses principales parties.....	8
Figure I.5 : Crise clonique.....	10
Figure I.6:Enregistrement d'un signal EEG (à gauche), et le signal EEG enregistré par l'ordinateur (à droite).....	12
Figure I.7 : Onde alpha.....	13
Figure I.8 : Les ondes thêta et delta.....	13
Figure I.9 : Onde beta.....	13
Figure I.10 : Onde gamma.....	14
Figure I.11 : Exemple de signaux contaminés par des artéfacts de mouvements oculaires(a), de clignements(b), et d'origine musculaire(c); (en montage bipolaire)	15
Figure I.12 : Les différents types d'électrodes de l'EEG.....	16
Figure I.13 : Système de positionnement des électrodes 10 – 20 : sur cet exemple 21 électrodes sont posées.....	17
Figure I.14 : Montage mono-polaire.....	18
Figure I.15: Montage bipolaire.....	18
Figure I.16 : Exemple d'enregistrement EEG–vidéo.....	19
Figure I.17 : Exemple des enregistrements (EEG et MEG), et d'un casque MEG.....	20
Figure I.18 : Matrice de capteurs placée sur le cortex(EECoG).....	20
Figure I.19 : Electrodes cylindriques avec des capteurs implantés dans le cerveau.....	21
Figure I.20 : Crise épileptique partielle (image IRM en haut, et TEP en bas).....	22

Chapitre II : Analyse bispectrale (Higher Order Spectral Analysis HOSA)

Figure II.1: La région non redondante pour le calcul des fréquences bispectrales.....	30
---	----

Chapitre III : Analyse bispectrale du signal EEG

Figure III.1 : Schéma bloc de la méthode proposée.	36
Figure III.2 : Schéma représentatif des emplacements des électrodes de surface selon le système international 10-20. Les noms des positions d'électrode sont dérivés de leurs positions anatomiques. Les signaux des groupes A et B ont été pris de toutes les électrodes représentées	37
Figure III.3 : Schéma d'implantation des électrodes intracrâniennes pour l'évaluation pré-chirurgicale des patients atteints d'épilepsie. Les électrodes profondes ont été implantées de façon symétrique dans l'une de moitié de l'hippocampe (en haut). Les signaux des groupes C et D ont été pris sur tous les contacts des électrodes profondes respectivement. Les électrodes de bande ont été implantées sur les zones latérales et centrales (au milieu et au bas) du néocortex. Les signaux du groupe E ont été pris des électrodes standards placées sur le cuir chevelu.....	37
Figure III.4 : Des exemples des séries temporelles d'EEG enregistrées à partir de chacun des cinq groupes. De haut en bas: du groupe A jusqu'à le groupe E (noté a, b, c, d, e respectivement)	39
Figure III.5: DSP de l'onde bêta (enregistrement Z030).....	39
Figure III.6: Bispectre de l'onde bêta (enregistrement Z030).....	40
Figure III.7 : Bicohérence de l'onde bêta (Z030).....	41
Figure III.8 : Bispectre de l'onde alpha (enregistrement O040).....	42
Figure III.9 : Bicohérence de l'onde alpha (O040).....	43
Figure III.10: Bispectre du signal EEG pré-ictale(enregistrement N099).....	44
Figure III.11: Bicohérence du signal EEG pré-ictale(N099).....	45
Figure III.12 : Bispectre du signal EEG épileptique (enregistrement S003).....	46
Figure III.13 : Bicohérence du signal EEG épileptique(S003).....	47
Figure III.14 : Représentation des différents paramètres en utilisant les boîtes à moustaches.....	55
Figure III.15: arbre de décision.....	57

Liste des tableaux :

Chapitre III : Analyse bispectrale du signal EEG

Tableau III.1 : Les paramètres de SOS extraits des ondes alpha.....	49
Tableau III.2 : Les paramètres de SOS extraits du signal pré-ictal.....	50
Tableau III.3 : Les paramètres de SOS extraits du signal épileptique.....	51
Tableau III.4: la moyenne, l'écart type, et le test d'ANOVA pour les différents paramètres.....	53
Tableau III.5: Centre pondérée wc_1 et wc_2 du bispectre.....	53
Tableau III.6 : Tableau de prédiction	59
Tableau III.7 : Classification par l'arbre de décision (DT).....	60

Glossaire:

EEG	Electroencéphalogramme
SNC	Système nerveux central
SNP	Système nerveux périphérique
MEG	Magnétoencéphalographie
ECoG	Electrocorticographie
SEEG	Stéréo-électroencéphalographie
TEP	Tomographie par emission de positrons
IRM	Imagerie par resonance magnétique
IRMf	Imagerie par resonance magnétique fonctionnelle
TEMP	Tomographie d'émission monophotonique
SPECT	Single Photon Emission Computed Tomography
TF	Transformée de Fourier / Fourier Transform
FFT	Fast Fourier Transform / Transformée de Fourier rapide
DFT	Discret Fourier Transform/ Transformée de Fourier Discrète
DSP	Densité spectrale de puissance
SOS	Spectre d'ordre supérieur / Higher Order Spectrum
WCOB	Weighted Center Of Bispectrum
CPQ	Couplage de Phase en Quadrature/Quadratic Phase Coupling
AD	Arbre de decision/ Decision Tree
ANOVA	ANalysis Of VAriance / Analyse de variance
HF	High frequency
VHF	Very high frequency

LF	Low frequency
ULF	Ultra low frequency
SE	Sensibilité
SP	Spécificité
CART	Classification and Regression Trees
VP	Vrai Positive
FP	Faux Positive
VN	Vrai Negative
FN	Faux Negative
CC	Taux de classification
AR	Autorégressif

Introduction générale

L'électroencéphalographie (EEG) est une des techniques les plus utilisées pour l'étude et la mise en évidence de l'activité électrique du cerveau. Elle demeure incontournable pour le diagnostic des maladies neurologiques telles que l'épilepsie. Cette maladie est une affection chronique du cerveau qui touche toutes les populations du monde. Elle se caractérise par des crises récurrentes qui sont la manifestation physique de décharges électriques excessives et soudaines, généralement brèves et répétitives, générées par une population de neurones. Ces décharges peuvent avoir lieu dans différentes parties du cerveau. Les crises peuvent varier en intensité mais également en localisation et en volume, elles peuvent entraîner de brèves pertes d'attention ou de petites secousses musculaires ou même conduisent à des convulsions sévères et prolongées.

Dans le monde, l'épilepsie est, après la migraine, la première raison de consultation chez les neurologues, ce qui montre la nécessité et l'importance d'étudier l'activité cérébrale et l'activité épileptique proprement dite. L'EEG comparé aux autres techniques d'investigation, fournit des informations en temps réel et avec une très bonne résolution temporelle, de l'ordre de la milliseconde. À partir du signal EEG, certains paramètres importants peuvent être extraits. En règle générale, les fréquences et les formes des différentes ondes sont considérés comme des signes indicateurs de la maladie étudiée. Cependant, ce type d'enregistrement montre des propriétés statistiques non linéaires et non gaussiennes significatives, telles que la présence des effets non linéaires de l'accouplement de phase entre les composantes fréquentielles du signal EEG.

On trouve par exemple plusieurs travaux qui ont été réalisés afin d'étudier le signal EEG. Une étude qui a été proposée par Abdulhamit Subasi [50]; c'est une étude comparative basée sur le modèle autorégressif (AR) et l'estimation spectrale de puissance de signal EEG afin d'analyser et caractériser les décharges épileptiques. Faust et al [51] ont aussi proposé une étude comparative; dont lequel ils ont estimé la DSP des signaux EEG normaux, épileptiques et alcooliques. La densité spectrale de puissance a été calculée en

utilisant la transformée de Fourier rapide (FFT) par la méthode de Welch, la méthode autorégressive (AR) par Yule-Walker et la méthode de Burg.

D'autre part de nombreuses études ont cherché à déterminer le type de lois qui génère les distributions des signaux EEG [52, 53, 54]. En effet, un signal aléatoire peut être caractérisé par la distribution de son amplitude et de ces moments. La principale difficulté est de respecter les hypothèses de stationnarité et d'indépendance des signaux. Globalement, ces techniques n'apportent pas de résultats très fiables, les résultats varient suivant les tâches à effectuer, la durée des échantillons analysés et la fréquence d'échantillonnage.

Généralement toutes ces méthodes sont basées sur, l'analyse temporelle, ou fréquentielle en précisant la transformée de Fourier, la méthode autorégressive (AR), et la densité spectrale de puissance (DSP). Toutes ces méthodes supposent la linéarité et un retard de phase minimum de ces séries i.e. les amplitudes sont normalement distribués, leurs propriétés statistiques ne varient pas avec le temps, leurs composantes de fréquence ne sont pas corrélés, et la relation entre eux est linéaire. Avec ces hypothèses, ces méthodes ne sont considérées que comme des estimateurs de fréquence et de puissance tandis que les informations de phase sont généralement ignorées. Par contre l'analyse bispectrale préserve et prend en considération l'information sur la phase et montre le développement et le changement dans la fréquence, ce qui explique la variation dans la fréquence et par la suite elle interprète aussi la variation et le passage d'un cas normal, à un cas pré-ictal, ensuite à une crise épileptique.

L'analyse bispectrale nous permet aussi d'estimer le degré de couplage entre les différentes composantes fréquentielles.

Le travail présenté dans ce mémoire s'inscrit dans l'aide au diagnostic neurologique, plus précisément pour le diagnostic de l'épilepsie et plus particulièrement dans l'étape de l'analyse bispectrale (SOS) des signaux EEG. Pour cette raison, le premier chapitre a été consacré à familiariser brièvement le lecteur avec l'anatomie du cerveau et le principe de fonctionnement du système nerveux. Il permet en particulier de comprendre l'origine et la nature des signaux électriques enregistrés par l'électroencéphalographie, et présente aussi un bilan des origines de l'épilepsie et les différentes modalités de mesure appliquées pour l'aide au diagnostic de cette maladie.

Le deuxième chapitre est dédié à la présentation des outils de base dans la description des propriétés d'ordre supérieur: les multcorrélations et les multispectres. Dans le contexte qui nous intéresse, particulièrement l'analyse de signal EEG, nous aborderons l'analyse

bispectrale, et les caractéristiques extraites à partir du bispectre à savoir : l'entropie bispectrale (Ent1, carrée (Ent2), cubique (Ent3), et l'entropie de phase (EntPh)) qui décrit l'irrégularité ou la complexité du signal EEG, l'amplitude moyenne de bispectre (mAmp) pour la discrimination entre les spectres de puissance similaires, ainsi que le paramètre du centre pondéré du bispectre (w_{c1} , w_{c2}) qui nous a donné des informations sur la distribution des pics dans le signal.

Dans le troisième chapitre la base de données utilisée a été décrite, dont lequel nous avons utilisé quatre groupes, deux d'entre eux représentent des cas normaux (les ondes alpha et bêta), et deux représentent des cas pathologiques (des cas pré-ictaux et des cas épileptiques). Aussi les résultats obtenus pour les différents cas ont été illustrés et discutés en détail. Ensuite une évaluation de la méthode proposée a été faite en utilisant premièrement un classifieur statistique qui correspond au test d'ANOVA et un autre supervisé qui correspond au classifieur DT.

Le document est terminé par une conclusion générale et des perspectives de nos travaux.

Chapitre I :

Contexte médical et généralités sur le signal électroencéphalogramme

I.1 Introduction :

Le cerveau est l'organe le plus complexe du corps humain. Il régit notre comportement et nos actions, nos pensées et nos désirs. Grâce à lui, nous pouvons voir, analyser et comprendre le monde qui nous entoure. Les cellules du cerveau produisent spontanément le signal électroencéphalogramme (EEG). Ce signal est un outil précieux pour le diagnostic médical ; il doit être bien interprété par le médecin pour un diagnostic correct en neurologie. Il est donc impératif de comprendre le fonctionnement du cerveau et la génération de ce signal afin de faciliter l'analyse et préciser le diagnostic en vue de prescrire un traitement adéquat au patient. Pour répondre aux objectifs fixés nous consacrons ce chapitre dans un premier temps, à rappeler quelques bases anatomiques et physiologiques du cerveau ainsi qu'un bilan des origines de l'épilepsie, et d'une description des causes et mécanismes épileptiques. Dans le contexte qui nous préoccupe, particulièrement l'épilepsie, nous aborderons le signal EEG et les différents artéfacts qui le perturbent. Et nous terminons par une présentation brève des autres modalités de mesure appliquées pour l'aide au diagnostic d'épilepsie.

I.2 Anatomie et physiologie du cerveau humain :

Le système nerveux est subdivisé en deux entités : le système nerveux central (SNC) et le système nerveux périphérique (SNP). Le SNC, aussi connu sous les noms d'axe nerveux ou névraxe, comporte la moelle épinière, et l'encéphale qui est constitué à son tour de trois parties majeures reliées entre elles par des fibres nerveuses. Ces parties sont le cerveau ou le prosencéphale, le cervelet et le tronc cérébral.

Cerveau est un terme qui désigne le tissu que l'on trouve dans le crâne. Il possède une forme schématiquement ovoïde à grand axe antéropostérieur, dont le volume quantitatif est d'environ 1.350 cm^3 [1]. Le poids du cerveau est d'environ 1.5kg [2]. Il occupe la boîte crânienne, mais il n'est pas en contact direct avec la cavité osseuse.

Le cerveau possède deux moitiés relativement symétriques appelées les hémisphères, l'un à droite et l'autre à gauche.

Le cortex de chaque hémisphère est divisé en quatre lobes (Figure I.1) : le lobe pariétal, le lobe occipital, le lobe frontal et le lobe temporal dont l'appellation est directement inspirée du nom des os crâniens qui les recouvrent [3]. Les lobes sont impliqués dans différentes fonctions [4]:

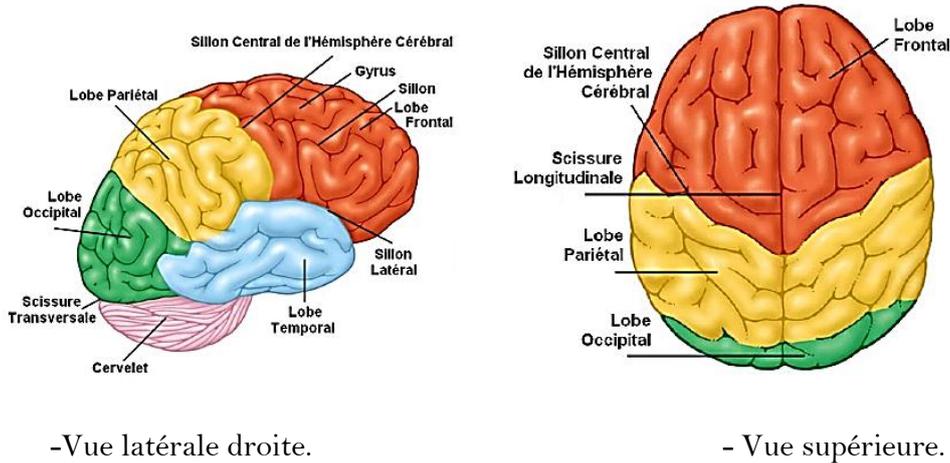


Figure I.1 : représentation schématisée des divisions de l'encéphale [5].

- Les lobes occipitaux, localisés à l'arrière du cortex, sont spécialisés dans la vision. Ils jouent aussi un rôle dans les interactions avec les autres activités nerveuses.
- Les lobes pariétaux sont situés à l'avant des lobes occipitaux. Ils sont impliqués dans le sens du toucher, dans la détection de mouvements dans l'environnement et la localisation des objets dans l'espace.
- Les lobes frontaux sont impliqués dans le mouvement, l'attention, la planification, les compétences sociales, la pensée abstraite, la mémoire et certains aspects de la personnalité.
- Les lobes temporaux sont importants dans l'audition, le langage et la reconnaissance visuelle des objets, ainsi que dans la régulation de l'équilibre.

I.2.1 Description des structures du cerveau :

Une autre façon de diviser l'encéphale en trois structures, peut être obtenue en prenant en compte les vésicules qui apparaissent lors du développement embryonnaire. Elles sont :

I.2.1.1 Le prosencéphale :

Le prosencéphale (Figure I.2) est la plus rostrale des trois vésicules et provient du dessus du tube neural. Il se subdivise en télencéphale et diencephale [6].

Le télencéphale est principalement constitué d'une couche de substance grise, le cortex. La surface de ce dernier présente de nombreuses dépressions sinueuses, qui

permettent de tripler la superficie corticale. Les plus profondes d'entre elles, les scissures, séparent les lobes principaux [7]. Le diencephale, présent sous le télencéphale, est pour sa part le siège de plusieurs organes cérébraux importants, dont le thalamus, l'hypothalamus et le système limbique. Le thalamus est un organe pair situé sous les ventricules latéraux, et fait office de relais des influx sensoriels vers le cortex cérébral. L'hypothalamus est pour sa part constitué de plusieurs noyaux connectés à différentes régions de l'encéphale [7]. Il régule les battements cardiaques, la respiration, et contrôle la sécrétion de nombreuses hormones. Le système limbique est le responsable des émotions. Il constitue principalement de l'amygdale, et l'hypochamp qui joue un rôle important dans la mémoire, en retenant les informations. C'est l'une des zones affectées par la maladie d'Alzheimer et l'épilepsie du lobe temporal [8].

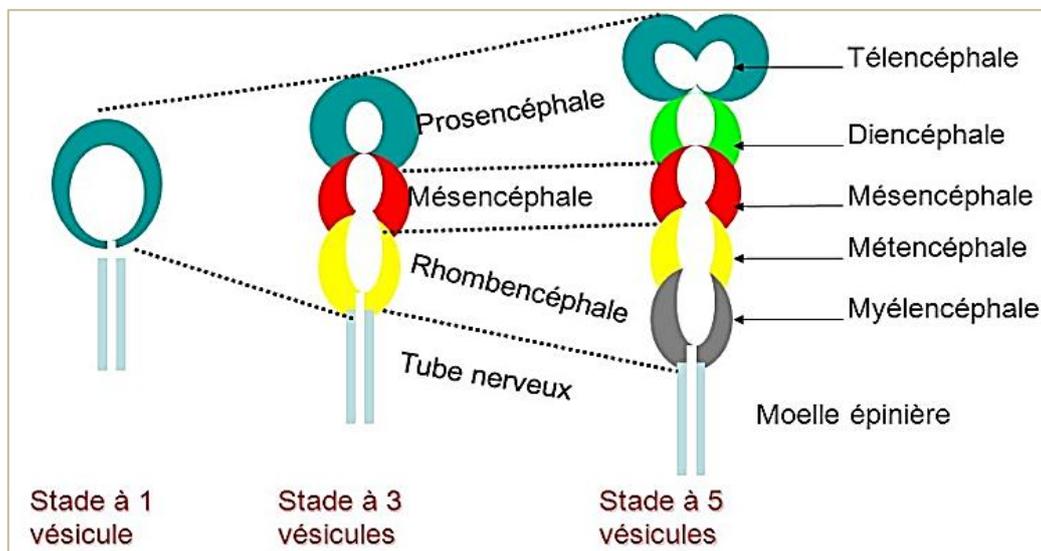


Figure I.2: Le développement du système nerveux central.

I.2.1.2 Le mésencéphale :

C'est une région du tronc cérébral reliant les vésicules antérieures et postérieures [9]. Au niveau du mésencéphale se situent les pédoncules cérébraux, qui contiennent des fibres sensorielles et motrices sous forme de piliers de substance blanche. Le mésencéphale (Figure I.2) possède également les tubercules quadrijumeaux supérieurs et inférieurs, qui font office de relais respectivement sur les voies visuelles et auditives [7].

I.2.1.3 Le rhombencéphale :

C'est la partie postérieure de l'encéphale qui se subdivise en métencéphale et myélocéphale [7] (Figure I.2). La partie du métencéphale qui concerne le tronc cérébral est le Pont de Varole, ou protubérance annulaire. Il est composé d'un ensemble de neurofibres

transversales qui relaient les influx nerveux. Il est le lieu de naissance de nombreux nerfs crâniens, ainsi que des pédoncules cérébraux [7]. Le myélocéphale, aussi connu sous les noms de bulbe rachidien ou moelle allongée, est l'ensemble de fibres nerveuses qui assure la transition entre l'encéphale et la moelle épinière.

- Nous pouvons observer à l'image (Figure I.3), la composition de chacune de ces parties du cerveau.

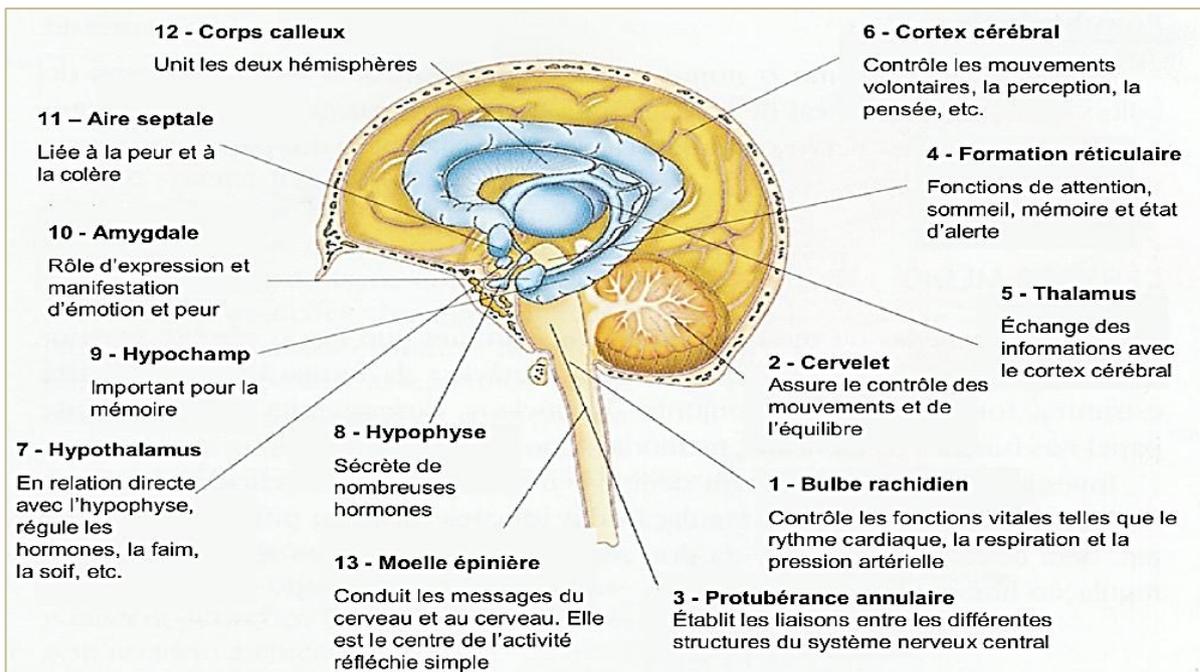


Figure I.3 : Les structures du cerveau.

I.2.2 Les neurones et l'activité électrique du cerveau :

Les cellules en charge du traitement de l'information au sein du cerveau sont les neurones. Le neurone est un type de cellule constituant l'unité fonctionnelle du système nerveux. On estime que le cerveau humain comprend environ 100 milliards de neurones [10]. Les neurones assurent la génération et la transmission d'un signal que l'on nomme l'influx nerveux.

Un neurone est divisé en plusieurs régions ayant chacune une fonction propre (Figure I.4). Les neurones sont caractérisés par : un corps cellulaire contenant le noyau et la plupart des organites responsables de l'entretien de la cellule, un long prolongement cellulaire ; l'axone, issu de la cellule, s'étendant parfois sur une longue distance et servant à transmettre des signaux à d'autres cellules ; de nombreux prolongements courts ; les dendrites, qui accroissent la surface disponible pour des connexions avec les axones d'autres neurones ; de jonctions spécialisées ; les synapses, entre leur axone et d'autres cellules, permettant ainsi une

communication cellulaire directe. On peut en distinguer deux types : les synapses électriques et les synapses chimiques [11].

Les synapses électriques sont présentées dans tout le système nerveux : elles laissent passer le courant électrique directement de façon passive d'un neurone à l'autre, par les pores de jonctions communicantes. Les potentiels électriques enregistrés sur le scalp sont les conséquences des activités synaptiques des neurones. L'activité électrique du cerveau recueillie à la surface du scalp est due à l'activation simultanée d'un très grand nombre de neurones.

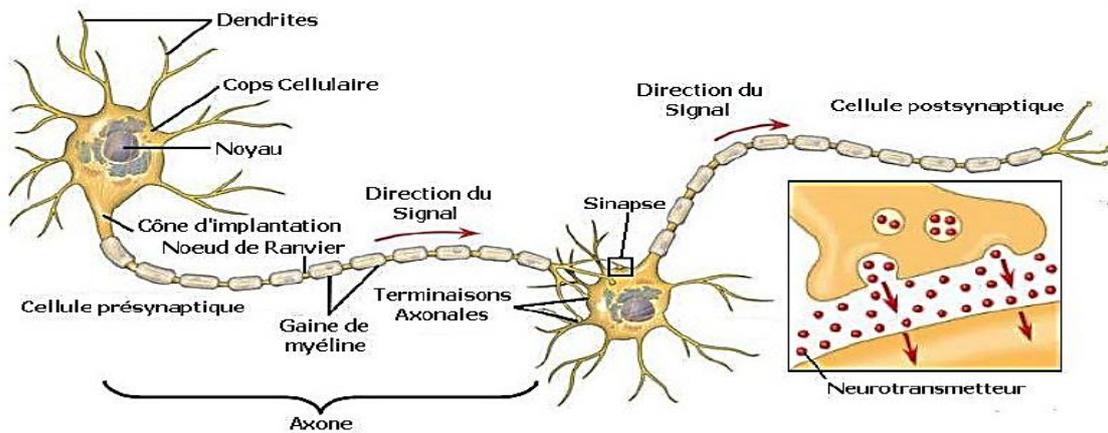


Figure I.4 : Schéma d'un neurone et ses principales parties [12].

Tous les neurones ne produisent pas d'activités électriques participant à l'EEG de surface. Ce sont surtout les cellules pyramidales [13], pourtant minoritaires qui en sont capables. Elles sont disposées parallèlement les unes par rapport aux autres et perpendiculairement à la surface du manteau cortical, celle-ci est expliquée la génération d'un vecteur de densité de courant et caractérise la constitution du dipôle.

La surface corticale minimale active pour l'apparition d'un potentiel du scalp a été estimée à 6cm^2 [14]. Il est possible de trouver des altérations dans la synchronisation des cellules dues à une excitation anormale d'un grand nombre de cellules nerveuses. Dans de telles situations, on parle d'épilepsie [11].

I.3 L'épilepsie :

Le terme épilepsie vient du mot grec *epilambanein*, qui signifie assaillir ou saisir violemment. Selon l'Organisation Mondiale de la Santé [15], l'épilepsie est une affection neurologique chronique du cerveau qui touche toutes les populations du monde.

Dans le monde, environ 50 millions de personnes vivent actuellement avec l'épilepsie [15]. Dans la population générale, la proportion de personnes souffrant d'épilepsie évolutive

(c'est-à-dire présentant des crises chroniques ou nécessitant un traitement) à un moment donné se situe entre 4 et 10 pour 1000 personnes.

L'incidence de l'épilepsie dans les pays en développement est plus élevée du fait de la fréquence supérieure d'infections cérébrales; méningites, malnutrition, et du moindre recours aux médicaments antipyrétiques chez l'enfant.

En France, il y aurait entre 500 000 et 600 000 personnes qui souffriraient d'épilepsie, dont 250 000 jeunes de moins de 20 ans [16]. L'incidence annuelle se situe autour de 50 nouveaux cas pour 100 000 habitants. L'épilepsie est, après la migraine, la première cause de consultation chez les neurologues.

L'épilepsie se caractérise par des crises récurrentes dont les causes sont diverses et qui sont la manifestation physique de décharges électriques excessives et soudaines, généralement brèves, dans un groupe de cellules cérébrales (neurones). Il existe autant de manifestations cliniques que de fonctions cérébrales, mais les plus fréquentes sont la perte de connaissance et la convulsion.

I.3.1 Classification des crises :

Pendant les crises d'épilepsie, des changements brefs et soudains de l'activité électrique du cerveau se produisent. Cette décharge électrique anormale peut avoir lieu soit dans une zone précise du cerveau, soit dans son ensemble. De ce fait, les crises sont classées en deux types : les crises généralisées et les crises partielles.

I.3.1.1 Les crises généralisées :

La décharge paroxystique intéresse les deux hémisphères cérébraux, et entraîne une perte de conscience. Elle se produit souvent à un âge précoce [17]. Tout le cortex cérébral « s'enflamme » et il est ainsi impossible de faire une corrélation avec un système anatomofonctionnel localisé à l'un des deux hémisphères du cerveau. On trouve quatre types de la crise généralisée.

I.3.1.1.1 Absences généralisées :

Les absences comportent une brève rupture de la conscience, durant quelques secondes, avec éventuellement des secousses des paupières, des épaules, une chute de la tête [18]. Les premières crises de ce type d'épilepsie surviennent habituellement durant l'enfance, de l'âge de 5 ans à 10 ans. Les absences peuvent se répéter d'une manière fréquente au cours de la journée. On distingue les absences typiques (ou *petit mal*, suspension de l'activité en cours et

une perte de conscience de quelques secondes) ou atypiques (comme les typiques mais accompagnées de quelques contractions musculaires) [19].

I.3.1.1.2 Crises myocloniques :

Les myoclonies sont des symptômes rencontrés dans d'autres pathologies que l'épilepsie. Elles se définissent par la contraction simultanée d'un muscle ou un groupe de muscles agonistes et antagonistes [20]. Elles se manifestent par de brusques secousses des bras et des jambes, qui peuvent entraîner une maladresse voir une chute lorsque celle-ci est étendue aux membres inférieurs. Cette contraction peut intéresser de muscle.

I.3.1.1.3 Crises atoniques :

Au cours de ces crises, peu courantes, la personne s'effondre soudainement en raison d'une perte soudaine de tonus musculaire. Après quelques secondes, elle reprend conscience. Les crises atoniques intéressent préférentiellement la tête, le tronc, les mâchoires et parfois les membres. Elles peuvent se limiter à un simple lâchage postural avec la tête qui tombe en avant mais se traduisent malheureusement le plus souvent par des chutes traumatisantes. On rencontre ces crises dans les encéphalopathies épileptogènes de l'enfant [20].

I.3.1.1.4 Crises cloniques :

Les crises cloniques sont un type particulier de crises myocloniques qui se déclenchent en salves rythmiques, de deux à trois occurrences par seconde, et prolongées. Les crises cloniques généralisées sont bilatérales, symétriques ou asymétriques, qui se ralentissent progressivement et sont accompagnées d'une altération du contact. Elles surviennent surtout chez le jeune enfant (Figure I.5), parfois au cours d'un épisode de convulsion fébrile [20].



Figure I.5 : Crise clonique.

I.3.1.2 Les crises partielles:

La décharge paroxystique intéresse d'emblée une espace limité situé d'un côté de l'encéphale qui correspond à la zone épileptogène, elle tend à se produire dans un âge retardé [17]. Il arrive qu'une crise, d'abord partielle, puis se diffuse à l'ensemble du cerveau et devienne ainsi généralisée (on parle de crises partielles secondairement généralisées). Les crises partielles sont classées en deux types :

I.3.1.2.1 Crises partielles simples :

Elles étaient appelées autrefois « crises focales », car elles n'intéressent qu'une petite région du cerveau (le siège focal) [21]. Cette crise commence de façon soudaine et dure de quelques secondes à quelques minutes. Durant cette crise, l'individu demeure conscient, mais est incapable de maîtriser les symptômes qui sont dépendent de la zone du cerveau atteinte.

Toutefois, les crises partielles simples peuvent affecter le mouvement (déviation des yeux, des contractions convulsives du visage), les émotions (un sentiment soudain de peur), ou les sensations (des sifflements inhabituels, des bourdonnements d'oreille), de manière étrange voire parfois effrayante.

I.3.1.2.2 Crises partielles complexes :

Elles étaient aussi appelées crises psychomotrices ou du lobe temporal, car elles sont souvent localisées au niveau des lobes temporal ou frontal. Les fonctions cérébrales localisées dans ces lobes sont aussi complexes que les crises qui les affectent [21]. Durant cette crise, la personne peut voir son état de conscience diminué ou devenir inconsciente, même si elle garde les yeux ouverts. Elle peut faire des gestes exagérés, se lever et se mettre à marcher sans but. Ce type de crise dure généralement entre une ou deux minutes.

I.3.2 Causes et mécanismes épileptiques :

Selon l'origine de l'épilepsie, les crises partielles et les crises généralisées peuvent être symptomatiques, cryptogéniques ou idiopathiques [11]:

- Les épilepsies symptomatiques sont dues à une lésion cérébrale : malformation congénitale, encéphalite, traumatisme crânien, accident vasculaire cérébral, tumeur, infections du système nerveux central, etc.
- Les épilepsies cryptogéniques; lorsque qu'une cause est suspectée, mais ne peut être prouvée par les moyens diagnostiques actuels, on parle d'épilepsie cryptogénique dont le

nombre est en constante diminution du fait de l'évolution permanente des techniques d'exploration.

– Les épilepsies idiopathiques présentent un caractère génétique plus ou moins démontrable et concernent des sujets le plus souvent sans lésion cérébrale. La prédisposition génétique n'induit pas que l'épilepsie soit une maladie héréditaire.

I.4 L'électroencéphalogramme (EEG):

L'EEG a été inventé dans les années 1920 par un psychiatre allemand, le Dr Berger, mais ne s'est vraiment développé et répandu dans la pratique médicale courante, en particulier dans la pratique épileptologique, que dans les années 1950 [22]. L'EEG est un examen fonctionnel non invasif, plus utilisé pour l'exploration de l'activité électrique produite spontanément par les cellules nerveuses, donc l'activité épileptique proprement dite. Comparé aux autres techniques d'investigation, l'EEG fournit des informations en temps réel et avec une très bonne résolution temporelle, de l'ordre de la milliseconde.

Le principe de l'EEG repose sur la mise en place d'une multitude d'électrodes sur le cuir chevelu (électrodes de surface) sur des zones bien définies du crâne. Les électrodes transmettent les signaux électriques à un appareil où ils sont amplifiés et affichés sous forme des courbes. Ces courbes, représentatives de leurs évolutions, constituent l'électro-encéphalogramme (EEG). Le signal électrique enregistré est le résultat d'une différence de potentiel mesurée entre deux points grâce à ces électrodes, dans certaine région (Figure I.6). Le signal EEG est très faible, de l'ordre du microvolt. Il se présente différemment selon l'âge, et l'état de vigilance.



Figure I.6: Enregistrement d'un signal EEG (à gauche), et le signal EEG enregistré par l'ordinateur (à droite).

- Les activités du signal EEG sont classées selon leur fréquence en 5 ondes : α , β , δ , θ , et γ .
- **Rythme Alpha** : est un rythme de fréquence situé entre 8 à 13 Hz, d'une amplitude qui varie de 20 à 100 microvolt (μV), elle est maximale lorsque les yeux sont fermés et, est bloquée, par leur ouverture. Ce rythme est distribué dans les régions postérieures du scalp de façon bilatérale et synchrone.

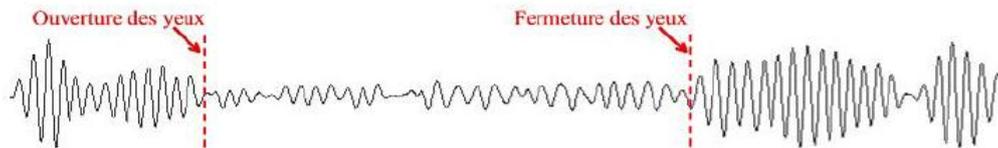


Figure I.7 : Onde alpha.

- **Rythme Delta et Thêta**: (ondes lentes).

Une onde dite lente est définie arbitrairement comme étant un signal dont le contenu fréquentiel est inférieur à celui de la bande alpha. L'onde delta est de fréquence inférieure à 4 Hz, d'une amplitude très variable, alors que l'onde thêta est de fréquence 4 à 7 Hz, d'amplitude de $50 \mu\text{V}$, du siège tempore, normalement présent mais peu abondant. Dans les épilepsies partielles, elles sont fréquentes et souvent localisées dans la même région que le foyer épileptique inter critique (les ondes thêta et delta sont largement présentées lors des variations du niveau de vigilance et, dans ces conditions, leur apparition n'est pas pathologique) [23].



Figure I.8 : Les ondes thêta et delta.

- **Rythme Bêta** : de fréquence supérieure à 13 Hz, occupe les régions moyennes des deux hémisphères souvent de manière asynchrone. D'amplitudes faibles (inférieure à $20 \mu\text{V}$).



Figure I.9 : Onde beta.

- **Rythme Gamma** : Il est d'amplitude très faible et d'occurrence plus rare, et de fréquence (au-dessus de 40 Hz, jusqu'à approximativement 80Hz) la détection de ces rythmes peut être employée pour la confirmation de certaines pathologies.

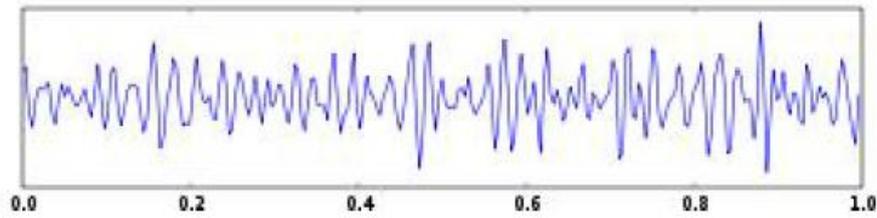


Figure I.10 : Onde gamma.

I.5 Explication des rythmes corticaux :

De manière générale, plus le niveau de vigilance est bas, plus la fréquence du rythme cortical est basse et l'amplitude importante. Ceci paraît logique car, au moment où le cortex est le plus engagé dans l'analyse de l'information provenant d'un influx sensoriel ou d'un processus interne, l'activité des neurones corticaux est relativement élevée, mais aussi relativement peu synchronisée. En d'autres termes, chaque neurone individuel, ou chaque petit groupe de neurones, est fortement impliqué dans un des aspects d'une tâche cognitive ; il décharge rapidement mais pas tout à fait simultanément avec les neurones voisins. La synchronisation est donc faible, ainsi que l'amplitude de l'EEG. En revanche pendant un sommeil profond, les neurones corticaux ne semblent pas impliqués dans le traitement de l'information et beaucoup d'entre eux sont périodiquement stimulés par le même influx lent et rythmique. Dans ce cas, la synchronisation est forte ainsi que l'amplitude de l'EEG.

De nombreux travaux portent sur l'explication de ces rythmes corticaux. Walter Freeman a suggéré le premier que l'activité rythmique des neurones sert à coordonner l'activité entre différentes régions du système nerveux [24]. Le cerveau est alors vu comme un système de traitement d'informations organisé en parallèle. Il existe donc différentes aires cérébrales travaillant indépendamment mais hautement interconnectées [25]. Cette parcellisation s'explique par le degré fonctionnel de spécialisation, les neurones de chacune de ces aires sont spécialisés dans le traitement d'un type d'informations (couleur, forme, mouvement, texture,...) [26]. Cette organisation fonctionnelle explique qu'un objet placé dans notre champ de vision va activer plusieurs aires corticales simultanément, ce qui implique que le cerveau doit être capable d'intégrer de façon cohérente ces informations sensorimotrices distinctes. Une telle capacité est cruciale pour déterminer ou distinguer l'identité d'un objet ou d'un événement [27].

I.6 Les perturbations :

Les principales perturbations présentes dans les EEG sont les artéfacts et le bruit :

A. Les artéfacts :

Les artéfacts sont des activités électro-physiologiques non cérébrales d'origine corporelle enregistrés par l'EEG, comme des mouvements oculaires, des clignements, des activités musculaires, et des activités cardiaques (Figure I.11) [11].

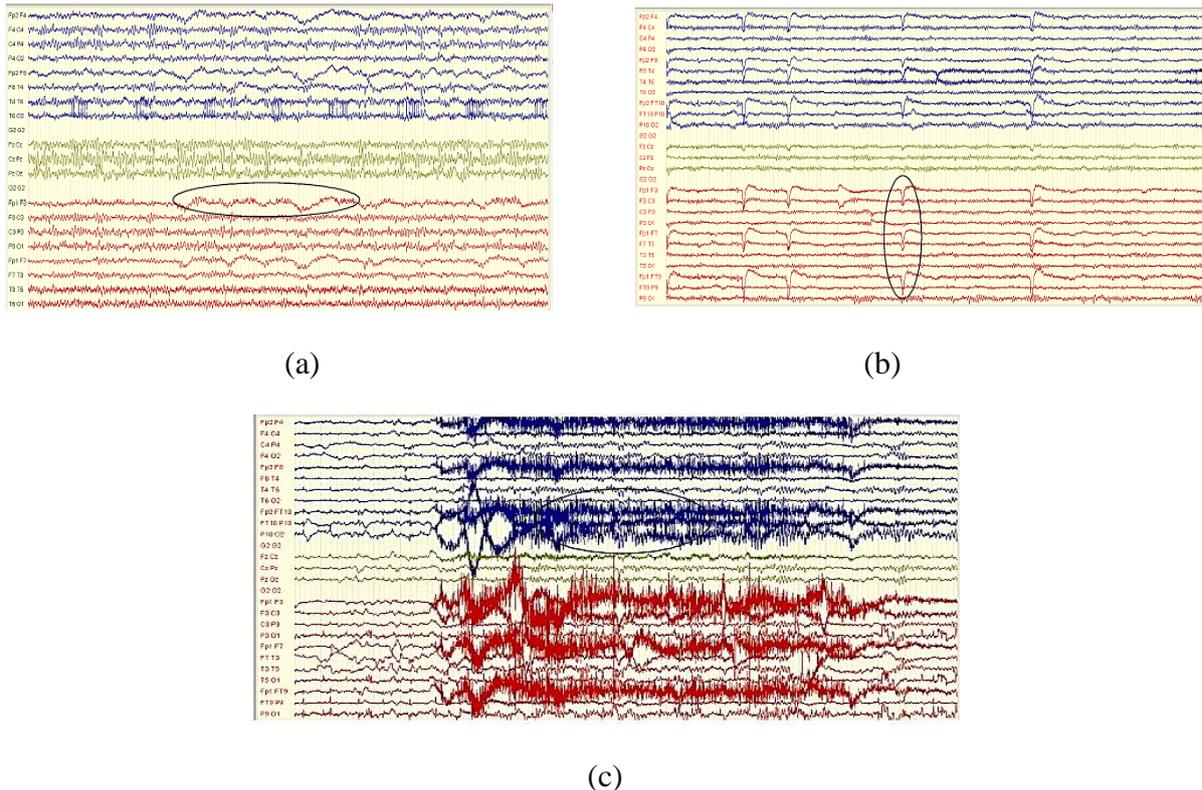


Figure I.11 : Exemple de signaux contaminés par des artéfacts de mouvements oculaires(a), de clignements(b), et d'origine musculaire(c); (en montage bipolaire) [11].

B. Le bruit :

On appelle bruit toute composante du signal mesuré non identifié comme un artéfact et qui n'est pas informative pour l'application. Nous avons deux types de bruit : l'activité qui n'a généralement pas d'explication clinique connue pour le moment, comme les fréquences au-dessus de 40 Hz (les hautes fréquences) et le bruit de mesure, dû essentiellement à l'instrumentation (électrodes, fils électriques) et à l'environnement [11].

I.7 Electrodes et système de placement :

I.7.1 Les électrodes :

Ils sont de petites tailles, chacune de ces électrodes est reliée à un enregistreur numérique qui recueille et stocke le signal (Figure I.12). Les électrodes sont de 3 types [23] :

– L'électrode tampon :

A la forme d'un petit dôme de 2cm^2 à la base, en argent chlorure recouvert d'un tampon de tissu imbibé d'eau saline, est simplement placée sur le scalp après dégraissage du cuir chevelu et application d'une pâte conductrice, elle est maintenue par un casque de caoutchouc épousant le crâne du sujet.

– L'électrode cupule :

A la forme d'un disque en argent de 5 mm de diamètre dont la cupule centrale permet l'application d'une pâte conductrice, elle est collée sur le crâne sur un support imbibé de collodion. Ces électrodes sont recommandées pour tout enregistrement de longue durée et lorsque la probabilité d'enregistrement d'une crise épileptique est forte.

– L'électrode aiguille :

A la forme d'une aiguille hypodermique en acier inoxydable ou argentée, introduite juste sous la peau, parallèlement à la surface. Ces électrodes sont à usage unique et réservées aux situations d'urgence, en réanimation, au bloc opératoire.

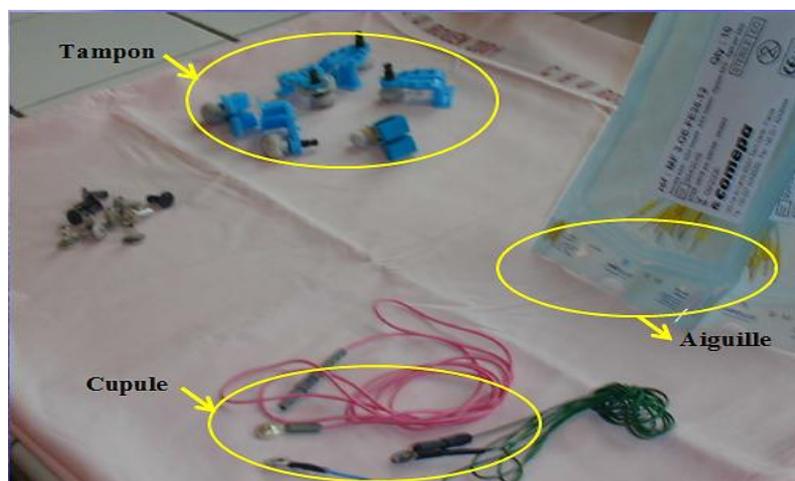


Figure I.12 : Les différents types d'électrodes de l'EEG.

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

I.7.2 Système 10-20 :

L'emplacement des électrodes est standardisé par une nomenclature internationale appelée 10 – 20, pour assurer un positionnement spatial identique selon un repère anatomique propre à chaque patient [28].

Les positions sont définies en divisant les lignes crâniennes des plans médian et transversal, en segments de 10 et 20 pour cents de leur longueur (Figure I.13). Chaque électrode porte un nom précis, les chiffres pairs de chaque électrode indiquant le côté droit, et les chiffres impairs le côté gauche. Les lettres obéissent à la logique suivante : A=lobe de l'oreille, C=central, P=pariétal, F=frontal, Fp=frontal polaire, O=occipital, T=temporal et la lettre z indique l'axe central [28].

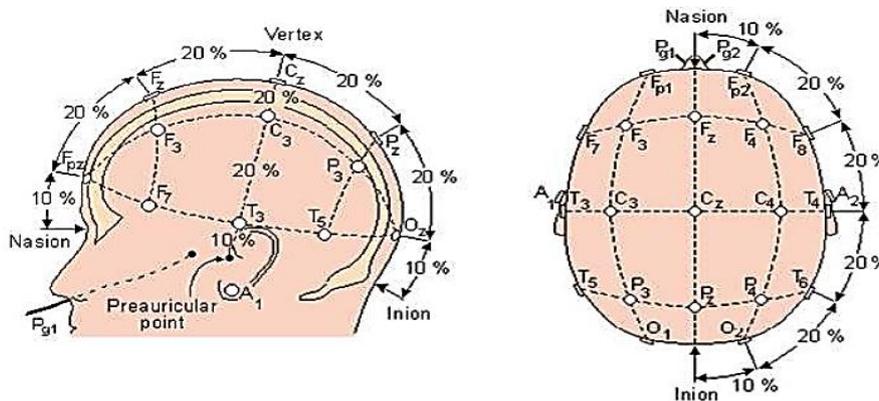


Figure I.13: Système de positionnement des électrodes 10 – 20 : sur cet exemple 21 électrodes sont posées [11].

I.8 Montage EEG :

Un montage EEG correspond à la combinaison de couples d'électrodes dont vise à couvrir de façon parfaitement symétrique la surface du scalp. Deux types de montages principaux peuvent être utilisés : les montages référentiels et/ou les montages bipolaires.

- **Montage référentiel :** Dans le cas d'un montage mono-polaire, chaque couple d'électrodes est constitué d'une électrode du scalp active et d'une référence. Afin d'obtenir les meilleurs résultats possibles, le choix de l'électrode de référence est important.

En effet, sur le plan théorique, la méthode mono-polaire consiste à enregistrer le potentiel « absolu » d'un point du scalp, c'est à dire la différence entre le potentiel du point étudié et le potentiel nul (Figure I.14). La référence la plus satisfaisante serait donc une électrode extra-céphalique, mais en pratique, elle présente de nombreux artefacts électrocardiographiques. Une autre solution est de choisir une électrode céphalique, sur le menton ou le nez.

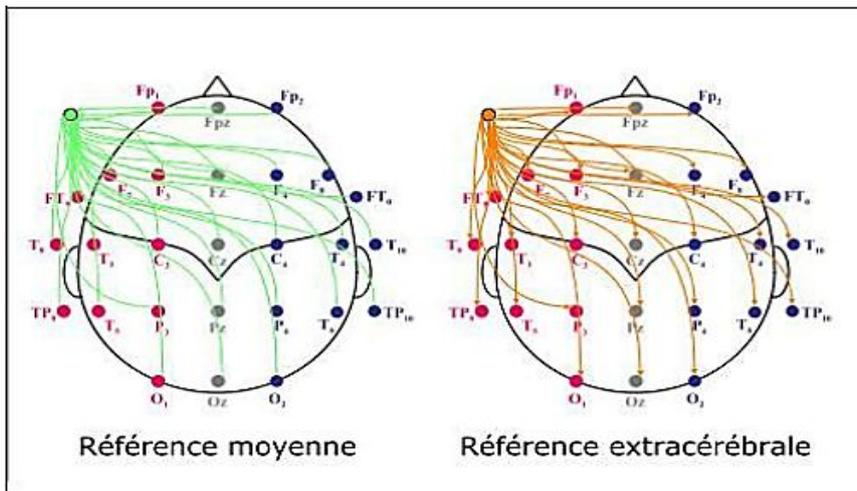


Figure I.14 : Montage mono-polaire.

- Montage bipolaire :** Les montages bipolaires (Figure I.15) sont des connexions entre deux électrodes "actives", c'est-à-dire différentes de la référence [11]. La différence de potentiel correspond à la somme algébrique des signaux recueillis sous chaque électrode active (ce qui conduit implicitement à l'élimination de la référence). Il y a principalement deux types de montages bipolaires: le montage bipolaire antéropostérieur (ou longitudinal) qui explore d'avant en arrière et le montage bipolaire transverse qui explore de droite à gauche [11].

Le montage référentiel et le montage bipolaire sont complémentaires, car ils ne s'interprètent pas de la même manière. Dans un montage référentiel, c'est l'amplitude de l'enregistrement qui renseigne sur l'activité cérébrale alors que dans un montage bipolaire, c'est plutôt l'inversion de phase qui permettra de déduire la localisation du dipôle.

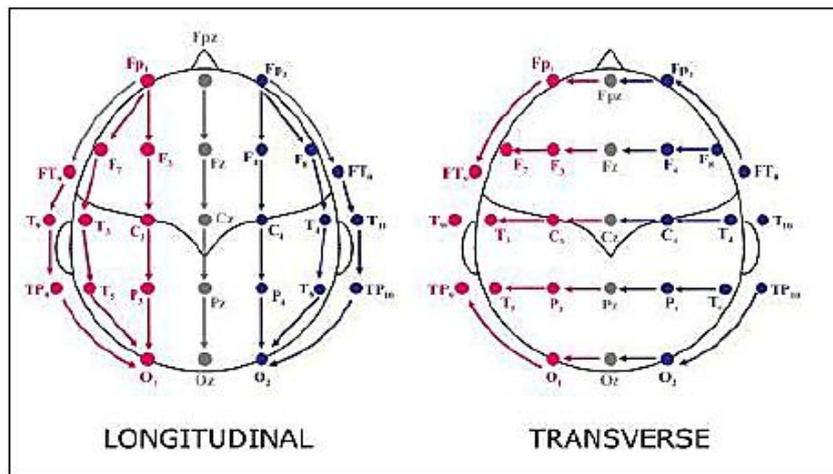


Figure I.15: Montage bipolaire.

I.9 Modalités de dépistage de l'épilepsie :

Il existe plusieurs types de modalités pour explorer les activités cérébrales. En principe ces méthodes peuvent être groupées en deux classes : l'exploration électro-physiologique et l'imagerie.

I.9.1 Méthodes électro-physiologique :

I.9.1.1 Les méthodes non invasives :

Parmi les méthodes d'analyse physiologiques non invasives, on distingue l'électroencéphalogramme de surface classique et la magnétoencéphalographie :

L'électroencéphalogramme est une méthode d'exploration cérébrale (comme il est décrit auparavant) qui mesure l'activité électrique du cerveau par des électrodes placées sur le cuir chevelu. Le signal électrique EEG est le résultat de la sommation des potentiels d'action post-synaptiques synchrones issus d'un grand nombre de neurones. La morphologie des tracés dépend de l'état d'activation des neurones enregistrés, et cet état d'activation va se traduire par des variations de fréquence et d'amplitude des ondes enregistrées [11].

Pour étudier les crises d'épilepsie, l'EEG peut être couplé à des enregistrements vidéo. En effet, il est très courant que l'épilepsie provoque des mouvements non coordonnés du corps [19]. La vidéo-EEG est l'enregistrement simultané et synchronisé de l'EEG et du comportement du patient (Figure I.16). Grâce à son utilisation, l'étude du mouvement des patients avant, au moment et après une crise ou même dans la détection d'autres événements, comme crises additionnelles, a trouvé une place significative dans l'élaboration du diagnostic.



Figure I.16 : Exemple d'enregistrement EEG-vidéo [11].

Alors que la magnétoencéphalographie (MEG) est une technique relativement récente. L'origine du signal MEG est directement reliée à celle de l'EEG. En effet la loi de Biot Savart indique que chaque courant élémentaire issu de l'activité des cellules nerveuses produit un champ magnétique perpendiculaire [11] de l'ordre de 10^{-13} teslas [19]. Il est donc possible de mesurer les variations du champ magnétique. On enregistre essentiellement la contribution des courants intra et extra-cellulaires dûs aux potentiels post synaptiques. Les systèmes MEG actuels possèdent de 50 à 200 capteurs permettant chacun de capturer une composante (radiale en général) du champ magnétique [19].

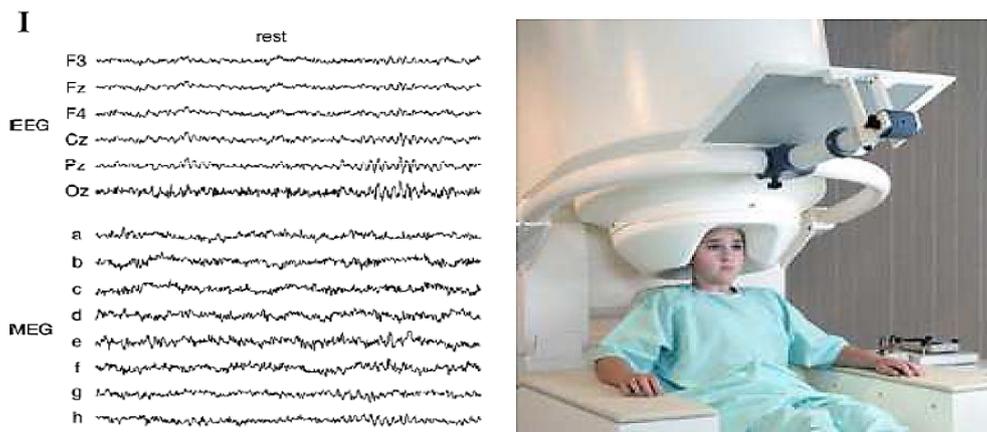


Figure I.17 : Exemple des enregistrements (EEG et MEG), et d'un casque MEG [11].

I.9.1.2 Les méthodes semi-invasives (L'électrocorticographie 'ECoG') :

Cette technique emploie une grille d'électrodes placée directement sur la surface externe du cerveau afin de recueillir l'activité électrique du cortex cérébral (Figure I.18). Les signaux électriques enregistrés sur la surface passent d'autres couches supplémentaires comme le crâne et le cuir chevelu. La faible conductivité de l'os de la boîte crânienne fait subir aux signaux recueillis une atténuation significative. Pour cette raison, la résolution spatiale de surface corticale de l'ECoG est meilleure que celle d'un EEG de surface [19].

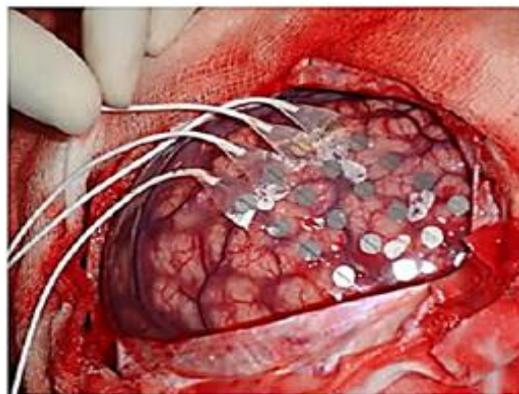


Figure I.18 : Matrice de capteurs placée sur le cortex (ECoG) [19].

I.9.1.3 Les méthodes invasives (La Stéréo-électroencéphalographie (SEEG)) :

La SEEG est une technique d'exploration fonctionnelle du cerveau qui enregistre l'activité électrique de certaines structures potentiellement impliquées dans les crises d'épilepsie. Associées à des enregistrements vidéo simultanés, voire à des enregistrements EEG de surface, ces données alimentent l'analyse électro-clinique des crises, dans la délimitation des sites cérébraux impliqués par les décharges paroxystiques. En pratique, les patients sont généralement accueillis dans une unité d'épileptologie pendant 5 jours [29].

L'intérêt principal de la SEEG, par rapport à l'EEG, est de recueillir l'activité électrique des neurones directement au contact des générateurs, ce qui permet d'enregistrer des signaux représentant une activité locale. Elle donne des renseignements sur la profondeur de la zone épileptogène.

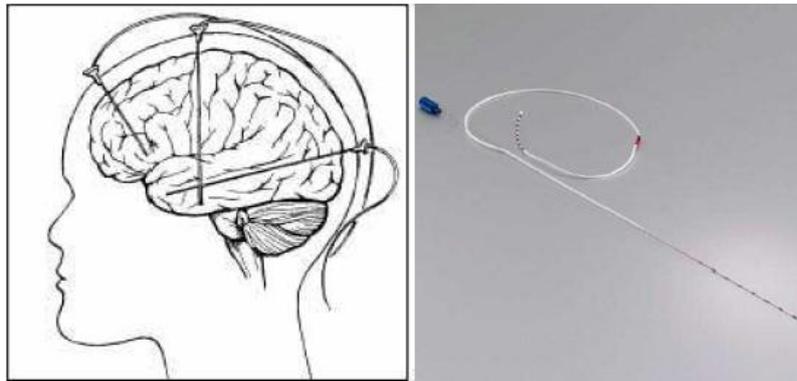


Figure I.19 : Electrodes cylindriques avec des capteurs implantés dans le cerveau [11].

I.9.2 La neuro-imagerie :

Elle recouvre différentes techniques permettant de "voir" le cerveau, l'architecture spatio-temporelle ainsi que ses modifications lors de pathologies neurologiques et psychiatriques. Les techniques d'imagerie peuvent être de deux types : techniques fonctionnelles et les techniques anatomiques.

- Techniques fonctionnelle : qui fournissent des images de l'activité cérébrale à un moment précis en identifiant des zones fonctionnelles actives. Des exemples de ces techniques sont la tomographie par émission de positons (TEP) et l'IRM fonctionnelle (IRMf) (Figure I.20).
- Techniques anatomiques qui fournissent des images structurales du cerveau sans donner des informations directes sur leur fonctionnement. Des exemples de ces techniques sont le scanner et l'imagerie par résonance magnétique (IRM) [11].

La neuro-imagerie permet d'établir la topographie de la zone épileptogène. L'exploration morphologique précise la localisation des éventuelles lésions qui pourraient expliquer le déclenchement ou le déroulement des crises [11]. Alors que l'exploration fonctionnelle tente de mettre en évidence des zones d'hypométabolisme qui seraient en relation avec un dysfonctionnement cérébral ou des anomalies fonctionnelles en rapport avec la zone épileptogène [11].

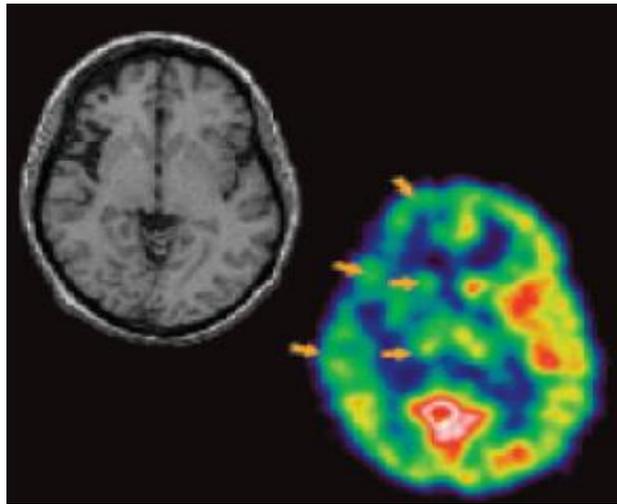


Figure I.20 : Crise épileptique partielle (image IRM en haut, et TEP en bas).

I.10 Conclusion :

Au cours de ce premier chapitre, un aperçu sur l'anatomie et la physiologie du cerveau a été d'abord présenté, suivi d'une description de l'évolution, les causes, les symptômes, le dépistage de l'épilepsie, comme étant la première cause de consultation en neurologie après la migraine. L'EEG particulièrement, celui de surface, et son principe, ainsi que Les différents bruits affectant ce signal, puis les autres méthodes de mesure de l'activité cérébrale ont été aussi décrits brièvement.

Les signaux EEG sont les plus utiles pour la détection d'épilepsie qui vont nous aider à la conception des algorithmes d'analyse bispectrale dans le but de suivre l'évolution de l'épilepsie. Cette notion est bien expliquée dans le deuxième chapitre.

Chapitre II :

Analyse bispectrale

(Higher Order Spectral Analysis HOSA)

II.1 Introduction:

Dans la pratique, la plupart des signaux sont des signaux dépendants du temps sous leur format brut. Cette représentation n'est pas toujours forcément la meilleure pour la plupart des applications de traitement de signal et de l'interprétation des résultats.

Souvent l'information qui ne peut pas être distinguée dans le domaine temporel est facilement visible dans le domaine fréquentiel et plus aisément exploitable. Alors la transformée de Fourier (TF) est l'outil mathématique tout indiqué, permettant la détermination du spectre d'un signal et son exploitation en vue d'extraire les paramètres spectraux pertinents.

Cependant la TF est un opérateur ne pouvant s'appliquer qu'aux signaux bornés. Or il est bien connu que dans la quasi-totalité des applications du traitement du signal, nous avons affaire à des signaux aléatoires. Mais ce type de signal n'est naturellement pas borné. Pour le traiter en rapport avec les applications qui nous concernent ; nous devons fixer des hypothèses sur son caractère stationnaire et ergodique. Pour toutes ses raisons nous ne pouvons pas calculer le spectre d'un signal aléatoire qui d'une façon générale n'est pas borné. Par contre, il est possible d'appliquer la TF sur la fonction de corrélation et ce conformément au théorème de Wiener Khintchine. Cette fonction est déterministe, donc elle est bornée. Elle est appelée la densité spectrale de puissance (DSP).

Mais cette méthode (DSP) suppose la linéarité et un retard de phase minimum de ces séries i.e. les amplitudes sont normalement distribuées, leurs propriétés statistiques ne varient pas avec le temps, leurs composantes fréquentielles pour le signal ne sont pas corrélées, et la relation entre eux est linéaire. Avec ces hypothèses, ces méthodes ne sont considérées que comme des estimateurs de fréquence et de puissance tandis que les informations de phase sont généralement ignorées. Par contre l'analyse bispectrale préserve et prend en considération l'information sur la phase. Pour contourner cette limitation, nous avons proposé l'analyse bispectrale dans ce chapitre.

II.2 Statistiques d'ordre supérieur pour le traitement du signal :

Des techniques des statistiques d'ordre supérieur (SOS) ont été appliquées la première fois aux problèmes de traitement des signaux réels en quelques années 70, puis, ils ont continué à se développer dans différents domaines tels que l'économie, la parole, le traitement de données sismiques, la physique des plasmas. L'estimation du spectre de puissance des signaux déterministes ou stochastiques à temps discret est l'un des outils les plus fondamentaux et les plus utiles dans le traitement du signal numérique.

Les Statistiques d'Ordre Supérieur (SOS), autrement dit les moments et les cumulants d'ordre supérieur, sont utilisées essentiellement en complément aux statistiques d'ordre n . Elles donnent une description plus complète des données et de leurs propriétés. Les SOS permettent la résolution de problèmes insolubles à l'ordre n . Elles ont été également utilisées pour améliorer les solutions (conditionnement, identifiabilité. . .) déjà apportées par les techniques classiques. Les multicorrélations et les densités multispectrales que les on définira dans ce chapitre sont issues des SOS de variables aléatoires multidimensionnelles. Ce chapitre a pour but de donner les définitions et les propriétés nécessaires à l'introduction des SOS à l'ordre 3. Nous proposons dans ce chapitre quelques paramètres extraits à partir de l'estimation des statistiques d'ordre supérieur.

II.2.1 Signaux déterministes et signaux aléatoires :

Toute série temporelle (ou signal) mesurée, relative à un phénomène physique, est soit déterministe, soit aléatoire.

Une série temporelle est déterministe si elle peut être décrite par une formule mathématique [32].

Cependant, il existe de nombreux phénomènes physiques pour lesquels aucune relation mathématique ne permet de les décrire. Pour les mesures associées à ces phénomènes, il n'existe aucun moyen de prédire leur valeur à un instant donné dans le futur. Ces données sont de nature aléatoire et doivent être décrites en termes de probabilité et de moyennes statistiques [32].

Néanmoins, comment décider si un phénomène physique est aléatoire ou déterministe ?

En pratique, si une expérience peut être répétée de nombreuses fois et produire un résultat identique, alors le phénomène physique peut être considéré comme déterministe. Dans le cas contraire, le phénomène est considéré comme aléatoire.

Les signaux aléatoires permanents peuvent être stationnaires ou non stationnaires. La stationnarité est une propriété forte qui permet de définir précisément les fonctions d'analyse adéquates dans les domaines ; temporel et fréquentiel : les multicorrélations et les multispectres [33] (voir la section II.2.3).

Une fonction aléatoire est stationnaire au sens strict si ses propriétés statistiques sont invariantes pour tout changement de l'origine des temps [34]. Lorsque l'hypothèse de stationnarité n'est pas vérifiée, on entre dans la classe très générale des signaux non stationnaires. La non-stationnarité est une "non-propriété" : elle n'est définie que par son contraire. Cette remarque implique d'énormes difficultés pour la définition des méthodes d'analyse. Il faut toutefois tempérer le propos, puisqu'il est possible de définir des classes de non-stationnarité, pour lesquelles des outils d'analyse précis peuvent être définis [33].

II.2.2 Corrélation des signaux :

Il existe des fortes ou faibles relations, entre deux ou plusieurs processus aléatoires. Ces relations sont exprimées via les fonctions de corrélation dans le domaine temporelle qui nous donne des informations sur le retard entre les différents séries et le degré de corrélation entre eux ; ou leur transformée de Fourier qui définit la densité spectrale qui nous donne des informations sur la ou les fréquences prédominantes.

▪ Fonctions de corrélation :

Dans le cas des signaux enregistrés au cours du temps, on met en œuvre des outils d'évaluation plus complexes qui permettent de mesurer la ressemblance en fonction du temps. Il s'agit de comparer les échantillons non pas seulement aux mêmes instants mais aussi avec un décalage temporel, nouvelle variable notée τ . Parmi ces outils, on trouve la fonction d'intercorrélation qui nous permis d'évaluer l'éventuelle corrélation existante entre deux signaux x et y .

Les équations II.1 et II.2 donnent les expressions de la fonction de corrélation dans le domaine statistique et dans le domaine temporel respectivement :

$$R_{xy}(\tau) = E[x(t)y(t + \tau)]. \quad (\text{II.1})$$

En pratique, si t est le temps de mesure des signaux, l'estimation de R_{xy} est donnée par :

$$R_{xy}(\tau) = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \int_0^T x(t)y(t + \tau) dt. \quad (\text{II.2})$$

On peut étudier des phénomènes qui présentent des motifs répétés. Dans ce cas il est intéressant de mesurer la fonction de corrélation du signal avec lui-même. On parle de la fonction d'autocorrélation. Les équations II.3 et II.4 donnent l'expression de la fonction d'autocorrélation dans le domaine statistique et dans le domaine temporel respectivement :

$$R_x(\tau) = E[x(t)x(t + \tau)]. \quad (\text{II.3})$$

$$R_x(\tau) = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \int_0^T x(t)x(t + \tau) dt. \quad (\text{II.4})$$

II.2.3 Multicorrélations et multispectres :

Les propriétés d'ordre supérieur des signaux aléatoires peuvent être décrites, comme les propriétés d'ordre 2, dans le domaine du temps ou dans le domaine des fréquences. L'étude dans le domaine du temps conduit aux multicorrélations, et celle dans le domaine des fréquences conduit aux multispectres.

II.2.3.1 Multicorrélations :

Les multicorrélations sont définies à partir des cumulants d'ordre supérieur comme la corrélation est définie à partir du cumulant d'ordre 2 [35].

Soit un signal aléatoire $x(t)$ à valeurs réelles, la multicorrélation d'ordre $(p-1)$ de $x(t)$ est le cumulant d'ordre p des valeurs (variables aléatoires) du signal $x(t)$ aux instants :

$$C_{p-1}(\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_{p-1}) = \text{Cum}_p[x(t), x(t + \tau_1), \dots, x(t + \tau_{p-1})] \quad (\text{II.5})$$

On retrouve la corrélation classique (cumulant d'ordre 2) :

$$C_1(\tau_1) = \text{Cum}_2[x(t), x(t + \tau_1)] \quad (\text{II.6})$$

La bicorrélation (cumulant d'ordre 3) :

$$C_2(\tau_1, \tau_2) = \text{Cum}_3[x(t), x(t + \tau_1), x(t + \tau_2)] \quad (\text{II.7})$$

La tricorrélation (cumulant d'ordre 4) :

$$C_3(\tau_1, \tau_2, \tau_3) = \text{Cum}_4[x(t), x(t + \tau_1), x(t + \tau_2), x(t + \tau_3)] \quad (\text{II.8})$$

Et ainsi de suite

En pratique, les multicorrélations sont échantillonnées pour un échantillonnage régulier au pas T_e :

$$C_{p-1}(K_1, \dots, K_{p-1}) = \text{Cum}_p[x(t), x(t + K_1 T_e), \dots, x(t + K_{p-1} T_e)] \quad (\text{II.9})$$

Pour un signal stationnaire échantillonné :

$$C_{p-1}(K_1, \dots, K_{p-1}) = \text{Cum}_p[x(n), x(n + K_1), \dots, x(n + K_{p-1})] \quad (\text{II.10})$$

Le signal stationnaire à temps continu $x(t)$ est échantillonné pour donner le signal à temps discret (numérique) $x(n)$. Pour simplifier les notations on sous-entend la période d'échantillonnage, et l'instant nT_e est noté n [33].

Les multicorrélations donnent une description des signaux dans le domaine des retards. Comme dans l'étude à l'ordre 2, on peut se placer dans le domaine des fréquences : on obtient alors les multispectres.

II.2.3.2 Multispectres :

Ils sont obtenus par transformation de Fourier multidimensionnelle des multicorrélations. Pour donner le sens physique des multispectres, nous ferons appel à la représentation fréquentielle des signaux aléatoires stationnaires ou représentation de Cramér [36].

II.2.4 Multispectres et représentation de Cramér :

Le multispectre d'ordre $(p-1)$ existe si la multicorrélation d'ordre $(p-1)$ admet une transformée de Fourier à $(p-1)$ dimensions au sens des fonctions ou au sens des distributions. Dans le cas des signaux à temps discret, le multispectre d'ordre $(p-1)$ est [35]:

$$S_{p-1}(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_{p-1}) = \sum_{K_1} \dots \sum_{K_{p-1}} C_{p-1}(K_1, \dots, K_{p-1}) e^{-2\pi j \sum_{i=1}^{p-1} \lambda_i K_i} \quad (\text{II.11})$$

On peut revenir à la multicorrélation à partir du multispectre par transformation de Fourier inverse :

$$C_{p-1}(K_1, \dots, K_{p-1}) = \int_{\lambda_1} \dots \int_{\lambda_{p-1}} S_{p-1}(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_{p-1}) e^{2\pi j \sum_{i=1}^{p-1} \lambda_i K_i} \prod_i d\lambda_i \quad (\text{II.12})$$

Soit un signal stationnaire $x(n)$ ayant une représentation de Cramér [33] :

$$x(n) = \int e^{2\pi j \lambda n} dX(\lambda) \quad (\text{II.13})$$

Dans cette représentation, la « mesure » $dX(\lambda)$ s'interprète comme la composante fréquentielle du signal $x(n)$ à la fréquence réduite λ . La fréquence réduite étant aux signaux à temps discret la notion habituel de fréquence.

$$\begin{aligned} C_{p-1}(K_1, \dots, K_{p-1}) &= \text{Cum}_p[x(n), x(n + K_1), \dots, x(n + K_{p-1})] = \\ &= \int_{\lambda_1} \dots \int_{\lambda_{p-1}} \text{Cum}_p[dX(\lambda_0), dX(\lambda_1), \dots, dX(\lambda_{p-1})] e^{2\pi j (\lambda_0 \sum_{i=1}^{p-1} \lambda_i K_i) n} e^{2\pi j \sum_{i=1}^{p-1} \lambda_i K_i n} \end{aligned} \quad (\text{II.14})$$

Le signal étant stationnaire, sa multcorrélacion ne doit pas dépendre de n . Cette condition de stationnarité impose :

$$(\lambda_0) + \sum_{i=1}^{p-1} \lambda_i = 0 \quad (\text{II.15})$$

Finalement (II.12) et (II.14) montrent que le multispectre des signaux à valeurs réelles vérifie :

$$\begin{aligned} S_{p-1}(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_{p-1}) d\lambda_1, \dots, d\lambda_{p-1} &= \text{Cum}_p[dX(-\sum_{i=1}^{p-1} \lambda_i), dX(\lambda_1), \dots, dX(\lambda_{p-1})] \\ &= \text{Cum}_p[dX^*(-\sum_{i=1}^{p-1} \lambda_i), dX(\lambda_1), \dots, dX(\lambda_{p-1})] \end{aligned} \quad (\text{II.16})$$

Le multispectre d'ordre $(p-1)$ est un indicateur des relations statistiques entre les composantes du signal aux fréquences : $\lambda_1, \dots, \lambda_p$ et $\sum_{i=1}^{p-1} \lambda_i$.

II.2.5 Moments ou cumulants ?

Dans la relation (II.16) le multispectre est issu du cumulants des composantes spectrales $dX(\lambda)$. Voyons qu'elle serait la définition des multispectres à partir des moments.

Dans le cas du signal centré (c.à.d. sa valeur moyenne est nulle), les moments et les cumulants d'ordre 2 et 3 sont identiques. La définition du spectre et du bispectre, pour des signaux centrés, peut être faite en remplaçant les cumulants apparaissant dans (II.16) par des moments : c'est pour cette raison que la distinction entre moments et cumulants n'est

pas introduite dans la présentation du spectre ou du bispectre [33]. Alors que dans le cas inverse comme notre signal qui n'est pas centré : le moment est différent du cumulante.

- Le cumulante d'ordre 1 c'est la moyenne du signal :

$$C_{1x}(K) = E(x(t)) \quad (\text{II.17})$$

- Le cumulante d'ordre 2 c'est l'auto-covariance :

$$C_{2x}(K) = E[(x^*(n) x(n + K))] \quad (\text{II.18})$$

- Si le retard du cumulante d'ordre 2 ; $K=0$ implique que :

$$C_{2x}(0) = \text{variance} = \sigma_x^2$$

- Le cumulante d'ordre 3 est :

$$C_2(\tau_1, \tau_2) = \text{Cum}_3[x(t), x(t + \tau_1), x(t + \tau_2)] \quad (\text{II.7})$$

II.2.6 La symétries :

Comme la fonction de corrélation est une fonction paire, et sa TF donne une symétrie de spectre (c. à. d. le spectre se répète deux fois « effet de miroir ») :

$S_{x(2)}(\lambda) = S_{x(2)}(-\lambda)$; on trouve que le bispectre qui représente la TF de la fonction de tricorrélation, se répète quatre fois.

Il suffit donc de calculer le spectre pour les fréquences qui se situent dans la région non redondante Ω illustré dans la figure II.1.

Pour le bispectre on a les relations suivantes:

$$S_{x(3)}(\lambda_1, \lambda_2) = S_{x(3)}(\lambda_2, \lambda_1).$$

$$S_{x(3)}(\lambda_1, \lambda_2) = S_{x(3)}(-\lambda_1, -\lambda_2).$$

$$S_{x(3)}(\lambda_1, \lambda_2) = S_{x(3)}(-\lambda_1 - \lambda_2, \lambda_1).$$

$$S_{x(3)}(\lambda_1, \lambda_2) = S_{x(3)}(\lambda_2, -\lambda_1 - \lambda_2).$$

$$S_{x(3)}(\lambda_1, \lambda_2) = S_{x(3)}(-\lambda_1 - \lambda_2, \lambda_2).$$

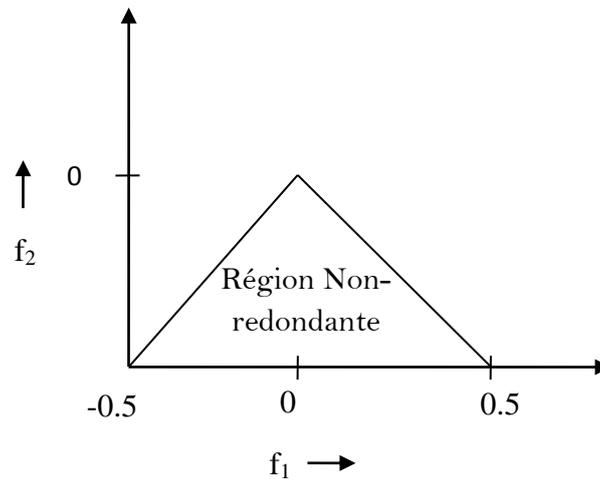


Figure II.1: La région non redondante pour le calcul des fréquences bispectrales [37].

II.2.7 Interprétation des multispectres :

L'interprétation "physique" des spectres est classique : ils décrivent la répartition de la puissance du signal en fonction de la fréquence. Les multispectres quant à eux donnent une description des relations statistiques existant entre les composantes du signal étudié à différentes fréquences. Ces relations sont, en particulier, l'indicateur de transformations non linéaires dans la construction des signaux. Ainsi si nous modulons (multiplions) un signal à la fréquence λ_1 par un signal à la fréquence λ_2 il apparaît une composante à la fréquence $\lambda_1 + \lambda_2$.

Le multispectre de ces 3 signaux aura une valeur non nulle pour le bispectre, selon la relation (II.16).

$$S_2(\lambda_1, \lambda_2)d\lambda_1d\lambda_2 = \text{Cum}_3[dX^*(\lambda_1 + \lambda_2), dX(\lambda_1) dX(\lambda_2)] \quad (\text{II.19})$$

Le bispectre $S_2(\lambda_1, \lambda_2)$ est sensible aux relations existant entre les composants du signal aux fréquences λ_1, λ_2 et $\lambda_1 + \lambda_2$.

II.3 Analyse bispectrale :

L'analyse bispectrale est l'étude des interactions non linéaires [38]. Elle est définie comme étant la transformée de Fourier du troisième cumulant [39]. Considérant que la transformée de Fourier du cumulant de second ordre (la fonction d'autocorrélation) est connu par la densité spectrale de puissance (DSP). Elle est définie par l'équation illustrée ci-dessous :

$$B(f_1, f_2) = E[X(f_1)X(f_2)X^*(f_1 + f_2)] \quad (\text{II.20})$$

Où : $X(f)$ est la transformée de Fourier discrète (DFT) de $x(nT)$.

$X^*(nT)$ est le conjugué de $x(nT)$,

$E[.]$ est l'opérateur d'espérance mathématique. Pour les signaux déterministes, la relation se tient sans opérateur d'espérance avec le troisième ordre de corrélation étant la moyenne temporelle. Dans le cas des signaux déterministes échantillonnés, $X(f)$ est la transformée de Fourier discret (DFT), et est calculé pratiquement à des fréquences d'échantillonnage à l'aide de transformée de Fourier rapide (algorithme de FFT). [37].

La magnitude du bi-spectre peut être normalisé (par les spectres de puissance à des composantes fréquentielles) de telle sorte qu'elle présente une valeur comprise entre 0 et 1, et indique le degré de couplage de phase entre les composantes fréquentielles [40]. Sa formule est donnée par :

$$B_{\text{norm}}(f_1, f_2) = \frac{E[X(f_1)X(f_2)X^*(f_1+f_2)]}{\sqrt{P(f_1)P(f_2)P(f_1+f_2)}} \quad (\text{II.21})$$

Où, $P(f)$ est le spectre de puissance.

Bicohérence $B_{co}(f_1, f_2)$, est définie comme la magnitude carrée du bispectre normalisé illustré ci-dessus. Elle varie de 0 à 100%. Une bicohérence égale à zéro signifie que toutes les fréquences composantes le spectre de puissance sont indépendantes. Le signal est considéré comme totalement désynchronisé. Une bicohérence égale à 100 implique que toutes les fréquences sont complètement en phase [41]. Le signal est parfaitement synchronisé. La valeur maximale de bicohérence indique le degré le plus élevé du couplage de phase entre les composantes fréquentielles.

II.4 Extraction des caractéristiques :

L'analyse bispectrale nous permet d'extraire certains paramètres, telle l'amplitude moyenne, l'entropie bispectrale normalisée, l'entropie carrée bispectrale normalisée, l'entropie cubique bispectrale normalisée, l'entropie de phase, le moment du bispectre, et le centre pondéré du bispectre, qui nous donnent des informations sur la distribution et la dispersion du signal.

II.4.1 L'amplitude moyenne :

L'amplitude moyenne du bispectre peut être utilisée pour la discrimination entre les spectres de puissance similaires. Elle est définie par :

$$M_{ave} = \frac{1}{L} \sum_{\Omega} |B(f_1, f_2)| \quad (\text{II.22})$$

II.4.2 L'entropie bispectrale normalisée :

Il y a un certain nombre de concepts et de techniques analytiques dirigés vers mesurer l'irrégularité du spectre fréquentiel d'un signal stochastique, tels que l'EEG.

Un tel concept est l'entropie qui est lié à la quantité de « désordre » dans le système. Pour la théorie de l'information, l'entropie a été définie la première fois par Shannon et tisserand en 1949, et davantage d'appliquer à un spectre de puissance d'un signal par Johnson et Rivage en 1984 [42]. L'entropie décrit l'irrégularité, la complexité, ou les caractéristiques d'imprévisibilité d'un signal.

L'entropie bispectrale normalisée est définie par la formule suivante :

$$P_1 = - \sum_n p_n \log p_n \quad (\text{II.23})$$

Où :

$$P_n = \frac{|B(f_1, f_2)|}{\sum_{\Omega} |B(f_1, f_2)|}$$

II.4.3 L'entropie carrée bispectrale normalisée :

L'entropie carrée bispectral normalisé P_2 est définie par:

$$P_2 = - \sum_n p_n \log p_n \quad (\text{II.24})$$

Où :

$$P_n = \frac{|B(f_1, f_2)|^2}{\sum_{\Omega} |B(f_1, f_2)|^2}$$

II.4.4 L'entropie cubique bispectrale normalisée :

$$P_3 = - \sum_n p_n \log p_n \quad (\text{II.25})$$

Où :

$$P_n = \frac{|B(f_1, f_2)|^3}{\sum_{\Omega} |B(f_1, f_2)|^3}$$

- La normalisation dans les équations ci-dessus, montre que l'entropie est calculée pour un paramètre qui se situe entre 0 et 1 et donc les entropies (P_1 , P_2 et P_3) sont également calculées entre 0 et 1. P_2 et P_3 donnent une information sur le degré de la variabilité.

II.4.5 L'entropie de phase :

$$P_e = \sum_n p(\Psi_n) \log p(\Psi_n) \quad (\text{II.26})$$

Où : $\Omega = \{(f_1, f_2) | f_1, f_2, \text{ dans la région de la figure II. 1}\}$

$$\Psi_n = \Phi / -\pi + 2\pi n / N \leq \Phi < -\pi + 2\pi(n+1) / N, n = 0, 1, \dots, N-1$$

$$p(\Psi_n) = \frac{1}{L} \sum_{\Omega} 1(\varphi(B(f_1, f_2)) \in \Psi_n) \quad (\text{II.27})$$

L : est le nombre d'échantillons dans la région Ω illustrée sur la figure II.1, Φ revient la phase du bispectre. $1(\varphi(B(f_1, f_2)) \in \Psi_n) =$ une fonction indicatrice.

L'entropie de phase serait de zéro si le processus était harmonique et parfaitement périodique et prévisible. Comme le processus devient plus aléatoire, l'entropie augmente. Contrairement à la phase de Fourier, la phase bispectrale ne varie pas avec un décalage dans le temps [37].

II.4.6 Le centre pondéré du bispectre :

La définition du centre pondéré du bispectre WCOB (Weighted Center Of Bispectrum) [43] est donnée par:

$$f_{1m} = \frac{\sum_{\Omega} iB(i,j)}{\sum_{\Omega} B(i,j)} \quad f_{2m} = \frac{\sum_{\Omega} jB(i,j)}{\sum_{\Omega} B(i,j)} \quad (\text{II.28})$$

Où i, j sont les indices des fréquences dans la région non redondante Ω dans les axes des abscisses et des ordonnées respectivement.

Il nous donne des informations sur la distribution et le nombre des pics dans la $i^{\text{ème}}$ ligne ou bien dans la $j^{\text{ème}}$ colonne.

II.5 Conclusion :

Les multicorrélations et les multispectres apparaissent comme une généralisation très naturelle de la corrélation et du spectre. L'analogie entre les propriétés des caractéristiques d'ordre 2 et celles d'ordre supérieur à 2 est très grande dans la définition des grandeurs fondamentales, dans les méthodes d'estimation. Les multicorrélations et les multispectres, sont des fonctions de plusieurs variables, apparaissent comme des grandeurs difficiles à calculer et à représenter. Cette complexité explique le fait que les études actuelles se sont cantonnées à la corrélation et au spectre qui ne dépendent "que" d'une seule variable. Ces méthodes ne sont considérées que comme des estimateurs de fréquence et de puissance

tandis que les informations de phase sont complètement ignorées. Par contre l'analyse bispectrale préserve et prend en considération l'information sur la phase.

Comme nous le verrons dans le chapitre ultérieur, on appliquera l'analyse bispectrale sur le signal EEG. Les multicorrélations et les multispectres apportent de nouvelles informations sur les signaux non gaussiens. Ils donnent ainsi de nouveaux paramètres d'analyse et de traitement.

Chapitre III :

Analyse bispectrale du signal EEG

III.1 Introduction:

L'imprévisibilité de l'occurrence des crises épileptiques contribue à la peine de la maladie à un degré important. Un système automatique qui détecte des débuts de la crise permettrait à des patients ou aux personnes près d'eux de prendre des précautions appropriées, et pourrait fournir plus de perspicacité dans ces phénomènes indiquant l'information clinique importante. Ainsi, on a proposé l'analyse bispectrale pour prévoir le début des crises basées sur des enregistrements de l'activité électrique du cerveau.

Cependant la compréhension du comportement et de la dynamique de milliards de neurones interconnectés, à partir du signal EEG exige la connaissance de plusieurs techniques de traitement du signal. Dans la pratique, le signal EEG montre des caractéristiques non linéaires et non gaussiennes importantes, En effet il est très dynamique, instable et non stationnaire.

Les méthodes basées sur l'analyse spectrale ne parviennent pas à traiter correctement la non-linéarité et de non-gaussianité des processus, cependant, l'analyse d'ordre supérieur (SOS) nous permet de traiter efficacement ces types de signaux. Dont lequel l'analyse bispectrale nous permet de donner des informations fréquentielles et d'extraire le degré de couplage de phase quadratique (QPC) entre ces différentes composantes fréquentielles.

Dans ce chapitre nous avons décrit tout d'abord la base de données utilisée dans ce mémoire, ensuite l'analyse bispectrale a été appliquée sur les différents signaux EEG, afin d'extraire certains paramètres et de faire la distinction entre les cas normaux, les cas pathologiques avant ou pendant la crise. Pour une identification automatique entre ces trois cas, un système d'intelligence artificiel a été utilisé dans ce travail, en se basant sur le classifieur de l'arbre de décision (AD) où on a utilisé les paramètres extrait de SOS comme des attributs du classifieur.

Les principales étapes de la méthode proposée sont présentées dans le schéma bloc (figure III.1) qui comprend quatre étapes :

- Base de données.
- Analyse bispectrale.
- Extraction des paramètres SOS.
- Test d'ANOVA.
- Classification (arbre de décision).

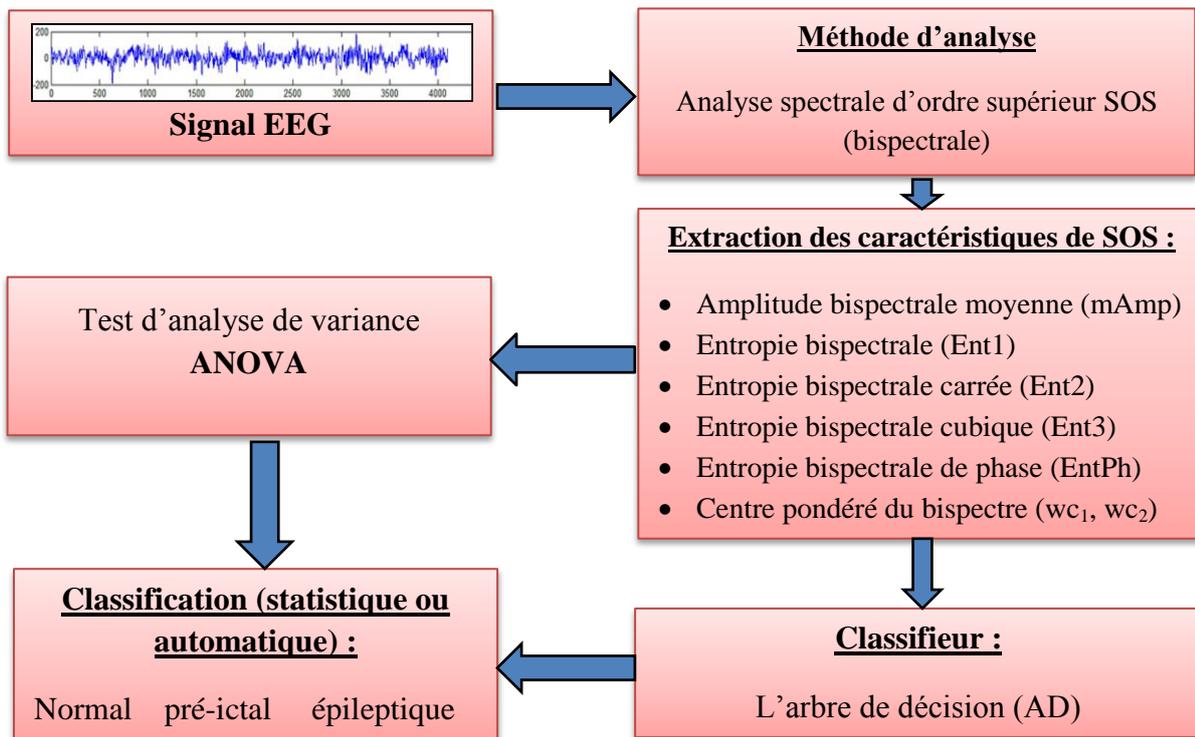


Figure III.1 : Schéma bloc de la méthode proposée.

Dans ce qui suit, nous allons détailler chacune de ces étapes.

III.2 Base de données:

Les signaux EEG pour la présente étude ont été obtenus à partir de la base de données de l'université de Bonn en Allemagne [44]. Elle regroupe cinq groupes (dénotés A, B, C, D, et E). Chaque groupe contient 100 enregistrements du signal EEG pour une durée de 23,6 secondes. Les groupes A et B, représentent les signaux EEG acquis de cinq volontaires sains en utilisant un système standard dont lequel les électrodes sont placés sur le cuir chevelu (Figure III.2). Les volontaires ont été détendus dans un état d'éveil avec les yeux ouverts (groupe A) « ondes bêta », et les yeux fermés (groupe B) « ondes alpha », respectivement. Les groupes C, D, et E présentent des cas pathologiques. Dont lequel cinq patients ont été sélectionnés pour chaque groupe, et qui présentent des crises complètes,

après une résection de l'une des deux formations hippocampiques qui a donc été correctement diagnostiqués comme étant une zone épileptogène (Figure III.3). Les enregistrements dans le groupe D ont été enregistrés au sein de la zone épileptogène, et ceux dans l'ensemble C étaient issus de la moitié de l'hippocampe de l'hémisphère opposé du cerveau. Les groupes (C et D) représentent des signaux pré-ictaux, en utilisant des électrodes intracrâniennes. Alors que le groupe E contient l'activité épileptique en utilisant des électrodes standards placées sur le cuir chevelu.

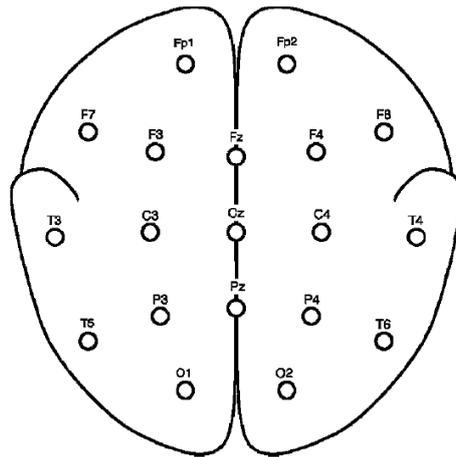


Figure III.2 : Schéma représentatif des emplacements des électrodes de surface selon le système international 10-20. Les noms des positions d'électrode sont dérivés de leurs positions anatomiques. Les signaux des groupes A, B et E ont été pris de toutes les électrodes représentées [45].

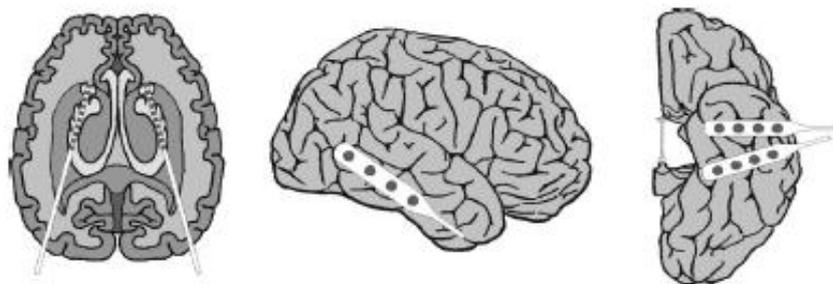


Figure III.3 : Schéma d'implantation des électrodes intracrâniennes pour l'évaluation pré-chirurgicale des patients atteints d'épilepsie. Les électrodes profondes ont été implantées de façon symétrique dans l'une de moitié de l'hippocampe (en haut). Les signaux des groupes C et D ont été pris sur tous les contacts des électrodes profondes respectivement. Les électrodes de bande ont été implantées sur les zones latérales et centrales (au milieu et au bas) du néocortex. Les signaux du groupe E ont été pris des électrodes standards placées sur le cuir chevelu.

Après la conversion analogique numérique de 12 bits, les données ont été enregistrées de façon continue sur le disque d'un système informatique d'acquisition des données avec une fréquence d'échantillonnage de 173,61 Hz. Les signaux ont été filtrés par un filtre passe bande [0,53-40] Hz. Les enregistrements illustrés dans la figure III.4 représentent les différents groupes utilisés dans cette base de données. Les amplitudes des enregistrements EEG de surface sont typiquement de l'ordre de quelques mV. Pour les enregistrements EEG intracrâniennes, les amplitudes varient autour de quelques 100 mV. Pour l'activité de la crise ces tensions peuvent dépasser 1000 mV.

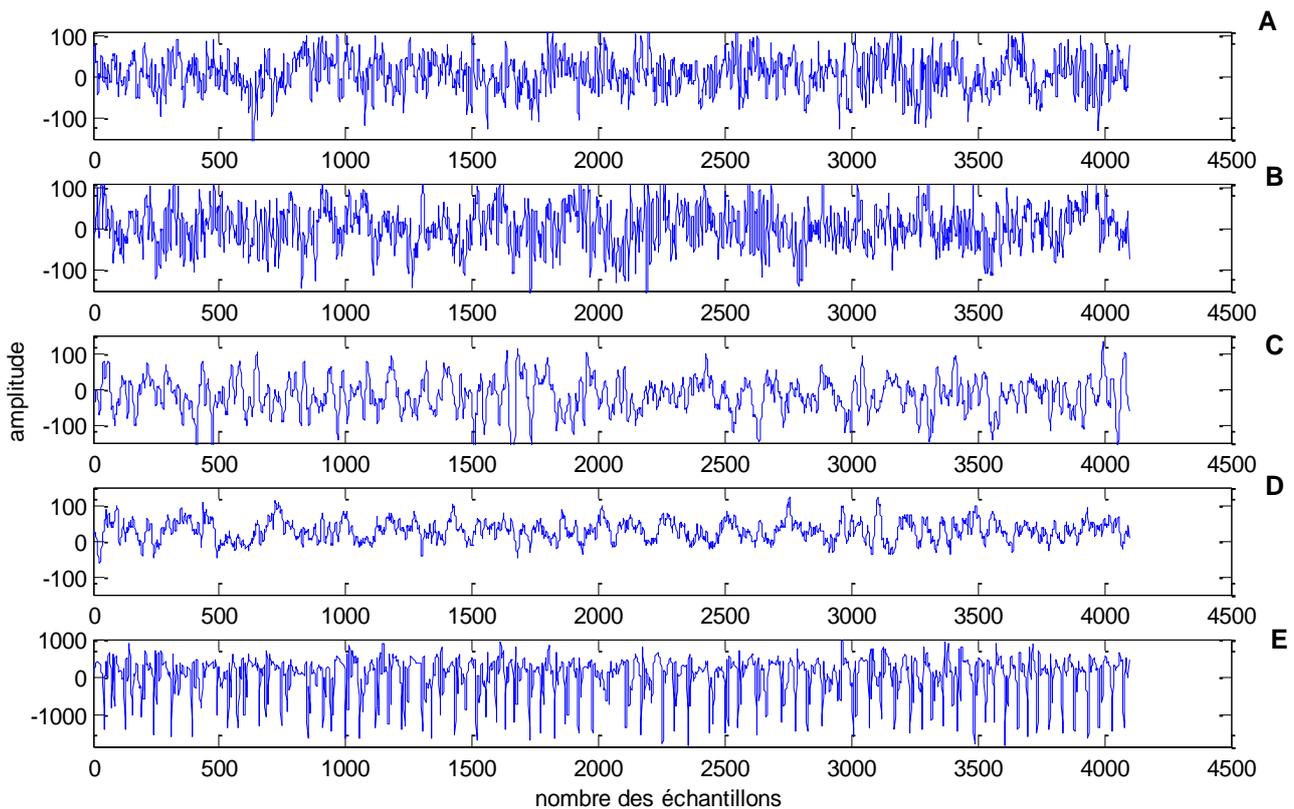


Figure III.4 : Des exemples des séries temporelles d'EEG enregistrées à partir de chacun des cinq groupes. De haut en bas: du groupe A jusqu'à le groupe E (noté A, B, C, D, E respectivement).

III.3 L'analyse bispectrale du signal EEG :

L'algorithme de l'analyse bi-spectrale est implémenté et mis en œuvre sur les différents cas des enregistrements EEG (sains et pathologiques). Les résultats obtenus pour les groupes A, B, C, et E sont présentés dans les figures III.5 jusqu'à III.13. La couleur représente la variation relative de l'amplitude du bi-spectre; la couleur marron indiquant la plus forte augmentation et la couleur bleue indiquant la plus forte diminution.

Le bispectre a été estimé dans la gamme fréquentielle de [0 – 40] Hz afin d'évaluer les différents cas dans les différentes bandes fréquentielles; la bande très hautes fréquences VHF correspondant à la bande fréquentielle [30 – 40] Hz ; elle est interprétée par la haute activité mentale incluant la perception et la pensée (états d'éveil hyper-vigilé) ce qui caractérise l'onde gamma. La bande haute fréquence (HF) correspondant à (13 à 30) Hz ; résulte de l'état d'un sujet attentif, avec des yeux ouverts (l'onde bêta); La bande basse fréquence (LF) correspondant (8 au 13) Hz ; résulte d'un état d'éveil relaxé (l'onde alpha). La bande très basse fréquence (VLF) correspondant à (4 à 8) Hz, résulte d'un état de sommeil léger (l'onde thêta), Tandis que, la bande ultra basse fréquence (ULF) correspondant à (0 à 4) Hz, résulte d'un état de sommeil profond (l'onde delta).

Les figures III.5 jusqu'à III.9 représentent les résultats obtenus pour les cas normaux ; groupes A et B (enregistrement Z030, O040) respectivement, tandis que les figures III.10 et III.11 représentent les résultats obtenus pour le cas pré-ictal (enregistrement N099, 'groupe C'). Les figures III.12 et III.13 représentent les résultats obtenus pour le cas épileptique (enregistrement S003, 'groupe E').

III.3.1 Cas normaux :

III.3.1.a Les ondes bêta « β » :

La figure III.5 représente la densité spectrale de puissance (DSP) de la série (Z030). Elle montre une prédominance de deux pics (*) autour de 11.695 et (***) autour de 23.3 Hz. Ces fréquences ont été trouvées dans le bispectre de la même série (Figure III.6).

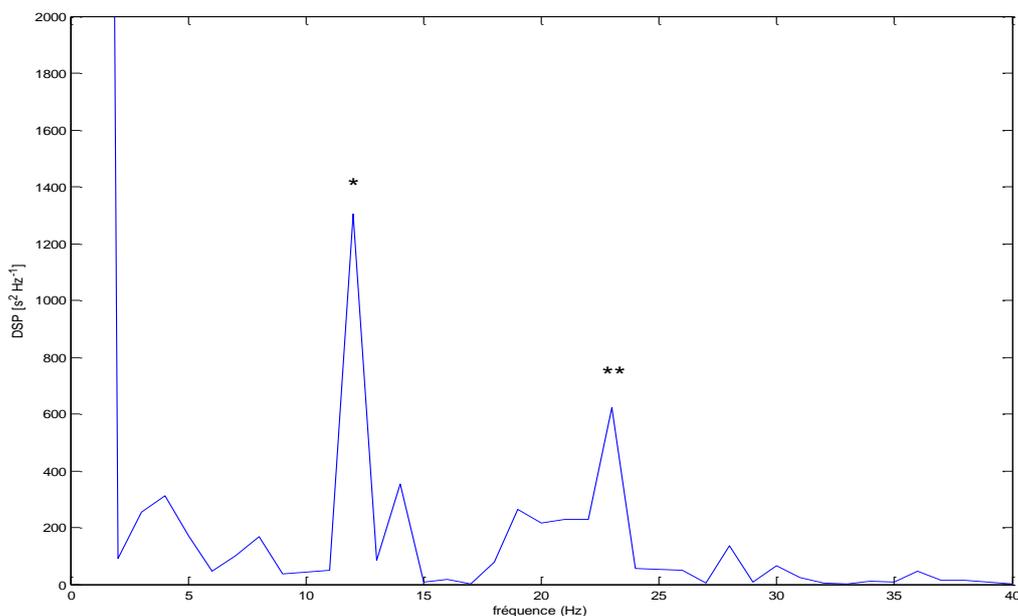


Figure III.5: DSP de l'onde bêta (enregistrement Z030).

Les résultats obtenus du bispectre (figure III.6) montrent des pics distribués sur l'intervalle $[0 - 33.3]$ Hz, avec une prédominance des deux pics dans les fréquences: a_1 autour de $(11.305, 13.305)$ Hz, et a_2 autour de $(11.695, 23.3)$ Hz.

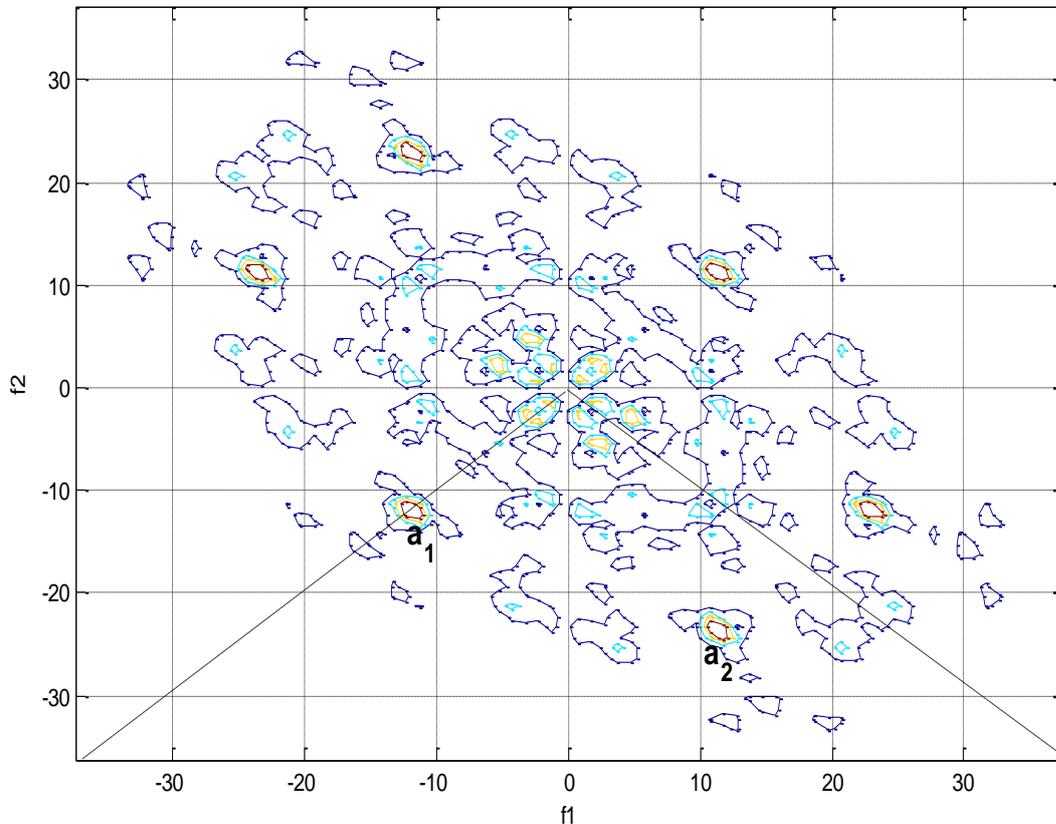


Figure III.6: Bispectre de l'onde bêta (enregistrement Z030).

Les composantes 11.305 et 11.695 Hz sont des basses fréquences qui sont interprétées par la présence des ondes α . Alors que les composantes 13.305 et 23.3 Hz sont des HF ; qu'on peut les interpréter par une présence des ondes β , ce qui montre que le rythme est en état de veille ; c. à. d lorsque les yeux ouverts durant une action (nous écoutons et pensons au cours de la résolution des problèmes analytiques, prise de décision...etc), donc on peut dire que le cerveau fonctionne à plein régime.

D'autres part on remarque que le pic a_2 est l'interaction quadratique doublée de la fréquence 11.695 Hz ce qui explique qu'il y a une interaction non linéaire entre ces composantes fréquentielles. Cela nous conduit à conclure que le signal EEG est non linéaire, non stationnaire, et il a un aspect aléatoire. Aussi cela signifie que les deux hémisphères du cerveau arrivent à fonctionner ensemble dans une harmonie parfaite (synchronisation parfaite).

Afin de confirmer les résultats obtenus et d'évaluer le degré de corrélation entre les différentes fréquences, la fonction de bicohérence a été déterminé. Les résultats obtenus sont illustrés dans la figure III.7. Pour une estimation fiable de la fonction de cohérence seule les valeurs de cohérence qui sont supérieurs à 10 % dans les fréquences pertinentes ont été prises en considération.

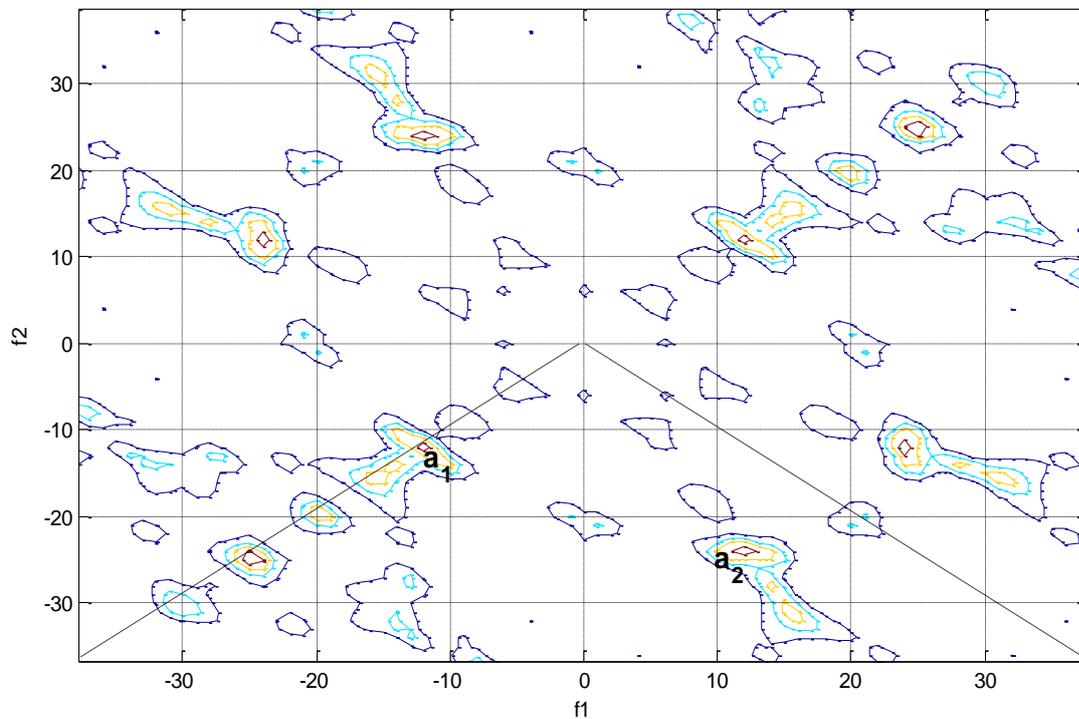


Figure III.7 : Bicohérence de l'onde bêta (enregistrement Z030).

La bicohérence de la série montre une dispersion des pics dans la bande fréquentielle [0-40] Hz, avec une prédominance des fréquences pertinentes déjà trouvées dans le bispectre de cette série (figure III.6). La bicohérence montre aussi des valeurs très élevées dans ces fréquences ; 14% dans le pic a_1 et 11% dans le pic a_2 ; ce qui signifie qu'il y a une forte corrélation entre ces fréquences.

Des résultats similaires ont été obtenus après l'implémentation de l'algorithme du bispectre sur 30 signaux (Z011, Z015, Z019, Z021, Z024, Z027, Z030, Z032, Z034, Z036, Z039, Z040, Z042, Z045, Z047, Z052, Z054, Z057, Z062, Z065, Z068, Z069, Z071, Z072, Z075, Z079, Z082, Z085, Z087, Z089), qui représentent des ondes β . Où on a trouvé dans la majorité des cas des fréquences LF et HF ; ce qui montre que le cerveau est à l'état de veille.

III.3.1.b Les ondes alpha « α »:

Le bispectre de l'enregistrement (O040) du groupe B qui représente les ondes α est illustré dans la figure III.8.

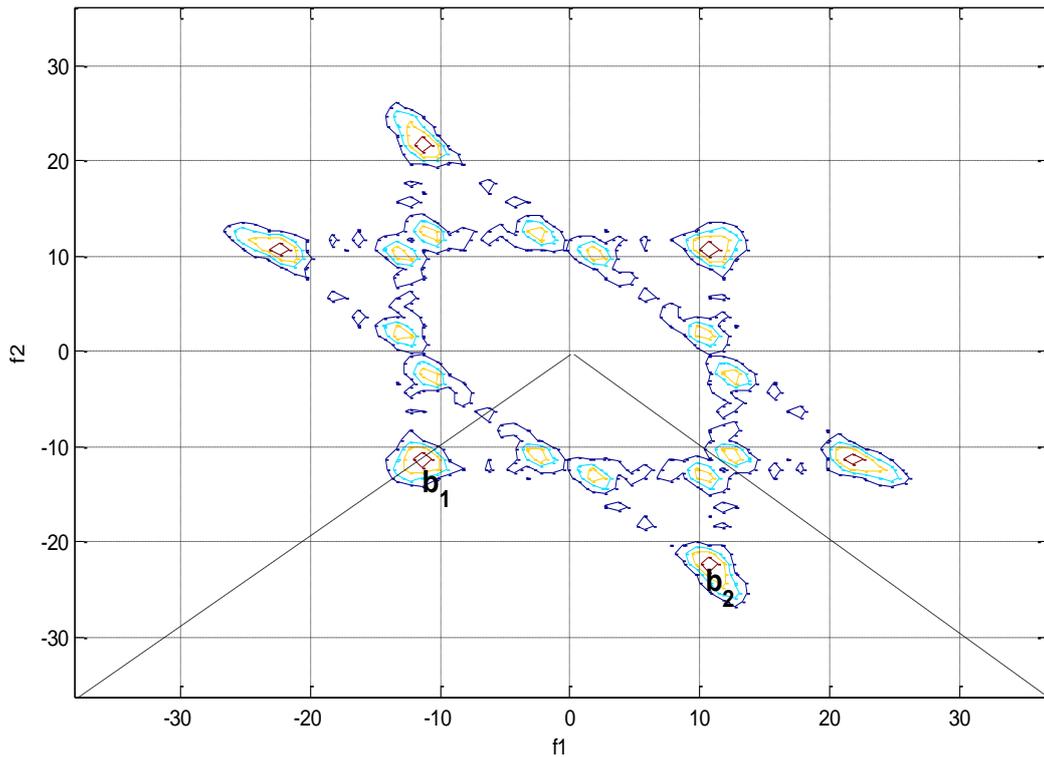


Figure III.8 : Bispectre de l'onde alpha (enregistrement O040).

La figure montre un ensemble de pics distribués sur l'intervalle $[0 - 25.695]$ Hz, avec une prédominance de deux pics : b_1 autour de $(11.305, 11.305)$ Hz et b_2 autour de $(10.65, 21.39)$ Hz. Les deux composantes 11.305 et 10.65 Hz sont des LF et qui interprètent l'apparition des ondes α . Alors que la composante HF (21.39 Hz) interprète l'apparition de l'onde β . Le pic b_1 est quadratiquement couplé alors que le pic b_2 représente l'interaction quadratique doublée de la fréquence 10.65 Hz, ce qui explique que les deux hémisphères arrivent à fonctionner ensemble dans une harmonie parfaite.

Lors du rythme α , les deux hémisphères du cerveau sont en parfaite harmonie rythmique, ce qui nous permet d'avoir une meilleur concentration, une meilleur mémoire, de pouvoir mieux gérer nos états de stress et nos états émotionnels,...etc.

En effet, dès que le patient a les yeux fermés, qu'il prend la position confortable, et allongé sur un lit par exemple, automatiquement le signal EEG affiche un ralentissement des ondes cérébrales et le cerveau fonctionne alors suivant un rythme qui oscille entre 0 et 25 Hz, en passant par 4 niveaux:

Le niveau 4 très proche de l'état d'éveil, s'active de manière automatique dès que l'on prend une position de relâchement, que l'on est confortablement installé et que l'on ferme les yeux ; ce niveau explique l'apparition de l'onde β (la fréquence 21.39 Hz). A cet instant

automatiquement le cerveau ralentit les ondes cérébrales. Si le patient persiste, il sert alors tout son corps se détente, se relâcher : c'est le niveau 3 du rythme α .

Au niveau 3, son mental est encore très actif. Il a encore capable de penser à beaucoup de choses en même temps, vient le moment où il ressent un sentiment de bien-être, il a alors presque incapable de savoir ce à quoi il pense, c'est le niveau 2; qui a apparait sous forme d'une fréquence qui appartient dans la bande LF (11.305 et 10.65 Hz).

Peu après cette phase, il chute encore, il passe par le niveau 1, le niveau bas du rythme α . Sans même il en rendre compte, parce qu'il n'en a pas contient, il sombre toujours plus bas dans le sommeil. Là où, le cerveau fonctionne déjà sur un rythme thêta (θ).

La bicohérence de ce signal EEG (enregistrement O040) est représentée dans la figure III.9. Elle montre des amplitudes à différents fréquences dispersées sur l'intervalle[0– 40]Hz.

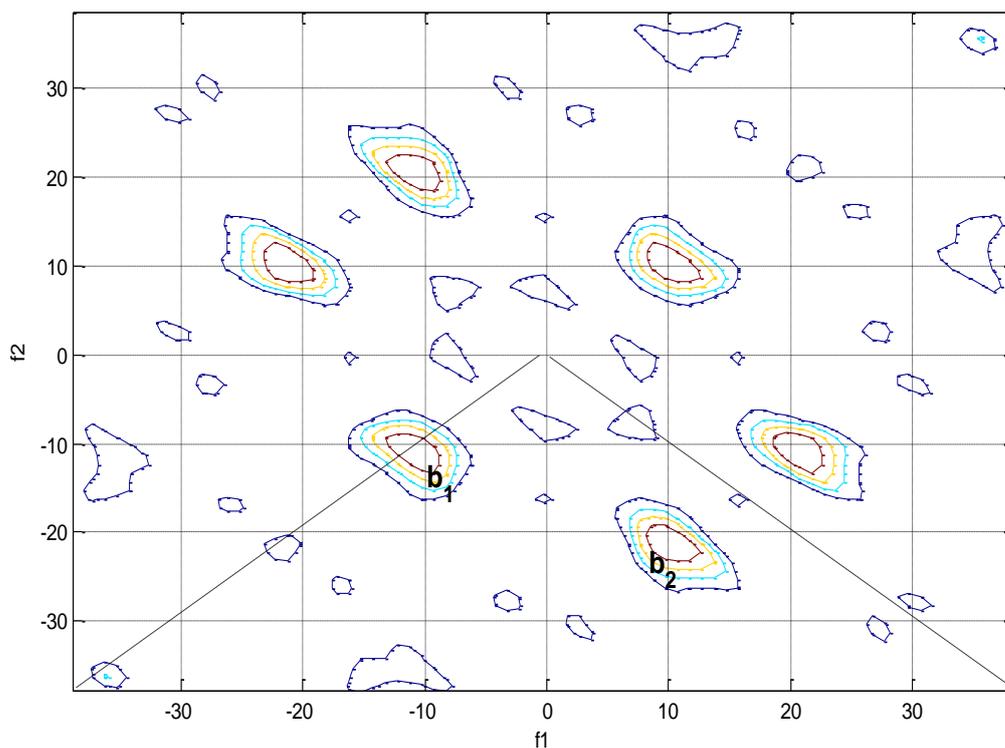


Figure III.9 : Bicohérence de l'onde alpha (enregistrement O040).

On remarque que le pic b_1 présente une valeur élevée de bicohérence et qui est égale à 16%, alors que le pic b_2 présente un degré de corrélation égale à 17%. Ce qui signifie qu'ils ont une forte cohérence dans les fréquences pertinentes de ce signal qui représente les ondes β .

Des résultats similaires ont été obtenus après l'implémentation de l'algorithme du bispectre sur 30 signaux (O010, O012, O019, O021, O023, O027, O031, O034, O036, O038, O040, O042, O043, O047, O051, O052, O057, O059, O062, O068, O069, O072, O075, O082, O083, O090, O096, O097, O098), qui représentent des ondes α , dont lequel, une prédominance des LF et HF fréquences, ainsi qu'une relation non linéaire a été trouvée.

III.3.2 Cas pré-ictal :

Le bispectre de l'enregistrement N099 du groupe C qui représente le signal EEG pré-ictal enregistré avant la crise, est illustré sur la figure III.10.

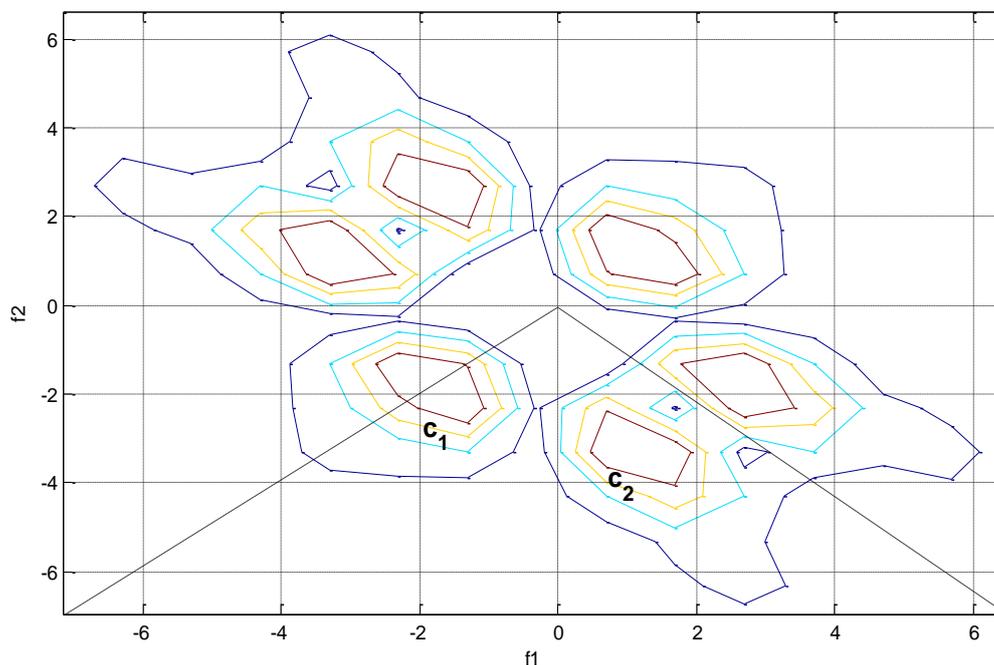


Figure III.10: Bispectre du signal EEG pré-ictal (enregistrement N099).

La figure montre un ensemble de pics distribués sur l'intervalle $[0 - 6]$ Hz, avec une prédominance de deux pics : c_1 autour de $(2.305, 2.695)$ Hz, c_2 autour de $(0.695, 3.305)$ Hz. Ces résultats montrent qu'il n'y a aucune interaction entre f_1 et f_2 , ce qui signifie que les deux fréquences sont indépendantes et qu'il n'y a pas une synchronisation entre les deux hémisphères ; ce résultat est interprété aussi par l'apparition des pointes d'ondes asynchrones, (voir la figure III.4.c).

En plus, on remarque que ces fréquences appartiennent au rythme delta (< 4 Hz) qui correspond à l'état de sommeil profond, ce qui signifie que la crise se déclenchera durant le sommeil profond ou dans le cas d'anesthésie ; et parce que les signaux pré-ictal (groupe C et D) ont été enregistrés en utilisant des électrodes profondes intracrâniennes, ce qui exige une anesthésie. D'autre part, le sommeil peut être décomposé en plusieurs stades :

Un de ceux-ci se caractérise par des mouvements oculaires rapides alors que nos paupières sont fermées, qu'on est encore conscient et dans un état de profonde relaxation, ce qui correspond au rythme thêta. Les personnes atteintes d'épilepsie sont moins susceptibles de faire des crises durant ce stade du sommeil [46].

À un autre de ces stades, le sommeil est beaucoup plus profond, dès qu'on est dans un état inconscient, en rêve lucide, avec des tâches associées inconscientes. Ce qui correspond au rythme delta. C'est durant ce stade que, chez les personnes sujettes aux crises durant leur sommeil, que le risque de crise est le plus élevé.

La bicohérence de ce signal EEG est représentée dans la figure III.11, qui montre des amplitudes à différentes fréquences dispersées sur tout l'intervalle $[0 - 20]$ Hz. La fonction confirme les résultats obtenus dans le bispectre de la série dont les mêmes fréquences pertinentes ont été trouvées. D'autre part, on remarque que le pic c_1 présente une valeur de bicohérence d'environ 4.9%, alors que le pic c_2 présente une valeur égale à 4.6%. Cela signifie qu'ils ont une faible cohérence dans les fréquences pertinentes par rapport aux ondes β et α , dû à le passage d'un rythme à l'autre (du cas normal au cas épileptique), ce qui explique la décorrélation entre les fréquences.

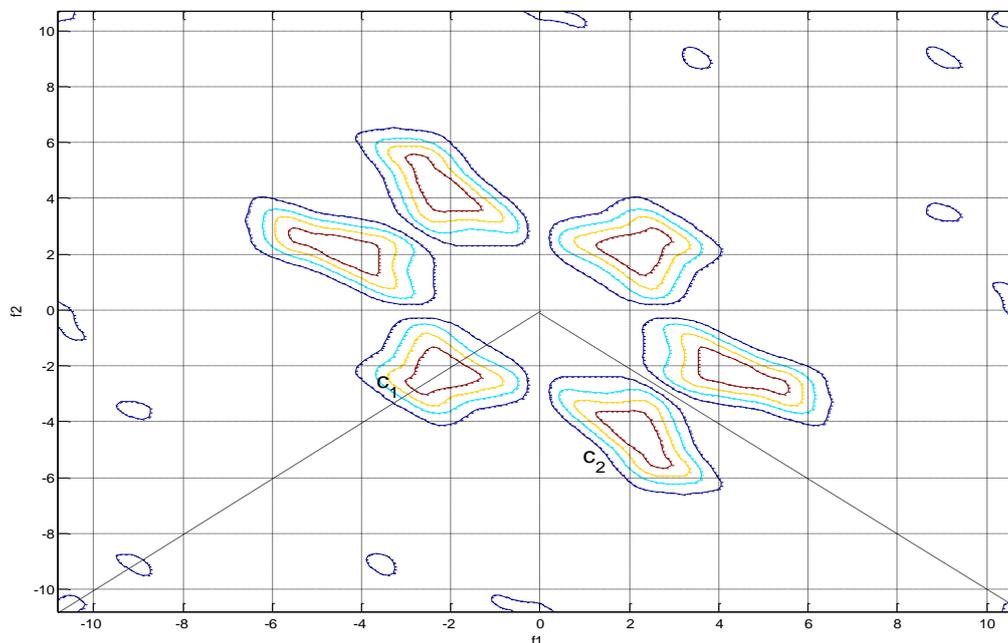


Figure III.11: Bicohérence du signal EEG pré-ictal (enregistrement N099).

Des résultats similaires ont été obtenus après l'implémentation de cet algorithme du bispectre sur 30 signaux (N010, N012, N024, N032, N035, N042, N045, N046, N047, N050, N051, N054, N055, N060, N064, N065, N070, N073, N075, N078, N080, N082, N083, N084, N087, N091, N093, N095, N099, N100), qui représentent des cas pré-ictaux. Dans la majorité des cas on a trouvé une prédominance de l'onde δ .

III.3.3 Cas épileptique :

Le bispectre de l'enregistrement (S003) du groupe E qui représente le signal EEG épileptique est illustré sur la figure III.12.

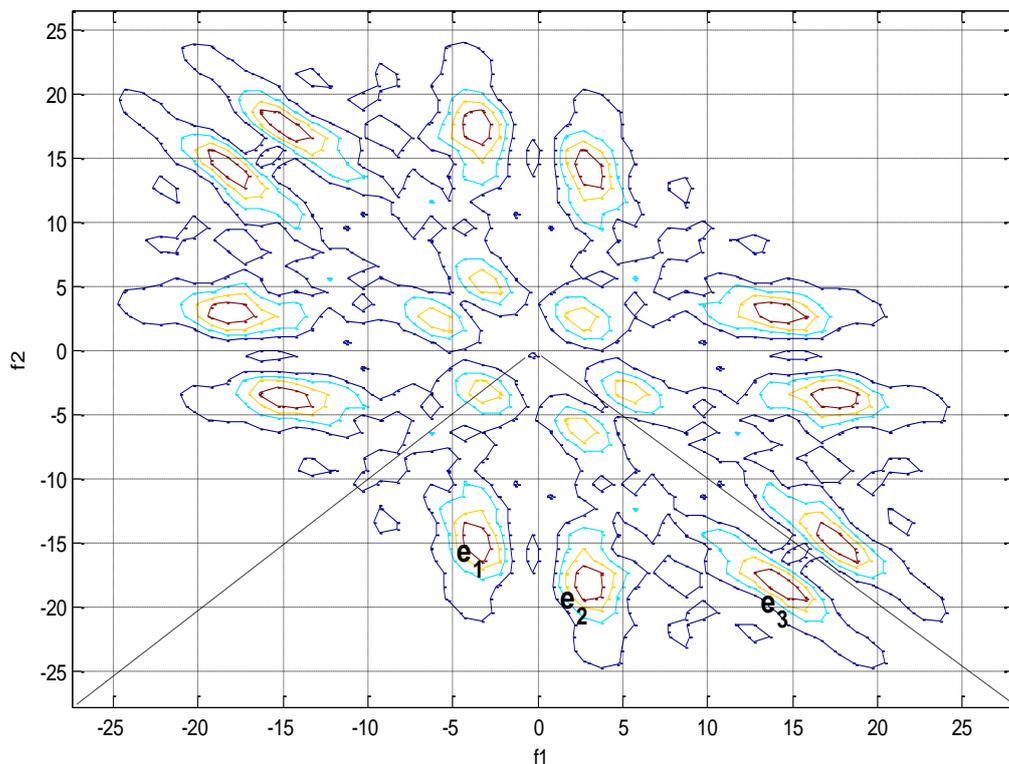


Figure III.12 : Bispectre du signal EEG épileptique (enregistrement S003).

La figure montre un ensemble de pics distribués sur l'intervalle $[0 - 25]$ Hz, avec une prédominance de trois pics : e_1 autour de $(3, 15)$ Hz, e_2 autour de $(3, 18)$ Hz, et e_3 autour de $(15, 18)$ Hz. La fréquence 3 Hz indique la présence de l'onde δ . Alors que les fréquences 15 et 18 Hz indiquent la présence de l'onde β . La fréquence 18 Hz est le résultat d'accouplement des deux fréquences (3 et 15) Hz. Ce résultat est l'interaction entre l'onde delta et l'onde bêta. Alors que le pic e_3 représente le résultat d'accouplement des deux fréquences (15 et 18) Hz.

L'onde δ interprète la perte de conscience ; dans cette phase le patient sombre dans un état qui s'approche de la mort physique, et seules les fonctions vitales sont assurées par le cerveau. Et l'apparition des deux fréquences 15 et 18 Hz qui peuvent être interpréter par la convulsion du malade et la contraction des pattes d'une manière spontanée. Ce qui signifie que la crise épileptique représente une transition rapide et souvent brusque d'une activité neuronale variée vers une oscillation synchronisée d'une grande population de neurones associée à une augmentation nette des amplitudes du signal EEG (voir la figure III.4.e)

La bicohérence de la série est représentée dans la figure III.13. Elle montre des amplitudes à différents fréquences dispersées sur tout l'intervalle [0 – 25] Hz.

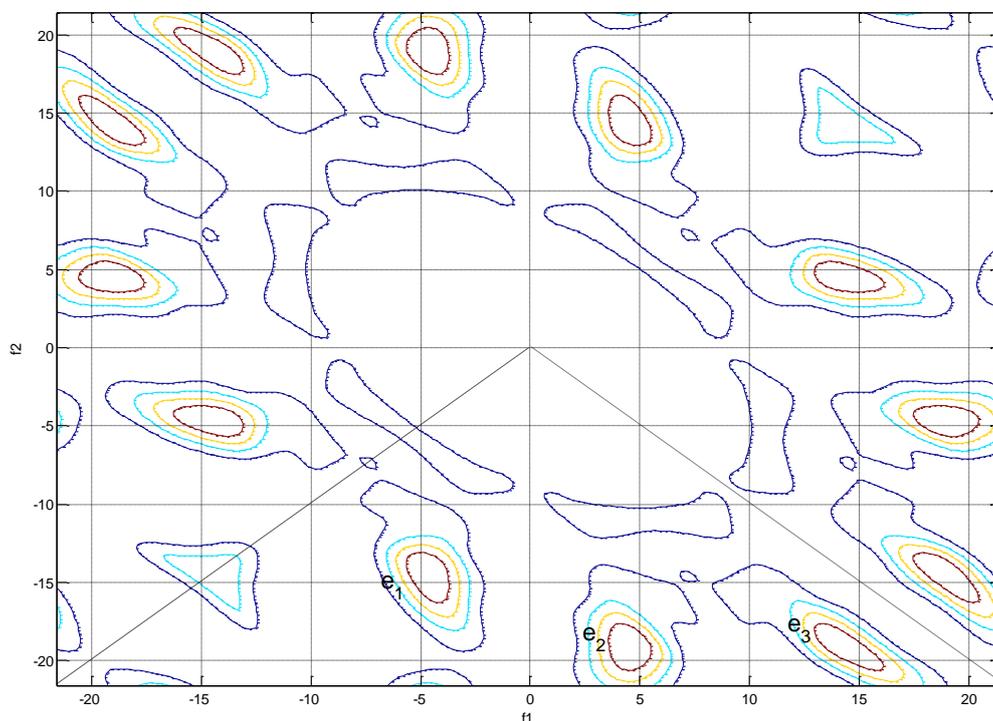


Figure III.13 : Bicohérence du signal EEG épileptique (enregistrement S003).

On remarque clairement que la fonction de bicohérence présente des valeurs très élevées dans les pics : e_1 avec un degré égale à 35%, e_2 avec un degré égale 27%, et e_3 avec un degré égale à 21%. Dans ce signal épileptique, on trouve une corrélation plus élevée entre les composantes fréquentielles. Cela nous conduit à conclure que la cohérence entre les composantes fréquentielles du signal EEG est augmentée avec le changement du cas normal, pré-ictal au cas épileptique. Cette augmentation indique une perte de réponse dynamique du cerveau aux conditions environnementales. Par conséquent, les résultats prouvent que l'aspect aléatoire a diminué graduellement du cas normal au cas épileptique.

Des résultats similaires ont été obtenus après l'implémentation de cet algorithme du bispectre sur 30 signaux (S001, S003, S005, S006, S007, S025, S027, S029, S031, S032, S033, S038, S040, S044, S046, S048, S051, S056, S057, S059, S067, S077, S078, S081, S082, S086, S093, S098, S099, S100), qui représentent des cas épileptiques. Dans la majorité des cas on a trouvé une prédominance de l'onde β et δ .

III.4 Extraction des paramètres de l'analyse bispectrale :

Après l'implémentation de l'algorithme l'analyse bispectrale, nous avons calculé 7 paramètres qui sont : l'entropie bispectrale (Ent1), entropie bispectrale carrée (Ent2), cubique (Ent3), et l'entropie bispectrale de phase (EntPh), ainsi que l'amplitude bispectrale moyenne (mAmp) et les centres pondérés du bispectre (wc_1, wc_2).

Pour une estimation fiable une comparaison entre les cas pré-ictaux, épileptiques et les cas normaux qui représentent les ondes α a été faite ; en effet les 3 cas représentent des cas qui semblent à des cas de sommeil.

Les résultats obtenus pour les cas normaux, pré-ictaux et épileptiques, sont illustrés dans les tableaux III.1, III.2, III.3 respectivement :

III.4.1 Cas normal (onde α) :

Ondes alpha	Ent1	Ent2	Ent3	entPh	mAmp	wc ₁	wc ₂
O010	0.6423	0.3619	0.2439	3.5531	2.09x10 ⁸	17.9730	11.1968
O012	0.7131	0.5178	0.3796	3.5695	4.57x10 ⁷	18.8289	14.4457
O019	0.616	0.4113	0.2815	3.5531	1.63 x10 ⁸	14.8524	9.2184
O021	0.6663	0.4943	0.3796	3.5576	8.86 x10 ⁷	10.4685	7.8722
O023	0.6628	0.4836	0.3777	3.5691	3.93x10 ⁷	16.8269	3.7026
O027	0.6296	0.4242	0.3231	3.5627	1.15x10 ⁸	15.2483	8.0083
O031	0.6892	0.5304	0.4439	3.5699	3.37 x10 ⁷	12.6346	5.4312
O034	0.7053	0.4729	0.2786	3.5608	9.23 x10 ⁷	18.1181	7.2880
O036	0.6839	0.4302	0.2630	3.573	3.64 x10 ⁸	26.7603	23.5293
O038	0.6458	0.3691	0.2438	3.5379	2.74 x10 ⁸	16.6411	11.1976
O040	0.6522	0.3514	0.2499	3.4330	7.7020 x10 ⁷	21.1048	14.1540
O042	0.6979	0.4468	0.2327	3.5739	1.3112 x10 ⁷	15.6043	9.2320
O043	0.7029	0.5310	0.3981	3.5710	2.4542 x10 ⁷	13.5467	18.9832
O047	0.7301	0.5831	0.4957	3.5719	2.6895 x10 ⁷	15.2001	6.8565
O051	0.7049	0.484	0.2497	3.5747	1.19 x10 ⁷	17.4159	4.9490
O052	0.6863	0.4699	0.3290	3.5391	2.12 x10 ⁷	19.8429	12.9050
O057	0.674	0.5055	0.3914	3.571	2.09 x10 ⁷	20.0572	7.7290
O059	0.7543	0.5793	0.4176	3.5756	5.1831 x10 ⁷	21.2825	15.0838
O062	0.7487	0.6062	0.5046	3.5763	6.47 x10 ⁷	20.3451	9.3544
O068	0.7179	0.5747	0.4920	3.5559	1.28 x10 ⁸	7.5520	6.2182
O069	0.7248	0.5564	0.3835	3.5768	8.89x10 ⁷	30.2541	11.8759
O072	0.7373	0.4902	0.3300	3.5717	1.78 x10 ⁸	17.6112	5.8727
O075	0.7530	0.5877	0.4409	3.5725	5.3201 x10 ⁷	32.1391	19.0333
O080	0.7266	0.5455	0.3908	3.5791	1.79 x10 ⁸	18.4704	11.3416
O082	0.7277	0.5173	0.3319	3.5587	6.71 x10 ⁷	29.0205	18.7483
O083	0.7628	0.6386	0.5613	3.576	4.20 x10 ⁷	18.6890	8.1883
O090	0.7382	0.5863	0.4669	3.578	4.67 x10 ⁷	20.5337	9.4536
O096	0.6956	0.5238	0.4202	3.571	6.29 x10 ⁷	18.3512	13.7238
O097	0.6893	0.4741	0.3378	3.5511	4.35 x10 ⁷	20.8720	10.7103
O098	0.7117	0.4811	0.2291	3.5728	4.13 x10 ⁷	12.4408	7.9796

Tableau III.1 : Les paramètres de l'analyse de SOS extraits pour des ondes alpha.

III.4.2 Cas pré-ictal (groupe C) :

Cas Pré-ictal	Ent1	Ent2	Ent3	entPh	mAmp	wc ₁	wc ₂
N010	0.5344	0.2843	0.2088	3.5504	1.7963 x10 ⁷	7.3762	3.5285
N012	0.5324	0.3577	0.3053	3.5274	9.8529 x10 ⁷	6.7810	3.0061
N024	0.5388	0.2564	0.1560	3.5436	1.0093 x10 ⁷	7.5239	3.2861
N032	0.5155	0.2586	0.1726	3.561	1.8628 x10 ⁷	5.5852	3.2595
N035	0.5	0.2688	0.1434	3.5734	3.5248 x10 ⁷	9.6766	3.1261
N042	0.5293	0.2397	0.1268	3.5773	1.2938 x10 ⁸	5.8229	3.1772
N045	0.5363	0.3426	0.2645	3.534	2.8410 x10 ⁷	6.8207	4.1557
N046	0.5296	0.2823	0.1988	3.5612	7.2857 x10 ⁶	4.3052	2.4613
N047	0.552	0.2565	0.0984	3.5664	1.0945 x10 ⁸	4.3130	3.4432
N050	0.5708	0.2316	0.1582	3.5764	3.2298 x10 ⁸	4.6044	2.7844
N051	0.5407	0.3463	0.2761	3.5483	1.5242 x10 ⁸	7.8051	2.9172
N054	0.5323	0.2737	0.1514	3.575	6.7940 x10 ⁷	10.7410	3.7373
N055	0.5087	0.2397	0.1084	3.5258	1.9700 x10 ⁷	6.1253	1.7094
N060	0.5933	0.3655	0.2774	3.5646	1.3938 x10 ⁸	11.0569	3.5105
N064	0.5375	0.3616	0.2875	3.4923	3.7888 x10 ⁷	7.4238	4.6494
N065	0.5098	0.2612	0.1444	3.3446	5.6376 x10 ⁷	7.3443	3.1613
N070	0.566	0.3821	0.2928	3.5514	5.4312 x10 ⁷	8.0590	3.8383
N073	0.5364	0.1931	0.0756	3.5521	2.2566 x10 ⁷	4.7317	3.0238
N075	0.5282	0.2395	0.1131	3.5596	3.6587 x10 ⁷	16.1172	7.1657
N078	0.5109	0.1646	0.1060	3.5425	1.2393 x10 ⁸	3.5688	2.3458
N080	0.5968	0.2362	0.1203	3.5792	1.6500 x10 ⁸	4.7607	3.0678
N082	0.5403	0.1411	0.0408	3.5409	2.7035 x10 ⁷	11.0107	3.4120
N083	0.5593	0.2969	0.1717	3.5718	2.4714 x10 ⁶	6.4037	3.5612
N084	0.5328	0.3844	0.3199	3.5661	3.5777 x10 ⁷	6.2674	2.9988
N087	0.5401	0.3078	0.1732	3.5488	8.9422 x10 ⁶	8.5089	0.9529
N091	0.6691	0.4321	0.2924	3.5759	3.4595 x10 ⁸	8.8138	3.6178
N093	0.4941	0.2460	0.1619	3.5776	5.4246 x10 ⁶	4.7212	3.2081
N095	0.4374	0.1799	0.1129	3.4222	1.1453 x10 ⁸	7.2696	2.9982
N099	0.3968	0.1602	0.0923	3.4409	1.0365 x10 ⁸	5.4284	2.5723
N100	0.5075	0.2567	0.1735	3.54	3.9011 x10 ⁷	4.5391	1.9706

Tableau III.2 : Les paramètres de l'analyse du SOS extraits des signaux pré-ictaux.

III.4.3 Cas épileptique (groupe E) :

Epileptique	Ent1	Ent2	Ent3	entPh	mAmp	wc ₁	wc ₂
S001	0.6889	0.5125	0.3473	3.3951	7.47x10 ¹⁰	18.4051	7.9880
S003	0.7077	0.5659	0.4706	3.5716	2.5990 x10 ¹⁰	20.2247	5.5538
S005	0.6209	0.4345	0.3449	3.4236	2.05 x10 ¹⁰	14.2566	7.9225
S006	0.5996	0.3023	0.1729	3.5118	9.04 x10 ⁸	15.4071	9.5429
S007	0.7544	0.4478	0.2229	3.5186	1.39 x10 ¹⁰	22.4715	8.6489
S025	0.6463	0.3654	0.1726	3.5255	3.13 x10 ¹⁰	19.4026	7.2881
S027	0.6935	0.5495	0.4475	3.5497	7.7549 x10 ¹⁰	17.2018	8.4269
S029	0.6353	0.3001	0.1881	3.5713	3.3532e+09	10.4039	1.6676
S031	0.5306	0.1916	0.1291	3.5607	1.24 x10 ¹⁰	14.2177	9.4193
S032	0.6334	0.4361	0.2833	3.3024	1.03 x10 ⁹	12.1986	5.4935
S033	0.5676	0.4	0.3172	3.4889	2.10 x10 ¹⁰	11.1920	7.1078
S038	0.6514	0.5273	0.4412	3.5172	3.23 x10 ⁹	14.2136	5.7239
S040	0.6019	0.2671	0.1710	3.495	3.61 x10 ⁹	10.7318	1.6813
S044	0.6136	0.3942	0.2455	3.5292	2.47 x10 ¹⁰	11.4485	6.3352
S046	0.6172	0.3874	0.2464	3.5241	1.35 x10 ¹⁰	13.2830	7.8843
S048	0.5982	0.336	0.1979	3.5143	7.49 x10 ⁹	12.0862	7.5318
S051	0.622	0.3775	0.2777	3.5481	1.52 x10 ⁹	10.1377	4.8853
S056	0.6623	0.5027	0.3800	3.4506	4.48 x10 ⁹	14.1838	6.7231
S057	0.5228	0.2388	0.1728	3.5223	1.1294 x10 ¹⁰	11.2504	9.8933
S059	0.6128	0.4139	0.2981	3.5545	1.4859 x10 ¹¹	12.6358	7.2390
S067	0.6406	0.4023	0.2208	3.5059	7.12 x10 ¹⁰	15.3635	8.1318
S077	0.662	0.4994	0.3701	3.5529	7.88 x10 ⁸	13.5606	7.1307
S078	0.6795	0.4979	0.3752	3.5440	1.8293 x10 ⁹	17.3370	6.9063
S081	0.6275	0.2609	0.0959	3.5219	5.90 x10 ¹⁰	15.3760	5.9704
S082	0.5201	0.1875	0.0949	3.4785	3.86 x10 ¹⁰	13.4131	9.9195
S086	0.7410	0.5492	0.3965	3.5469	3.4549 x10 ⁹	22.0580	13.1645
S093	0.6613	0.4405	0.2876	3.4742	7.93 x10 ¹⁰	16.2198	5.3849
S098	0.4946	0.1947	0.1240	3.5131	1.38 x10 ¹⁰	10.7254	9.7255
S099	0.6914	0.4516	0.2622	3.4993	4.1066 x10 ¹⁰	18.6015	10.7346
S100	0.6001	0.3067	0.1923	3.5645	7.88 x10 ⁹	14.2493	9.4313

Tableau III.3 : Les paramètres de l'analyse de SOS extraits des signaux épileptiques.

Afin d'évaluer les résultats obtenus le test d'ANOVAT a été utilisé.

III.5 Test d'analyse de variance :

L'analyse de la variance ANOVA (ANalyse Of VARIance) est définie comme un ensemble de modèles statistiques qui fournit un test pour s'assurer que les valeurs moyennes des trois groupes sont différentes. Ce test traduit la variance observée entre les groupes pour être différencier les sources de variation. Tous les 7 paramètres extraits par

analyse bispectrale ont été classés par catégorie dans le programme de test d'ANOVA ; le groupe B, C et E. Ils ont été notés en tant que *normale*, *pré-ictal* et *épileptique*, respectivement.

Le programme de test d'Anova a été implémenté en utilisant le logiciel MATLAB. Les résultats obtenus ; moyenne et écart-type pour les cinq premiers paramètres sont illustrés dans le tableau III.4, et ceux des centres pondérés du bispectre, sont illustrés dans le tableau III.5.

La valeur P est la mesure utilisée pour identifier les différences significatives statistiques entre les valeurs moyennes de différents groupes, ($p < 0.0001$ est considéré comme des valeurs significatives, alors que les valeurs de $p < 0.00001$ sont considérés comme des valeurs très significatives.

Dans le tableau III.4, on remarque que l'entropie bispectrale (Ent1) et l'entropie de phase (EnPh) donnent des valeurs très significatives, en effet des valeurs de p très petites ont été trouvées ($p < 0,00001$). L'Ent2 donne des valeurs significatives ($p < 0.0001$), ce qui signifie que ces paramètre ont pu distinguer entre les trois cas des signaux EEG, où ils ont montré des valeurs des moyennes et des écart-types plus élevées pour les cas normaux et moins élevées pour les cas pré-ictaux et épileptiques. Tandis que l'Ent3 et l'mAmp ne peuvent plus distinguer entre les trois groupes, car ils donnent des valeurs non significatives, en effet des valeurs de ($p > 0.0001$) ont été trouvées. Où il n'y a pas une grande différence entre la moyenne et l'écart-type de l'Ent3 dans les trois cas.

Paramètres		Normal	Pré-ictal	Epileptique	P
Ent1	Moyenne:	0.6927	0.5411	0.6167	<0.00001
	Ecart-type:	1.56×10^{-2}	1.32×10^{-2}	1.18×10^{-2}	
Ent2	Moyenne:	0.4696	0.2774	0.3964	<0.0001
	Ecart-type:	3.08×10^{-2}	3.20×10^{-2}	3.32×10^{-2}	
Ent3	Moyenne:	0.3526	0.1863	0.2244	>0.0001
	Ecart-type:	3.02×10^{-2}	1.08×10^{-2}	4.99×10^{-2}	
EntPh	Moyenne:	3.5563	3.5431	3.5152	<0.00001
	Ecart-type:	2.4×10^{-3}	4×10^{-3}	3.2×10^{-3}	
mAmp	Moyenne:	3.7625×10^7	2.327×10^8	2.89×10^{10}	>0.01
	Ecart-type:	2.1096×10^7	1.1918×10^8	7.7438×10^9	

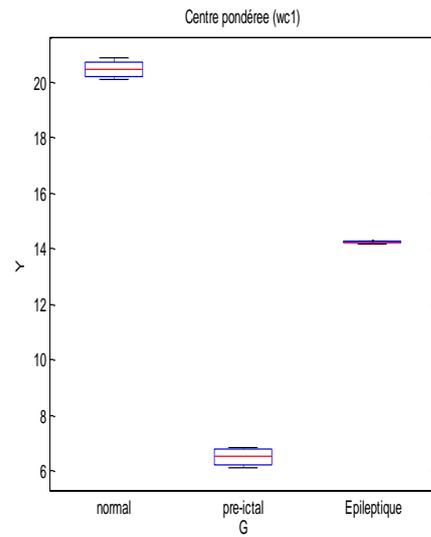
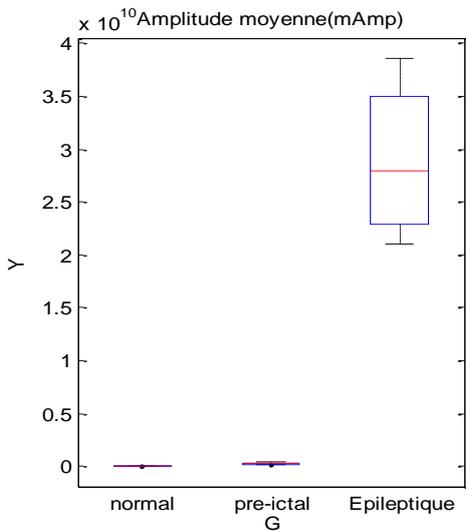
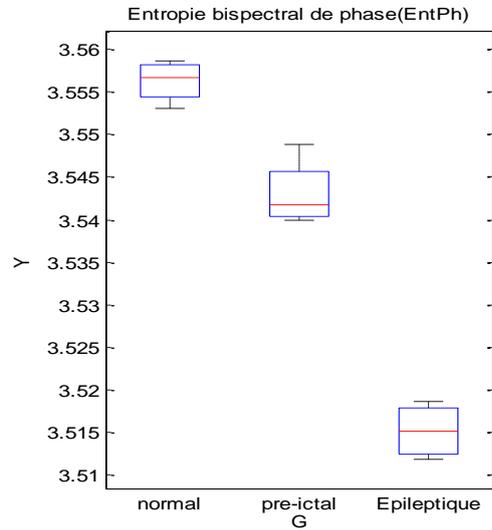
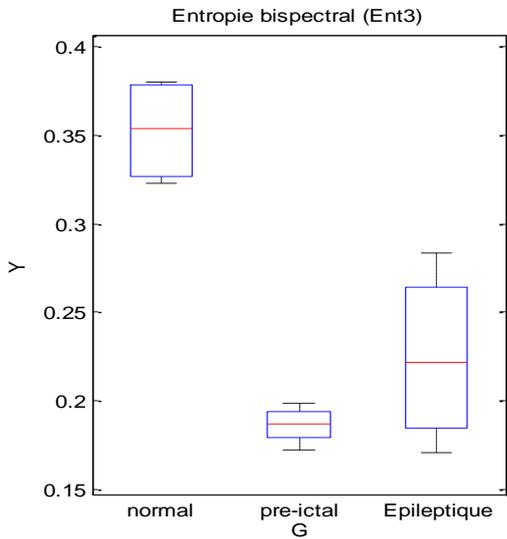
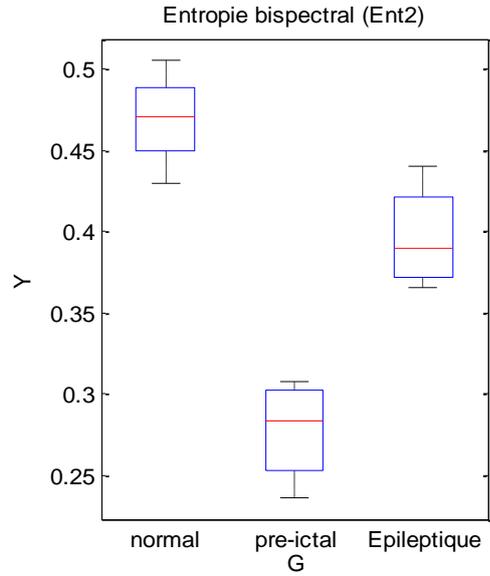
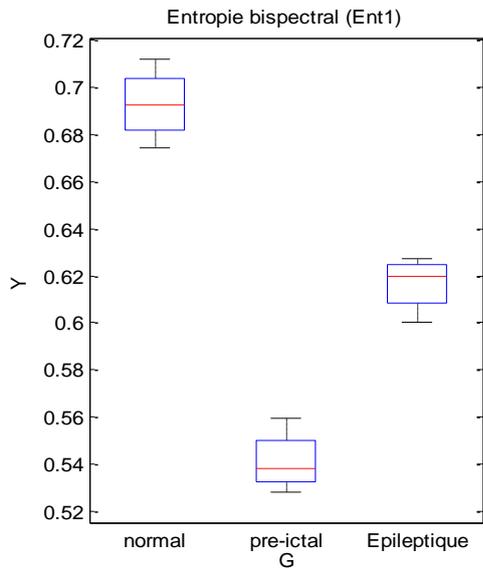
Tableau III.4: la moyenne, l'écart type, et le test d'ANOVA pour les différents paramètres.

A partir du tableau III.5, les centres pondérés du bispectre (w_c) donnent des valeurs très significatives, où des petites valeurs de p ont été trouvées ($p < 0,00001$), ce qui signifie que le centre pondéré a pu distinguer entre les différents cas sains et pathologiques. Une observation similaire peut être faite pour les deux paramètres (w_{c1} , w_{c2}) où les valeurs moyennes sont plus élevées dans les cas normaux et moins élevées pour les cas pré-ictaux et épileptiques. Ce qui prouve que la distribution et le nombre de pics est très important dans le cas normal. Et cela nous conduit à conclure que les signaux EEG normaux sont plus aléatoires, plus non stationnaires et plus compliqués, comparés aux signaux épileptiques qui sont moins aléatoires, et moins compliqués.

Paramètres		Normal	Pré-ictal	Epileptique	P
w_{c1}	Moyenne:	20.4520	6.4986	14.2268	<0.00001
	Ecart-type:	0.3417	0.3542	0.0333	
w_{c2}	Moyenne:	11.4030	3.5976	7.4847	<0.00001
	Ecart-type:	0.3225	0.2444	0.3739	

Tableau III.5: Centre pondérée w_{c1} et w_{c2} pour les cas normaux, pré-ictaux et épileptiques.

La figure III.14 illustre la représentation graphique des paramètres extraits à partir de l'analyse bispectrale liés aux valeurs des tableaux III.4 et III.5.



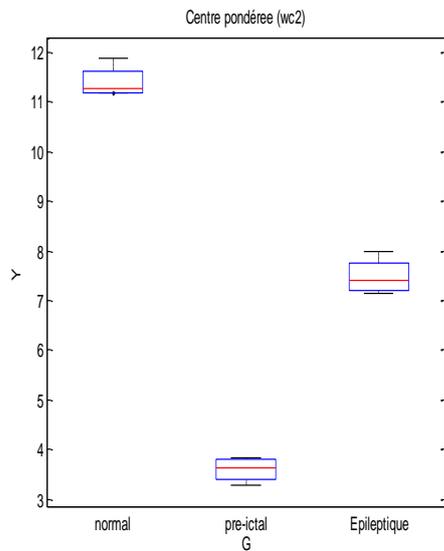


Figure III.14 : Représentation des différents paramètres en utilisant les boîtes à moustaches.

Le graphique des boîtes à moustaches de l'entropie bispectrale (Ent1) montre une différence significative entre les trois cas. On remarque clairement que la moyenne du cas normal présente des valeurs plus élevées par rapport aux cas pathologiques. La médiane est de 0.69 pour le cas normal, 0.54 pour le cas pré-ictal et 0.62 pour le cas épileptique. Les signaux normaux présentent des quartiles : q_1 égale à 0.685 et q_3 égale à 0.709, et ceux des signaux pré-ictals sont : q_1 égale à 0.535 et q_3 égale à 0.551, alors que le cas épileptique montre un q_1 égale à 0.61 et un q_3 égale à 0.623. Les valeurs de l'Ent1 se tiennent dans un écart interquartile de 0.0239 pour le cas normal, de 0.016 pour le cas pré-ictal, et de 0.013 pour le cas épileptique. Cela signifie que la distribution est symétrique pour les signaux normaux et plus dissymétrique dans le cas pathologique. Ainsi que l'entropie (Ent1) est réduite pour les signaux EEG pré-ictaux. Alors que les signaux EEG épileptiques ont une entropie encore plus réduite comparés aux cas normaux.

Une observation similaire peut être faite pour les Ent2 et Ent3, où les valeurs de l'entropie sont plus élevées pour les cas normaux comparés aux cas pré-ictaux, et moins élevée dans les cas épileptiques ; ce qui signifie que le signal normal est irrégulier et plus complexe que le cas pré-ictal. Alors que l'EntPh présente des valeurs plus complexes et irrégulières dans le cas normal et des valeurs moins complexes dans le cas épileptique, ce qui nous permet de conclure qu'il y a une diminution dans le changement de phase lors du passage du cas normal au cas épileptique.

Alors on peut conclure que pendant la crise, les signaux EEG sont plus réguliers et moins complexes comparé à la non activité épileptique. Cela signifie que les processus dynamiques de l'enregistrement d'EEG sont moins complexes pour les sujets épileptiques que pour les sujets normaux du fait que les systèmes biologiques deviennent

fonctionnellement déficients, cela est due à la morte des cellules nerveuses, et d'être résulté un hyper-synchrone neuronal qui est à la base des crises.

Dans le graphique des boites à moustaches de l'amplitude moyenne (mAmp), on ne peut pas différencier entre les valeurs de l'amplitude moyenne des cas normaux et pré-ictaux, tandis que le cas épileptique présente des valeurs plus élevées de l'amplitude du signal EEG. Ce qui signifie que les décharges électriques s'augmentent de façon brusque pendant la crise épileptique.

Le graphique des boites à moustaches des centres pondérés, montre une différence significative entre les trois cas étudiés. On remarque que la moyenne du cas normal présent des valeurs élevées du centre de bispectre (w_{c1}), tandis que dans le cas épileptique les valeurs de (w_{c1}) sont réduites, et elles sont encore plus réduites dans le cas pré-ictal. La médiane est de 20.9 pour le cas normal, 6.9 pour le cas pré-ictal et 14.9 pour le cas épileptique. Les valeurs de w_{c1} se tiennent dans un écart interquartile de 0.7 pour le cas normal, de 0.8 pour le cas pré-ictal, alors que pour le cas épileptique on ne peut pas mesurer cet écart interquartile. Cela signifie que la distribution des signaux des signaux EEG est symétrique pour les signaux normaux et pré-ictaux. Les même résultats sont obtenus pour le centre pondéré w_{c2} , mais la distribution de leur valeurs est dissymétrique pour les trois cas.

Ces résultats interprètent l'élévation des nombres de pics dans les signaux EEG normaux et cela rend ces signaux plus aléatoires et plus complexes comparés à l'activité épileptique qui possède un nombre de pics réduit ce qui signifie qu'elle présente un aspect moins aléatoire et moins complexe.

III.6 Évaluation des résultats :

Afin d'évaluer la méthode proposée, une un système d'intelligence artificiel a été utilisé en se basant sur le classifieur de l'arbre de décision DT (Decision Tree) afin d'identifier les cas normaux, pré-ictaux et épileptiques. La performance du classifieur est jugée par deux paramètres : La sensibilité (SE) et la spécificité (SP).

III.6.1 Arbre de décision (DT):

Une structure de données utilisée comme modèle pour la classification supervisée. On rappelle qu'un arbre binaire est un ensemble de *nœuds* ; de chaque nœud partent 1 ou 2 *branches*, vers le bas ; on appelle *feuille* un nœud dont ne part aucune branche [47]. C'est une méthode récursive basée sur diviser-pour-régner pour créer des sous-groupes (plus) purs (un sous-groupe est pur lorsque tous les éléments du sous-groupe appartiennent à la même classe) [48]. Des travaux antérieurs ont montré que la description et la généralisation des

données par ces règles, conduisent à une diminution importante de leur volume et à une meilleure compréhension.

Dans ce mémoire nous avons utilisé l'algorithme de CART (Classification And Regression Trees).

III.6.2 Algorithme de CART : Construction d'un arbre maximal :

Les points clés des algorithmes existants de construction d'arbre de décision sont les suivants :

- (i) décider si un nœud est terminal (feuille),
- (ii) sélectionner un test à associer à un nœud non terminal,
- (iii) affecter une classe à une feuille.

CART commence par construire un gros arbre T_{Max} . Le point crucial pour cette construction est de déterminer quelle question placer au niveau de chaque nœud. En plus CART ne connaît à l'avance ni le nombre de nœuds ni leur emplacement. CART commence par le premier nœud, ou racine, celui qui sera le plus haut dans l'arbre. Pour déterminer quelle question placer sur ce nœud, il pose *toutes les questions binaires possibles* à partir des variables d'entrée : par exemple, " $X1 < 30 ?$ " ; " $X2 < 79?$ ". Le nombre de questions est élevé mais fini, car le nombre de données est fini. Chaque question produit donc deux sous-ensembles, qui partitionnent la base de données : celui pour lequel la réponse à la question est oui, et celui pour lequel la réponse est non. Ils correspondent à deux nœuds [47].

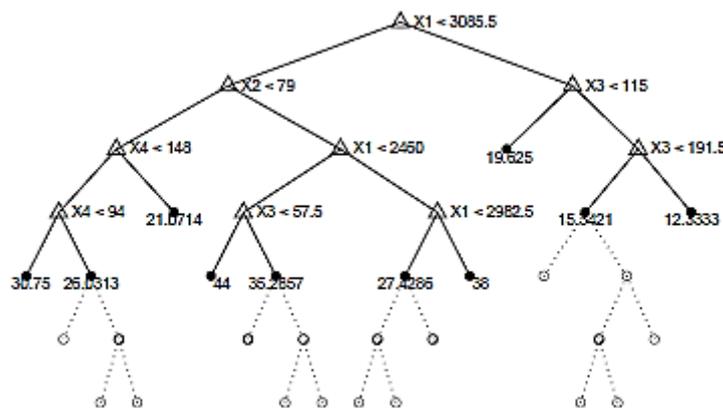


Figure III.15: arbre de décision.

Pour chaque question, CART calcule la partition associée : il obtient ainsi différentes partitions de la base de données ; il lui faut choisir l'une d'elles. De chaque partition associée à une question, CART identifie ensuite la partition d'hétérogénéité minimale dans les deux

nœuds : c'est cette partition qui classe le mieux les données, puisque celles-ci sont regroupées de la façon la plus homogène possible dans chaque nœud. On peut remarquer qu'en subdivisant, on diminue effectivement l'hétérogénéité.

Une fois ceci effectué pour le premier nœud, on peut recommencer avec les deux nouveaux nœuds obtenus : chacun correspond en effet à un nouvel ensemble de données.

A ce stade, CART a donc obtenu un arbre maximal, noté T_{Max} . Qui plus est, T_{Max} est un candidat intéressant comme un "bon" estimateur : en effet, on a à chaque étape essayé de trier les données au mieux.

III.6.3 Caractérisation des signaux EEG :

En termes de normal, pré-ictal, et épileptique, l'analyse des signaux EEG permet de détecter, et prévoir de l'occurrence des crises épileptiques.

En exploitant les caractéristiques extraites des signaux. L'utilité d'extraction de ces caractéristiques est de mieux guider les neurologues lors de leur diagnostic, afin d'établir le cadre de détection précoce de l'épilepsie.

Nous avons utilisé 7 descripteurs nommés : l'entropie bispectrale (Ent1), entropie bispectrale carrée (Ent2), cubique (Ent3), et l'entropie bispectrale de phase (EntPh), ainsi que l'amplitude bispectrale moyenne (mAmp), les centres pondérés du bispectre (w_{c1} , w_{c2}).

L'objectif de cette application est de classer les signaux EEG comme étant des signaux normaux, pré-ictaux, ou épileptiques. On fait appel à la classification supervisée. Elle consiste à affecter à chaque zone extraite contenue dans le signal une classe. Ce type de classification nécessite deux bases, une pour l'apprentissage et une autre pour le test, la répartition entre ces deux bases doit être faite expérimentalement.

III.6.3.a Phase d'apprentissage :

Elle représente 2/3 de notre base, la nécessité de la phase d'apprentissage sert à ajuster les paramètres du classifieur en minimisant l'écart entre la sortie du modèle et les mesures faites sur les exemples d'apprentissage. Cette tâche d'apprentissage nécessite une optimisation de la fonction de coût d'où la définition de cette dernière est primordiale, Afin de maximiser le taux de reconnaissance ou de minimiser l'erreur.

III.6.3.b Phase de test :

Cette phase doit permettre l'affectation d'un nouvel objet à l'une des classes, au moyen d'une règle de décision intégrant les résultats de la phase d'apprentissage, afin de s'assurer la fiabilité du classifieur sur différents plans : Le taux de classification ou de

reconnaissance, le taux d'erreurs, la sensibilité et la spécificité (la fiabilité des résultats dépend de la performance du classifieur).

Pour évaluer les performances de notre classifieur (DT), nous déterminons le taux de sensibilité (Se), spécificité (Sp) et taux de classification (CC). Ces paramètres combinent entre les vrais positifs et les faux positifs. Ils sont définis comme suit [49] :

$$se = \frac{VP}{VP+FN} \tag{III.1}$$

$$sp = \frac{VN}{VN+FP} \tag{III.2}$$

$$CC = 100 \times \frac{VP+VN}{VP+VN+FP+FN} \tag{III.3}$$

- VP (Vrai Positif) : est le nombre des signaux EEG pathologiques qui sont classées dans le cas épileptique.
- FP (Faux Positif) : est le nombre des signaux EEG normaux qui sont classées dans le cas épileptique.
- VN (Vrai Négatif) : est le nombre des signaux EEG normaux qui sont classées dans le cas normal.
- FN (Faux Négatif) : est le nombre des signaux EEG pathologiques qui sont classées dans le cas normal.

		Classe prévue	
		Epileptique	Normal
Connaître la classe des échantillons d'entrée de test	Epileptique	Vrai Positif (VP)	Faux Négatif (FN)
	Normal	Faux Positif (FP)	Vrai Négatif (VN)

Tableau III.6 : Tableau de prédiction.

III.6.4 Les résultats obtenus :

Dans cette étape nous avons utilisé une banque de données de 90 signaux EEG (normaux, pré-ictaux, épileptiques). La répartition de l'échantillon entre les deux phases se fait aléatoirement sur la banque de données pour chacune des 02 phases (2/3 pour la phase d'apprentissage et 1/3 pour la phase de test). Dans notre cas, nous cherchons à apprendre le modèle à classifieur les signaux EEG (normaux, pré-ictaux, épileptiques) à partir des valeurs fournis à son entrée.

Ces valeurs sont présentés sous forme de paramètre (éléments du vecteur d'entrée), La sortie du modèle est la permittivité relative qui correspondre trois classes à savoir (1: normal, 2: pré-ictal, 3: épileptique), nous avons obtenu les performances indiqués dans le tableau III.7 :

CC	Sensibilité	Spécificité
95%	98%	95%

Tableau III.7 : Classification par l'arbre de décision (DT).

L'évaluation des performances du classifieur est estimée par le taux de classification, la sensibilité et la spécificité.

Le classifieur DT a donné des meilleures performances particulièrement dans la reconnaissance des cas épileptiques où une sensibilité de 98% a été atteinte (tableau III.7).

Les résultats obtenus sont très satisfaisants ce qui montre la puissance et l'efficacité de notre algorithme.

III.7 Conclusion :

Le signal EEG obtenu à partir du cerveau humain a fourni des informations neurologiques de comportement de ce dernier.

Dans ce travail, nous avons implémenté et mettre en œuvre l'algorithme de l'analyse bispectrale, afin de faire une détection précoce d'épilepsie ; dont lequel trois groupes des signaux EEG ont été utilisés; des signaux qui représentent des cas normaux, des cas pré-ictaux, et des cas épileptiques. Les résultats obtenus sont très satisfaisants et montrent une prédominance des ondes delta dans les cas pré-ictaux indiquant que la crise se déclenche pendant le sommeil profond, et une prédominance des ondes delta, thêta et bêta pendant la crise indiquant une perte de conscience avec des convulsions, alors que les cas normaux, une prédominance des ondes bêta a été trouvée dans le groupe A qui représente l'état de veille avec les yeux ouverts, et une prédominance des ondes alpha et bêta dans le groupe B qui représente l'état de veille calme.

Les paramètres extraits de l'analyse bispectrale donnent des valeurs très significatives, ce qui signifie que ces paramètres ont pu distinguer entre les différents cas sains et pathologiques. Les résultats montrent une entropie (Ent1, Ent2, EntPh) et un centre du bispectre (wc) réduite des signaux EEG épileptiques comparés aux cas normaux. Alors on peut conclure que pendant la crise, les signaux EEG sont plus réguliers et moins

complexes comparés à la non activité épileptique. Ce qui signifie que le comportement électro-physiologique du cerveau a diminué pendant la crise épileptique.

Ces caractéristiques de SOS ont été présentées à l'entrée du classifieur de l'arbre de décision (DT) pour l'identification des différents cas mentaux : normal, pré-ictal, épileptique. Dont lequel nous avons évalué leur performances à l'aide de trois critères à savoir : le taux de classification, la sensibilité et la spécificité. Les résultats obtenus ont été prometteurs avec un taux de classification de 95%, une sensibilité et une spécificité de 98%, 95% respectivement.

Conclusion générale et perspectives

Le signal électroencéphalogramme (EEG) a un intérêt fondamental dans le cadre du diagnostic précoce de l'épilepsie. Cette technique est la principale méthode qui fournit des informations en temps réel sur l'activité électro-physiologique des structures cérébrales et par conséquent sur l'activité épileptique, c'est-à-dire sur les décharges produites lors de crises épileptiques. L'analyse des enregistrements EEG fait partie de la démarche diagnostique des médecins et permet de définir le traitement le plus adapté au patient. Cependant, cette analyse (visuelle ou automatique) est souvent très difficile, car les signaux EEG sont fortement non linéaires, dynamiques et non stationnaires.

Les chercheurs dans le domaine du signal se focalisent sur les étapes de l'analyse fréquentielle et temporelle et de caractérisation afin d'améliorer le résultat de classification des signaux EEG en : cas normal, pré-ictal, épileptique. Un état de l'art détaillé concernant les parties de l'analyse spectrale et caractérisation des signaux EEG a été présenté dans l'introduction générale.

L'étude que nous abordons dans le cadre de ce mémoire porte sur le traitement de signal EEG à travers l'analyse bispectrale et l'extraction de certains paramètres, ensuite une évaluation des résultats obtenus en utilisant deux types de classifieurs ; un est statistique (test d'ANOVA), et l'autre est supervisé (l'arbre de décision DT).

Dans l'étape de caractérisation, l'algorithme de bispectre a été développé. Il permet d'extraire des paramètres représentatifs de chaque trois groupe des signaux EEG (normal, pré-ictal, épileptique), et fournit un schéma puissant pour l'aide au diagnostic. Au contraire du spectre de puissance, le bispectre préserve l'information de phase. Cette propriété rend ce dernier un outil plus utile pour analyser les interactions quadratiques non linéaires entre les différentes composantes fréquentielles d'un signal. Nous avons observé que de telles interactions se produisent entre les différentes composantes fréquentielles dans les trois groupes des signaux EEG. Les résultats obtenus sont très satisfaisants et montrent une prédominance des ondes delta dans les cas pré-ictaux indiquant que la crise se déclenche

pendant le sommeil profond, ou pendant d'anesthésie dans notre cas, et une prédominance des ondes delta, thêta et bêta pendant la crise indiquant une perte de conscience avec des convulsions. Alors que dans les cas normaux, une prédominance des ondes bêta a été trouvée dans le groupe A qui représente l'état de veille avec les yeux ouverts, et une prédominance des ondes alpha et bêta dans le groupe B qui représente l'état de veille calme. Ce bispectre est en quelque sorte plus facile à interpréter que les spectres de puissance dans lequel les pics, les fréquences d'intérêt et la relation entre eux doivent être identifiés. Une personne qui n'est pas familier avec le traitement du signal, comme cela est le cas avec les médecins, requiers facile à interpréter ces tracés pour le diagnostic. Ils sont également mieux que les tracés du domaine temporel dans le sens où ils peuvent être plus faciles de comparer sur l'écran d'un ordinateur avec une référence et d'exprimer d'eux-mêmes mieux par l'utilisation des couleurs qui représentent la variation relative de l'amplitude du bispectre. L'analyse des paramètres du spectre d'ordre supérieur (SOS) par le test d'ANOVA montre des valeurs très réduites dans l'entropie (Ent_1 , Ent_2 , Ent_{Ph}) et le centre (w_c) du bispectre. Ceci nous conduit à conclure que pendant la crise, les signaux EEG sont plus réguliers et moins complexes comparé à la non activité épileptique. Dans ce travail, ils servent à donner une certaine indication que les classifieurs peuvent être formé par des paramètres à base de l'analyse d'ordre supérieur (SOS) pour effectuer la classification automatisée.

Les outils de l'intelligence artificielle, tels que le classifieur de l'arbre de décision (DT) a été utilisés pour identifier la classe de la maladie, étant donné certains paramètres du signal d'entrée. La précision de ce classifieur dépend de la rigueur de l'apprentissage dispensée; et, par conséquent, la décision du classificateur, si utile dans le diagnostic, ne peut pas être considérée comme fiable à 100%. Dans ce travail, nous avons utilisé le classifieur DT qui a été en mesure d'identifier automatiquement les signaux EEG : normaux, pré-ictaux et épileptiques acquis de cinq patients pour chaque groupe. Les résultats obtenus ont montré que la méthode proposée peut être considérée comme un outil efficace pour la classification des séries à un taux de classification correct de 95%, avec une sensibilité et une spécificité de 98% et 95% respectivement.

Pour le test d'ANOVA, toute fois et compte tenu des cas pré-ictaux, il rend une difficulté de les classer correctement.

Il est alors judicieux, dans des travaux futures de comprendre une recherche plus approfondie des caractéristiques dérivées de SOS. Par exemple, les pointes inter-ictales peuvent survenir chez un patient, même si aucune crise d'épilepsie ne se produit réellement.

D'autre part, plusieurs signaux physiologiques sont des signaux multicanaux. Ce mémoire explore principalement un seul canal de données. Le travail peut être étendu à inter-bispectre et inter-bicohérence pour les signaux EEG à différents canaux afin d'étudier l'éventuelle corrélation existante entre deux signaux. Ainsi pour étudier le problème de synchronisation des deux signaux issus des deux hémisphères cérébraux.

À l'ère du numérique, même les « drogues » deviennent virtuelles. En écoutant de la musique, ou plus exactement des battements « binauraux », des sons identiques avec une fréquence différente dans chaque oreille. Ces sonorités, diffusées dans un casque stéréo pendant une vingtaine de minutes, seraient capables de modifier l'activité du cerveau. Alors il est possible, dans des travaux futures d'appliquer l'analyse bispectrale sur tels signaux EEG.

Références bibliographiques:

- [1] Beatty, Jackson. (2001). *The Human Brain: Essential of Behavioral Neuroscience*. Thousand Oaks, California; London: Sage Publications, Inc.
- [2] Anatomical Description of the Human Head <http://alexandria.tue.nl/repository/books/642185.pdf>
- [3] KOLB, B. et WHISHAW, I. (2002). *Cerveau et comportement*. De Boeck Universite.
- [4] WESTEN, D. et GARITTE, C. (2000). *Psychologie : Pensée, cerveau et culture*. De Boeck Universite.
- [5] AMICUS-VISUAL-SOLUTIONS (2009). Lobes of the brain. http://www.amicusvisualsolutions.com/cgi-bin/reference.cgi?topic=0711093_BrainLobes.
- [6] <https://fr.wikipedia.org/wiki/Prosencéphale>.
- [7] Michaël Lamy. *Modélisation mécanique du cerveau de rat : Application au traumatisme cérébral*. Thèse de doctorat. Institut de Mécanique des Fluides et des Solides, CNRS-FRE 3240, Strasbourg. 2011.p21-24
- [8] https://fr.wikipedia.org/wiki/Système_limbique
- [9] <https://fr.wikipedia.org/wiki/Mésencéphale>.
- [10] WILLIAMS, R.W. et HERRUP, K. (1988). The control of neuron number. *Annual Review of Neuroscienc*, 11:423–453.
- [11] Rebeca Romo-Vazquez. Contribution à la détection et à l'analyse des signaux EEG épileptiques: débruitage et séparation de sources. Traitement du signal et de l'image. Thèse de doctorat. Institut National Polytechnique de Lorraine - INPL, 2010.p 7-14.
- [12] EATING-DISORDER-INSTITUTE(2009). Eating disorder. <http://www.eatingdisorder-institute.com/?tag=neuroplasticity>
- [13] ADAM, C., ARZIMANOGLU, M., ans BAULAC, A., BENDRIEM, B., BIRABEN, A., CHIRON, C., DUPONT, S., HIRSCH, E., MARESCAUX, C., SEMAH, F. *et al.* (2000). *Epilepsies, de la clinique aux examens complémentaires : les méthodes (Tome 1)*. Expressions santé éditions.
- [14] NUNEZ, P. et SRINIVASAN, R. (2006). *Electric fields of the brain: the neurophysics of EEG*. Oxford University Press, USA.
- [15] Organisation mondiale de la santé, [cité mai 2015]. <http://www.who.int/fr/>.
- [16] Fondation française pour la recherche sur l'épilepsie. [cité 14 sept 2014]. [http://www.fondation-epilepsie.fr/index.php?option=com_content&view=article &id=115:qui-est-concerne- &catid=41:cat-quest-ce-que-l-epilepsie &Itemid=104](http://www.fondation-epilepsie.fr/index.php?option=com_content&view=article&id=115:qui-est-concerne-&catid=41:cat-quest-ce-que-l-epilepsie&Itemid=104).
- [17] Singh, Anuradha. (2006). 100 questions & answers about epilepsy. Sudbury, Mass: Jones and Bartlett Publishers.

- [18] Ligue Française contre l'Epilepsie. http://www.lfce.fr/faq/Quels-sont-les-signes-observés-au-cours-des-crisés-épileptiques-et-a-quoi-correspondent-ils_fq7097.html
- [19] Hugo Velez-Perez. *Localisation et caractérisation du déroulement de la crise d'épilepsie temporale*. Sciences de l'ingénieur [physics]. Thèse de doctorat. Institut National Polytechnique de Lorraine - INPL, 2010. P9.
- [20] Benoît Lucas. *Le patient épileptique à l'officine*. Thèse de doctorat. Université de Nantes faculté de pharmacie. 2014. p29-30.
- [21] <http://www.epilepsymatters.com/french/faqtypes.html>
- [22] http://www.doctissimo.fr/html/sante/encyclopedie/sa_986.htm
- [23] VESPIGNANI, H. (1998). *L'EEG de la technique à la clinique*. Novartis, p42- 45.
- [24] W. J. FREEMAN : *The physiology of perception*. Sci Am, 264(2):78-85, Feb 1991.
- [25] F. CRICK et C. KOCH : *Towards a neurobiological theory of consciousness*. Seminars in the Neurosciences, 2:263-275, 1990.
- [26] S. ZEKI : *The visual image in mind and brain*. Sci Am, 267(3):68-76, Sep 1992.
- [27] A. ENGEL et W. SINGER : *Temporal binding and the neural correlates of sensory awareness*. Trends CognSci, 5(1):16-25, Jan 2001.
- [28] JASPER, H. (1958). The ten-twenty electrode system of the International Federation for Electroencephalography. *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, 10:371–375.
- [29] BOURIEN, J. (2003). *Analyse de distributions spatio-temporelles de transitoires dans des signaux vectoriels. Application à la détection-classification d'activités paroxystiques intercritiques dans des observations EEG*. Thèse de doctorat, Université Rennes 1, France.
- [30] KASTLER, B., VETTER, D., PATAY, Z. et GERMAIN, P. (2006). *Comprendre l'IRM: manuel d'auto-apprentissage*. Elsevier Masson.
- [31] SEMAH, F. (2007). La TEP et la TEMP pour l'étude des épilepsies. *Médecine nucléaire*, 31(6):329–336.
- [32] M. Arnaud MASSON. “*UTILISATION DE TESTS BASES SUR DES STATISTIQUES D'ORDRE SUPERIEUR DANS L'ETUDE DE SERIES TEMPORELLES APPLICATIONS AUX PLASMAS SPATIAUX* “. Thèse de doctorat. Université de paris6. 2001. p14.
- [33] Jean-Louis Lacoume, Pierre-Olivier Amblard, Pierre Comon. *Statistiques d'ordre supérieur pour le traitement du signal*. MASSON, 1997. p142. <hal-00169460>.
- [34] lpnhe.in2p3.fr/spip.php?action=accéder_document&arg=2365&cle=ef7baa2d54e1f67ed34f84092daa1ea0940e3fa6&file=pdf/cours_signal_2013.
- [35] D. R. BRILLINGER, *Time Series, Data Analysis and Theory*, Holden-Day, 1981.
- [36] H. CRAMER, *Mathematical methods of statistics*, Princeton University, 1946.
- [37] Chua, Kuang C. and Chandran, Vinod and Acharya, Rajendra and Lim, C. M. (2007) Higher Order Spectral (HOS) Analysis Of Epileptic EEG Signals. In *Proceedings 29th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, 2007. (EMBS 2007)*, Lyon, France. p3.

- [38] K. C. CHUA, V. CHANDRAN, U. R. ACHARYA and C. M. LIM, Cardiac stadiagnosis using higher order spectra of heart rate variability, *Journal of Medical Engineering& Technology*, Vol. 32, No. 2, March/April 2008, 145 – 155.
- [39] B. Yettou Nour El Houda, « *MODÉLISATION PARAMÉTRIQUE ET NON PARAMÉTRIQUE EN VUE DE L'IDENTIFICATION DE SYSTÈME CARDIAQUE* ». Thèse de doctorat. Université de Tlemcen, Faculté de Technologie. 2015
- [40] Nikias C.L, Rughuveer M. R., “Bispectrum estimation: A digital signal processing framework”, *Proc. IEEE*, 75 pp. 869-890, 1987.
- [41] <http://www.icarweb.fr/IMG/pdf/7-05.pdf>
- [42] http://www.uic.edu.hk/~kentsang/fyp2014/EEG_entropy_algorithm.pdf.
- [43] Zhang J, Zheng C, Jiang D, *et al.* Bispectrum analysis of focal ischemic cerebral EEG signal, In: *Proceedings of the 20th annual international conference of the IEEE Eng Med Bio Soc 1998*; 20: 2023-26.
- [44] EEG time series Database, “<http://www.meb.unibonn.de/epileptologie/science/physik/eegdata>”.
- [45] Ralph G. Andrzejak, Klaus Lehnertz, Florian Mormann, *et al.* *Indications of nonlinear deterministic and finite-dimensional structures in time series of brain electrical activity: Dependence on recording region and brain state.* *PHYSICAL REVIEW E*, VOLUME 64, 061907.
- [46] <http://fondationsommeil.com/epilepsie-liee-au-sommeil/>
- [47] https://www.math.ens.fr/enseignement/telecharger_fichier.php?fichier=498
- [48] Anis Ismail. *Communautés dans les réseaux sémantiques pairs-à-pairs*. Thèse de doctorat. Université de la Méditerranée Aix-Marseille II, 2010.
- [49] N.HAMDAN, M.Himmi, I.Hadjidj, A.Chikh, Classification neuronale des masses mammaires, *The Biomedical Engineering International Conference BIOMEIC'14*, Tlemcen, 2014.
- [50] Abdulhamit Subasi, Selection of optimal AR spectral estimation method for EEG signals using Cramer-Rao bound, *Computers in Biology and Medicine*, 37, (2007), 183 – 194.
- [51] O. Faust, R.U. Acharya, A.R. Allen, C.M.Lin, (2008), Analysis of EEG signals during epileptic and alcoholic states using AR modeling techniques, *ITBM-RBM*, 29, 44 – 52.
- [52] M. G. SAUNDERS : Amplitude probability density studies on alpha and alpha like patterns. *Electroencephalogr Clin Neurophysiol*, 15:761–767, Oct 1963.
- [53] J. C AMPBELL, E. B OWER, S. J. DWYER et G. V. L ADO : On the sufficiency of autocorrelation functions as eeg descriptors. *IEEE Trans. Bio-Med. Eng.*, BME-14:49–52, 1967.
- [54] R. ELUL : Gaussian behavior of the electroencephalogram : changes during performance of mental task. *Science*, 164(877):328–331, Apr 1969.