
Table des matières

Chapitre1 : DU CERVEAU A L'ACTIVITE CEREBRALE	3
1.1.Introduction	3
1.2.Le cerveau	4
1.2.1. Morphologie externe du cerveau	4
1.2.2. Morphologie interne du cerveau	5
1.2.3. Anatomie fonctionnelle	8
1.3.Activité électrique du cerveau	11
1.3.1. Les synapses	11
1.3.2. Structure de la synapse	12
1.3.3. Le potentiel de repos et le potentiel d'action	12
1.3.4. Emission du message nerveux	14
1.3.5. Signalisation neuronale	15
1.4..Conclusion	18
Chapitre2 : L'ELECTROENCEPHALOGRAMME	19
2.1.Introduction	20
2.2.Principe de l'électroencéphalogramme	20
2.3.L'EEG de surface et l'EEG de profondeur	21
2.4.Notions biophysiques	21
2.5.Modélisation dipolaire de l'activité corticale.	23

2.6.Enregistrement du potentiel d'action	24
2.7.Synchronisation neuronale	26
2.8.Les rythmes corticaux	27
2.8.1. Les ondes Gamma	28
2.8.2. Les ondes Beta	28
2.8.3. Les ondes Alpha	29
2.8.4. Les ondes Thêta	29
2.8.5. Les ondes Delta.	29
2.8.6. Explication des rythmes corticaux	30
2.9.Montage et procédure d'enregistrement	31
2.9.1. Electrodes et système de placement	31
2.9.2. Montage et électrode de référence.	33
2.9.3. Matériel d'acquisition	35
2.10. Conclusion.	36

Chapitre3 : OUTILS MATHÉMATIQUES ET STATISTIQUES- ETAT DE L'ART .37

3.1.Introduction	38
3.2.Discipline de traitement de signal.	38
3.2.1. Le signal	38
3.2.2. Place de la discipline	38
3.2.3. Structure d'une chaîne de traitement	39
3.2.4. Signal continu	40
3.2.5. Signal à temps discret.	40
3.2.6. Echantillonnage	40
3.2.7. Théorème de Shannon et phénomène de repliement	41
3.3.Décomposition de signal en série de Fourier	42
3.4.Transformée de Fourier	43
3.4.1. Fréquence discrète	43
3.4.2. Transformée de Fourier Discrète (TFD)	44
3.4.3. Transformée de Fourier Rapide. (FFT)	46

3.4.4. Algorithme de la FFT	47
3.5. Analyse temps -fréquence	49
3.5.1. Transformée de Fourier à Court Terme.	49
3.6. Analyse en Composantes Principales	50
3.6.1. Présentation de la méthode A.C.P	50
3.6.2. Principe de l'A.C.P.	51
3.6.3. Algorithme de l'A.C.P	54
3.5. Conclusion	57
Chapitre4 : ANALYSE ET TRAITEMENT DES SIGNAUX EEG	58
4.1. Introduction	59
4.2. Nature des signaux de l'Electrencéphalographie	59
4.3. Travaux reliés-Etat de l'art	60
4.3.1. Extraction automatique des caractéristiques en utilisant une programmation génétique	60
4.3.2. Modèle de sources	63
4.3.3. Analyse de spectre de puissance de l'EEG	64
4.3.4. L'Analyse de la quantification de récurrence pour l'évaluation de la profondeur de l'anesthésie	65
4.4. Motivations	66
4.5. Approche proposée	66
4.5.1. Prétraitement	68
4.5.2. Traitement et analyse des signaux EEG.	72
4.5.3. Quantification	77
4.5.4. Sauvegarde des résultats	79
4.5.5. Comparaison et classification	80
4.6. Conclusion	81
Chapitre5: IMPLEMENTATION ET RESULTATS	82
5.1. Introduction	83

5.2.Présentation de l'environnement Matlab.	83
5.3.Présentation de l'application	83
5.3.1. Description des données EEG testées par l'application	83
5.3.2. Interface de l'application	84
5.4.Déroulement de l'application	85
5.4.1. Prétraitement	85
5.4.2. Traitement	87
5.4.3. Quantification	94
5.4.4. Sauvegarde des résultats	98
5.4.5. Etude comparative	98
Conclusion et perspectives.	104
Bibliographie	106

Table des figures

1.1	Lobes du cerveau	5
1.2	Le neurone	6
1.3	Types de cellules nerveuses du cortex	7
1.4	Organisation du cortex en colonnes	8
1.5	Aires corticales	9
1.6	Aires motrices	10
1.7	La synapse	12
1.8	Potentiel de repos et potentiel d'action	13
1.9	Le milieu intra et extra cellulaire	13
1.10	Réception, intégration et transmission d'un signal	14
1.11	Structure d'une synapse	15
1.12	Déclenchement d'un potentiel post-synaptique	17
2.1	Enregistrement d'un signal EEG	20
2.2	Lignes d'iso-courant -Lignes d'iso-potentiels	22
2.3	Champs électriques et notion de dipôle	23
2.4	Activité corticale	23
2.5	Champs électriques générés par les courants synaptiques.	24
2.6	Enregistrement de courant électrique généré par un neurone	25
2.7	Origine des rythmes synchrones	27
2.8	Bande Gamma	28
2.9	Rythme Beta	28
2.10	Onde Alpha	29
2.11	Ondes Thêta	29
2.12	Ondes Delta	30
2.13	Bonnet et électrodes EEG	31
2.14	Système standard international de placement des électrodes	32
2.15	Montage Mono-polaire	34
2.16	Montage Bi-polaire	34
2.17	Système d'acquisition EEG	35
3.1	Schéma de la chaîne de traitement d'un signal	39

3.2	Echantillonnage d'un signal analogique $x(t)$	41
3.3	Aliasing Problème.	41
3.4	Echantillonnage avec une grande fréquence	42
3.5	Exemple de passage du domaine temporel au domaine fréquentiel	44
4.1	Schéma de l'approche proposée.	67
4.2	Processus du prétraitement	68
4.3	Résultat du Prétraitement	71
4.4	Processus de traitement du signal EEG	72
4.5	Segmentation du signal EEG	73
4.6	Décomposition en ondes sinusoïdales	74
4.7	Application de la Transformée de Fourier Rapide	75
4.8	Analyse Temps/Fréquence	76
4.9	Différentes quantifications obtenues	79
4.10	Aperçu du résultat de la comparaison	80
5.1	Schéma de la tâche	84
5.2	Prototype de l'interface.	85
5.3	localisation des 32 électrodes.	86
5.4	les 8 premiers points d'enregistrements sur 30504 points, à partir des 32 électrodes.	87
5.5	Schéma de procédures du programme.	88
5.6	Matrice de données EEG (Data.EEG).	88
5.7	Résultat de la Fonction Tracé.	89
5.8	Normalisation de la matrice Data.EEG.	89
5.9	Principe de la segmentation.	90
5.10	Résultat de la fonction « Visualiser »	91
5.11	Aperçu du résultat de l'application de la FFT.	92
5.12	Résultat de la transformée de Fourier.	93
5.13	Spectrogramme de l'électrode n°5 du 8 ^{ème} segment.	93
5.14	Schéma de l'application.	94
5.15	Les magnitudes des fréquences pour la 3 ^{ème} électrode du 8 ^{ème} segment.	95
5.16	Phases pour la 3 ^{ème} électrode du 8 ^{ème} segment.	95
5.17	La quantification des rythmes corticaux pour l'électrode F3 du 8 ^{ème} segment selon leurs magnitudes moyennes.	96
5.18	localisation des résultats obtenus- il s'agit de l'électrode F3 de la partie Frontale gauche.	97
5.19	la quantification des rythmes corticaux pour le 5 ^{ème} segment selon sa magnitude moyenne.	97
5.20	La quantification des rythmes corticaux pour le signal EEG.	98
5.21	Résultat de l'étude comparative des différents EEG.	102
5.21	Résultat de l'étude comparative des différents EEG -Affichage 3D-	103

Liste des tableaux

3.1 Tableau de données	51
4.1 Différents rythmes corticaux	77
4.2 Quantification pour un Signal EEG.	78
5.1 Quantification des rythmes corticaux selon leurs magnitudes et phases moyennes pour l'électrode référence F3 (Frontal Gauche n°3) du le segment numéro 8	96
5.2 Quantification des rythmes corticaux selon leurs magnitudes et phases moyennes pour le segment numéro 5	97
5.3 Quantification des rythmes corticaux selon leurs magnitudes moyennes pour le signal EEG complet	98
5.4 Tableau de données pour l'ACP	100

Introduction Générale

Le cerveau humain est constitué d'environ cent milliards de neurones capables d'établir chacun jusqu'à dix mille connexions. Le nombre de connexions potentielles est donc astronomique, environ un million de milliards. Ce gigantesque réseau est le support de l'activité cérébrale qui régit l'ensemble du fonctionnement du corps humain. En effet, les activités humaines telles que la perception, la mémorisation, le contrôle du fonctionnement de l'organisme, font intervenir différentes zones cérébrales. Une manifestation de l'activité de ces zones est l'apparition d'un courant électrique membranaire dans les cellules nerveuses. Cette activité électrique neuronale du cerveau produit une oscillation électromagnétique mesurable grâce à l'électro-encéphalogramme (EEG).

Depuis les premiers enregistrements réalisés en 1929, l'EEG est devenu l'un des plus importants outils de diagnostic en neurophysiologie clinique, mais jusqu'à présent, l'analyse EEG repose encore sur l'analyse visuelle. Du fait que l'analyse visuelle est très subjective et ne permet guère une analyse approfondie, plusieurs méthodes ont été proposées afin d'analyser et de traiter l'information portée par l'EEG. Parmi celles-ci, la Transformée de Fourier est apparue comme un outil très puissant capable de caractériser les composantes fréquentielles des signaux EEG, atteignant même une importance diagnostique.

Dans ce travail, on décrit notre approche qui consiste en une analyse quantitative des signaux EEG en utilisant la méthode de la Transformée de Fourier, puis l'application de l'analyse en composantes principales pour la comparaison des résultats de différents signaux EEG.

Notre thèse est organisée en cinq chapitres. Nous dressons dans le chapitre 1 un état de l'art sur le fonctionnement cérébral en décrivant la cartographie du cerveau ainsi que l'activité électrique qui se déclenche dans les différents réseaux de neurones qui le composent.

Dans le chapitre 2 nous décrivons le principe de l'électroencéphalogramme, l'enregistrement extracellulaire, les différents rythmes corticaux, puis nous évoquerons l'EEG en pratique en évoquant le matériel d'acquisition ainsi que le montage des électrodes.

Le chapitre 3 est un état de l'art sur les différents outils mathématiques et statistiques utilisés dans notre approche. Nous aborderons à travers ce chapitre la transformée de Fourier Discrète, puis la Transformée de Fourier Rapide que nous avons utilisé pour l'analyse spectrale et enfin la transformée de Fourier Courte par laquelle nous avons obtenu une analyse en temps et en fréquence. En fin de ce chapitre, nous décrirons la méthode de l'Analyse en Composantes Principales, sur laquelle s'est porté notre choix pour comparer les différents EEG.

Afin de faire une analyse quantitative du signal EEG pour le caractériser et faciliter l'interprétation de ses tracés, l'approche proposée sera décrite à travers le chapitre 4, notre approche commence par analyser le signal EEG d'un sujet qui servira de référence. Sur ce signal EEG, seront appliquées quelques méthodes du traitement de signal, pour une analyse fréquentielle. Différents paramètres seront calculés tels que la magnitude et la phase, puis une quantification pour les différents rythmes corticaux (Delta, Thêta, Alpha, Beta, Gamma).

Pour l'étude comparative, un deuxième EEG suit les mêmes traitements et analyses que ceux appliqués sur l'EEG de référence, puis une comparaison basée sur l'Analyse en Composantes Principales sera utilisée pour déduire le niveau de similarité entre les deux EEG.

L'approche proposée a été implémentée et une simulation a été lancée dans le but d'interpréter les différents résultats obtenus, le chapitre 5 sera consacré à la description de l'application développée, puis l'interprétation des différents résultats.

CHAPITRE 1

DU CERVEAU A L'ACTIVITE CEREBRALE

Sommaire

1.1. Introduction	3
1.2. Le cerveau	4
1.2.1. Morphologie externe du cerveau	4
1.2.2. Morphologie interne du cerveau	5
1.2.2.1. Le cortex cérébral	5
1.2.2.2. Le cortex à la microscopie	6
1.2.2.3. Organisation du cortex en colonnes	7
1.2.3. Anatomie fonctionnelle	8
1.3. Activité électrique du cerveau	11
1.3.1. Les synapses	11
1.3.2. Structure de la synapse	12
1.3.3. Le potentiel de repos et le potentiel d'action	12
1.3.4. Emission du message nerveux	14
1.3.5. Signalisation neuronale	15
1.3.5.1. Signalisation chimique	15
1.3.5.2. Signalisation électrique	16
1.4. Conclusion	18

1.1 Introduction

A l'intérieur de notre crâne, pesant à peu près 1,5 kg, se trouve un organe étonnant constitué de milliards de petites cellules. Il nous permet de sentir le monde qui nous entoure, de penser et de parler. Le cerveau

humain est l'organe le plus complexe du corps, et probablement la "chose" la plus complexe de la Terre. Il contient des cellules nerveuses - ses pièces de base - qui sont connectées ensemble en réseaux.

Lors de la lecture du paragraphe précédent, plusieurs millions de neurones de votre cerveau ont été activés. Ce chiffre reflète une partie de l'extrême complexité du cerveau humain. Il est constitué d'un vaste réseau de centaines de milliards de neurones dont les liaisons et l'activité représentent des processus complexes et mal connus tant à l'échelle microscopique que macroscopique. Ce gigantesque réseau est le support de l'activité cérébrale qui régit l'ensemble du fonctionnement du corps humain.

Les neurones forment des réseaux à travers lesquels circule l'influx nerveux. C'est sous forme électrique que se propage cet influx à la surface de la membrane neuronale.

Les neurones transmettent rapidement l'influx nerveux d'un bout à l'autre du corps humain.

A travers ce chapitre, nous allons décrire le fonctionnement cérébral en partant de la description du cerveau jusqu'à l'activité électrique répartie au niveau de celui-ci.

1.2 Le cerveau

Situé dans le crâne, l'encéphale (dont le cerveau est la partie principale) est le siège de la conscience et de toutes les facultés intellectuelles qui nous permettent de penser, d'apprendre et de créer.

Le cerveau humain, d'une conception purement naturelle, n'a encore jamais été égalé par ses possesseurs, dont l'homme. Toujours étudié, il reste plein de mystères. Actuellement nous comprenons les effets de telle ou telle lésion, le fonctionnement de telle ou telle partie mais le jour où tous ces mystères se seront dissipés, on pourra certainement créer un cerveau artificiel.

1.2.1 Morphologie externe du cerveau

Le cerveau est composé de deux hémisphères séparés par un profond sillon médian (fissure longitudinale du cerveau, anciennement : scissure inter - hémisphérique) et reliés entre eux par des ponts de tissu nerveux (les commissures inter-hémisphériques). La surface des hémisphères est constituée d'un "manteau" (pallium) de substance grise très plissée. Cette substance grise périphérique et superficielle constitue l'écorce cérébrale ou cortex. Elle présente de nombreux plis dont les plus profonds et les plus constants s'appellent sillons (anciennement scissures).

Les voies de communication entre les récepteurs sensoriels et le cortex, ou entre le cortex et les muscles sont croisées. Ainsi, les mouvements de la moitié droite du corps sont contrôlés par le côté gauche du

cerveau (et vice versa). De la même façon, la moitié gauche du corps envoie des messages sensoriels vers l'hémisphère droit.

1.2.2 Morphologie interne du cerveau

Les deux hémisphères du cerveau sont faites de circonvolution de substance grise ou le cortex cérébral et d'une masse de substance blanche où cheminent les fibres efférentes et afférentes.

1.2.2.1 Le cortex cérébral

Le cortex cérébral est une couche de substance grise d'environ 3mm d'épaisseurs divisé anatomiquement en quatre lobes bien distincts, Figure. 1.1.

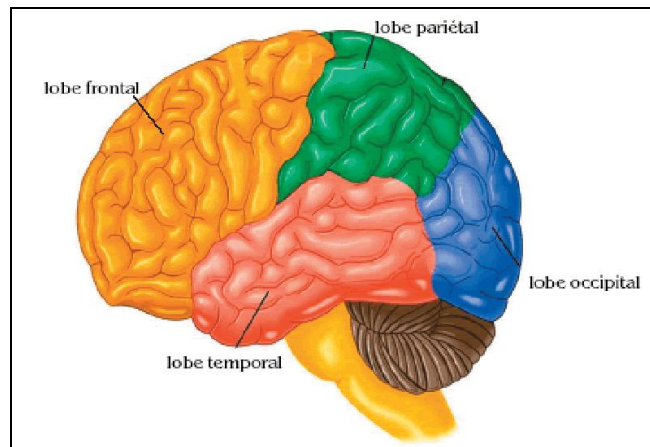


Figure.1.1 -Lobes du cerveau. Le cortex cérébral est divisé anatomiquement en 04 lobes corticaux (Frontal, Pariétal, Temporal, occipital)

Le lobe frontal est responsable de la coordination motrice volontaire. Il contrôle la coordination musculaire et les mouvements rythmiques de la tête et du cou, comme la mastication, le léchage et la déglutition.

Le lobe pariétal contient les centres qui traitent les impulsions nerveuses liées au sens du toucher. C'est là que sont analysées et traitées les informations liées à la température, à la texture, à la taille, à la forme et au poids.

Le lobe temporal contient les centres de traitement et de corrélation des sens auditif (ouïe) et olfactif (odorat).

Le lobe occipital contient les centres responsables de la vision.

1.2.2.2 Le cortex à la microscopie

Le neurone, entité fonctionnelle du cerveau, est une cellule en charge du traitement de l'information au sein du cerveau, sa taille varie de 5 à 150 μm .

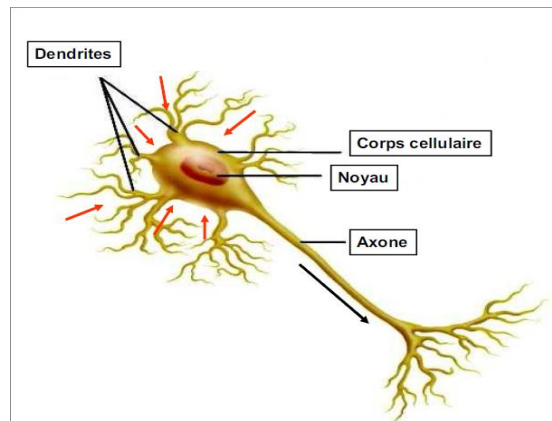


Figure. 1.2 -Le neurone

Au sein du cortex, les neurones sont organisés en six couches parallèles et en colonnes corticales de quelques centaines de microns. Le rôle principal des neurones est de recevoir, traiter et transmettre l'information. Le neurone possède pour cela, en plus de son corps cellulaire (le soma), deux types de prolongements (Figure. 1.2) : les dendrites sont des extensions afférentes où sont collectées les informations arrivant au neurone, les axones sont des extensions efférentes conduisant les influx nerveux générés vers d'autres cellules. Les échanges d'informations entre cellules sont réalisés au niveau des synapses. La synapse est l'unité structurale et fonctionnelle de connexions entre deux neurones.

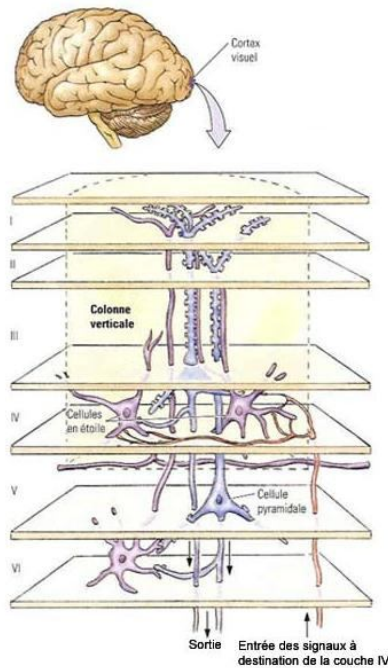


Figure. 1.4 – Organisation du cortex en colonne

1.2.3. Anatomie fonctionnelle

Le cortex cérébral est divisé en zones fonctionnelles, appelées *aires*, Figure.1.5, chacune assurant une fonction cognitive précise. Ce sont les études de Paul Broca en 1861 qui ont pour la première fois suggéré l'existence d'une telle organisation du néocortex. Ces zones sont à peu près identiques pour tous les individus d'une même espèce, mais présentent de petites différences.

On distingue trois grands types de zones : les aires sensorielles, les aires motrices et les aires d'association.

a. Aires sensorielles

Trois aires cérébrales sont spécialisées dans le traitement des données sensorielles : le cortex auditif dans le lobe temporal, le cortex visuel situé dans le lobe occipital, et le cortex somatosensoriel dans le lobe pariétal.

Le cortex auditif est organisé de façon similaire au cortex visuel. Il est situé dans le lobe temporal. Il comprend une aire auditive primaire qui identifie les fréquences et une aire auditive secondaire qui reconstitue les sons.

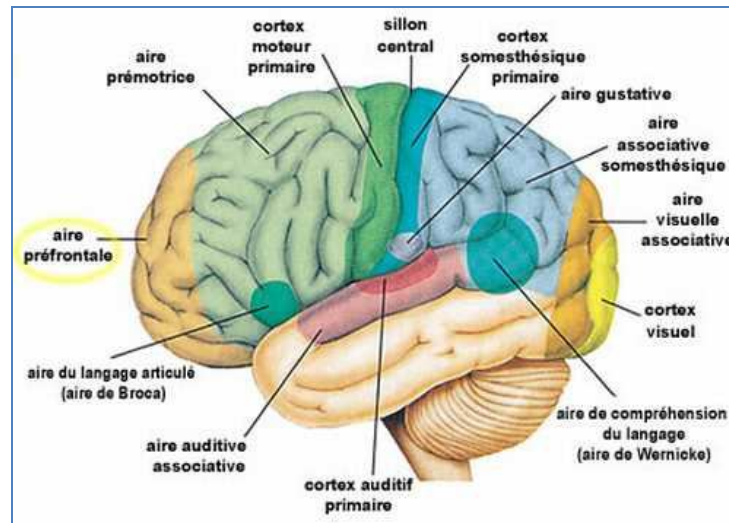


Figure. 1.5 - Aires corticales

Le cortex visuel est divisé en deux zones : le cortex visuel *primaire* qui est une projection directe de la rétine et effectue un traitement de bas niveau sur les données visuelles (identification des lignes, des couleurs, des sens de déplacements) et un cortex visuel *secondaire* qui rassemble ces éléments pour obtenir des objets ayant une forme, une couleur et un mouvement précis. Comme pour les informations motrices, les afférences de cette aire sont croisées, mais de façons différentes : l'hémisphère gauche ne reçoit pas les données en provenance de l'œil droit, mais en provenance de la partie droite du champ visuel de chaque œil.

Le cortex somatosensoriel est le reflet exact du cortex moteur primaire. Chaque organe y projette des afférences de façon somatotopique. La taille de la zone affectée à chaque partie du corps est proportionnelle à la discrimination spatiale de la zone : main et visage y disposent donc des surfaces les plus importantes. Cette disposition est matérialisée par le concept d'homonculus sensitif. En revanche, les différents types de sensation ne semblent pas séparés à ce stade.

On distingue deux zones du cortex spécialisées dans la motricité, l'une et l'autre sont dans le cortex frontal.

b. Aires motrices

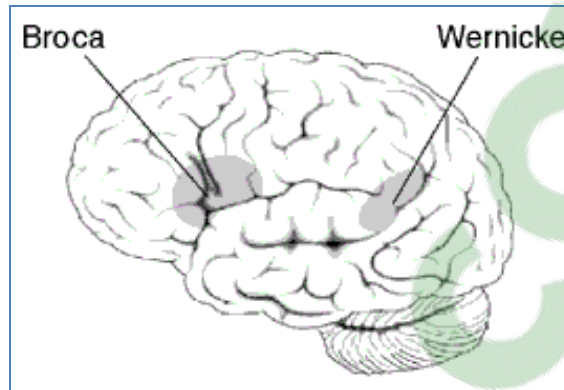


Figure .1.6 - Aires motrices

La principale est l'aire motrice *primaire* qui occupe toute la partie postérieure du lobe frontal, juste en avant du sillon central, Figure.1.6. Elle est organisée de façon somatotopique (chaque zone du corps recevant une afférence d'une partie précise de cette aire), la surface associée à un muscle étant proportionnelle à la précision des mouvements dont il est capable : le visage et la main sont donc fortement représentés. Comme pour la somesthésie, il existe ici un homoncule moteur. On y trouve l'aire de Broca dont l'atteinte est responsable de l'aphasie de Broca, le cortex auditif dans le lobe temporal et le cortex somatosensoriel dans le cortex pariétal. , une maladie dans laquelle une personne peut exprimer sa pensée sous forme de phrases cohérentes, mais ne peut pas les prononcer. Son rôle est d'effectuer les mouvements volontaires. Les afférences des neurones de cette zone sont croisées : l'hémisphère gauche commande les mouvements de la partie droite du corps et inversement.

Il existe aussi une aire motrice supplémentaire, située dans le cortex préfrontal, et qui sélectionne les mouvements volontaires.

D'autres aires motrices ont été découvertes dans le cortex pariétal et préfrontal, participant à l'intégration spatiale du mouvement et aux relations entre mouvement et pensée.

c. Aires d'association

Les aires d'association représentent la majeure partie du cortex cérébral chez l'homme et sont le principal facteur de la taille de son cerveau. En fait, ce terme désigne toutes les aires néocorticales qui ne sont ni motrices, ni sensorielles ; leurs fonctions sont donc très diverses.

1.3 Activité électrique du cerveau

Les activités humaines telles que la perception, la mémorisation, le contrôle du fonctionnement de l'organisme (sommeil, sécrétions hormonales), font intervenir différentes zones cérébrales. Une manifestation de l'activité de ces zones est l'apparition d'un courant électrique membranaire dans les cellules nerveuses car, n'importe quelle cellule nerveuse peut présenter une différence de potentiel (le potentiel de repos) au niveau de sa membrane, mais la spécificité de ces dernières, lorsqu'elles sont excitées, est de pouvoir produire et propager des impulsions électriques (le potentiel d'action). Dans ce qui suit, nous présenterons le mécanisme de transmission de l'influx nerveux d'une cellule à l'autre, et pour cela, commençons par aborder le fonctionnement des synapses.

1.3.1 Les synapses

Comme nous venons de le voir dans la partie précédente, un neurone consiste de dendrites, d'un corps cellulaire et d'un axone munis de terminaisons synaptiques. Cette structure reflète une division fonctionnelle en compartiments spécialisés pour recevoir, intégrer et transmettre. En gros, les dendrites reçoivent, le corps intègre, et l'axone transmet - c'est le concept de polarisation de la transmission, où l'on suppose que l'information va dans un seul sens [Gur97].

Les dendrites de la cellule réceptrice établissent des contacts étroits avec les axones provenant d'autres cellules. Un minuscule espace de 20 millièmes de mètres les sépare. Chaque dendrite peut recevoir des contacts d'un, d'une poignée, ou de milliers d'autres neurones. Ces points de jonction sont les synapses. Figure.1.7.

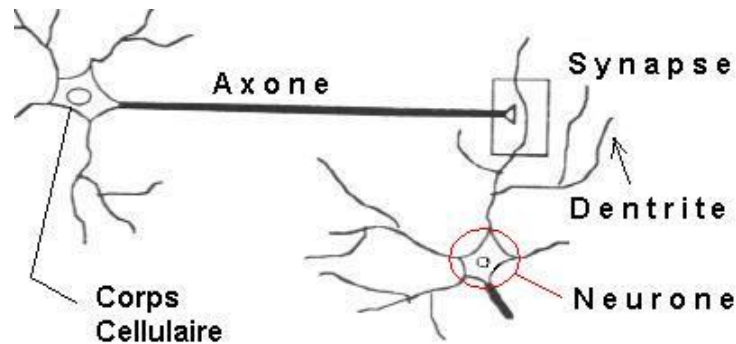


Figure. 1.7 - La synapse – la synapse représente la connexion entre la dendrite d'un neurone et l'axone d'un autre.

Au niveau de l'écorce cérébrale, la plupart des synapses sont localisées sur les épines dendritiques, qui pointent comme autant de petits microphones à la recherche de faibles signaux. On appelle la communication entre cellules nerveuses au niveau de ces points de contact, la **transmission synaptique**.

1.3.2 Structure de la synapse

Une synapse est composée de trois parties :

L'élément pré-synaptique, l'élément post-synaptique, l'espace inter-synaptique (ou Fente synaptique).

1.3.3 Le potentiel de repos et le potentiel d'action

Quand un neurone est "au repos", il existe une différence de potentiel électrique entre son milieu intracellulaire et son milieu extra-cellulaire. Elle est de -60mV , l'intérieur présentant le potentiel le plus faible. Ceci est dû à un déséquilibre constant en ions potassium (K^+) et sodium (Na^+), entre l'intérieur et l'extérieur de la cellule, qui est maintenu par un mécanisme de pompes à ions. La propagation de l'influx nerveux débute avec l'apparition d'un *potentiel postsynaptique* (PPS). Sous l'action de *neurotransmetteurs*, la perméabilité de la membrane à certains ions (principalement des ions Na^+ et K^+) est altérée et il se produit une accumulation de ces ions dans la cellule. Le potentiel à l'intérieur de la cellule augmente d'une dizaine de millivolts pour une durée d'une dizaine de millisecondes. Plusieurs potentiels post-synaptiques peuvent se cumuler. Si l'augmentation de potentiels qu'ils occasionnent

localement à l'intérieur de la cellule dépasse une valeur de seuil, le neurone entre dans une phase d'émission avec naissance d'un potentiel d'action (PA), Figure.1.8.

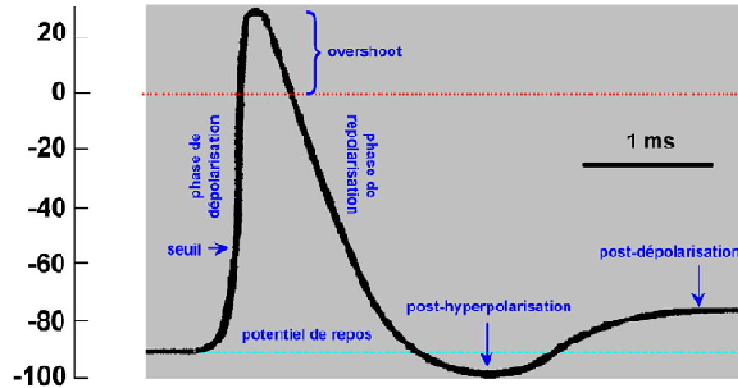


Figure. 1.8 –Potentiel de repos et potentiel d'action.

La cellule se dépolarise : le potentiel interne passe rapidement de -60mV à +40mV (ouverture des canaux ioniques) puis se repolarise (après fermeture des canaux ioniques), déclenchant au passage un phénomène similaire dans un voisinage immédiat, assurant ainsi la propagation du signal, la Figure. 1.9 montre un exemple de déclenchement de potentiel.

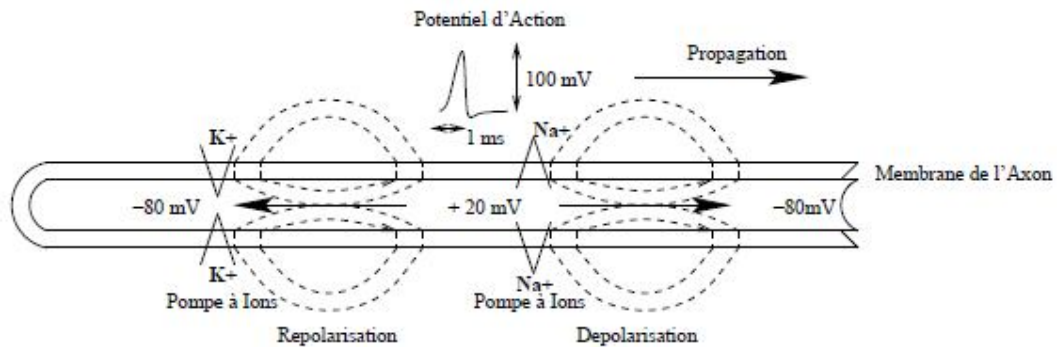


Figure. 1.9 –Le milieu intra et extra cellulaire. Le dessin illustre l'entrée et la sortie des différents ions (K^+ et Na^+)

La durée de ce phénomène élémentaire est de l'ordre de la milliseconde. Ce PA se propage le long de l'axone et vient exciter ou inhiber d'autres neurones par l'intermédiaire des synapses. Ces dernières

constituent une interface chimique permettant d'assurer le relais de l'influx nerveux d'un neurone au suivant. L'ensemble de ce processus physico-chimique nécessite, pour fonctionner, une certaine quantité d'énergie fournie notamment par le cycle d'oxydation de l'ATP. Dans les prochains paragraphes, ce processus sera décrit.

1.3.4 Emission du message nerveux

Les neurones sont responsables de l'émission et de la propagation des messages nerveux ("trains de PA") : leur tâche fondamentale est la signalisation [dS02]. En effet, en fonction des informations qu'ils reçoivent, ils sont capables d'émettre des signaux électriques et de les propager le long de leurs prolongements.

Leur morphologie est modelée par leurs fonctions spécifiques de réception, d'intégration et de transmission de l'information. Figure.1.10.

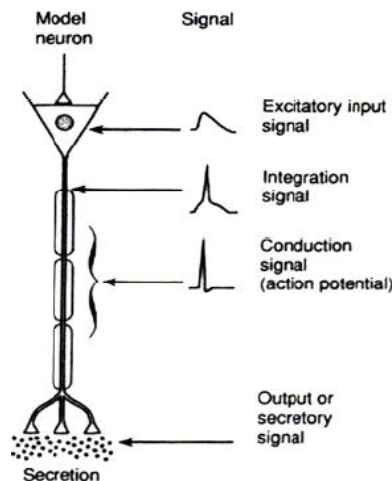


Figure. 1.10 –Réception, intégration et transmission d'un signal

Les dendrites et le soma reçoivent de très nombreux contacts synaptiques venant d'autres neurones et constituent de ce fait la principale surface de réception du neurone. Ce n'est pas là leur unique rôle : elles génèrent en réponse à ces messages, des signaux électriques comme les potentiels post-synaptiques ou comme les potentiels d'action calciques et intègrent ces messages afférents.

Les axones conduisent des potentiels d'action sur de longues distances et ceci sans perte d'amplitude. Il est classiquement admis que c'est au niveau du segment initial que sont générés les potentiels d'action

en réponse aux informations synaptiques transmises par l'arbre somato-dendritique. Le potentiel d'action se propage ensuite le long de l'axone et de ses collatérales jusqu'aux terminaisons axonales. Les terminaisons axonales, en réponse à l'arrivée d'un potentiel d'action libèrent le ou les neurotransmetteurs qu'elles renferment. Cette libération est localisée précisément au niveau des contacts synaptiques.

1.3.5 Signalisation neuronale

La propagation d'une onde électrique le long d'un axone se fait par simple conduction, mais le passage de l'information d'un neurone à un autre neurone fait intervenir un fonctionnement spécifique à travers les synapses. Le passage de l'influx nerveux d'un neurone à l'autre fait appel à un processus biochimique particulier.

L'activité électrique le long de l'axone devient chimique dans la synapse pour redevenir électrique le long de l'axone de l'autre cellule nerveuse. Il y a une transformation du message électrique en message chimique et transformation de ce message chimique en message électrique à nouveau.

1.3.5.1 Signalisation chimique

Nous pouvons trouver énormément de sodium (Na^+) à l'extérieur de la membrane plasmique et du potassium (K^+), qui est quant à lui, plus important à l'intérieur de la membrane.

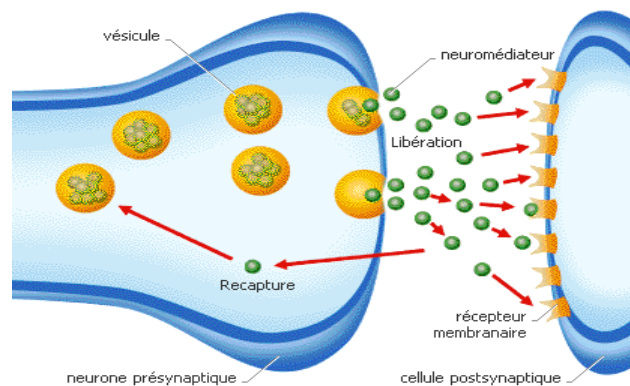


Figure. 1.11 –Structure d'une synapse

Le schéma général du fonctionnement d'une synapse chimique est illustré dans la Figure. 1.11 : le neurotransmetteur est stocké dans les vésicules synaptiques de l'élément présynaptique. En réponse à

l'arrivée des potentiels d'action dans l'élément présynaptique, on observe une entrée d'ions Ca^{2+} dans l'élément présynaptique et la fusion d'une vésicule avec la membrane plasmique. La vésicule libère ainsi par un processus d'exocytose le neurotransmetteur dans la fente synaptique. Les molécules de neurotransmetteur peuvent alors se fixer sur la membrane de l'élément post-synaptique au niveau de récepteurs qui lui sont spécifiques et entraîner un passage d'ions à travers la membrane post-synaptique. A ce stade, la transmission synaptique est effectuée. De façon concomitante, les molécules neurotransmetteur présentes dans la fente synaptique sont recaptées vers l'élément présynaptique et la membrane présynaptique est recyclée.

Ainsi, l'élément présynaptique renferme la machinerie nécessaire à la synthèse, au stockage, à la libération et à l'inactivation du (ou des) neurotransmetteur. On appelle zone active l'ensemble formé par les vésicules présynaptiques et la membrane axonale présynaptique où s'effectue l'exocytose. L'élément post-synaptique, spécialisé dans la réception des messages, renferme dans sa membrane plasmique les protéines réceptrices du neurotransmetteur : récepteurs-canaux et récepteurs liés aux protéines G.

Ceci fait que, dans la majorité des cas, la transmission synaptique est unidirectionnelle (on dit aussi polarisée) : elle n'a lieu que de l'élément présynaptique, qui contient le neurotransmetteur, vers l'élément post-synaptique à la surface duquel se trouvent les récepteurs du neurotransmetteur.

On observe très généralement une complémentarité entre le ou les neurotransmetteurs stockés et libérés par l'élément présynaptique et les protéines réceptrices qui sont présentes en forte densité dans la membrane de l'élément post-synaptique, et ceci même lorsque les cellules pré- et post- synaptiques ont des origines embryologiques différentes (comme dans le cas des synapses nerf-muscle, par exemple). Cette complémentarité est primordiale pour que la transmission synaptique soit efficace.

1.3.5.2 Signalisation électrique

Lorsque les neurotransmetteurs se fixent sur des récepteurs de la membrane post-synaptique, on assiste à une réponse physiologique locale appelée potentiel post-synaptique:

- le Potentiel Post-synaptique Excitateur (ou PPSE) diminue la différence de potentiel entre les deux côtés de la membrane plasmique. Autrement dit le PPSE dépolarise localement la membrane d'environ 25mV ;
- le Potentiel Post-synaptique Inhibiteur (ou PPSI) augmente la différence de potentiel. Il hyperpolarise la membrane.

La nature de l'effet observé dans un élément post-synaptique suite à l'activité d'une synapse dépend du type de neurotransmetteurs et de récepteurs associés à la synapse activée, La Figure.1.12- montre cette réponse physiologique, l'image de la synapse adaptée d'après [Joh03].

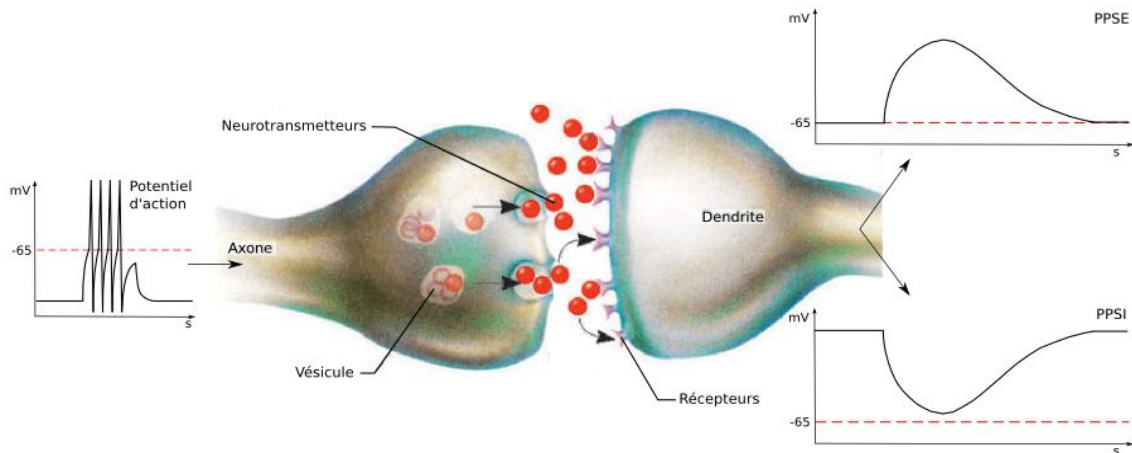


Figure. 1.12 - Déclenchement d'un potentiel post-synaptique. L'arrivée de l'influx nerveux au niveau de la terminaison axonique déclenche la libération de neurotransmetteurs. Ces neurotransmetteurs se fixent au niveau de la membrane post-synaptique. Suivant le type de neurotransmetteurs, une dépolarisation ou une hyperpolarisation se produit, donnant respectivement un PPSE (potentiel post-synaptique excitateur) ou un PPSI (potentiel post-synaptique inhibiteur). Le PPSE peut être la source d'un potentiel d'action sur le second neurone, il est donc activateur. Le PPSI inhibe l'apparition de potentiel d'action.

Si la membrane dépasse le seuil critique de dépolarisation, un potentiel d'action est initié. Les PPSI empêchent le déclenchement d'un potentiel d'action alors que les PPSE le favorisent. Les potentiels post-synaptiques se propagent le long des dendrites jusqu'au péricarion. C'est à ce niveau que sont générés les potentiels d'actions qui se propageront ensuite le long de l'axone vers d'autres synapses... Le rôle du neurone est donc d'intégrer ces potentiels post-synaptiques pour moduler sa production propre de potentiels d'action.

1.4 Conclusion

Nous avons présenté, dans ce chapitre, les bases de la neurophysiologie allant du fonctionnement du neurone à celui des différentes aires corticales. Les rythmes synchrones sont à la base du traitement de l'information par les populations neuronales. Dans le chapitre suivant, nous allons présenter le moyen d'acquisition électroencéphalographique. A partir de ces enregistrements, nous pourrions analyser les signaux électroencéphalographiques afin de chercher à mieux comprendre le fonctionnement cérébral.

CHAPITRE 2

L'ELECTROENCEPHALOGRAMME

Sommaire

2.1. Introduction	20
2.2. Principe de l'électroencéphalogramme	20
2.3. L'EEG de surface et l'EEG de profondeur	21
2.4. Notions biophysiques	21
2.5. Modélisation dipolaire de l'activité corticale.	23
2.6. Enregistrement du potentiel d'action	24
2.7. Synchronisation neuronale	26
2.8. Les rythmes corticaux	27
2.8.1. Les ondes Gamma	28
2.8.2. Les ondes Beta	28
2.8.3. Les ondes Alpha	29
2.8.4. Les ondes Thêta	29
2.8.5. Les ondes Delta	29
2.8.6. Explication des rythmes corticaux	30
2.9. Montage et procédure d'enregistrement	31
2.9.1. Electrodes et système de placement	31
2.9.2. Montage et électrode de référence	33
2.9.3. Matériel d'acquisition	35
2.10. Conclusion	36

2.1 Introduction

En 1875, Richard Caton, un physiologiste britannique, observa pour la première fois les missions électriques du cerveau chez l'animal. Mais c'est le psychiatre Hans Berger, en 1929, qui publia le premier article [Ber29] sur la mesure de l'activité électrique du cerveau humain en appliquant des électrodes sur le cuir chevelu. L'électroencéphalogramme (EEG) était né. Ses travaux furent repris et complétés par Edgar Douglas Adrian, prix Nobel de physiologie en 1932. Aujourd'hui, l'EEG est essentiellement utilisé dans le diagnostic de certains états pathologiques, particulièrement l'épilepsie, et dans la recherche, spécialement pour l'étude du sommeil et des fonctions cognitives.

Les signaux EEG enregistrent l'activité électrique corticale. Depuis sa découverte les cliniciens et chercheurs ont employé de nombreuses méthodes afin d'analyser ces signaux EEG pour pouvoir décrire l'activité cérébrale.

2.2 Principe de l'Electroencéphalogramme

Le principe de l'EEG est simple. Il est constitué d'une multitude d'électrodes apposées sur le scalp du patient (Figure.2.1-A). Elles sont reliées à un appareil ayant pour fonction d'enregistrer ou d'imprimer la valeur du potentiel électrique en chacune des électrodes (Figure.2.1-B).

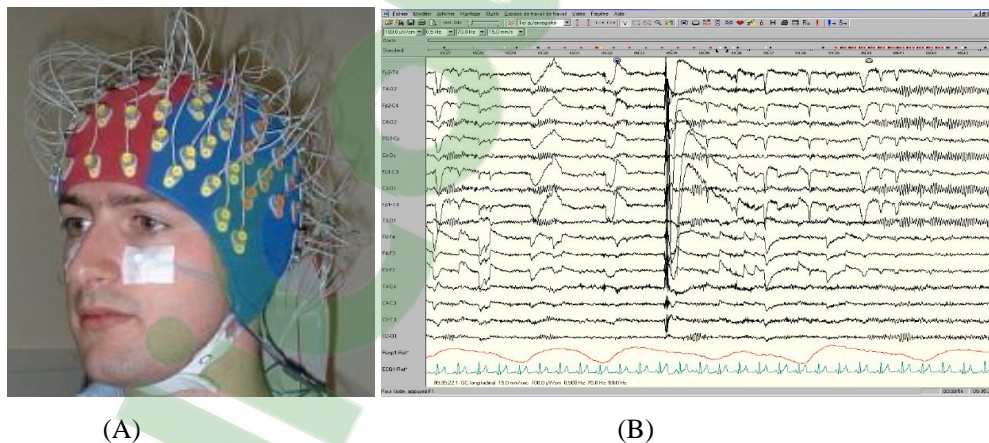


Figure. 2.1. Enregistrement d'un signal EEG- (A) un patient portant un bonnet d'électrodes- (B) le signal EEG enregistré par l'ordinateur.

Ce moyen d'observer le cerveau possède l'avantage de présenter un coût très modeste en comparaison à d'autres modalités et d'être désormais relativement bien connu et maîtrisé.

Il souffre cependant de lourdes limitations. Les progrès technologiques n'ont qu'une influence très limitée sur son évolution étant donné que ses possibilités sont bridées pour des raisons physiques.

2.3 L'EEG de surface et l'EEG de profondeur

Actuellement, le diagnostic se base sur un ensemble de modalités très diverses, telles que l'observation du comportement du patient, ou encore l'étude de son IRM et des signaux électrophysiologiques. Ces signaux peuvent être enregistrés de différentes manières : soit avec des électrodes intracérébrales soit avec des électrodes de surface. Les électroencéphalogrammes (EEG) de surface présentent un avantage certain sur les autres types d'enregistrements possibles : leur mise en place est aisée car elle passe par l'utilisation d'électrodes non-invasives et donc non-traumatisante pour les patients, pour cela, nous optons sur le choix de ce type pour ce travail de recherche. Les électrodes de profondeur sont, quant à elles, implantées directement dans le crâne au cours d'une opération sous anesthésie générale, ce qui augmente donc le risque de morbidité.

2.4 Notions biophysiques

En réalité il est impossible de réaliser un enregistrement intracellulaires sans endommager les structures nerveuses, par ailleurs de grosses électrodes sont qualifiées de macro-électrode sont souvent utilisées pour enregistrer l'activité globale d'une structure sans la traumatiser par exemple l'EEG.

Pour mieux comprendre la nature des phénomènes enregistrés, il convient de considérer des phénomènes électriques créés par un dipôle placé dans un volume conducteur rappelons qu'un :

- Dipôle est un élément présentant une différence de potentiel entre ces deux extrémités ; par exemple une pile.
- Tandis qu'un volume conducteur est constitué par tout volume capable de conduire des courants électriques.
- Un champ électrique est une région de l'espace au sein de laquelle un facteur causale exerce une influence que l'on peut quantifier.

Si un dipôle est placé dans un volume conducteur homogène, il se forme immédiatement des lignes de courant organisés selon le schéma de la Figure. 2.2- A.

Le courant qui circule selon la droite unissant les deux pôles du dipôle est d'intensité plus élevée que les courants qui circulent selon les courbes externes.

Si le milieu est homogène chacun de ces lignes représente l'ensemble des points par lesquelles circulent un courant d'intensité identique, elles sont alors qualifiées des lignes d'iso-courant. On note aussi qu'un point situé à mi-chemin entre les deux pôles sera à un potentiel égale à la moitié de la tension du dipôle par rapport à l'un des pôles.

Il est aussi possible d'établir une droite liant l'ensemble des points de même potentiel et correspondant donc à une courbe d'iso-potentiel, Figure.2.2-B.

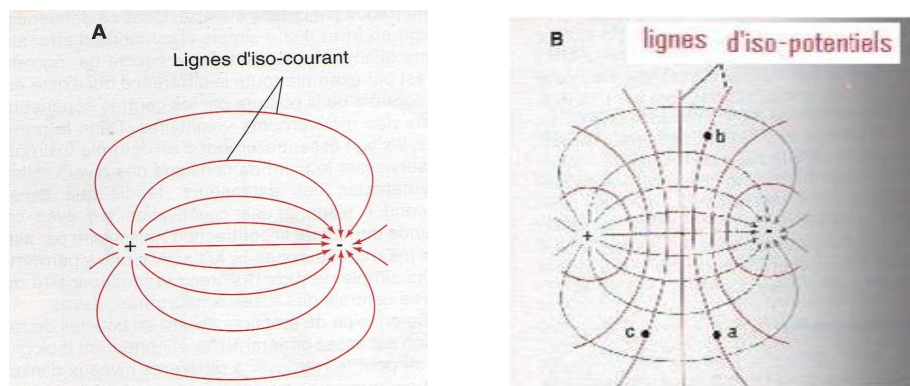


Figure. 2.2 – A- Lignes d'Iso-courant -B- Lignes d'Iso-potentiels

En se rapprochant de l'un des pôles, les courbes d'iso-potentiels forment des courbes concentriques.

- ➔ Entre les points a et b de la Figure. 2.2- B, il n'existe pas de différence de potentiel (situés dans la même ligne iso-potentiel)
- ➔ Tandis que entre a et c situés sur des lignes d'iso-potentiels différentes, une différence de potentiel peut être enregistrée.

Cette différence de potentiel est qualifiée de potentiel de champ, elle est le reflet de la présence du dipôle dans le volume conducteur.

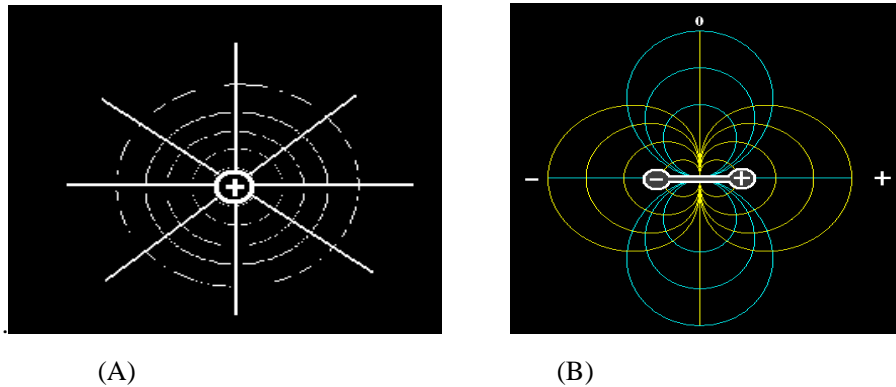


Figure.2.3 – Champs électriques et notion de dipôle. A-Un champ électrique produit par une charge unique.
 B- Un champ électrique produit par un dipôle. Le potentiel est maximum dans la direction du dipôle et nul perpendiculairement à celui-ci.

Le potentiel de champ que l'on peut enregistrer dans un volume conducteur dépend avant tout de la position des électrodes dans le milieu par rapport au dipôle, la Figure. 2.3. illustre deux exemples de flux de courant que peuvent générer des organisations neuronales rencontrées dans le système nerveux central

2.5 Modélisation dipolaire de l'activité corticale

On peut appliquer ces notions biophysiques sur la cellule pyramidale (Figure. 2.4):

L'organisation des neurones en colonne corticale forme un ensemble de cellules corticales disposées verticalement et virtuellement sous une macro électrode, cette organisation favorise la diffusion du courant dans l'ensemble du cerveau [dN47].

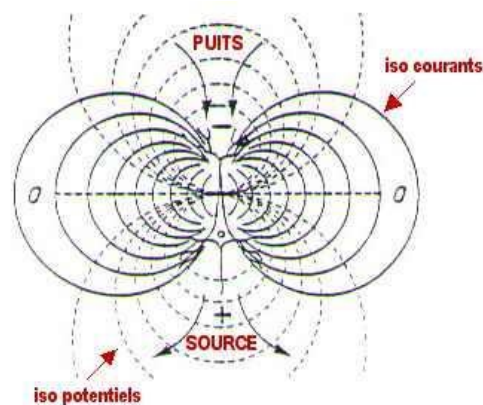


Figure.2.4 -Activité Corticale

La dépolarisation synaptique peut être assimilée à l'apparition d'un dipôle dont l'extrémité positive pointe vers le soma neuronale et l'extrémité négative pointe vers la synapse, si la synapse est excitatrice et le contraire dans le cas d'une synapse inhibitrice.

2.6 Enregistrement de potentiel d'action

La transmission du potentiel d'action peut être assimilée au déplacement d'un dipôle dont l'extrémité positive pointe dans le sens de la transmission de l'influx - Figure. 2.5.

I. Enregistrement intracellulaire :

Au niveau des cellules pyramidales, un potentiel de repos membranaire est enregistré par microélectrode sur le versant intracellulaire du soma et de tous les prolongements.

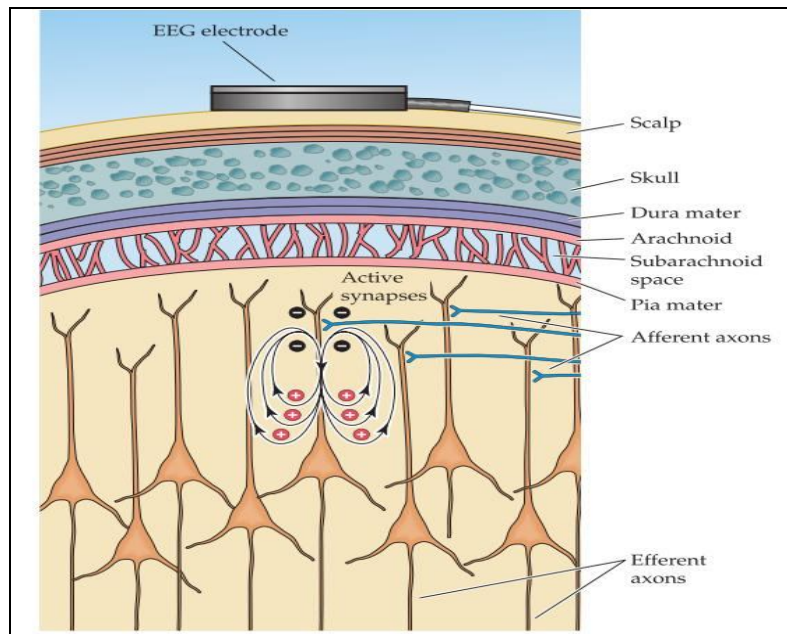


Figure. 2.5 - Champs électriques générés par les courants synaptiques. Déclenchement d'un potentiel postsynaptique. Dans ce cas, la synapse excitatrice se trouve dans la partie supérieure de la région dendritique. Lors de la transmission synaptique, des courants entrants positifs pénètrent dans la dendrite, conduisant à rendre le milieu extracellulaire légèrement négatif. L'EEG mesure les courants générés au niveau du dipôle électrique au travers des différentes couches de tissus. Il est nécessaire que des milliers de cellules corticales soient activées en même temps pour atteindre une variation de potentiel détectable en surface. Modifié d'après [BCP01].

Une diminution de potentiel de repos membranaire au-delà d'un seuil déclenche un potentiel d'action.

Les potentiels d'actions sont conduits le long des axones jusqu'à leurs terminaison où ils entraînent la libération des neurotransmetteurs assurant l'ouverture des canaux ligand- dépendants, on a soit un :

- PPSE (courant d'entrée sodique (Na^+) provoquant une dépolarisation du neurone post synaptique).
- PPSI (courant de sortie de potassium (K^+) ou un courant d'entrée du chlore induit une hyperpolarisation).

II. enregistrement extracellulaire :

Les cellules pyramidales du cortex peuvent être représentées comme des structures allongées comprenant d'une part le soma et d'autre part des dendrites apicaux.

Au repos la cellule est polarisée de façon unique, une dépolarisation sous l'effet d'un potentiel post synaptique au niveau des dendrites entraîne un courant ionique entre le soma polarisé normalement et les dendrites apicales dépolarisées.

Le site associé à la sortie du courant ionique est appelé la source (sur Figure. 2.5 : le soma) et celui associé à son entrée appelé puits (sur Figure. 2.5 : les dendrites).

➔ les polarités sont inversées en cas de courant hyperpolarisant PPSI.

Quand l'électrode extracellulaire est située à proximité du courant d'entrée (puits) un potentiel négatif est enregistré alors qu'à proximité du courant de sortie (source) on enregistre un potentiel positif.

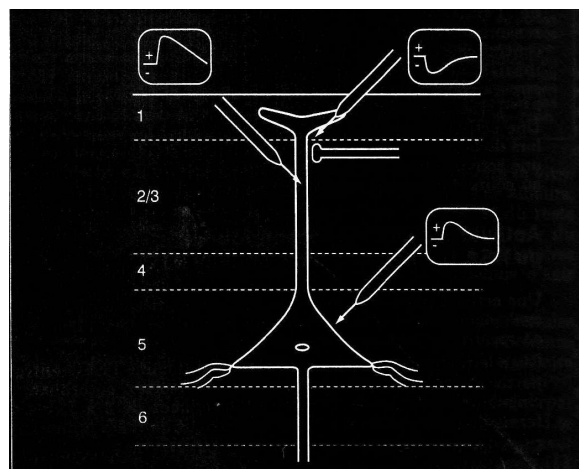


Figure. 2.6 - Enregistrement de courant électrique généré par un neurone

Quand l'électrode est intracellulaire les potentiels sont inversés – Figure.2.6.

- La polarité du potentiel dépend de la position du dipôle par rapport au scalp et de l'orientation de l'aire corticale considéré ainsi que de la nature excitatrice ou inhibitrice des synapses étudiés.

2.7 Synchronisation neuronale

- ❖ Les potentiels enregistrés en EEG ne dépendent pas d'une seule cellule isolée mais d'un groupe cellulaire nerveux, et les électrodes d'enregistrement sont plus distantes par rapport à l'origine des activités nerveuses.
 - ❖ Les champs électriques émis par des populations de cellule nerveuse, obéissent à la superposition d'activité simultanée de plusieurs neurones, et qui sont égales à la somme vectorielle des champs produits par l'activité de chaque neurone considéré isolément.
 - ❖ Le potentiel recueilli à distance d'une population neuronale est égale à la somme de potentiel émis par chaque cellule de la population, le degré de synchronisation de ceux-ci influence la forme du potentiel résulté.
 - ❖ Pour qu'une activité électrique suffisante soit visible sur le scalp il faut plusieurs centaines de millions de neurones synchronisés (10^7 à 10^9) selon [Nun81].
- Lorsque le fonctionnement des neurones corticaux est synchronisé, la somme des courants élémentaires est une onde de grande amplitude dont la fréquence dépend de la fréquence de pulsation des neurones corticaux. Cette activation synchrone et rythmique des cellules corticales est pilotée par certains noyaux thalamiques est la **synchronisation corticale** (Figure 2.7).
 - Lorsqu'au contraire les cellules corticales ne fonctionnent pas en synchronisme, les ondes apparaissent peu amples et de fréquence rapide donc on parle de **désynchronisation**.

La synchronisation des oscillations périodiques d'un grand ensemble de neurones peut fondamentalement se réaliser de deux façons :

1. l'activation de tous ces neurones peut dépendre d'un même générateur mental, ou pacemaker;
2. ils se donnent eux-mêmes la mesure en s'excitant ou en s'inhibant mutuellement [GSS+99].

Le premier mécanisme est analogue à celui d'un orchestre où chaque musicien suit exactement la mesure donnée par le chef d'orchestre. Le second mécanisme est plus subtil car la mesure vient du comportement collectif des neurones corticaux eux-mêmes. Un exemple de ce phénomène pourrait être le suivant : une personne demande à un ensemble de gens de taper dans leurs mains mais sans donner d'indication de mesure. En peu de temps, les battements de mains seront synchronisés. En s'écoutant les

uns les autres, ils ajustent la fréquence de leurs battements afin d'être en phase. Dans un réseau de neurones, ces interactions se produisent par l'intermédiaire des connexions synaptiques.

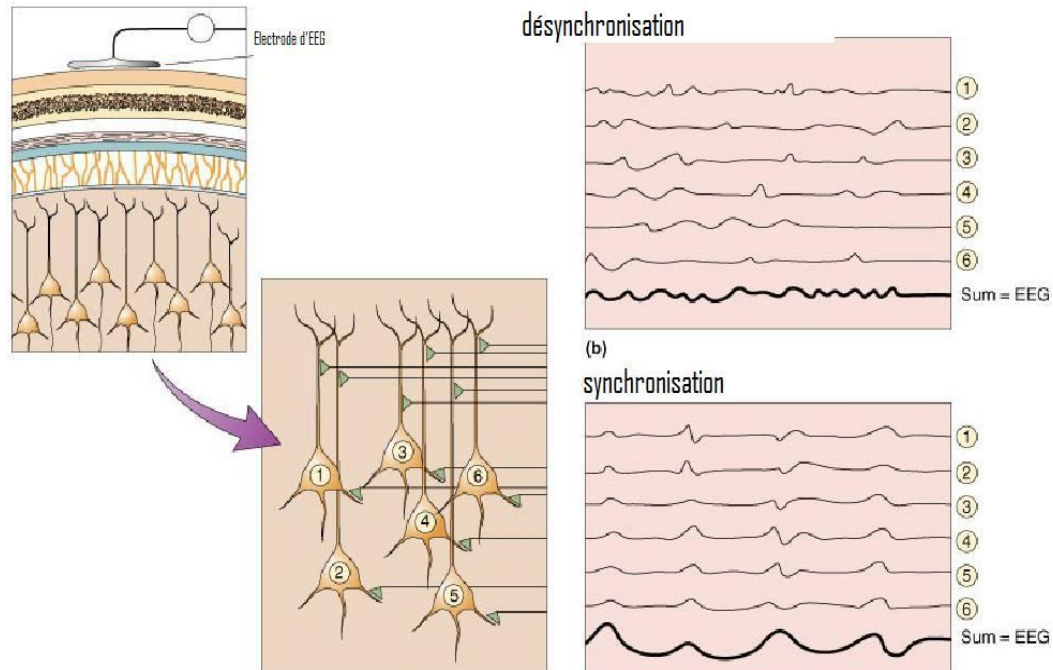


Figure. 2.7 -Origine des rythmes synchrones

Différents types de circuits neuronaux sont prédisposés pour générer une activité rythmique. Dans le cerveau des mammifères, l'activité synchrone est composée d'une combinaison des deux types de mécanismes. Le thalamus, envoyant massivement des informations à tout le cortex, représente un pacemaker puissant. La synchronisation de l'activité rythmique de chaque neurone du pacemaker thalamique se fait par un mécanisme semblable à celui du battement des mains. Les connexions synaptiques existant entre les neurones thalamiques excitateurs et inhibiteurs obligent chaque neurone à ajuster sa propre décharge au rythme de l'ensemble des neurones.

2.8 Les rythmes corticaux

L'EEG permet d'enregistrer les activités rythmiques du cortex cérébral (ou ondes) qui sont classées selon leur bande de fréquence.

L'enregistrement de l'activité EEG constitue un biorythme influencé par l'environnement externe et interne du sujet qui varie au cours du nyctémère et se modifie selon l'âge.

Les rythmes cérébraux enregistrés sont caractérisés par leur fréquence, leur amplitude, leur morphologie, leur stabilité, leur topographie et leur réactivité.

Ces activités prennent le nom de rythme lorsqu'elles sont développées sur le scalp avec une périodicité et une amplitude à peu près constante :

2.8.1 Ondes Gamma

La bande gamma (Figure.2.8) est centrée autour de 40Hz. Elle est caractéristique du liage perceptif et de l'intégration corticale chez l'homme.

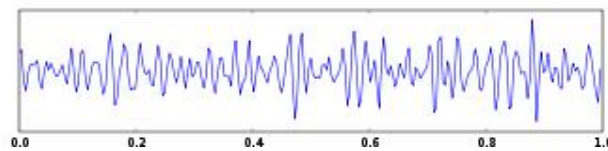


Figure. 2.8 –Bande Gamma

2.8.2 Ondes Bêta

Ondes de Fréquence 13 à 25 Hz, amplitude 5 à 10 microvolts, d'aspect sinusoïdales très peu ample irrégulière, difficiles à visualiser et difficilement décelable de l'EMG, Figure.2.9.

De siège essentiellement frontal et région rolandique.

Circonstance d'apparition : rythme de l'adulte au repos et éveillé, il peut être bloqué lors de l'exécution volontaire d'un mouvement.

Il apparait vers l'âge de 15 ans à l'adolescence.

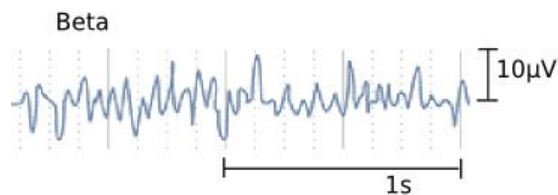


Figure. 2.9 –Rythme Beta

2.8.3 Ondes Alpha

Fréquence située entre 8 à 13 Hz. D'amplitude 20 à 100 microvolt, 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.

Les ondes alpha disparaissent lorsque l'attention est concentrée sur une activité précise. Elles sont induites lors de la fermeture des yeux chez un sujet relaxé. L'ouverture des yeux bloque les ondes alpha : c'est la réaction d'arrêt de Berger (Figure. 2.10). Il a été montré que ce rythme est généré par interaction entre les populations neuronales corticales et certains noyaux thalamiques [dS91].

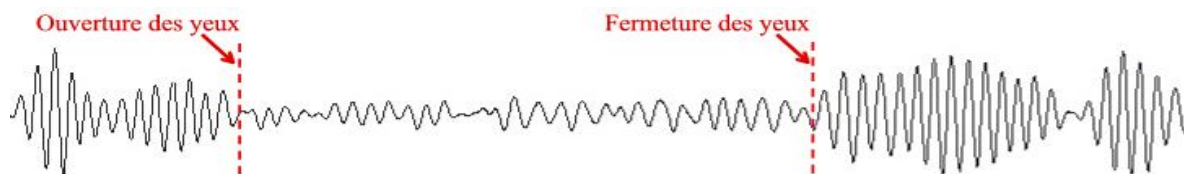


Figure. 2.10 –Onde Alpha

2.8.4 Ondes Thêta

Fréquence 4 à 7 Hz, amplitude 50 μ v, de siège tempore, normalement présent mais peu abondant, il est souvent masqué par le rythme alpha abondant chez l'enfant (Figure.2.11).

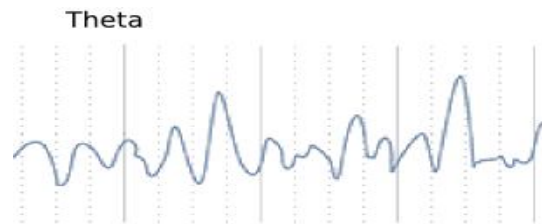


Figure. 2.11 – Ondes Thêta

2.8.5 Ondes Delta

Fréquence inférieure à 4 Hz, amplitude mais très variable, d'aspect variable ; on distingue classiquement :

- Les ondes delta monomorphe, lentes et régulières.
- Les ondes delta polymorphes, plus irrégulières, plus lentes mais amples.

Le rythme Delta n'est jamais présent chez l'adulte éveillé au repos, mais on le rencontre pendant le sommeil profond- Figure.2.12.

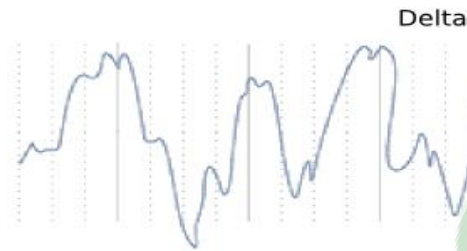


Figure. 2.12 –Ondes Delta

2.8.6 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 [Fre91]. 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 [CK90].

Le système visuel est représentatif de ce type d'organisation. Des études anatomiques et physiologiques chez le singe ont conduit à l'identification de plus de 30 aires visuelles corticales distinctes.

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,...) [Zek92]. 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 évènement [ES01]. Ces observations permettent de soutenir la théorie d'une organisation spatio-temporelle du codage neuronal : des assemblées de neurones distribuées spatialement véhiculent l'information et la représentation mentale émergerait de leur synchronisation temporelle. Les mécanismes neuronaux d'intégration des données doivent donc être aussi puissants qu'efficaces.

2.9 Montage et procédure d'enregistrement

2.9.1 Électrodes et système de placement

En EEG, les capteurs sont des électrodes de quelques millimètres de rayon qui enregistrent les variations de potentiels électriques. Il en existe plusieurs types d'électrodes.

Les électrodes peuvent être insérées dans un bonnet élastique. Le tissu et les électrodes forment un bonnet qui est disposé sur la tête du sujet (Figure. 2.13).

Ces électrodes sont en argent chloruré et un gel conducteur est ajouté pour assurer une bonne conduction entre l'électrode et le scalp.



Figure. 2 .13 – Bonnet et électrodes EEG. Le bonnet est un tissu élastique contenant les électrodes, 64 dans cet exemple, placées selon le système international 10-20 [SCL+91]. Les électrodes supplémentaires, des électrodes cupules, sont ici l'électrode de référence sur le front et une paire d'électrodes bipolaires pour détecter les mouvements oculaires

Le nombre d'électrodes utilisé pour enregistrer l'activité cérébrale peut être très variable. Le montage le plus connu est le système 10/20 (Figure 2.14). Il a longtemps été utilisé en routine clinique et sa définition date de 1958 par H. Jasper [Jas58]. Depuis, avec l'amélioration des électrodes, des technologies d'enregistrement, le nombre d'électrode a considérablement augmenté pour atteindre parfois 64, 128 voire 256. D'autres normes, plus récentes existent par exemple celle de Gilmore en 1994 [Gil94], mais toutes découlent du système 10/20 [SCL+91] (Figure.2.14).

Dans ce système, les points de référence sont le nasion (haut du nez) et l'inion (point saillant à la base arrière du crâne). À partir de ces points, le périmètre du crâne est calculé. La localisation des électrodes est déterminée par des intervalles de 10% et 20% de ce périmètre [COS69]. En supposant une anatomie cérébrale normale, ce système permet de placer chez différents sujets la même électrode au regard des mêmes aires cérébrales et permettant ainsi de réaliser des comparaisons inter-sujets.

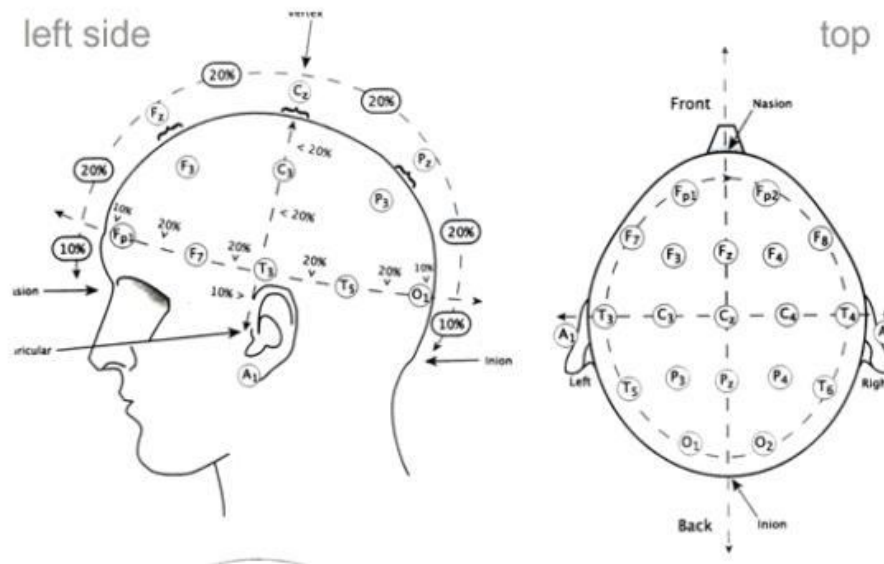


Figure. 2.14 -Système standard international de placement des électrodes

Chaque site de localisation d'une électrode est identifié par une lettre et un chiffre. La lettre précise la région :

- F : frontale ;
- T : temporale ;
- C : centrale ;

- P : pariétale ;
- O : occipitale.

Les chiffres pairs (2, 4, 6, 8) font référence à l'hémisphère droit et les chiffres impairs (1, 3, 5, 7) à l'hémisphère gauche. Le z fait référence aux électrodes placées sur la ligne centrale.

Les électrodes cupules sont utilisées pour placer des électrodes supplémentaires, telle que l'électrode de référence ou les électrodes bipolaires mesurant les mouvements oculaires. Elles sont remplies de pâte conductrice et sont collées sur le scalp par effet adhésif. Ces électrodes sont reliées à l'appareil d'enregistrement au moyen de simples fils isolés.

Dans tous les cas, il est nécessaire de s'assurer de la continuité électrique et de la bonne qualité de l'interface électrochimique (électrode-électrolyte-peau) en mesurant l'impédance des électrodes par rapport à une électrode de référence (électrode dite de terre).

Le nombre d'électrodes dépend du protocole à réaliser.

.

2.9.2 Montage et électrode de référence

Le montage est la combinaison qui fait correspondre à deux électrodes un amplificateur et une voie. 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.2.15). Le potentiel nul est celui d'un point à l'infini ou par approximation situé loin du point enregistré.

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, ou encore un couple d'électrodes placées sur chaque mastoïde ou aux deux lobes des oreilles.

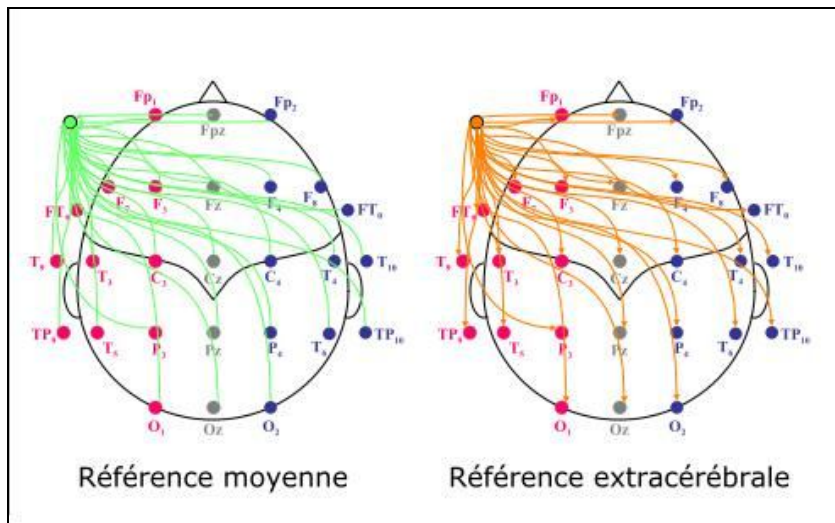


Figure. 2.15. Montage Mono-polaire

On distingue aussi le montage bipolaire (Figure.2.16) :

- Longitudinal supérieur et inférieur qui suivent les électrodes de proche en proche d'avant en arrière.
- Transversal antérieur, moyen et postérieur qui les suivent de droite à gauche.

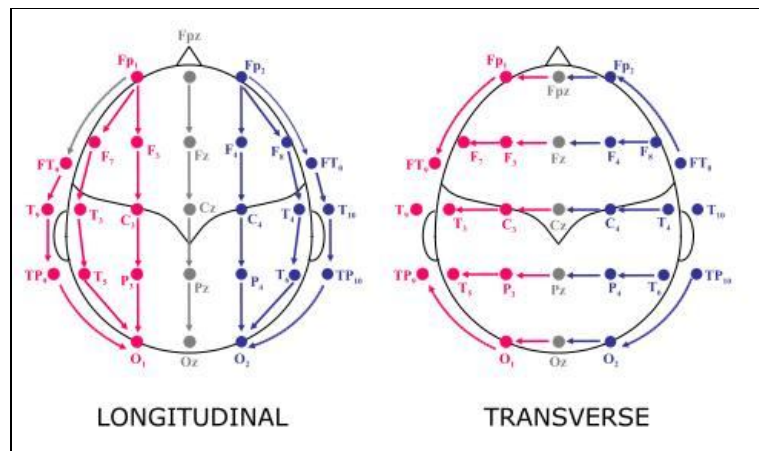


Figure. 2.16 –Montage Bi-polaire

2.9.3 Matériels d'acquisition

En plus du bonnet contenant les électrodes, détaillé précédemment, le matériel d'acquisition est composé de :

- une tête, boîte d'entrée des connecteurs reliés aux électrodes du casque ;
- un amplificateur afin d'amplifier les signaux EEG qui sont de l'ordre du microvolt ;

La relative faiblesse des tensions à enregistrer, de l'ordre du microvolt (μV), et leur basse fréquence, nécessitent un dispositif d'amplification sélective ayant un gain élevé. Le gain est le rapport du signal de sortie au signal d'entrée (il peut être exprimé en dB).

- un filtre analogique permettant la suppression des parasites dus au courant électrique ;
- un convertisseur analogique numérique ;
- un système de visualisation et d'écriture sur disque.

L'ensemble de ces éléments est représenté sur la Figure 2.17.

Le but de l'appareillage EEG est d'enregistrer les signaux électriques cérébraux. Cependant, d'autres signaux physiologiques sont potentiellement enregistrables et créent une perturbation au niveau du signal EEG souhaité. Il s'agit des mouvements oculaires, du rythme cardiaque, de la respiration et des activités musculaires. Ceux-ci créent des artefacts. Généralement, il est possible de les atténuer par des post-traitements, sinon l'intervalle de temps les contenant ne sera pas utilisé pour les analyses.

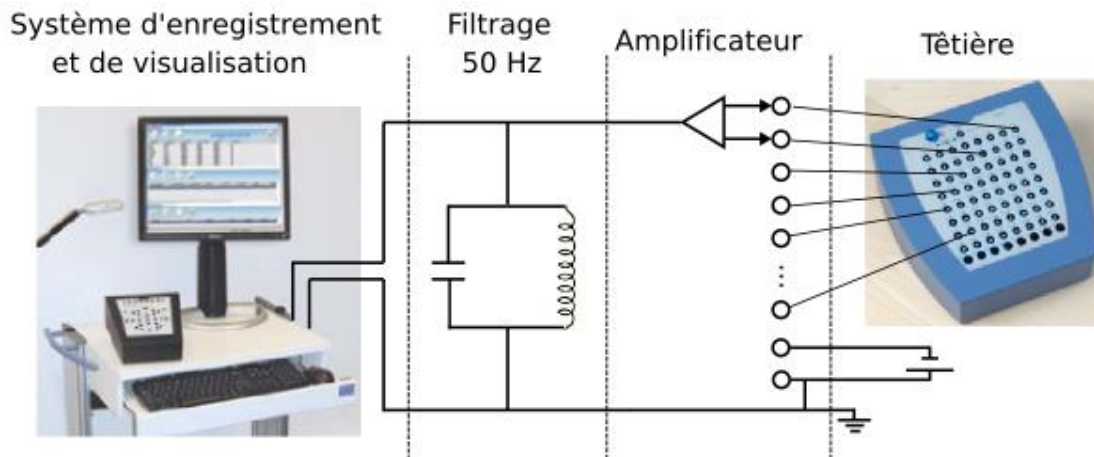


Figure.2.17 – Système d'acquisition EEG. Les différences de potentiels électriques sur le scalp sont enregistrées par des électrodes reliées à un ensemble composé d'une tête, d'un amplificateur, d'un filtre analogique coupe-bande de 50Hz et d'un système d'écriture sur disque dur pour la sauvegarde des signaux EEG.

2.9 Conclusion

Le neurone est l'unité élémentaire à la base de l'activité électrique du cerveau. Cette dernière, recueillie à la surface du scalp, est en fait l'activation simultanée d'un très grand nombre d'entre eux. Il existe plusieurs sortes de neurones, la plupart du temps, ce sont surtout des cellules pyramidales qui génèrent l'activité électrique du cerveau. En effet, ces cellules ont une forme très asymétrique avec une dendrite apicale située dans la couche superficielle du cortex et à l'opposé le soma plus profondément enfoncé. Au moment de la transmission synaptique, la dendrite apicale devient électronégative alors que le soma (l'autre pôle) reste positif. Le tout peut alors être représenté sous la forme d'un dipôle électrique. Pour qu'une activité électrique suffisante soit visible sur le scalp il faut plusieurs centaines de millions de neurones. Cette activité est mesurée par l'électroencéphalogramme. Dans ce chapitre, nous avons décrit l'Electroencéphalogramme, particulièrement, celui de surface, ainsi que son principe.

CHAPITRE 3

OUTILS MATHÉMATIQUES ET STATISTIQUES-
ÉTAT DE L’ART

Sommaire

3.1. Introduction	38
3.2. Discipline de traitement de signal	38
3.2.1. Le signal	38
3.2.2. Place de la discipline	38
3.2.3. Structure d’une chaîne de traitement.	39
3.2.4. Signal continu	40
3.2.5. Signal à temps discret.	40
3.2.6. Échantillonnage	40
3.2.7. Théorème de Shannon et phénomène de repliement	41
3.3. Décomposition de signal en série de Fourier	42
3.4. Transformée de Fourier	43
3.4.1. Fréquence discrète	43
3.4.2. Transformée de Fourier Discrète (TFD)	44
3.4.2.1. Notation matricielle	46
3.4.3. Transformée de Fourier Rapide. (FFT)	46
3.4.4. Algorithme de la FFT	47
3.5. Analyse temps -fréquence	49
3.5.1. Transformée de Fourier à Court Terme.	49
3.6. Analyse en Composantes Principales	50
3.6.1. Présentation de la méthode A.C.P	50
3.6.2. Principe de l’A.C.P.	51
3.6.2.1. Les données à analyser	51
3.6.2.2. La méthode de l’ACP	52
3.6.2.3. Centrage et réduction des données.	52
3.6.2.4. Les outils mathématiques	53
3.6.2.5. Résultats de l’ACP	53
3.6.3. Algorithme de l’A.C.P.	54
3.5. Conclusion	57

3.1 Introduction

L'analyse des signaux biologiques englobe plusieurs thèmes interdisciplinaires qui traitent l'analyse des signaux générés par divers processus physiologiques du corps humain. Ces signaux peuvent être d'origine électrique, chimique ou acoustique, et leur analyse est souvent utile pour expliquer ou identifier les états pathologiques du corps humain. Cependant, ces signaux, dans leur forme la plus naturelle ne fournissent pas beaucoup d'informations et, par conséquent, il devient nécessaire de les traiter afin d'extraire les informations pertinentes. Les récents progrès dans le traitement du signal biologique sont attendus pour soutenir les aspects du futur dans la recherche et la technologie biomédicale. Dans ce chapitre nous allons mettre en évidence les techniques mathématiques de traitement des signaux, ayant servis de base pour le calcul des différents paramètres dans notre approche, puis nous dresserons un état de l'art sur l'analyse en composantes principales que nous avons utilisé dans l'étude comparative.

3.2 Discipline de traitement des signaux

3.2.1 Le signal

Par définition, un signal est le support physique d'une information. Il s'agit donc d'une notion tout à fait générale que l'on peut rencontrer dans des domaines aussi variés que l'électricité, l'électronique, l'acoustique, l'optique, la mécanique, l'astronomie, la biologie, l'économie,... En fait, il y a signal dès qu'il y a mesure et/ou transmission d'information d'une source vers un destinataire.

Traiter un signal est essentiellement en extraire l'information que l'on juge utile, la mettre en forme pour mieux l'analyser, la transmettre ou la stocker [Bel87].

3.2.2 Place de la discipline

De part ses objectifs, le traitement du signal est en contact étroit avec ses champs d'application (comme la physique, les communications, la biologie,...) dans lesquelles il puise ses motivations et pour lesquelles il élabore la spécificité de ses solutions. Il repose par ailleurs sur des outils mathématiques qui lui sont essentiels, que nous développerons par la suite dans les prochains paragraphes. Il est aussi un passage obligé pour des tâches comme la classification ou la reconnaissance des formes.

Le traitement de signal est cependant une discipline autonome, son originalité reposant d'une part sur l'universalité de son langage et d'autre part sur l'enrichissement qu'elle offre en retour aux discipline qui la

nourrissent (développement d'algorithmes en mathématiques appliquées, affinement de mesures en physique,...)

3.2.3 Structure d'une chaîne de traitement

Le signal matérialise le transfert d'une information. On peut alors distinguer un certain nombre d'opérations ou de situations qui sont communes à toute chaîne de traitement. On peut distinguer les opérations de:

- Prétraitement, qui sont essentiellement relatives à la prise d'information elle-même, aux capteurs et à leurs propriétés ;
- Traitement proprement dit, qui constituent le cœur de ce que l'on appelle le traitement du signal ;
- Post-traitement, qui incluent davantage des actions ou des méthodes symboliques ou de contexte (intelligence artificielle, statistiques,...)

D'une manière assez générale, on peut résumer une chaîne de traitement du signal par le schéma de la Figure. 3.1.

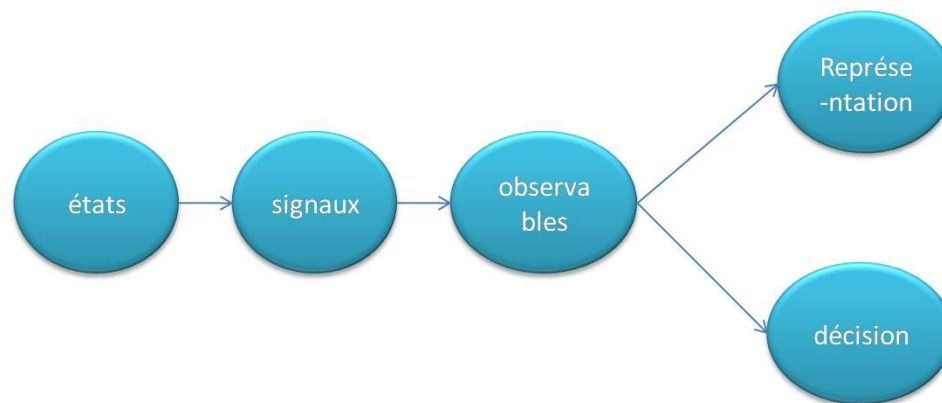


Figure. 3.1- Schéma de la chaîne de traitement d'un signal

Le schéma de la Figure. 3.1 met en jeu plusieurs espaces et des applications entre ces espaces. Les espaces sont ceux :

- Des états : c'est là que se trouve l'information utile.
- Des signaux : ce sont eux qui matérialisent les états possibles.
- Des observables. Ce sont les seules grandeurs disponibles pour l'utilisateur.
- Des décisions : c'est là que se matérialisent les opérations relatives aux signaux.

- Des représentations : elles permettent de changer la façon dont on regarde un signal et peuvent soit aider à l'analyse seule, soit constituer un détour utile pour construire une décision.

3.2.4 Signal continu (Analogique)

L'objectif du traitement du signal étant d'extraire de l'information utile d'une version dégradée d'un signal et/ou de transformer cette information, il importe dans un premier temps de pouvoir décrire les signaux sur lesquels on désire travailler.

Un signal est souvent une fonction de variables indépendantes comme le temps, il est généré de façon naturelle dans la plupart des cas, ce qui lui donne une forme continue dans le temps, pour traiter ce dernier, les calculs appliqués sont effectués sur ordinateur ; or, il est impossible de traiter des données infinies. Nous sommes donc naturellement amenés à travailler sur un jeu de données finies nous obligeant à discrétiser la fonction que nous voulons étudier.

3.2.5 Signal à temps discret

Pour pouvoir traiter un signal analogique, il faut le convertir en forme à temps discret, ce qui signifie, en une séquence de nombres définis à des intervalles spécifiques et uniformes, cette conversion est appelée l'échantillonnage.

Un signal discret n'est connu donc, qu'à certains instants t_k , soit un tableau de valeurs numériques $\{x(t = t_k)\}$.

3.2.6 Echantillonnage

Puisque la plupart des signaux biologiques sont des signaux à *une* dimension et dépendants du temps, nous concentrons notre attention sur les signaux où la variable est le *temps*.

Un signal à temps discret, $x[n]$ est développé par un échantillonnage uniforme d'un signal analogique (t), Figure. 3.2. Il est obtenu par la prise d'échantillons à des intervalles de temps uniformes, où chaque valeur de $x[n]$ est appelée *échantillon*, et la fréquence d'échantillonnage est le nombre d'intervalles dans une seconde exprimée en Hz.

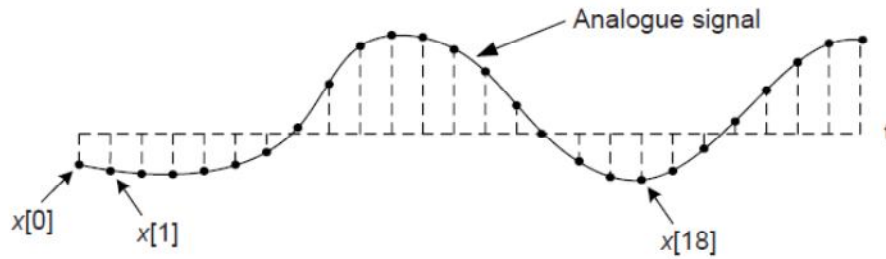


Figure. 3.2 – Echantillonnage d’un signal analogique $x(t)$ - exemple : $x[18]$ est la valeur du signal à un l’instant t_{18} .

3.2.7 Théorème de Shannon et phénomène de repliement (aliasing)

Il est donc possible d’échantillonner un signal, la question posée est: Peut on choisir n’importe quel fréquence d’échantillonnage ? La réponse est négative en raison du phénomène de repliement de spectre. Si la fréquence d’échantillonnage est appelée à diminuer (ou de façon équivalente que la période d’échantillonnage augmente), on obtient le phénomène de repliement de spectre ou aliasing (Figure 3.3). C’est un effet indésirable responsable d’artefacts divers.

Pour s’en affranchir, il faut respecter le critère de Nyquist, autrement appelé le théorème de Shannon, qui stipule que la fréquence d’échantillonnage doit être supérieure à deux fois la fréquence de coupure :

$$f_{\text{échantillonnage}} > 2f_{\text{coupure}} \quad (3.1)$$

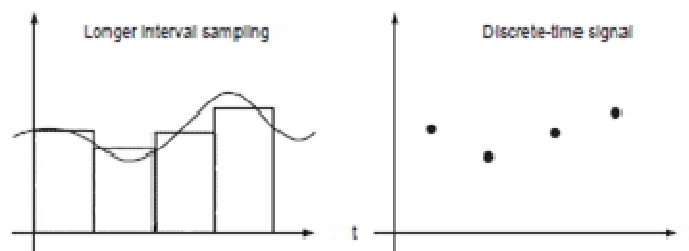


Figure. 3.3 – Aliasing Problem- un signal échantillonné à une fréquence inférieur à celle de Nyquist

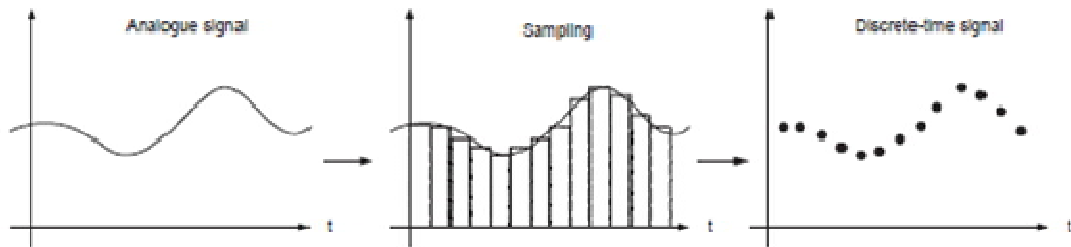


Figure 3.4 – Echantillonnage avec une grande fréquence – le signal est correctement représenté

Dans la Figure .3.4. le théorème de Shannon est respecté, résultat : le signal est correctement représenté.

3.3 Décomposition d’un signal en série de Fourier

Joseph Fourier a démontré en 1807 que tout signal périodique, $x(t)$, de forme quelconque est la superposition d’oscillations simples dites « sinusoïdales » (l’onde résultante étant la superposition des ondes sinusoïdales) d’amplitudes et de fréquences variées (1). Plus le signal a une forme complexe, plus il contient de sinusoïdes. Chacun de ces sinusoïdes est caractérisé par sa fréquence, son amplitude et sa phase, et le changement dans le temps des trois paramètres de chaque sinus va modifier et faire varier le signal.

$$x(t) = a_0 + \sum_{n=1}^{\infty} a_n \cos(n\omega t) + b_n \sin(n\omega t) \quad (3.2)$$

$$\text{avec } \omega = 2\pi/T \quad (3.3)$$

Cette somme de signaux sinusoïdaux a des coefficients a_n et b_n , qui se déterminent à l’aide de formules suivantes :

$$a_0 = \frac{1}{T} \int_0^T x(t) dt \quad (3.4)$$

$$a_n = \frac{2}{T} \int_0^T x(t) \cos(n\omega t) dt \quad (3.5)$$

$$b_n = \frac{2}{T} \int_0^T x(t) \sin(n\omega t) dt \quad (3.6)$$

Les "séries de Fourier" sont utilisées seulement pour l'analyse de signaux périodiques. Des tels signaux sont constitués par la superposition d'une onde sinusoïdale fondamentale et des divers harmoniques dont les fréquences sont les multiples entiers de la fréquence fondamentale.

Pour analyser des signaux non périodiques on doit recourir à une intégrale de Fourier: la méthode utilisée consiste à représenter le signal étudié avec une superposition d'ondes sinusoïdales de toutes les fréquences possibles; les amplitudes associées à chaque fréquence forment une fonction de la fréquence que les physiciens appellent "spectre continu des fréquences du signal": c'est la transformée de Fourier du signal $x(t)$, notée $X[m]$.

3.4 Transformée de Fourier

Une fonction et sa transformée de Fourier représentent deux aspects de la même information [Mit06, PM06]. La fonction met en évidence l'information sur le temps pendant que la transformée de Fourier révèle l'information sur les fréquences.

La fonction et sa transformée contiennent chacune l'information complète du signal: on obtient une transformée à partir de la fonction, et on reconstruit la fonction à partir de la transformée.

L'analyse de Fourier a aidé à comprendre certains phénomènes naturels en aidant à résoudre numériquement certaines équations qui au dernier siècle restaient réfractaires. Pour une sorte importante d'équations différentielles, la transformation de Fourier remplace une équation compliquée par une série d'équations simples [Bur94].

La connaissance de nombre d'activités cycliques dans un signal est très importante. La transformée de Fourier est la méthode la plus ancienne pour l'analyse des cycles, qui permet d'obtenir des informations fréquentielles. Mais quelle est donc la fréquence ?

La fréquence mesure la périodicité (ou répétitivité) qui consiste en nombre de cycles par seconde, exprimée en Hertz (Hz). La période fondamentale est l'inverse de la fréquence.

3.4.1 Fréquence discrète

Comme pour une variable n dans le domaine temporel, nous avons un nombre fréquentiel discret m dans le domaine fréquentiel.

Supposons N le nombre de points d’échantillons, et m la variable discrète de fréquence de 0 à $N - 1$. F_s étant la fréquence d’échantillonnage avec F_d intervalles. Donc, l’espace entre deux points est donné par :

$$F_{act} = \frac{1}{NT} = \frac{F_s}{N} \quad (3.7)$$

T est la période fondamentale tel que $T = 1/F_s$.

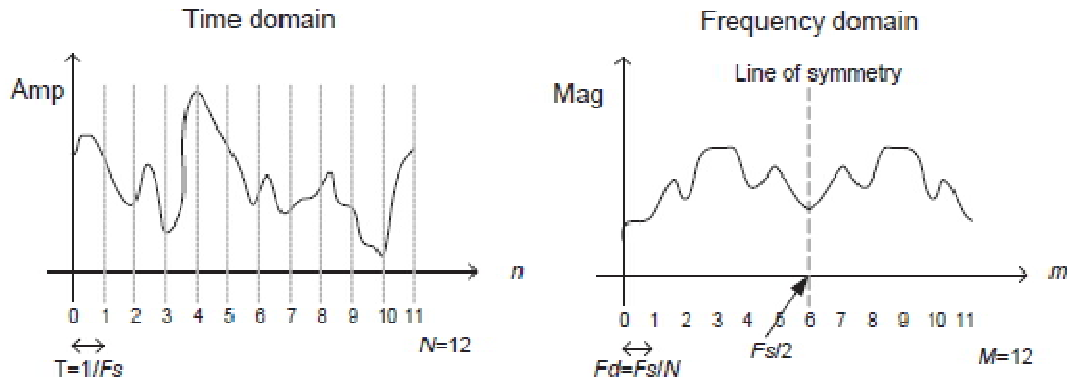


Figure. 3.5 –Exemple de passage du domaine temporel au domaine fréquentiel

La Figure. 3.5 montre un exemple illustrant le temps discret et la fréquence discrète. Dans cet exemple, le signal à temps discret est de longueur $N = 12$, lors de la transformation vers le domaine fréquentiel, le nombre de fréquence m est égal à 0, 1, ..., $N-1$. Pour trouver la fréquence actuelle, il suffit de la calculer à l’aide de la formule (3.8).

$$f_{act} = m * F_s/N \quad (3.8)$$

3.4.2 Transformée de Fourier Discrète (TFD)

La Transformée de Fourier Discrète (TFD) [Bel87], en anglais, Discrete Fourier Transform (DFT), peut être utilisée pour analyser les signaux à temps discret. Pour un signal à temps discret $x[n]$, elle est définie comme suit :

$$X_{DFT}[m] = \sum_{n=0}^{N-1} x[n]e^{-j\omega n} \quad (3.9)$$

Tel que $\omega = 2\pi f / F_s$ et $f = mF_s/N$, nous avons

$$X[m] = \sum_{n=0}^{N-1} x[n] e^{\frac{-j2\pi mn}{N}} \quad (3.10)$$

La transformé inverse est définie comme

$$x[n] = \frac{1}{N} \sum_{m=0}^{N-1} X[m] e^{\frac{j2\pi mn}{N}} \quad (3.11)$$

En utilisant la relation suivante,

$$e^{jx} = \cos(x) + j \sin(x), \quad (3.12)$$

La transformée discrète de Fourier peut être exprimée en notation complexe de la manière suivante :

$$X[m] = \sum_{n=0}^{N-1} x[n] \cos\left(\frac{2\pi mn}{N}\right) - j \sum_{n=0}^{N-1} x[n] \sin\left(\frac{2\pi mn}{N}\right) \quad (3.13)$$

La transformée inverse permet de reconstruire le signal original (la transformation est symétrique).

On peut voir, à partir de la formule (3.13), qu'une transformée de Fourier pour une fréquence m , consiste en une partie réelle et une partie imaginaire.

La magnitude $|X[m]|$, et la phase $\varphi[m]$, peuvent être exprimées ainsi :

$$|X[m]| = \sqrt{Re(X[m])^2 + Im(X[m])^2}, \quad (3.14)$$

$$\varphi[m] = \arctan \frac{Im(X[m])}{Re(X[m])} \quad (3.15)$$

Avec

$$Re[m] = \sum_{n=0}^{N-1} x[n] \cos\left(\frac{2\pi mn}{N}\right) \quad (3.16)$$

$$Im[m] = \sum_{n=0}^{N-1} x[n] \sin\left(\frac{2\pi mn}{N}\right) \quad (3.17)$$

3.4.2.1 Notation matricielle

Il existe une autre méthode pour le calcul de la Transformée de Fourier Discrète, il s’agit de l’utilisation des relations matricielles [Mit06] :

$$X = D_N x \tag{3.18}$$

Où X est un vecteur composé de N échantillons, et D_N est une matrice de dimension $N \times N$, donnée par :

$$D_N = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & \dots & 1 \\ 1 & W_N^1 & W_N^2 & \dots & W_N^{N-1} \\ 1 & W_N^2 & W_N^4 & \dots & W_N^{2N-1} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & W_N^{N-1} & W_N^{2(N-1)} & \dots & W_N^{(N-1)(N-1)} \end{bmatrix} \tag{3.19}$$

$$\text{Où } W_N = e^{-j\pi/N} \text{ and } X_{DFT}[m] = \sum_{n=0}^{N-1} x[n]W_N^{mn}, \quad 0 \leq m \leq N-1 \tag{3.20}$$

3.4.3 Transformée de Fourier Rapide (FFT)

Bien que puissant, l’algorithme de la transformée de Fourier exige de longs et pénibles calculs mathématiques. Toutefois, en 1965 Cooley et Tukey ont établi un raccourci mathématique qui réalisait ces calculs en seulement quelques secondes à l’aide d’un ordinateur. Ils ont nommé leur algorithme "Fast Fourier Transform" (*FFT*).

L’algorithme se base sur une approche de type « diviser pour régner » par le biais d’une récursion. Celle-ci subdivise une transformation de Fourier discrète d’une taille composite $n = n_1 n_2$ en plusieurs transformées de Fourier discrètes de tailles inférieures n_1 et n_2 . Cet algorithme nécessite $\mathcal{O}(n \log n)$ multiplications par des racines d’unité, plus communément appelés *facteurs de rotation*.

L’utilisation la plus classique de l’algorithme de Cooley-Tukey est une division de la transformation en deux parties de taille identique $n/2$ et ceci à chaque étape. Cette contrainte limite les tailles possibles, puisque celles-ci doivent être des puissances de deux. Toutefois, une factorisation reste possible (principe déjà connu de Gauss). En général, les mises en code essaient d’éviter une récursivité pour des questions de performance. Il est aussi possible de mélanger plusieurs types d’algorithme lors des subdivisions.

3.4.4 Algorithme de la FFT

L’algorithme présenté dans cette partie est le plus commun pour la transformée de Fourier rapide. Il réutilise la transformée de Fourier rapide, et détermine de manière récursive les coefficients associés. La complexité de cet algorithme est de $O(N \log N)$ pour de grands nombres. Étant donné la popularité de l’algorithme, celui-ci connaît plusieurs variantes et implémentations, et se présente sous des noms différents.

Algorithme :

Le *radix-2 decimation-in-time* (DIT) Fast Fourier Transform est la forme la plus connue de l’algorithme de Cooley-Tukey. Sa particularité est de diviser une transformée de Fourier Discrète (TFD) de taille n en deux TFD de tailles $n/2$.

On rappelle la formule (3.10) de la TFD :

$$X[m] = \sum_{n=0}^{N-1} x[n] e^{\frac{-j2\pi mn}{N}}$$

où m est un entier variant de 0 à $n-1$.

Le DIT permet premièrement d’intervertir les TFD des éléments indexés par des nombres pairs $X[2K]$ et des éléments indexés par des nombres impairs $[2K + 1]$, et ensuite de combiner ces deux résultats afin de produire la TFD de la séquence toute entière. Afin de gagner en temps de calculs, nous pouvons implémenter cette méthode récursivement pour réduire la complexité vers $O(N \log N)$. Cette forme simplifiée exige que N soit une puissance de 2, ce qui n’est pas une restriction très importante.

L’algorithme donné réarrange les TFD de la fonction en deux parties :

- Une somme contenant les indices de valeur paire,
- Une autre somme contenant les indices de valeurs impaires.

On obtient alors l’expression suivante pour la TFD:

$$X[m] = \sum_{k=0}^{N/2-1} x[2K] e^{\frac{-j2\pi(2k)m}{N}} + \sum_{k=0}^{N/2-1} x[2K + 1] e^{\frac{-j2\pi(2k+1)m}{N}} \tag{3.21}$$

En simplifiant l’expression on obtient pour l’expression de la TFD, en remplaçant la TFD des pairs par E_m et la TFD des impairs par O_m :

$$X[m] = E_m + e^{\frac{-j2\pi m}{N}} O_m \tag{3.22}$$

Et c'est ainsi que ce construit l'algorithme. On répète l'opération en divisant à chaque fois la dimension n par 2. A la fin, on obtient les valeurs des coefficients (complexes) de la TFD.

Sous écriture algorithmique, le code donné est le suivant :

Algorithme de la FFT :

```
//Soit x un vecteur ligne, contient n colonnes, avec n puissance de 2.
//fft(x) renvoie un vecteur ligne y de même dimension.
//x et fft(x) contiennent des termes complexes.
DebutFonc fft(x) :
n <- nb colonnes de x
Si n=1:
retourne [ x[0] ]
et Si n impair:
retourne [ 0 + 0i ]
et si n est pair:
// On recalcule la fft avec les termes x0,2,...,n
even <- vecteur avec n/2 termes
even <- x[0], x[2], ... , x[n]
q <- vecteur avec n/2 termes
q <- fft(even) // On rappelle la fft avec le vecteur even
// On recalcule la fft avec les termes x1,3,...,n-1
odd <- vecteur avec n/2 termes
odd <- x[1], x[3], ... , x[n-1]
r <- vecteur avec n/2 termes
r <- fft(odd) // On rappelle la fft avec le vecteur odd
// On combine les résultats (fin)
y <- vecteur avec n termes
Pour k variant de 0 à n/2-1 faire :
kth = -2k*pi/n // kième
wk = cos(kth) + i*sin(kth)
// revient à omegaK =cos(2kpi/n)+i*sin(2kpi/n) = exp(2kpi/n)
y[k]= q[k]+ wk*r[k]
y[k+n/2] = q[k] -wk*r[k]
fin faire.
```

```
retourne y  
finfunc
```

Limites de la programmation :

-Ce n’est pas l’algorithme le plus efficace au niveau de la mémoire et la rapidité parce qu’on utilise des structures pour représenter les nombres complexes et les matrices, et l’optimisation n’est pas à son maximum car on recrée des tableaux au lieu de les réutiliser dans le code.

3.5 Analyse temps-fréquence

L’inconvénient de l’intégrale de Fourier est que la fonction du signal met en évidence l’information sur le temps et cache l’information sur les fréquences, pendant que la transformée de Fourier révèle l’information sur les fréquences et cache l’information sur l’évolution temporelle. Ce problème d’interaction entre le domaine du temps et le domaine de la fréquence a conduit à la création d’un algorithme de Fourier qui fonctionne dans un plan temps-fréquence [Aka98].

Pour avoir une analyse à la fois en temps et en fréquence, nous avons besoin d’étendre la transformée de Fourier en y introduisant un aspect temporel, soit la transformée de Fourier à court terme. Dans ce qui suit, nous présentons son principe.

3.5.1 Transformée de Fourier à Court Terme

Pour réaliser une analyse spectrale d’un signal $x(t)$ autour d’un instant arbitraire b , il faudrait calculer une transformée de Fourier (TF) du voisinage immédiat de ce point. L’intégrale de Fourier nécessitant un temps d’intégration infini, cela suppose que l’aspect local soit introduit en ne regardant le signal que dans un certain intervalle T proche de b dans lequel il est considéré comme stationnaire.

En déplaçant la fonction d’analyse sur tous les instants t du signal, une collection de spectres locaux définis par une famille de coefficients $C_s(t, f)$ est obtenue (12). b est ici le paramètre position permettant de déplacer l’analyse sur tout le signal, f la fréquence locale obtenue par ce spectre et $\overline{g(u-t)}$ le conjugué de la fenêtre d’analyse.

$$C_s(t, f) = \int_{\mathbb{R}} s(u) \overline{g(u-t)} e^{-2i\pi f u} du \quad (3.23)$$

Les intervalles $\left[-\frac{\Delta t}{2}, \frac{\Delta t}{2}\right]$ et $\left[-\frac{\Delta f}{2}, \frac{\Delta f}{2}\right]$ définissent le pavé du plan temps-fréquence. Compte tenu du principe d’incertitude de Gabor-Heisenberg [Grö01], il est impossible d’avoir à la fois une localisation parfaite en temps et en fréquence (c’est à dire un pavé réduit à un point). Il a été montré que les fenêtres $g(u - t)$ conduisant au meilleur compromis entre résolution temporelle et résolution fréquentielle sont sous forme gaussienne. On parle alors d’analyse de Gabor [Gab46].

3.6 L’Analyse en Composantes principales

Cette partie est consacrée à l’Analyse en Composantes Principales (ou A.C.P.), méthode fondamentale en statistique descriptive multidimensionnelle. Cette méthode permet de traiter simultanément un nombre quelconque de variables, toutes quantitatives [DR06].

Le but de son utilisation dans notre approche, est de réaliser une étude comparative entre différents EEG.

Sur le plan théorique, l’Analyse en Composantes Principales est une méthode relativement complexe, dans la mesure où elle fait appel à des notions mathématiques non élémentaires : celles de matrices, d’éléments propres... Fort heureusement, il n’est pas nécessaire de connaître ces notions pour comprendre le mécanisme d’une A.C.P. et donc pour l’utiliser correctement.

3.6.1 Présentation de la méthode A.C.P

Le principe général de l’A.C.P. est de réduire la dimension des données initiales (qui est p si l’on considère p variables quantitatives), en remplaçant les p variables initiales par q facteurs appropriés ($q < p$).

Les données, toujours centrées, doivent, en plus, être réduites lorsque les variables sont hétérogènes. Les q facteurs cherchés sont des moyennes pondérées des variables initiales. Leur choix se fait en maximisant la dispersion des individus selon ces facteurs (autrement dit, les facteurs retenus doivent être de variance maximum). Des techniques mathématiques appropriées permettent de réaliser tout cela de façon automatique et optimale.

Lorsqu’on a obtenu les résultats d’une A.C.P., il faut être capable de les interpréter. Pour cela, on dispose de graphiques, à la fois pour les variables et pour les individus, ainsi que d’indicateurs numériques, appelés aides à l’interprétation. Ces indicateurs permettent, en association avec les graphiques, de comprendre les éléments clés de la structure des données initiales, et donc d’en faire une interprétation correcte.

3.6.2 Principe de l’ACP

3.6.2.1 Les données à analyser

On considère p variables quantitatives, notées $X^1, \dots, X^j, \dots, X^p$, observées sur n individus, notés $1, \dots, i, \dots, n$. L'observation de la variable X^j sur l'individu i ($X^j(i)$), sera plus simplement notée x_j^i . Les données se présentent ainsi sous la forme d'un tableau du type suivant (Tableau.3 .1) :

	X^1	...	X^j	...	X^p
1	x_1^1	...	x_1^j	...	x_1^p
⋮	⋮		⋮		⋮
i	x_i^1	...	x_i^j	...	x_i^p
⋮	⋮		⋮		⋮
n	x_n^1	...	x_n^j	...	x_n^p

Tableau. 3.1 – Tableau de données- Noter que le nombre p de variables d'une A.C.P. vaut au moins 2 ; De son côté, le nombre n d'individus est au moins égal à p .

On cherche à extraire l'information pertinente contenue dans le tableau des données, pour cela, on va le résumer en extrayant l'essentiel de sa structure en vue de faire des représentations graphiques à la fois fidèles aux données initiales et commodes à interpréter. Ces représentations devront se faire en dimension réduite : le nuage initial, situé dans un espace de dimension p (puisque l'on dispose, au départ, de p variables quantitatives), sera résumé (réduit, projeté) en dimension q (grâce à l'obtention de q facteurs). Le nombre q de facteurs retenus sera compris entre 1 et p ; le plus souvent, il vaudra 2 ou 3.

Les q facteurs que l'on va définir, pour résumer l'information contenue dans le tableau initial, doivent maximiser la dispersion du nuage des observations. Rappelons que la dispersion d'une variable quantitative se mesure, en général, par sa variance (ou par son écart-type, racine carrée positive de la variance). Plus généralement, lorsqu'on dispose d'un nuage d'observations en plusieurs dimensions, on parle d'inertie (somme des variances des variables considérées). Le principe de l'A.C.P. consiste donc à rechercher, pour une dimension q restreinte (2 ou 3), les q facteurs maximisant l'inertie du nuage lorsqu'on le projette (le résume)

dans le sous-espace de dimension q engendré par ces facteurs : en passant de la dimension initiale p à la dimension réduite q , on perd, obligatoirement, de la dispersion et de l'inertie. L'idée est d'en perdre le moins possible en choisissant convenablement les facteurs.

3.6.2.2 La méthode de l'ACP

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

$$\begin{aligned}C^1 &= a_1^1 X^1 + a_1^2 X^2 + \dots + a_1^p X^p \\C^2 &= a_2^1 X^1 + a_2^2 X^2 + \dots + a_2^p X^p \\&\dots\end{aligned}$$

où :

C^1 doit contenir un maximum d'*information*, c'est-à-dire disperser le plus possible les individus.

L'idée est la suivante : si on dispose d'un nuage de points dans le plan (autrement dit, en dimension $p = 2$) et qu'on souhaite le projeter sur une droite (donc en dimension $q = 1$), la droite la plus *fidèle* à la configuration initiale est celle qui rend maximum la dispersion -la variance- du nuage après sa projection.

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

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

Et ainsi de suite ...

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

3.6.2.3 Centrage et réduction des données

Tout d'abord, il faut noter que le centrage des variables d'un tableau soumis à une A.C.P. (on retranche à chaque observation la moyenne de la variable correspondante) ne modifie en rien les résultats de l'A.C.P. En effet, on utilise comme critère la maximisation de la dispersion (de l'inertie) et la dispersion d'une variable n'est pas modifiée par son centrage. Comme il est plus commode de travailler avec des données centrées (les expressions manipulées sont plus simples à écrire), les A.C.P. sont systématiquement réalisées après centrage de chaque variable.

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

On recommande l'A.C.P. seulement centrée lorsque les variables sont homogènes : même signification, même unité de mesure, même ordre de grandeur... Au contraire, on recommande l'A.C.P. réduite lorsque les variables sont hétérogènes, c'est-à-dire dans les autres cas.

3.6.2.4 Les outils mathématiques

Il s'agit des outils de l'algèbre linéaire, essentiellement les notions de vecteurs propres et de valeurs propres. Notons S la matrice $p \times p$ des variances-covariances des variables X^j et R la matrice $p \times p$ de leurs corrélations linéaires. Dans une A.C.P. seulement centrée, C^1 est le vecteur propre normé de S associé à la plus grande valeur propre ($SC^1 = \lambda_1 C^1$ et $\|C^i\| = 1$), C^2 est le vecteur propre normé de S associé à la seconde plus grande valeur propre, et ainsi de suite. De plus, les différents vecteurs C^k sont orthogonaux (à la non corrélation des variables centrées correspond l'orthogonalité des vecteurs qui les représentent). Dans une A.C.P. réduite, les C^k sont les vecteurs propres orthonormés de la matrice R .

- Commentaires

On notera que les différents calculs permettant d'obtenir les résultats d'une A.C.P. (définition des facteurs, calcul de leur variance -les valeurs propres-, détermination des corrélations variables facteurs, des coordonnées des individus...) ne sont en général pas réalisables à la main" (pas plus d'ailleurs qu'avec une calculette). Seul l'usage d'un ordinateur et d'un logiciel spécialisé, utilisant un algorithme approprié, peut permettre d'obtenir ces résultats.

3.6.2.5 Résultats de l'ACP

a- Résultats généraux

Avant d'analyser les résultats proprement dits d'une A.C.P., il est bon de regarder les résultats préliminaires. Tout d'abord, pour chaque variable considérée, son minimum, son maximum, sa moyenne et son écart-type. Cela permet d'avoir une première connaissance des données étudiées et, le cas échéant, de décider si l'A.C.P. doit être réduite ou non.

Il est également intéressant d'étudier la matrice des corrélations entre variables initiales, dans la mesure où elle permet d'avoir une première idée de la structure de corrélation entre ces variables.

Ensuite, le premier tableau de résultats à regarder est le tableau des pourcentages d'inertie correspondants aux différentes valeurs propres, contenant aussi les pourcentages cumulés associés : ce tableau va permettre de choisir la dimension q retenue pour interpréter l'A.C.P.

b- Résultats sur les variables

La technique de l'A.C.P. permet de calculer les corrélations variables-facteurs, autrement dit les coefficients de corrélation linéaire entre chaque variable initiale et chaque facteur retenu.

Dans un premier temps, ces quantités permettent un début d'interprétation des facteurs, dans la mesure où elles indiquent comment ils sont liés aux variables initiales. A ce stade, il est recommandé d'utiliser aussi la matrice des corrélations entre variables initiales, pour compléter cette interprétation.

Dans un second temps, les corrélations variables-facteurs permettent de réaliser les graphiques des variables dont l'étude détaillée conduit à préciser la signification des axes, c'est-à-dire des facteurs. On doit considérer uniquement le graphique selon les axes 1 et 2 si l'on a choisi $q = 2$; on doit au contraire considérer les 3 graphiques selon les axes 1 et 2, 1 et 3, 2 et 3, si l'on a choisi

$q = 3$.

c- Résultats sur les individus

Là encore, la technique de l'A.C.P. permet de calculer les coordonnées des individus sur les axes, leurs contributions à la dispersion selon chacun de ces axes (ainsi que leurs contributions à la dispersion globale, selon les p dimensions) et les cosinus carrés.

Les coordonnées permettent de réaliser les graphiques des individus (1 ou 3 graphiques, selon que l'on a choisi $q = 2$ ou $q = 3$). Concernant ces graphiques, il faut tout d'abord noter que leurs axes s'interprètent de la même manière que les axes des graphiques des variables : les uns comme les autres sont associés aux facteurs.

En associant à ces graphiques les contributions des individus aux axes, on peut affiner l'interprétation de ces axes : chacun d'entre eux est surtout déterminé par les quelques individus présentant les plus fortes contributions ; ce sont en général ceux situés en position extrême sur l'axe, c'est-à-dire y ayant les plus fortes coordonnées, soit positives soit négatives. Bien sûr, avant d'utiliser un tel individu pour affiner l'interprétation d'un axe, il faut s'assurer que cet individu est bien représenté sur cet axe, autrement dit que le cosinus carré correspondant est grand (proche de 1).

3.6.3 Algorithme de l'ACP

Le paragraphe suivant résume le principe de l'ACP sous forme d'algorithme, soit :

Matrice des données : m objets (ou individus), p descripteurs (ou variables) :

x_{11}	·	·	x_{1p}
·	x_{i1}	x_{ip}	·
·	$x_{i'j}$	·	·
x_{m1}	·	·	x_{mp}
\bar{x}_1	\bar{x}_i	$\bar{x}_{i'}$	\bar{x}_p
s_1	s_i	$s_{i'}$	s_p

Centrage et réduction des données :

$$X_{ij} = \frac{x_{ij} - \bar{x}_i}{s_i} \quad (3.24)$$

Distances entre objets:

$$d(i, i')^2 = \sum_{j=1}^p p_j (X_{ij} - X_{i'j})^2 \quad (3.25)$$

où p_j est une pondération qui est en général égale à 1.

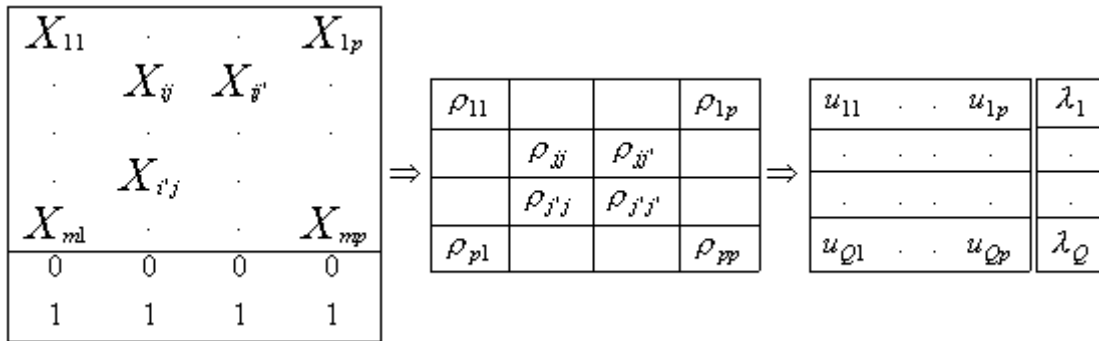
Inertie totale I du nuage est égale à

$$I = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^p \sum_{i=1}^m \left(\frac{x_{ij} - \bar{x}_i}{s_i} \right)^2 = p \quad (3.26)$$

Réalisation de l'analyse en composantes principales :

Le but : trouver des axes orthogonaux (indépendants) qui ont la propriété d'extraire le maximum de la variance projetée (ou inertie projetée) des individus ou objets.

- calcul de la matrice des données centrées-réduites.
- calcul de la matrice des corrélations variables/variables.
- calcul de la matrice des vecteurs propres et du vecteur des valeurs propres.



Avec $Q \leq p$

- Les vecteurs propres sont les coordonnées du point de norme 1 des nouveaux axes sur les anciennes variables. Les valeurs sont proportionnelles à la variance associée à ces axes.
- Calcul des coordonnées des individus sur les nouveaux axes.
- Calcul des corrélations des variables avec les nouveaux axes.

Relations de transitions

$$F_q(i) = \frac{1}{\sqrt{\lambda_q}} \sum_{j=1}^p \frac{X_{ij} - \bar{X}_i}{s_i} G_q(j) \quad (3.27)$$

où F est la projection de l'individu i sur l'axe factoriel q, G les projections des p variables sur q, et l la valeur propre associée à la composante q.

et par réciprocity:

$$G_q(j) = \frac{1}{\sqrt{\lambda_q}} \sum_{i=1}^m \frac{X_{ij} - \bar{X}_j}{s_j} F_q(i) \quad (3.28)$$

Nuage des variables:

$$\cos(j, j') = \sum_{i=1}^m \left(\frac{X_{ij} - \bar{X}_j}{s_j} \right) \left(\frac{X_{ij'} - \bar{X}_{j'}}{s_{j'}} \right) \quad (3.29)$$

3.7 Conclusion

Nous avons présenté dans ce chapitre les différents outils mathématiques et statistiques ayant été utilisés dans notre approche, qui sera détaillée au prochain chapitre.

CHAPITRE 4

ANALYSE ET TRAITEMENT DES SIGNAUX EEG

Sommaire

4.1. Introduction	59
4.2. Nature des signaux de l'Electrencéphalographie.	59
4.3. Travaux reliés-Etat de l'art.	60
4.3.1. Extraction automatique des caractéristiques en utilisant une programmation génétique	60
4.3.2. Modèle de sources	63
4.3.3. Analyse de spectre de puissance de l'EEG	64
4.3.4. L'Analyse de la quantification de récurrence pour l'évaluation de la profondeur de l'anesthésie	65
4.4. Motivations	66
4.5. Approche proposée	66
4.5.1. Prétraitement	68
4.5.1.1. Entrée du Prétraitement	68
4.5.1.2. Processus du Prétraitement	69
4.5.1.3. Résultat du Prétraitement	71
4.5.2. Traitement et analyse des signaux EEG.	72
4.5.2.1. Données à traiter	72
4.5.2.2. Processus de Traitement et Analyse	72
4.5.2.3. Résultat du Traitement et Analyse	76
4.5.3. Quantification	77
4.5.3.1. Rappel sur les différents rythmes corticaux	77
4.5.3.2. Rappel sur les procédures de l'approche	78
4.5.3.3. Quantification des rythmes corticaux	78
4.5.4. Sauvegarde des résultats	79
4.5.5. Comparaison et classification	80
4.6. Conclusion	81

4.1 Introduction

Les fonctions humaines sont fréquemment associées aux signaux dont l'origine peut être électrique, chimique ou acoustique,... Si le signal est fonction des propriétés physiologiques à la base du fonctionnement des systèmes biologiques, l'extraction des variables explicatives et l'analyse de données parfois enfouies mènent à l'interprétation physiologique dans des conditions pathologiques ou non. La complexité des signaux générés est parfois considérable et, dans ce cas, le traitement des signaux biomédicaux devient un outil indispensable et rigoureux d'extraction de caractéristiques et d'analyse de données.

Cependant les connaissances sur le ou les fonctionnements du processus physiologique à l'origine des signaux sont cruciales pour que l'objectif visé soit clairement défini, afin de déterminer une méthodologie et surtout pour éviter de se fourvoyer dans l'interprétation. L'objectif fondamental du traitement du signal biomédical est de réduire la subjectivité du clinicien. L'introduction des méthodes de traitement doit permettre d'accéder à un résultat quantitatif objectif avec précision et reproductibilité. En plus de la réduction de la subjectivité, le traitement du signal biomédical doit donner accès à l'extraction de caractéristiques inhérentes aux processus biologiques même si elles ne sont pas facilement disponibles et ou pas directement interprétables par le clinicien. Dans ce cas, ces variables cachées qui possèdent une signification selon l'intuition du chercheur doivent au cours de la démarche scientifique être validées en terme de performances cliniques.

Nous allons, dans ce chapitre, nous intéresser aux techniques d'analyse et de traitement des signaux EEG proposées dans quelques travaux, puis nous présenterons notre approche qui utilise les outils de traitement de signal dans un premier temps pour traiter un signal EEG, puis quantifier les différents rythmes corticaux qui le composent en terme de magnitude et de phase dans un deuxième temps. Notre approche fait appel aussi à l'analyse en composantes principale pour lancer une étude comparative entre différents EEG afin de les classifier.

4.2 Nature des Signaux de l'Electroencéphalographie

L'étude de l'activité cérébrale nécessite une analyse quantitative des oscillations codant le transfert de l'information d'une population neuronale à une autre. Ces oscillations, enregistrées au moyen de l'EEG, sont des événements transitoires, imprévisibles même statistiquement.

Le signal EEG est principalement le reflet des variations sommées des potentiels générés par de grandes populations de neurones.

Les synchronisations électrophysiologiques entre différentes structures cérébrales sont à l'origine de certains fonctionnements neurophysiologiques sains ou pathologiques. L'analyse des signaux EEG de surface est l'une des modalités qui aide à la compréhension et au diagnostic de ces mécanismes.

Plusieurs techniques d'analyse de l'EEG ont été développées et appliquées au cours du temps afin de quantifier l'information portée par le signal EEG.

4.3 Travaux reliés- Etat de l'art

4.3.1 Extraction automatique des caractéristiques en utilisant une programmation génétique

Le travail présenté dans l'article [GRD+11], est de nature multidisciplinaire. La programmation génétique a été appliquée pour l'extraction automatique des caractéristiques en améliorant la performance du classificateur des K plus proches voisins, et en diminuant la dimension des caractéristiques originales en entrée.

La méthodologie propose un processus de trois étapes :

Etape1 : Création d'une Base de données des caractéristiques originales. La base de données est une pré-condition pour les prochaines procédures, les caractéristiques originales sont créées à l'aide de l'analyse en ondelettes des EEGs Bruts. La Transformée en Ondelettes fournit une représentation en temps-fréquence très flexible en utilisant des fenêtres d'analyses variables ce qui donne une information fréquentielle exacte pour les basses fréquences et une information temporelle exacte pour les hautes fréquences [AZD03]. Mallat [Mal89] a développé une manière efficace pour implémenter la transformée en Ondelettes Discrète (DWT) en passant le signal à travers une série de filtres passe-bas et passe-haut, l'équation 4.1 [Chu92] est celle de la DWT :

$$DWT_{(j,k)} = 2^{-j/2} \int_{-\infty}^{+\infty} S(t) \psi^* \left(\frac{t-2^j k}{2^j} \right) dt \quad (4.1)$$

La DWT décompose le signal EEG brut en plusieurs sous signaux, chaque sous signal représente le signal original dans différentes bandes de fréquences, ensuite cinq mesures sont sélectionnés pour démontrer les caractéristiques les plus importantes d'un signal EEG, pour les déterminer, on considère un signal S échantillonné avec N échantillons où S_i est le $i^{\text{ème}}$ échantillon et S_{i-1} es celui qui le précède, les définitions des cinq mesures sont :

a- Valeur moyenne du signal

La moyenne des amplitudes du signal.

$$\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N S_i \quad (4.2)$$

b- Ecart Type du Signal

La racine carrée de la variance μ représente la valeur moyenne du signal.

$$\sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (S_i - \mu)^2} \quad (4.3)$$

c- Energie du signal

Mesure l'énergie moyenne instantanée du signal

$$\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N S_i^2 \quad (4.4)$$

d- Longueur de courbe du signal

La somme des longueurs des lignes verticales de segments entre échantillons. Cela fournit les mesures en temps et en fréquence.

$$\sum_{i=1}^N |S_{i+1} - S_i| \quad (4.5)$$

e- Asymétrie du signal

Mesure l'asymétrie de distribution de données, σ représente l'écart type :

$$\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left(\frac{S_i - \mu}{\sigma} \right)^4 - 3 \quad (4.6)$$

Ces mesures sont utilisées pour créer la base de données des caractéristiques originales.

Etape 2 : programmation génétique. Chaque individu dans la programmation génétique représente un ensemble de nouvelles caractéristiques qui est la transformation non linéaire des caractéristiques originales. Ensuite, les nouvelles caractéristiques sont passées dans un classificateur des K plus proches voisins (KNN : K-Nearest Neighbor).

Dans la programmation génétique (PG) chaque individu de la population représente une expression, lorsque cette dernière est évaluée, elle permet d'obtenir une seule caractéristique. Pour permettre à un

individu de générer automatiquement plus d'une seule caractéristique, une nouvelle fonction est créée et ajoutée dans cette étude, à l'ensemble des fonctions, elle peut apparaître dans n'importe quelle position de l'arbre de la PG. F possède un seul argument, la sortie de F est la copie de son entrée, l'argument d'entrée de F est ajouté à la liste des nouvelles caractéristiques.

La fonction de fitness est définie comme étant la mal-classification du classificateur KNN pour l'apprentissage de données, la valeur de mal-classification ei est définie par :

$ei = N_{validation} - N_{correct}$, $N_{validation}$ est le nombre d'échantillons dans l'ensemble de validation (données à entraîner), $N_{correct}$ est le nombre d'échantillons correctement classifiés.

A la fin la procédure de la PG, les meilleures nouvelles classifications sont obtenues.

Etape 3 : Classification : un classificateur KNN est choisi comme système de classification pour vérifier la performance des nouvelles caractéristiques basée sur la PG.

Application de la méthodologie sur la classification épileptique de l'EEG :

Un signal EEG brut est décomposé à l'aide de la DWT en cinq sous signaux où chacun correspond à une bande de fréquences et donc cinq sous ensembles de segment sont obtenus : (Z, O, F, N, S), chacun contient 100 segment de durée de 26.3 sec, avec une fréquence d'échantillonnage de 173.6 Hz.

L'ensemble Z correspond aux segments d'un volontaire normal, relaxé, yeux ouverts.

L'ensemble O correspond aux segments d'un volontaire normal, relaxé, yeux fermés.

Les segments de F ont été enregistrés à partir d'une zone épileptogène.

Les segments de N ont été enregistrés à partir de la zone hippocampale.

Les segments de S ont été enregistrés pendant la crise d'épilepsie.

Les cinq mesures décrites dans a, b, c, d, e, ont été appliquées sur chaque sous signal pour former les caractéristique originales de dimension $5 \times 5=25$.

Les paramètres définis pour la PG et les fonctions utilisées pour l'étude sont : l'addition, la soustraction, la multiplication, la division, le logarithme, la racine carrée, F(sortie de la valeur d'entrée). La PG s'arrête lorsque la valeur moyenne de la mal-classification devient zéro.

La procédure de la méthodologie a été appliquée sur deux classification EEG, la première représente deux classes (normal, crise), la deuxième représente trois classe (normal, crise libre, crise). Après 50 exécutions, les résultats ont montré que les caractéristiques basées sur la programmation génétique ont une plus grande discrimination que le classificateur KNN tout seul, un autre objectif atteint est celui de la réduction de dimension des caractéristiques de 25 à 4, il a été prouvé que 4 caractéristiques sont suffisantes pour avoir une classification satisfaisante.

4.3.2 Modèle de sources

Un modèle physiologiquement pertinent de génération des signaux EEG de surface et de profondeur, proposé dans [CBCW07], repose sur une représentation spatiotemporelle des sources de l'activité électrique cérébrale qui associe un modèle de sources dipolaires distribuées et un modèle de populations neuronales couplées.

Le modèle développé permet de simuler des signaux électrophysiologiques aux propriétés réalistes, simultanément sur les électrodes de scalp et le long des électrodes intracérébrales, pour des activités normales et épileptiformes (pointes intercritiques). De plus, ses vertus intégratives permettent d'aborder les relations entre les sources d'activité cérébrale et les signaux enregistrés et de mieux comprendre les formes d'onde observées par rapport aux caractéristiques spatiales et temporelles des sources. Le modèle permet d'étudier l'influence, sur les signaux EEG (de surface et de profondeur) simulés, de certains paramètres liés aux sources d'activité (étendue spatiale, position, synchronisation).

En ce qui concerne l'étendue spatiale de la source, les résultats ont montré que la surface corticale activée au cours des pointes intercritiques est relativement large, car pour obtenir des pointes 1,5 fois plus amples que l'activité de fond, une aire minimale de 3 et 7cm² doit être considérée respectivement en EEG intracérébral et en EEG de scalp. Pour un rapport signal-à-bruit plus élevé de 9 dB (qui correspond à une pointe 2,8 fois plus ample que l'activité de fond), cette surface atteint respectivement 24 et 32 cm² pour l'EEG intracérébral et l'EEG de scalp. Les résultats illustrent la plus grande sensibilité de l'EEG de profondeur qui, du fait de la proximité des sources et des capteurs, détecte l'activité de surfaces corticales plus petites que l'EEG de surface. Par ailleurs, les valeurs de surfaces corticales obtenues dans cette étude étaient comparables à celles publiées dans de récentes études sur la question de l'aire minimale nécessaire à l'enregistrement des pointes épileptiques en surface [TRHE05, KYOG05]. Dans [TRHE05], les auteurs ont montré, au moyen d'enregistrements EEG intracrâniens et EEG de scalp simultanés chez des patients épileptiques, que la majorité des pointes détectées à la surface du scalp impliquent des surfaces corticales de plus de 10 cm². Ces valeurs sont confirmées par Kobayashi et al. [KYOG05] qui, pour simuler des signaux

de surface bien identifiables, doivent utiliser des patches corticaux de 6 à 24cm² et de 30 cm² dans le lobe temporal latéral et le lobe frontal, respectivement.

Outre la question de la surface corticale activée, celle de la géométrie de la source impliquée lors d'une pointe épileptique et de sa position par rapport aux électrodes d'enregistrement est également fondamentale. Les résultats ont montré que l'EEG de profondeur est plus sensible que l'EEG de surface à la position et à la géométrie de la source. La sensibilité de l'EEG de profondeur à la position de la source, implique que seules les activités des sources situées au voisinage direct de l'électrode intracérébrale sont enregistrées.

Cependant, cette étude a montré également que la géométrie (en particulier, l'orientation « globale » de la surface corticale impliquée) est cruciale.

La question de la synchronisation de la source (i.e. la synchronisation des activités des populations de neurones d'un même patch) est également abordée dans cet article. Les résultats obtenus ont montré une différence notable quant à l'influence de ce paramètre sur les signaux de scalp et sur les signaux intracérébraux. Dans le cas des signaux de scalp, les pointes épileptiques « détectables » (RSB= 3 dB) correspondent à des valeurs de synchronisation entre populations de neurones très élevées (75 %).

Ce résultat confirme celui d'études antérieures qui suggéraient que seules les activités corticales très synchrones étaient visibles à la surface du scalp [CWCW65]. Dans le cas des signaux intracérébraux, les résultats ont montré que des pointes apparaissent dans les signaux simulés, même pour de faibles degrés de synchronisation (environ 40 %). Le modèle semble donc montrer que, contrairement au signal EEG de scalp, le signal EEG intracérébral peut refléter une information sur des activités épileptiques liées à une synchronisation très partielle sur l'ensemble du patch.

En conclusion, le modèle proposé permet non seulement de simuler les signaux induits simultanément sur les capteurs de surface et de profondeur, mais également d'analyser les propriétés de ces signaux par rapport aux caractéristiques des sources intracérébrales.

4.3.3 Analyse du spectre de puissance de l'EEG

En 2004, les chercheurs du Département d'Anesthésiologie, ont fait une étude publiée dans l'article [DSS+04] pour examiner quelles parties du spectre de puissances du EEG sont utiles pour la discrimination de la conscience et l'inconscience des patients qu'on a séparé et sur lesquels l'expérience suivante a été appliquée : injection de produits d'anesthésie, test du patient à chaque 30 sec, si le patient sert la main alors il est *conscient* sinon le contraire. L'originalité de cette étude est le calcul du « spectre de performances ».

A partir de la considération qu'un « spectre de performance » représente la performance de chaque bande de fréquences du spectre de puissance du EEG. Une bande de fréquence (considérée comme étant un paramètre unique) est testée pour déduire sa capacité à séparer l'état *conscient* du patient de l'état *inconscient*, puis une probabilité P_k est calculée pour chaque bande de fréquence ($P_k \in [0,1]$), pour analyser P_k , les valeurs de puissance sont classées par ordre décroissant : si les niveaux d'anesthésie sont entièrement séparés par ce classement, alors $P_k = 0$ (ou 1), tel que :

- $P_k = 1$ représente l'état *conscient* i.e. la puissance des bandes de fréquences à augmenté et le patient répond par la commande « *sérer la main* ».
- $P_k = 0$ représente l'état *inconscient* i.e. la puissance des bandes de fréquences à diminué et le patient ne répond pas à la commande « *sérer la main* ».
- $P_k = 0.5$ représente une puissance des bandes de fréquences inutile pour prédire une réponse à la commande « *sérer la main* ».

Les résultats de cette étude ont démontré que les fréquences ≈ 20 Hz ont la plus petite performance à détecter la conscience.

Les fréquences < 20 Hz ont donné une corrélation négative entre la performance et la détection ($P_k < 0.5$).

Les fréquences > 20 Hz ont donné une corrélation positive entre la performance et la détection ($P_k > 0.5$).

La conclusion de cette étude est que la performance des paramètres entre autre, les puissances des bandes de fréquences, ont été considérées comme étant des détecteurs de conscience pour des patients soumis à l'anesthésie, et les bandes fréquences $\in [36 - 127]$ Hz ont une prédiction $P_k > 0.95$ pour séparer la conscience de l'inconscience.

4.3.4 L'Analyse de la quantification de récurrence pour l'évaluation de la profondeur de l'anesthésie

Dans l'article [HWS06], une nouvelle approche proposée pour l'évaluation de la profondeur de l'anesthésie durant les opérations chirurgicales, elle est basée sur l'analyse de la quantification de récurrences des signaux de l'Electroencéphalographie.

Les signes cliniques qui indiquent le niveau d'anesthésie affectent directement les fonctions du cerveau, donc il suffit de trouver une corrélation entre l'état de l'anesthésie et quelques paramètres du signal, car le

comportement aléatoire du EEG donne la possibilité d'étudier quantitativement les changements fonctionnels du cerveau et l'analyse de la quantification de récurrences est un bon candidat pour cette caractérisation.

Pour estimer la profondeur de l'anesthésie, un réseau de neurones artificiel ANN est utilisé.

4.4 Motivation

Les signaux de l'électroencéphalographie représentent la somme des potentiels générés par des populations de neurones, ces derniers possèdent souvent un aspect oscillatoire qui se visualise sous forme aléatoire et imprévisible, ce qui nous a amené à proposer une approche qui vise deux objectifs :

- Le premier consiste à quantifier un signal EEG de surface, qui revient à quantifier les différents rythmes corticaux contenus dans celui-ci, et ce, dans le but de le caractériser et de traiter l'information portée par ce dernier.
- Le deuxième objectif vise à créer une base de données contenant des signaux EEG particuliers pour servir comme référence dans le but de faire des études comparatives et de déduire le niveau de similarité entre différents signaux de l'électroencéphalographie afin de les classer.

4.5 Approche proposée

L'approche proposée répond au premier objectif par l'utilisation des outils de traitement de signal en appliquant la Transformée de Fourier Rapide sur un signal EEG d'un patient, et obtenir une représentation de ce signal dans le domaine fréquentiel ; les différents rythmes corticaux sont quantifiés par la suite, en terme de leurs magnitudes moyennes.

Les résultats de quantification obtenus à la fin du traitement peuvent être enregistrés dans un fichier pour servir en tant que modèle ou référence si le signal EEG quantifié présente une pathologie particulière (exemple : EEG-épileptique, EEG-Parkinsonien,...).

En réponse au deuxième objectif, une classification basée sur l'Analyse en Composantes principales est appliquée sur le signal quantifié afin de déterminer son appartenance à un groupe de signaux EEG présentant ou non une pathologie particulière.

Le schéma de la Figure.4.1 présente notre approche en quatre étapes :

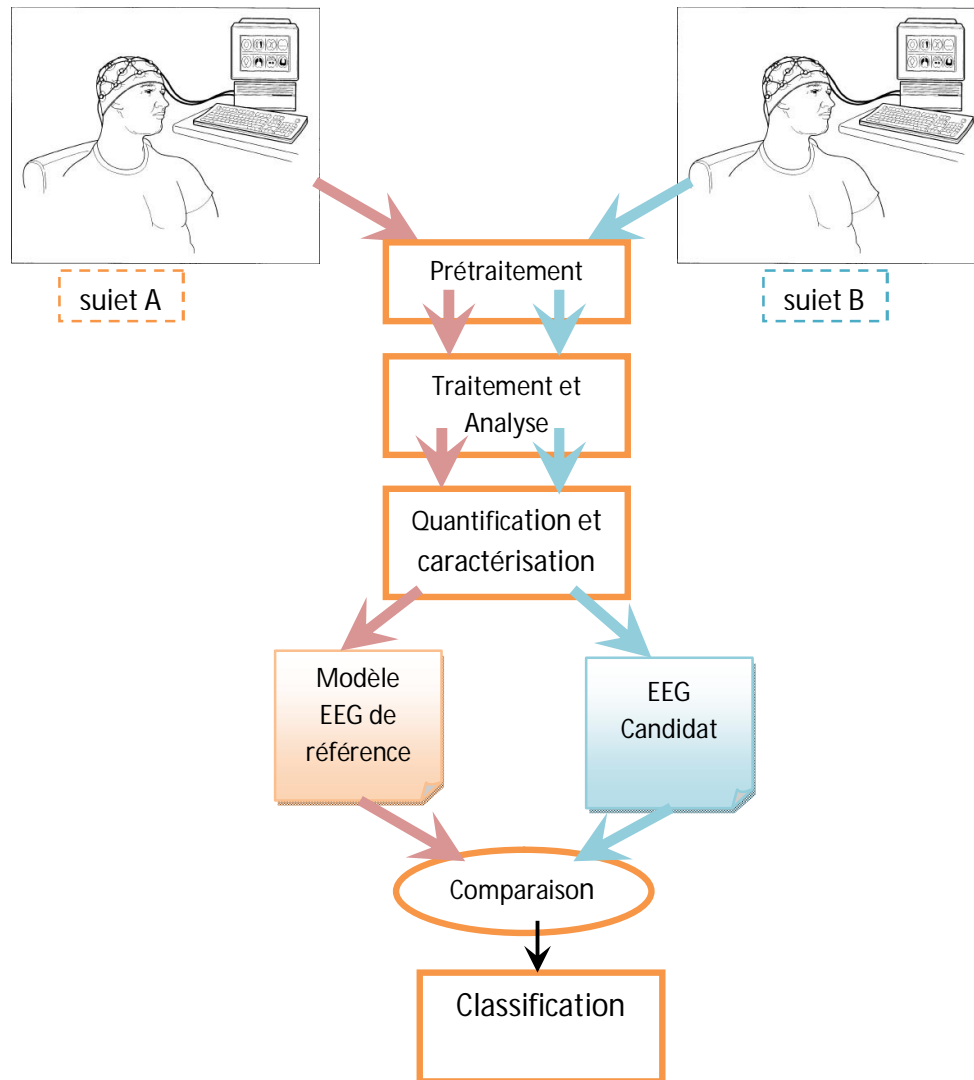


Figure. 4.1. Schéma de l'approche proposée

- Prétraitement : Après la mesure de l'activité cérébrale, le signal EEG de surface -qui représente la somme des potentiels générés par des populations de neurones- subi un prétraitement (Amplification, Echantillonnage, Filtrage) suivant l'appareil de mesure.
- Traitement et Analyse : Notre approche utilise la Transformée de Fourier Rapide pour obtenir une représentation du signal EEG dans le domaine fréquentiel.
- Quantification : On quantifie les différents rythmes corticaux contenus dans le signal EEG en se basant sur le paramètre « Magnitude ».

- Comparaison et classification : Pour comparer les différents signaux EEG, une étude comparative basée sur l'ACP est lancée pour obtenir le niveau de similitude entre plusieurs signaux enregistrés afin de les classer.

Les prochains paragraphes détailleront les quatre étapes de l'approche.

4.5.1 Prétraitement

La partie du prétraitement est fortement liée à la méthode conventionnelle d'enregistrement d'un électroencéphalogramme, suivant le modèle d'appareil. La Figure.4.2. présente le processus de son déroulement.

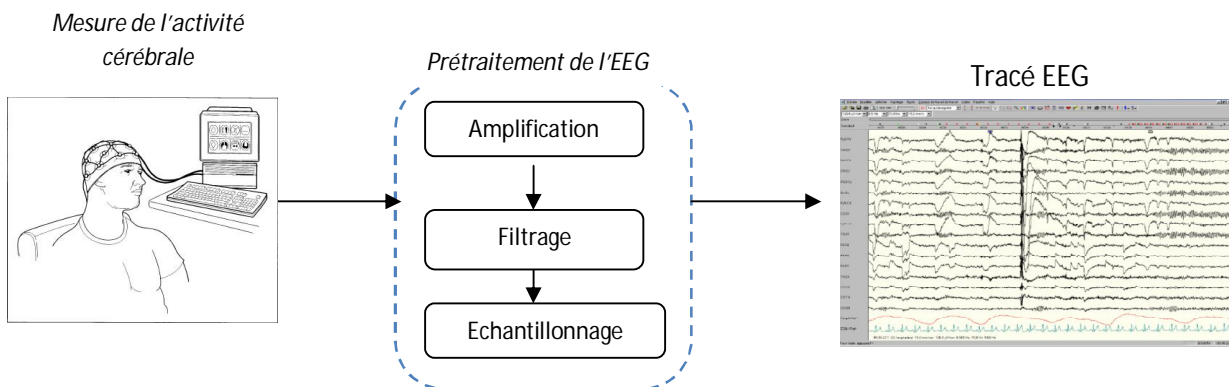


Figure. 4.2. -Processus du prétraitement

4.5.1.1 Entrée du prétraitement

a- Potentiel enregistré

Dans le cas d'un enregistrement d'électroencéphalographie (EEG), les électrodes placées sur le scalp du sujet enregistrent des différences de potentiel par rapport à une électrode de référence. Ces potentiels sont la conséquence des courants électriques. Cependant, pour qu'un effet soit mesurable au travers du crâne et du scalp, l'activité électrique conjointe des cellules nerveuses doit être suffisamment grande. Ceci peut se produire quand les cellules sont alignées, ce qui permet à leurs activités respectives de se cumuler. Il s'agit typiquement des cellules nerveuses pyramidales des différentes couches du cortex, dont les arbres

dendritiques sont parallèles. L'activité électrique enregistrée issue de ces cellules pyramidales est donc de nature postsynaptique [NS06].

L'activité conjointe d'une population localisée de cellules pyramidales se propage dans la boîte crânienne et est enregistrée par plusieurs électrodes du dispositif EEG. Comme plusieurs populations sont actives en même temps, le signal EEG recueilli est un mélange des activités de chaque population. Il est intéressant de noter que suivant l'orientation de l'ensemble des neurones générateurs, l'activité correspondante enregistrée sur le scalp sera plus ou moins grande. Les ensembles de neurones orientés perpendiculairement au scalp sont les constituants principaux du signal EEG, même s'il est aussi possible de retrouver la trace de l'activité d'ensembles de neurones tangents au scalp [NS06]. En définitive, le signal EEG reste un signal très bruité, dont les amplitudes sont de l'ordre de grandeur du μV .

b- Condition d'enregistrements

La mesure de l'activité cérébrale se fait via l'EEG et se déroule de la façon suivante :

- Le patient doit être averti du déroulement de l'enregistrement et rassuré quant à son innocuité.
- L'examen standard est réalisé au laboratoire, une hospitalisation n'est pas nécessaire.
- L'enregistrement est effectué dans une pièce à lumière tamisée, à l'abri du bruit.
- Le casque de caoutchouc, relié à une mentonnière est placé sur le crâne.
- Les électrodes sont placées, après décapage et dégraissage du cuir chevelu à leur niveau.
- Les électrodes sont reliées à la boîte têtère de l'appareillage par des fils de connexion de longueur suffisante pour permettre d'éventuels déplacements de la tête.
- L'impédance des électrodes est mesurée (elle doit être < 5000 ohms)
- Le patient doit être confortablement placé en position demi-assise, dans un fauteuil à dossier avec accoudoirs ajustables, la tête et la nuque reposant sur un appui en mousse. L'EEG peut cependant être effectué au lit du patient.
- Le relâchement musculaire doit être total, l'enregistrement pourra alors débuter, le patient étant calme, détendu.

4.5.1.2 Processus du prétraitement

a- Amplification

L'activité électrique cérébrale est modifiée par les enveloppes protectrices du cerveau : les méninges avec le LCR (très conducteur), le diploé osseux (très isolant), le scalp (bon conducteur). Leur action conjointe diminue l'amplitude des ondes, lisse les contours, et augmente artificiellement leur expression synchronisante.

La relative faiblesse des tensions à enregistrer, de l'ordre du microvolt (μV), et leur basse fréquence, nécessitent un dispositif d'amplification sélective ayant un gain élevé. Le gain est le rapport du signal de sortie au signal d'entrée (il peut être exprimé en dB).

A chaque amplificateur correspond un système d'inscription, qui transmet les variations de potentiel qu'il reçoit.

Les signaux EEG doivent donc être amplifiés de façon considérable, (gain de l'ordre de 1 à 2000000) en se débarrassant des signaux indésirables grâce à des amplificateurs différentiels.

b- Echantillonnage

Depuis plusieurs années, les appareils traditionnels à plumes (dits analogiques) sont remplacés par des appareils numériques construits sur une base d'ordinateur. Le principe est le même mais le signal (variation d'amplitude en fonction du temps) est enregistré après conversion analogique/numérique (A/N) sous forme d'une suite de chiffres.

La conversion A/N consiste à mesurer, à intervalles réguliers choisis en fonction de la fréquence maximale du signal à enregistrer, l'amplitude du signal analogique. Elle est assurée en temps réel par un convertisseur analogique / numérique pour chacun des signaux recueillis par les électrodes.

L'électroencéphalogramme est ensuite affiché sur un écran graphique et éventuellement imprimé. Un des avantages principaux de cette méthode est de pouvoir calculer le résultat (montage) de n'importe quelle combinaison d'électrodes. De plus, on peut appliquer aux signaux recueillis des techniques de traitement du signal, le filtrage numérique jusqu'au calcul du spectre des fréquences. On peut ainsi comparer objectivement les caractéristiques des EEG provenant de populations d'individus différents, ou quantifier les variations de l'électrogenèse cérébrale lors des variations de l'attention, pendant le sommeil, durant les épreuves dynamiques,...

c- Filtrage

Les potentiels générés par le cerveau varient au cours du temps et forment des rythmes. Les rythmes cérébraux sont caractérisés par des fréquences comprises environ entre 0,5 à 80 voire 100 cycles par

seconde (ou Hertz : Hz) mais, dans la pratique courante, on se contente d'enregistrer les fréquences comprises entre 0,5 et 40 Hz. Pour éliminer des activités électriques parasites, on utilise deux types de filtres :

- i- La constante de temps (filtre passe-haut), On utilise ces filtres pour ôter la composante continue (dérive lente du potentiel) ou bien pour atténuer la composante alternative de basse fréquence.

Relation entre la constante de temps et la fréquence de coupure :

1 sec → 0,16 Hz 0,3 sec → 0,53 Hz
 0,1 sec → 1,60 Hz 0,03 sec → 5,30 Hz

Elle permet d'atténuer en particulier les variations de la résistance cutanée.

- ii- Le filtre (passe-bas) : Il permet d'éliminer les variations rapides de potentiel qui ne sont pas d'origine électroencéphalographique.

4.5.1.3 Résultat du prétraitement

Il en résulte du prétraitement, un signal amplifié, échantillonné et filtré à partir de chaque électrode, soit un signal à temps discret, ce dernier correspondant aux variations des amplitudes des potentiels générés, en fonction du temps (Figure 4.3 (A)).

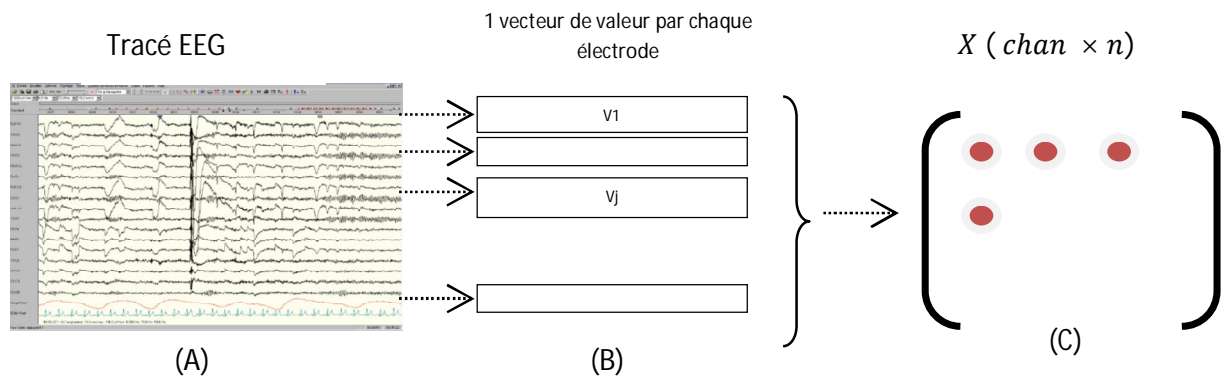


Figure.4.3. Résultat du Prétraitement

Le signal est échantillonné à une fréquence F_s , avec n échantillons. En considérant $chan$ comme étant le nombre d'électrodes, nous obtenons un vecteur d'éléments V à partir de chaque électrode (Figure 4.3 (B)). Un élément V_i du vecteur V représente l'amplitude du signal à un instant donné n_0 .

Le signal EEG sera équivalent dans ce cas à $chan$ vecteur V qu'on peut représenté par une matrice appelée X de $chan$ lignes et n colonnes où n indique le nombre d'échantillons (Figure 4.3 (C)).

Un élément de la matrice $X(i, j)$ correspond à l'amplitude du signal EEG à un instant donné, à partir d'une électrode, tel que : $i = 1 \dots \dots chan, et j = 1 \dots \dots n$.

4.5.2 Traitement et analyse du signal EEG

Cette étape est la partie principale de notre approche qui nous permet de passer vers le domaine fréquentiel afin de quantifier le signal EEG par la suite, ci-dessous sa description.

4.5.2.1 Données à traiter

Les données à traiter et analyser sont celles obtenues à l'étape précédente, soit un signal EEG échantillonné à une fréquence donnée F_s (respectant le théorème de Shannon) sous forme d'une matrice de données appelée X de taille $(chan \times n)$, avec :

- Un nombre d'électrodes égale à $chan$
- Un nombre d'échantillons ou de points d'enregistrement égal à n .

4.5.2.2 Processus de Traitement et Analyse

Le processus du traitement du signal EEG est illustré dans le Figure 4.4.

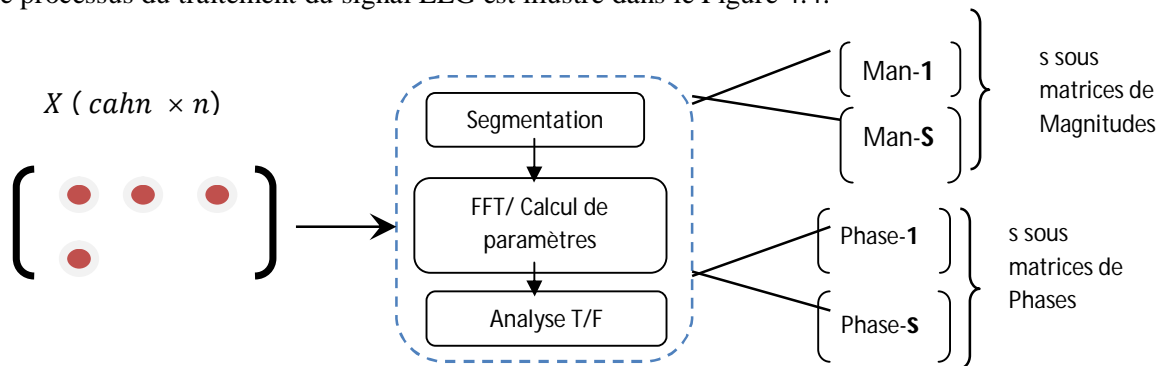


Figure.4.4. Processus de traitement du signal EEG

a- Segmentation du Signal EEG

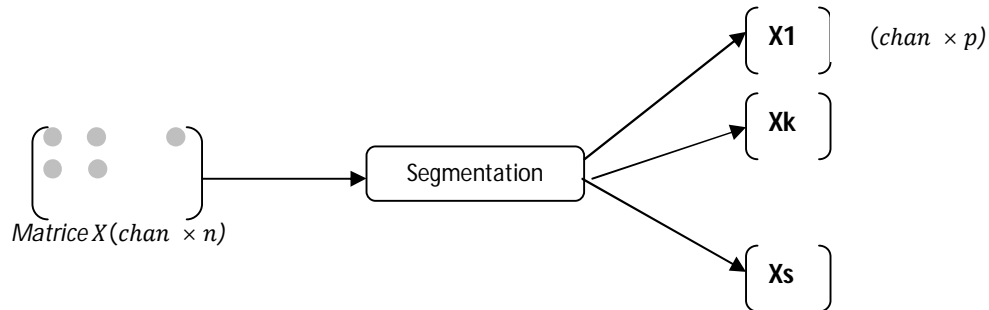


Figure.4.5. Segmentation du signal EEG

Un signal EEG contient le plus souvent un nombre très élevé d'enregistrements en espace de quelques secondes, pour cela, il est préférable de le traiter fragment par fragment.

Pour cette décomposition, nous utilisons une fonction de segmentation, qui fractionne la matrice $X[chan \times n]$ en s segments (ou sous-matrice) avec p éléments chacun.

La taille d'une sous matrice $X_k[n]$ est de $(chan \times p)$.

Nous avons s nombre de segments, p enregistrements dans chaque segment, donc la matrice initiale des données EEG deviendra une suite de s sous matrices :

$$X[chan \times n] = (X_1[chan \times p] \mid \dots \mid X_k[chan \times p] \mid \dots \mid X_s[chan \times p]) \quad (4.7)$$

La Figure 4.5 présente le processus de la segmentation.

b- Transformée de Fourier

L'étude de l'activité cérébrale nécessite une analyse quantitative des oscillations codant le transfert de l'information d'une population neuronale à une autre. Ces oscillations, enregistrées au moyen de l'EEG, sont des évènements transitoires, imprévisibles même statistiquement. Une analyse des variations fréquentielles permettrait de décrire ces évènements.

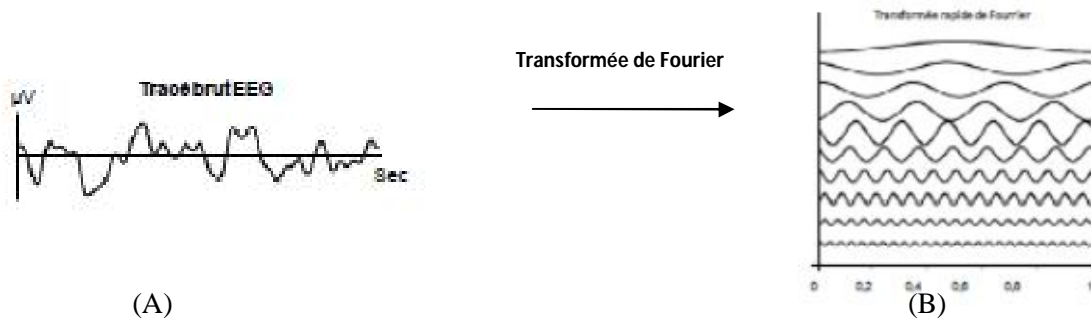


Figure.4.6- Décomposition en ondes sinusoïdales, (A) Signal EEG brut représentant une fonction dans le domaine temporel, (B) somme de sinusoïde après application de la transformée de Fourier Rapide.

Selon le théorème de Fourier, le signal EEG, $X(n)$ peut être décomposé en une somme de sinusoïdes simples (Figure.4.6) permettant de calculer le spectre du signal et d'accéder ainsi à sa représentation fréquentielle.

Dans notre approche, on utilise la transformée de Fourier Rapide (FFT), pour transformer chaque sous-matrice X_k en Y_k , selon la formule suivante :

$$Y_k = fft(X_k) \quad (4.8)$$

Y_k est la transformée de Fourier du signal EEG du $k^{\text{ème}}$ segment (X_k) (avec $k = 1 \dots s$) sous forme d'une sous-matrice de taille $chan \times p$, où chaque élément est un nombre complexe avec une partie réelle et une autre imaginaire.

Le résultat graphique est un spectre d'amplitudes versus les fréquences.

Une fréquence actuelle f_{act} , exprimée en Hz et est égale à la fréquence d'échantillonnage F_s multipliée par l'indice m divisé par le nombre de point p .

$$f_{act} = m * F_s / p \quad (4.9)$$

Tel que $m = 1, 2, 3, \dots, p$.

Comme nous venons de le voir, l'observation d'un signal $X(n)$ au cours du temps nous permet de connaître son début et sa fin et de constater ses éventuelles variations qualitatives. Cependant, il est moins évident de

se faire une idée de ses périodicités (i.e. ses fréquences). D'où l'utilisation de la transformée de Fourier afin de décomposer le signal en une fréquence fondamentale accompagnée de ses harmoniques qui composent le spectre du signal.

Chaque fréquence correspond à une fonction sinusoïdale dépendante du temps et nous donne une information sur la régularité globale du signal. Cette technique a permis de faire de grandes avancées sur la description des signaux EEG [Wal63, DM87].

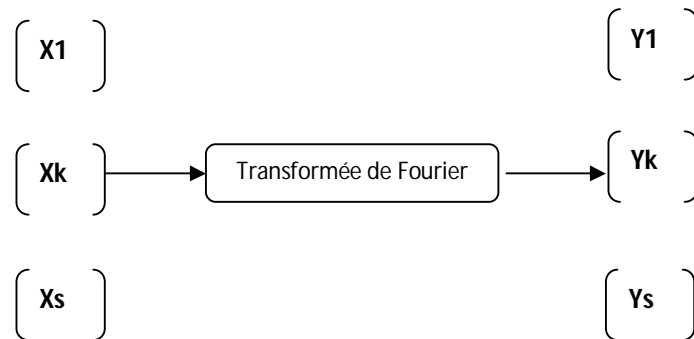


Figure. 4.7. Application de la Transformée de Fourier Rapide

L'observation du signal dans ce nouveau domaine fréquentiel permet de mettre en évidence des informations qui n'étaient pas facilement décelables dans le domaine temporel. La conversion d'une onde du domaine temporel, $X_k[n]$, vers le domaine fréquentiel, $Y_k[m]$ (Figure. 4.7), permet d'exprimer une amplitude (μV) ou une puissance (μV^2) versus une fréquence (Hz). A partir de ce spectre et afin d'obtenir une analyse quantitative et simplifiée de l'EEG plusieurs paramètres sont calculés par nos approches telles que la magnitude et la phase.

La magnitude est obtenue par la formule suivante :

$$|Y[m]| = \sqrt{Re(Y[m])^2 + Im(Y[m])^2}$$

La phase est calculée suivant la formule :

$$\varphi[mf] = \arctan \frac{Im(Y[m])}{Re(Y[m])}$$

Avec $Re(Y[m])$ la partie réelle de $Y[m]$ et $Im(Y[m])$ la partie imaginaire de $Y[m]$.

c- Analyse en temps et en Fréquence

Dans le but de décrire les résultats de notre approche, une analyse à la fois en temps et en fréquence est souhaitée, pour associer à une oscillation sa fréquence d'une part et sa date de début et de fin d'autre part.

Afin de visualiser le signal EEG sous forme de carte d'énergie temps-fréquence, le spectrogramme correspondant à la densité d'énergie E_s du signal est utilisé. Les crêtes de cette carte permettent de mesurer la fréquence instantanée d'un signal (Figure. 4.8).

Un exemple d'échelle des énergies représentée par des couleurs allant du bleu pour une faible énergie au rouge pour une forte énergie est dépendante de l'ensemble des caractéristiques de la transformée temps-fréquence utilisée (Figure. 4.8)..

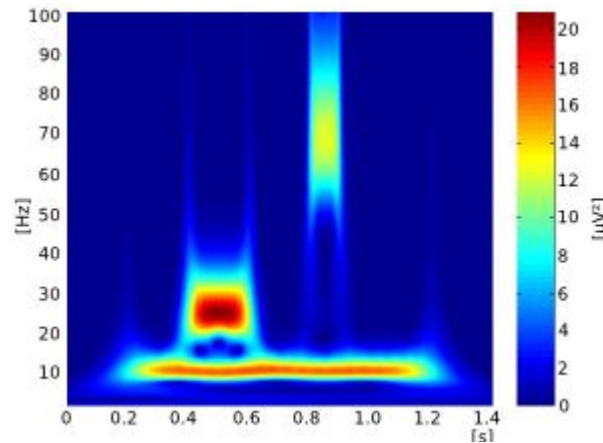


Figure. 4.8. Analyse Temps/Fréquence

4.5.2.3 Résultat du Traitement et Analyse du Signal EEG

A la fin du traitement, les paramètres suivants sont obtenus :

- Une représentation du signal EEG dans le domaine fréquentiel : une sous-matrice Y_k représente les sinusoides des valeurs initiales du sous-signal X_k , où un élément $Y_k[m]$ est composé d'une partie réelle et d'une autre imaginaire ($Re + j Im$) et indique l'amplitude d'une fréquence.
- s sous-matrices de Magnitudes de dimension $han \times p$, où un élément indique la magnitude d'une fréquence actuelle f_{act} du signal, enregistré à partir une électrode donnée.

- s sous-matrices de Phases de dimension $han \times p$, où un élément indique la phase d'une fréquence actuelle f_{act} pour une électrode donnée.

4.5.3 Quantification

Notre approche est basée essentiellement sur la théorie du traitement du signal, qui ensuite a été adaptée à l'analyse des signaux EEG.

Les variations de l'EEG peuvent être quantifiées. De nombreuses études ont cherché à déterminer le type de lois que suivent ces distributions afin de pouvoir conclure sur le lien entre la tâche effectuée et les variations du signal [Sau63, CBDL67, Elu69]. Les résultats varient suivant les tâches à effectuer ou l'expérience appliquée, la durée des échantillons analysés et la fréquence d'échantillonnage.

4.5.3.1 Rappel sur les Différents Rythmes Corticaux

Les potentiels générés par le cerveau varient au cours du temps et forment des rythmes corticaux, chaque rythme est caractérisé par sa bande de fréquences, le Tableau.4.1. récapitule les caractéristiques de chacun.

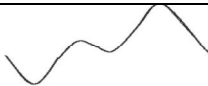

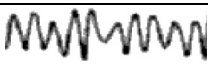

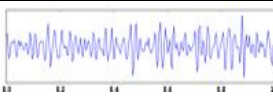
Rythme	Fréquence	Forme	Circonstances d'apparition
delta (δ)	<4Hz		Pendant le sommeil lent et profond
thêta (θ)	4Hz-7Hz		Normalement présent
alpha (α)	8Hz-13Hz		Sujet allongé, les yeux fermés à l'abri de toute stimulation sensorielle
beta (β)	13Hz-25Hz		Chez l'adulte au repos et éveillé
gamma (γ)	30Hz-80Hz		Etat Conscient

Tableau 4.1. Différents Rythmes corticaux

4.5.3.2 Rappel des procédures de l'approche

Dans ce travail nous avons suivi les procédures suivantes :

- a- Mesure de l'activité cérébrale.
- b- Prétraitement: Amplification, Filtrage, Echantillonnage.
- c- Traitement : Application de la FFT (Transformée de Fourier rapide)
- d- Quantification des rythmes corticaux en calculant la magnitude moyenne de chacune.
- e- Etude comparative et classification basées sur l'ACP.

4.5.3.3 Quantification des Rythmes Corticaux

Le signal EEG est quantifié par ses différents rythmes corticaux selon la magnitude ou la phase, le tableau 4.2. présente un exemple de quantification d'un signal EEG.

	Magnitude	Phase
Delta	92.3455	0.2560
Thêta	42.1101	-0.0123
Alpha	81.6185	0.9890
Beta	100.2095	-0.1434
Gamma	62.8883	-0.1003

Tableau 4.2. Quantification pour un Signal EEG.

- Selon la magnitude :

La quantification des rythmes corticaux selon la magnitude: la magnitude moyenne est calculée pour chaque bande de fréquences (thêta, delta, alpha, beta, gamma)

- Selon la phase :

La quantification des rythmes corticaux selon la phase : la phase moyenne est calculée pour chaque bande de fréquences (thêta, delta, alpha, beta, gamma) .

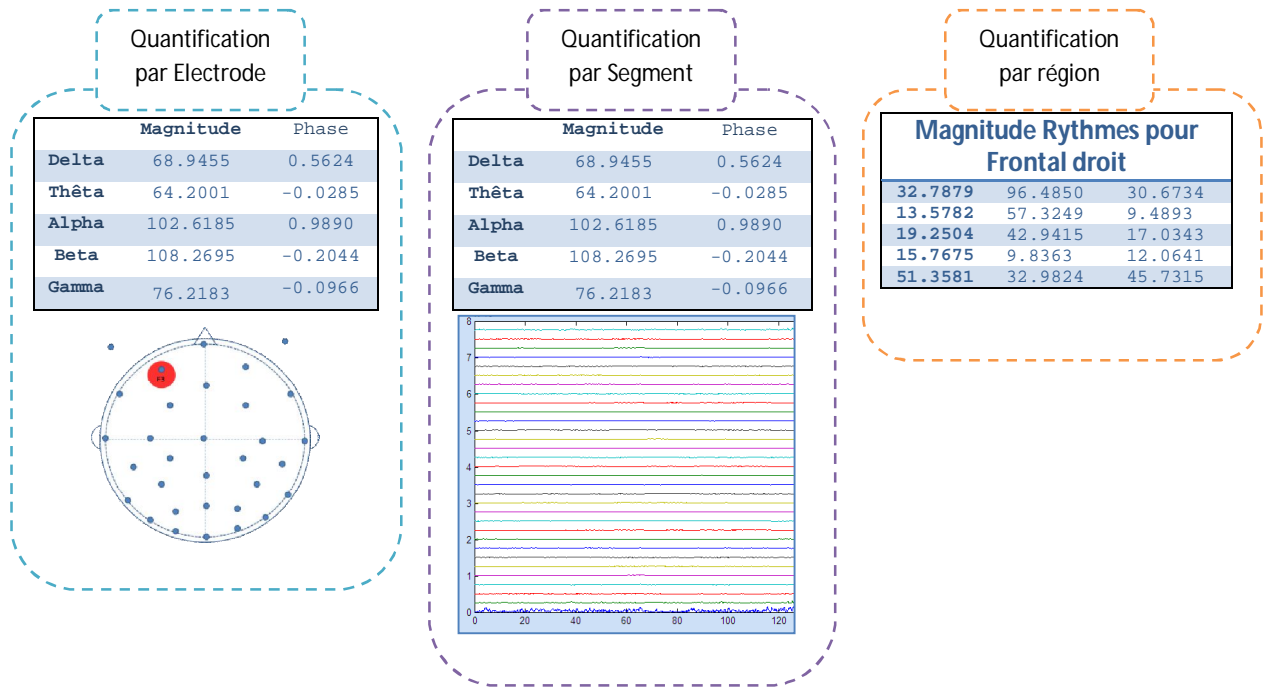


Figure.4.9. Différentes quantifications obtenues

La quantification nous permet de caractériser un signal EEG et de déduire quel rythme est le plus présent dans ce dernier. Par exemple, à partir du Tableau 4.2, la valeur 81.6185 représente la magnitude moyenne du rythme « Alpha » dans ce signal EEG, ie : la magnitude moyenne des fréquences \in [8-13]Hz.

La quantification est calculée pour:

- Une électrode dans un segment.
- Une électrode dans le signal EEG.
- Un segment.
- Une région corticale (Frontale, Pariétal, Occipitale, Temporale)
- Le Signal EEG entier.

La Figure.4.9. est un aperçu des quantifications.

4.5.4 Sauvegarde de résultats

Notre approche permet d'enregistrer les résultats de quantification à la fin du traitement d'un signal EEG particulier et les sauvegarder afin de les considérer comme étant une référence (Dans le but de créer une

base de données de références). Cela nous permettra de les comparer avec d'autres signaux EEG candidats quantifiés.

Les EEG quantifiés de références peuvent être particuliers, par exemple : EEG-Epilepsie, EEG-Alzheimer, EEG-Parkinson.

4.5.5 Comparaison et classification

Dans le cadre d'une étude comparative pour la classification, un signal EEG candidat est introduit (ce dernier est supposé être enregistré dans les mêmes conditions que ceux de la référence), et suit le même processus de traitement et analyse.

La comparaison du signal EEG candidat quantifié à ceux de la base de données est obtenue par l'application d'une Analyse en Composantes Principales, dans le but de le positionner par rapport aux EEG particuliers afin de le classifier.

Pour l'application de l'ACP, on considère les signaux EEG quantifiés comme étant les individus, et les cinq rythmes corticaux (Delta, Thêta, Alpha, Bêta, Gamma) comme étant les variables.

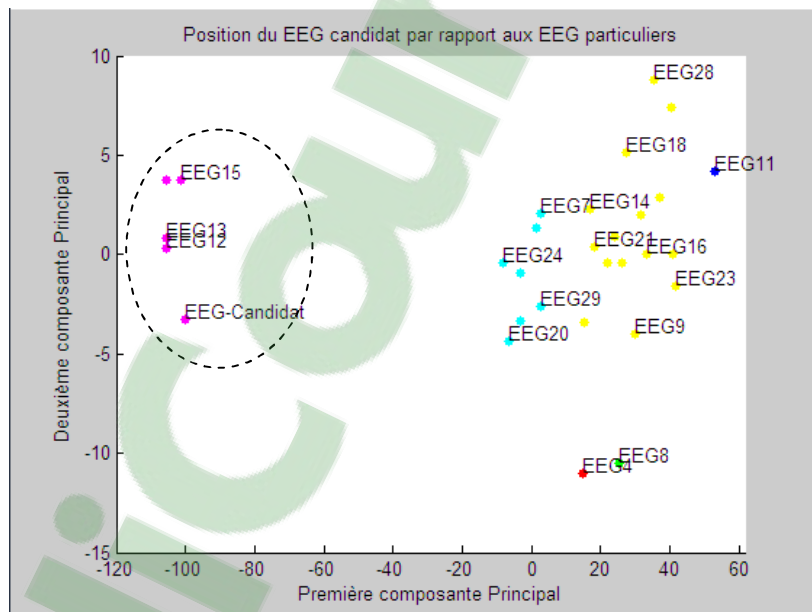


Figure 4.10. Aperçu du résultat de la comparaison

La Figure. 4.10. présente un aperçu du résultat de l'application de l'ACP, et montre la position du signal EEG-candidat par rapport aux autres EEG.

Cette étude permettra de classifier un EEG inconnu dans une famille d'EEG particuliers connu, afin d'en déduire ses caractéristiques.

4.6 Conclusion

Nous avons présenté dans ce chapitre l'approche proposée qui est basée sur les outils de traitement du signal pour le traitement et l'analyse du signal EEG, et qui utilise l'analyse en composantes principales pour une étude comparative.

Le chapitre suivant présentera une implémentation de l'approche sous Matlab, et un exemple de simulation pour l'interprétation des résultats.

CHAPITRE 5

IMPLEMENTATION ET RESULTATS

Sommaire

5.1. Introduction	83
5.2. Présentation de l'environnement Matlab.	83
5.3. Présentation de l'application	83
5.3.1. Description des données EEG testées par l'application	83
5.3.1.1. Données réelles	83
5.3.1.2. Données artificielles	84
5.3.2. Interface de l'application	84
5.4. Déroulement de l'application	85
5.4.1. Prétraitement	85
5.4.1.1. Montage des électrodes	86
5.4.1.2. Paramètres d'enregistrement	86
5.4.2. Traitement	87
5.4.2.1. Préparation des données	88
5.4.2.2. Segmentation des données	90
5.4.2.3. Application de la FFT	91
5.4.3. Quantification	94
5.4.3.1. Calcul des magnitudes et des phases	94
5.4.3.2. Quantification des rythmes corticaux	96
5.4.4. Sauvegarde des résultats	98
5.4.5. Etude comparative	98
Conclusion et perspectives	104

5.1 Introduction

L'implémentation de l'approche proposée et les résultats sont présentés dans ce chapitre. Une application implémentant l'approche a été développée sous Matlab, une simulation a été lancée, et des captures écran ont été pris dans le but d'interpréter les résultats.

Notre choix s'est porté sur MatLab car il dispose d'un grand nombre de fonctions mathématiques, et sa structure de base est la matrice- l'élément le plus manipulé par notre approche.

Dans ce chapitre, nous allons dans un premier temps présenter l'environnement Matlab, puis décrire notre application par un exemple de simulation, les résultats obtenus sont interprétés à chaque étape.

5.2 Présentation de l'environnement MATLAB

MatLab (Matrix Laboratory) est un système interactif de calcul numérique utilisable comme une calculatrice et qui dispose d'un grand nombre de fonctions, d'un langage de programmation et d'outils de visualisation graphique.

La structure de base sur laquelle travaille Matlab est la matrice. Cela se fait sans déclarations de type et les allocations de mémoire ou les redimensionnements sont effectués sans intervention de l'utilisateur, d'où une grande souplesse d'emploi.

De manière générale, Matlab est utilisé pour faire des expériences de calcul très rapidement. Certains programmes qui nécessiteraient 1 journée de programmation en C/C++ peuvent se réaliser en 1h sous Matlab. Par contre, une fois programmé, le temps de calcul sous Matlab peut être 100 fois supérieur à celui du C/C++. De ce fait, on ne l'utilise que très peu pour réaliser un produit fini destiné aux particuliers.

5.3 Présentation de l'Application

5.3.1 Description des données EEG testées par l'application

Les performances de l'approche proposées ont été évaluées sur des données réelles ou artificielles.

5.3.1.1 Données réelles

Les données EEG réelles ont été téléchargées à partir de la base de données [Link01], elles représentent un EEG enregistré pour un seul sujet durant environ 4 minutes. Au cours de cette expérience sélective de

l'attention visuelle, un stimulus apparaît brièvement dans cinq places disposées horizontalement au-dessus d'une croix centrale (Figure.5.1). Dans chaque bloc expérimental, une case (cible) est de couleur différente du reste. Chaque fois qu'un carré apparaît dans la zone cible, il est demandé au sujet de répondre rapidement avec un appui sur le bouton avec le pouce droit. Si le stimulus est un disque circulaire, il est demandé de l'ignorer. Pour plus de détails, cette expérience est décrite dans [MWJ+99] et la Figure .5.1. illustre un exemple.

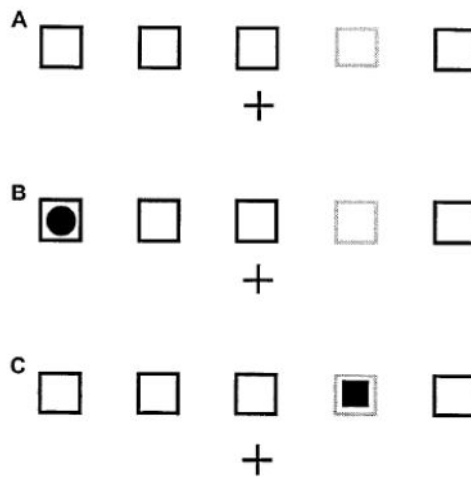


Figure.5.1. Schéma de la tâche [MWJ+99]

Le fichier contenant le signal EEG est sous forme d'une structure de données

.

5.3.1.2. Données artificielles

Dans le cadre de l'étude comparative proposée dans notre approche, plusieurs enregistrements EEG sont nécessaires pour appliquer l'Analyse en Composantes Principales, pour notre cas, le programme peut générer plusieurs signaux EEG en se basant sur les paramètres les paramètres suivants : une durée du signal, une fréquence d'échantillonnage, un nombre d'échantillons.

5.3.2. Interface de l'application

Le prototype de l'interface de l'application est présenté dans la Figure.5.2

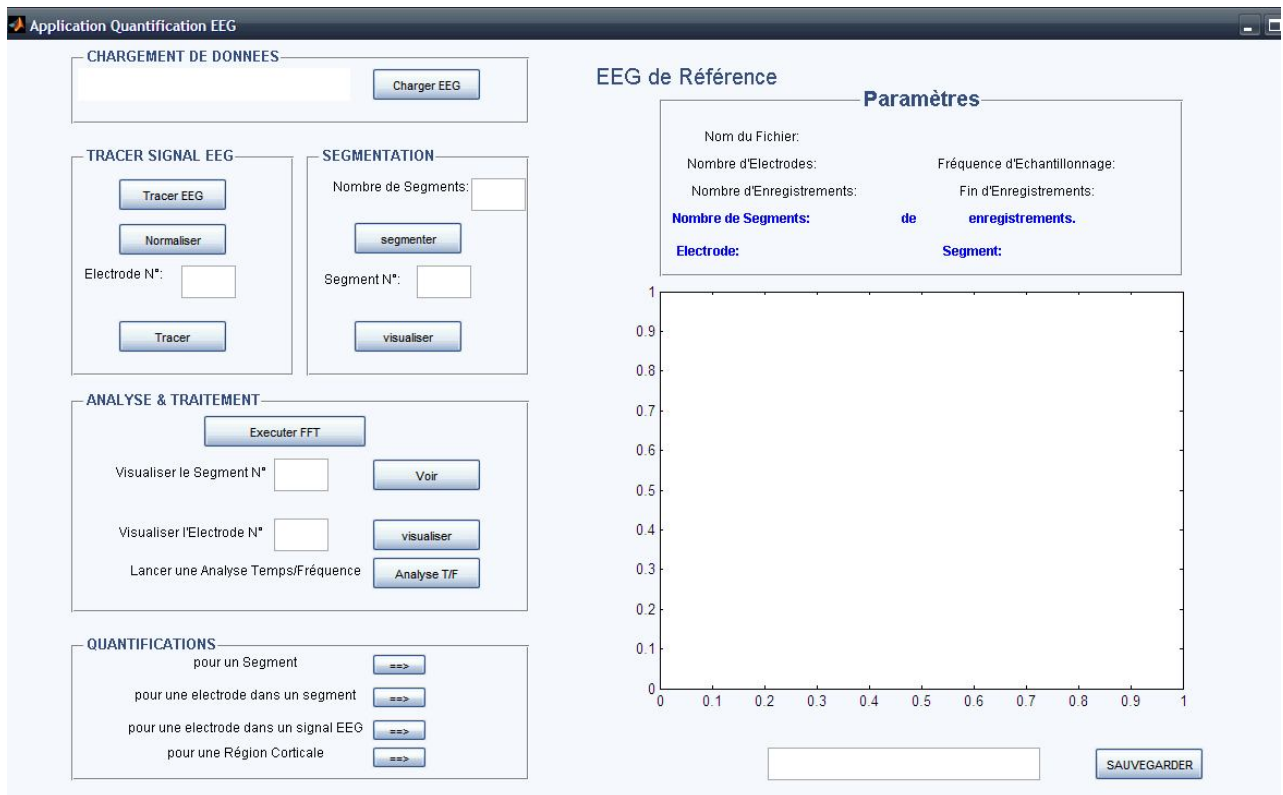


Figure.5.2. Prototype de l'interface

5.4 Déroulement de l'application

5.4.1 Prétraitement

Du fait que, actuellement, ce qui est utilisé pour l'enregistrement des EEG consiste en des appareils numériques construits sur une base d'ordinateur, le signal (variation d'amplitude en fonction du temps) est enregistré après une conversion analogique / numérique (A/N) sous forme d'une suite de chiffres.

La conversion A/N consiste à mesurer, à intervalles réguliers choisis en fonction de la fréquence maximale du signal à enregistrer, l'amplitude du signal analogique. Elle est assurée en temps réel par un convertisseur analogique - numérique pour chacun des signaux recueillis par les électrodes.

L'électroencéphalogramme est ensuite affiché sur un écran graphique et éventuellement imprimé. Un des avantages principaux de cette méthode est de pouvoir calculer le résultat (montage) de n'importe quelle combinaison d'électrodes.

5.4.1.1 Montage des électrodes

Les signaux EEG traités par notre application ont les caractéristiques suivantes :

- Les électrodes sont placées suivant le système 10-20.
- **32** électrodes sont retenues comme repères, leurs localisations sont illustrées dans la Figure.5.3.
-

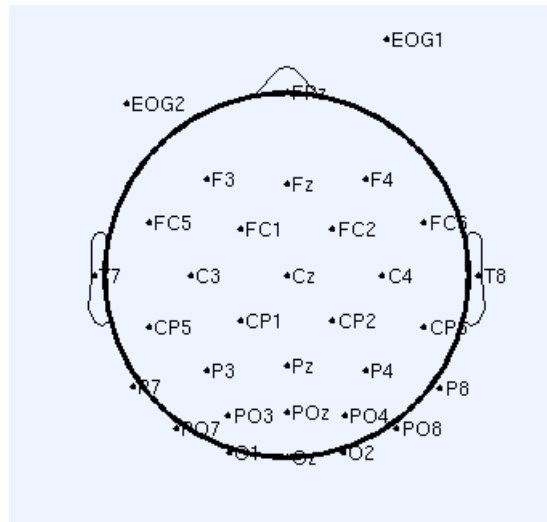


Figure.5.3. localisation des 32 électrodes

La position d'une électrode est représentée par la lettre F, C, P, T ou O selon qu'elle est localisée au niveau des régions frontale, centrale, pariétale, temporale ou occipitale. Cette lettre est suivie d'un nombre pair pour l'hémisphère droit, impair pour l'hémisphère gauche, ou par la lettre z pour l'axe médian.

5.4.1.2 Paramètres d'enregistrement

Les données EEG ont été échantillonnées à une fréquence d'échantillonnage $F_s = 128$ Hz (128 échantillons par seconde).

L'époque commence à 0 seconde, et termine à 238.305 seconde, avec 30504 points d'enregistrement par époque.

Donc les données EEG sur lesquelles nous avons travaillé sont un signal échantillonné à une fréquence de 128 Hz, pour 32 électrodes, soit une matrice de 32 lignes et 30504 colonnes, soit 976 128 éléments $\in \mathbb{R}$, où un élément indique l'amplitude du signal à un instant donné à partir d'une électrode.

La Figure 5.4 Est un aperçu d'une partie de la matrice de données EEG pour les 8 premiers points d'enregistrements sur 30504 points, à partir des 32 électrodes.

-35.7975	-21.3264	-26.2818	-25.5541	-26.9865	-18.6908	-30.4562	-26.1742
2.3078	18.2337	-1.5476	9.9678	8.0224	17.9730	3.3304	7.8547
-26.7767	-5.1746	-16.4577	-12.7894	-14.3315	-12.3592	-24.9277	-20.7100
-30.6147	-11.2446	-23.2433	-17.8810	-15.3111	-16.4036	-28.9600	-25.3384
-32.3079	-18.4906	-25.0489	-25.7213	-18.1989	-22.5815	-28.0017	-29.7589
4.8540	10.7391	10.0380	9.0573	13.1914	12.6678	8.0368	4.5281
-7.8129	7.4190	-0.4829	2.4545	0.2925	0.2214	-9.9593	-6.4130
-0.2171	17.5504	6.9698	10.9113	10.9610	6.2156	-8.2292	-6.3426
15.8913	26.0299	25.0464	20.8204	26.0046	15.4873	4.8537	1.5445
-7.8192	4.9464	-7.5734	-2.2917	1.6787	2.7710	-6.6535	-7.8622
-32.2707	-6.8381	-12.9688	-11.0507	-13.7556	-12.4969	-18.2112	-16.4572
-26.6965	-14.6187	-19.6518	-17.3672	-19.6995	-23.3765	-34.6911	-34.2027
-4.5470	13.0897	1.3935	4.5854	1.7724	0.4133	-19.3038	-22.4335
14.9908	34.1841	25.0903	30.0770	27.4662	25.7856	2.4578	-3.2792
-18.9556	2.0864	-4.8752	-3.5797	-7.9370	-3.3555	-13.0938	-10.0456
-28.4395	-16.5907	-23.1674	-17.3474	-22.9260	-19.4288	-28.6135	-24.8492
-12.3641	4.3428	-1.2811	4.3872	-0.8350	0.1409	-23.1852	-25.7028
0.1595	19.3641	12.0382	16.6015	11.8989	10.4983	-16.3109	-23.8795
-5.8695	10.9541	4.1176	9.7686	6.1005	6.9981	-8.5974	-8.8102
-19.6676	-13.1377	-18.8959	-9.5651	-17.8201	-16.7190	-19.4228	-14.4971
-18.1181	-6.6357	-8.1699	-3.9721	-8.1070	-7.6234	-25.6618	-28.5345
-5.5847	14.1459	9.9013	15.4161	12.1593	11.0524	-15.1801	-21.7271
-20.1669	2.0204	-4.3845	0.9107	-3.3904	-4.9223	-27.3447	-35.5521
-37.1350	-21.6405	-29.0969	-23.5257	-26.9477	-23.7645	-31.2473	-32.2646
-15.4485	-8.0443	-9.8863	-4.3989	-8.7524	-8.2613	-15.5754	-14.6786
-13.8172	-4.9126	-3.8136	-2.1603	-4.0288	-4.4582	-20.5403	-24.6744
-5.3300	11.0775	8.8581	12.2738	10.8580	9.8590	-13.7795	-21.2439
-23.2078	-3.5288	-8.2646	-4.0535	-6.5222	-8.4412	-29.4231	-37.1476
-13.5751	1.7367	-5.7422	-0.3559	-0.8856	1.5263	-9.2817	-13.4678
-15.0906	-2.3142	-6.3886	-0.0667	-2.5480	1.1277	-13.0526	-14.7694
-20.5281	-5.9496	-12.3311	-5.3492	-7.1195	-1.6379	-19.6453	-25.4175
-9.5071	7.3376	1.5345	3.9794	3.4966	8.4789	-8.4987	-14.8853

Figure.5.4. les 8 premiers points d'enregistrements sur 30504 points, à partir des 32 électrodes.

5.4.2 Traitement

Le programme se présente en quatre étapes, dans chacune, il fait appel à des fonctions, suivant le schéma de la Figure. 5.5. Les fonctions seront décrites en détail dans les prochains paragraphes.

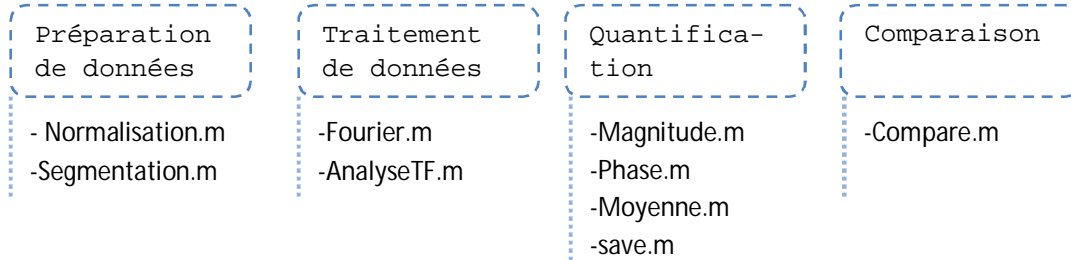


Figure.5.5. Schéma de procédures du programme

5.4.2.1 Préparation des données

L'utilisateur charge ou génère un signal EEG dans le programme, le signal et ses paramètres se présentent sous forme d'une 'structure de données' :

- Data.EEG est la matrice contenant le signal EEG, elle est de taille 32×30504 , ce signal correspond à 30504 points d'enregistrements à partir de 32 électrodes (Figure.5.6)
- Fréquence d'échantillonnage : $F_s=128$ Hz
- Chan.loc : vecteur de références d'électrode
- Nombre d'échantillons : 30504.
- Fin de l'enregistrement : 238.305 sec.

Dans ce qui suit nous aborderons quelques fonctions que le programme appelle pour la préparation de données.

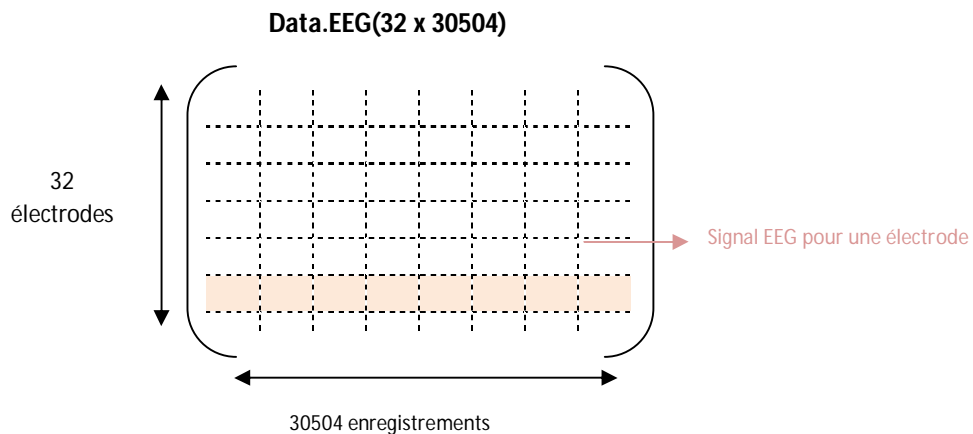


Figure. 5.6. Matrice de données EEG (Data.EEG)

Fonction « Tracer (I : Data.EEG, O : Tracé EEG) »

Cette fonction permet de tracer les données de la matrice Data.EEG, ce tracé présente les différentes amplitudes en fonction du temps. Comme le montre la Figure 5.7. les signaux enregistrés à partir des électrodes sont superposés.

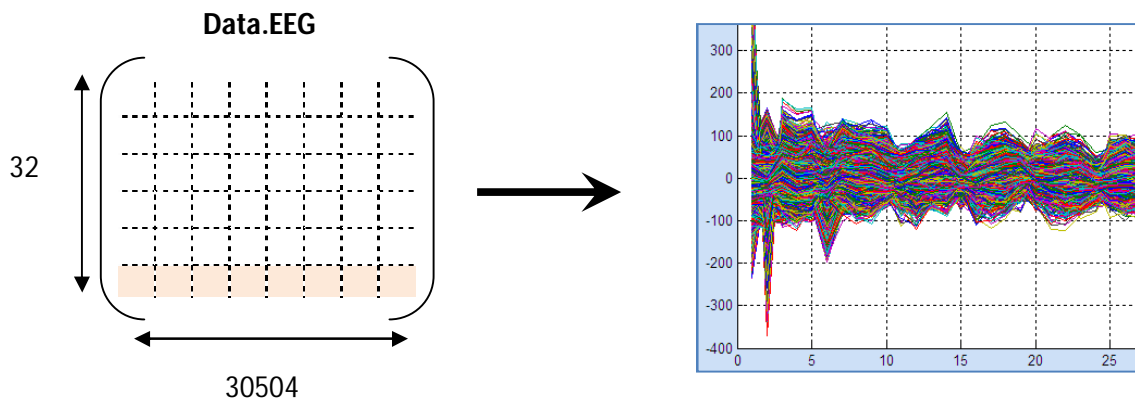


Figure 5.7. Résultat de la Fonction Tracé

Fonction « Normaliser(I :Data.EEG, O : Tracé Normalisé) »

Vu que les signaux sont superposés, cette fonction multiplie la matrice de données Data.EEG par une matrice Identité I afin de séparer les signaux de chaque électrode (Figure.5.8).

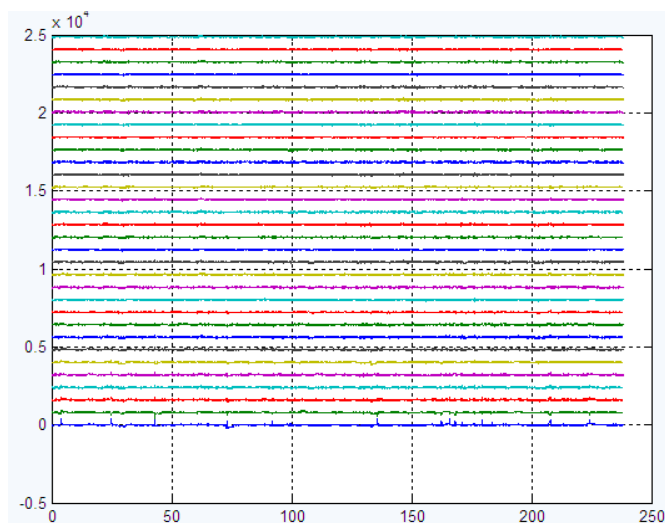


Figure.5.8. Normalisation de la matrice Data.EEG

5.4.2.2 Segmentation des données

Fonction « Segmenter(I :Data.EEG, O : M1,M2,...Ms) »

La fonction *segmenter*, fractionne la matrice initiale en « s » segment (ou sous-matrices), le nombre de segments « s » est introduit par l'utilisateur, la fonction vérifie si ce nombre divise le nombre total d'enregistrements, ie . si le nombre d'enregistrement Modulo le nombre introduit est égal à 0, sinon, le nombre introduit sera rapproché dans le but d'avoir le même nombre d'enregistrement dans chaque segment.

Pour le test, on introduit le nombre 30, la fonction calculera 30504 modulo 30 qui est différent de 0. La fonction rapprochera 30 au prochain diviseur, soit 31, et soit le nombre d'enregistrements 984 par segments, ce qui nous donne 31 sous-matrices chacune contient 984 enregistrements pour 32 électrodes. Figure. 5.9(B) illustre l'exécution de la fonction « segmenter ». la Figure.5.9(B) est un aperçu du résultat qui montre 31 sous matrice de taille (32 x 984) éléments.

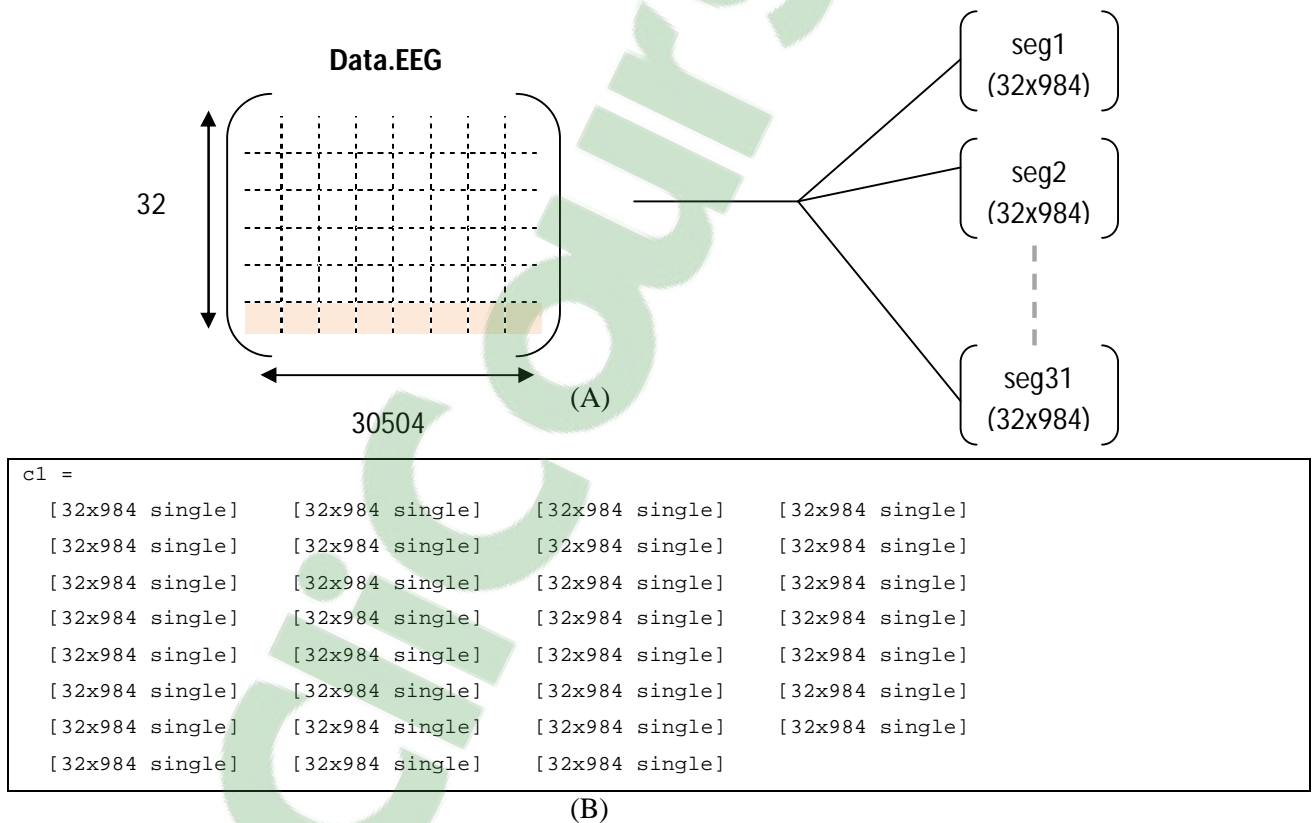


Figure.5.9. Principe de la segmentation –(A) schéma illustratif de la segmentation (B) c1 représente la fragmentation de la matrice initiale Data.EEG (32 × 30504) en 31 sous-matrices de taille (32 × 984)

La Figure.5.10. présente la visualisation d'un segment (numéro 14 par exemple) par la fonction « Visualiser : I : Numéro du segment, O : Tracé du segment »

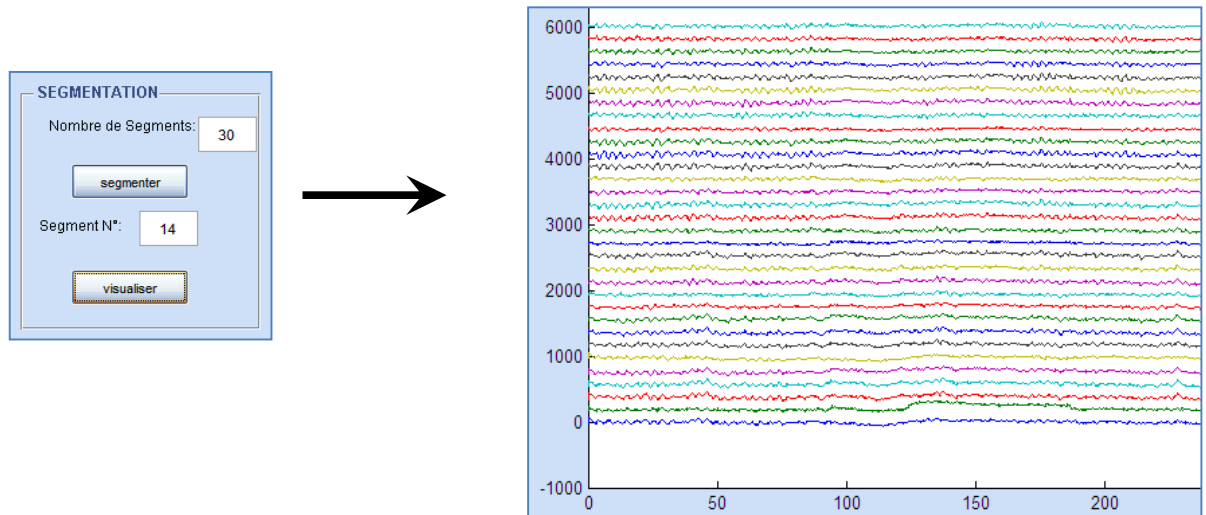


Figure. 5.10. Résultat de la fonction « Visualiser »

5.4.2.3 Application de la FFT

Les fonctions appelées par notre programme pour cette étape sont décrites ci-dessous.

Fonction « Fourier : I : les segments, O : TF de chaque segment »

Cette fonction exécute la transformée de Fourier Rapide (FFT) sur chaque sous-matrice seg_k des s sous-matrices, le résultat est une sous-matrice Y_k , où un élément de $Y_k(j)$ représente la sinusoïde du $j^{\text{ème}}$ élément du $k^{\text{ème}}$ segment seg_k , et est exprimé en partie réel et partie imaginaire.

La Figure 5.11 est un aperçu des premières colonnes d'une sous-matrice Y_k

0.6154	0.6335	0.4418	0.5576
0.0699 - 0.1627i	0.1357 - 0.2279i	0.1568 - 0.3100i	0.1745 - 0.2608i
0.0302 - 0.0826i	0.0550 - 0.1083i	0.0472 - 0.1470i	0.0599 - 0.1329i
-0.0779 + 0.0240i	-0.0319 + 0.0005i	-0.0401 - 0.0210i	-0.0397 - 0.0130i
-0.0181 + 0.0657i	0.0088 + 0.0230i	0.0113 + 0.0143i	0.0036 + 0.0326i
0.0842 + 0.0739i	0.0869 + 0.0416i	0.1013 + 0.0184i	0.0979 + 0.0360i
-0.0274 - 0.0696i	-0.0161 - 0.0581i	-0.0184 - 0.0495i	0.0010 - 0.0457i
-0.0264 - 0.0806i	-0.0047 - 0.1350i	0.0119 - 0.0991i	0.0237 - 0.1109i
0.0650 + 0.0184i	0.0348 + 0.0280i	0.0521 + 0.0296i	0.0276 + 0.0082i
-0.0054 + 0.0089i	0.0090 + 0.0300i	0.0128 + 0.0226i	-0.0033 + 0.0219i
0.0096 + 0.0272i	0.0505 + 0.0069i	0.0519 + 0.0044i	0.0337 + 0.0163i
-0.0525 + 0.0513i	-0.0546 + 0.0245i	-0.0529 + 0.0269i	-0.0478 + 0.0159i
0.1058 + 0.0334i	0.1021 + 0.0406i	0.1107 + 0.0347i	0.1074 + 0.0448i
0.0483 - 0.0530i	0.0650 - 0.0579i	0.0542 - 0.0582i	0.0597 - 0.0447i
-0.0361 + 0.0574i	-0.0231 + 0.0350i	-0.0186 + 0.0401i	-0.0246 + 0.0232i
0.0767 - 0.0382i	0.0765 - 0.0301i	0.0982 - 0.0292i	0.0809 - 0.0268i
-0.0044	0.0080	0.0206	0.0221
0.0767 + 0.0382i	0.0765 + 0.0301i	0.0982 + 0.0292i	0.0809 + 0.0268i
-0.0361 - 0.0574i	-0.0231 - 0.0350i	-0.0186 - 0.0401i	-0.0246 - 0.0232i
0.0483 + 0.0530i	0.0650 + 0.0579i	0.0542 + 0.0582i	0.0597 + 0.0447i
0.1058 - 0.0334i	0.1021 - 0.0406i	0.1107 - 0.0347i	0.1074 - 0.0448i
-0.0525 - 0.0513i	-0.0546 - 0.0245i	-0.0529 - 0.0269i	-0.0478 - 0.0159i
0.0096 - 0.0272i	0.0505 - 0.0069i	0.0519 - 0.0044i	0.0337 - 0.0163i
-0.0054 - 0.0089i	0.0090 - 0.0300i	0.0128 - 0.0226i	-0.0033 - 0.0219i
0.0650 - 0.0184i	0.0348 - 0.0280i	0.0521 - 0.0296i	0.0276 - 0.0082i
-0.0264 + 0.0806i	-0.0047 + 0.1350i	0.0119 + 0.0991i	0.0237 + 0.1109i
-0.0274 + 0.0696i	-0.0161 + 0.0581i	-0.0184 + 0.0495i	0.0010 + 0.0457i
0.0842 - 0.0739i	0.0869 - 0.0416i	0.1013 - 0.0184i	0.0979 - 0.0360i
-0.0181 - 0.0657i	0.0088 - 0.0230i	0.0113 - 0.0143i	0.0036 - 0.0326i
-0.0779 - 0.0240i	-0.0319 - 0.0005i	-0.0401 + 0.0210i	-0.0397 + 0.0130i
0.0302 + 0.0826i	0.0550 + 0.1083i	0.0472 + 0.1470i	0.0599 + 0.1329i
0.0699 + 0.1627i	0.1357 + 0.2279i	0.1568 + 0.3100i	0.1745 + 0.2608i

La Figure .5.11 Aperçu du résultat de l'application de la FFT

La Figure.5.12-(A) présente le résultat de l'exécution de la transformée de Fourier Rapide sur le huitième segment. La Figure 5.12-(B) est le résultat de son exécution sur la 3^{ème} (F3) électrode du 8^{ème} segment.

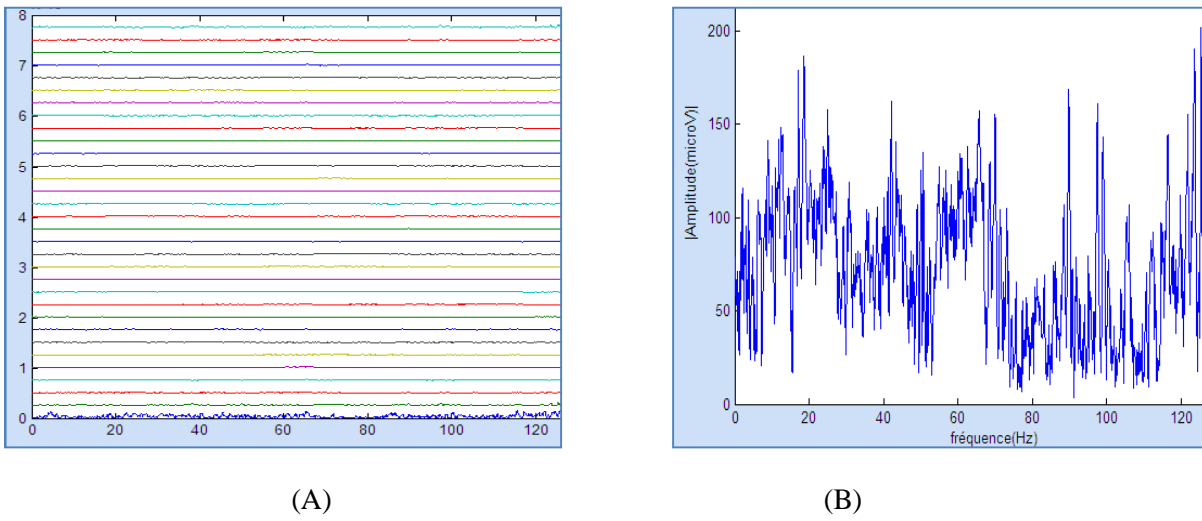


Figure.5.12. Résultat de la transformée de Fourier – (A) 8^{ème} segment- (B) 3^{ème} électrode du 8^{ème} segment

Fonction « AnalyseTF.m : I : électrode, O : spectrogramme »

Cette fonction reçoit en entrée le signal d'une électrode *i*, puis calcule son spectrogramme, en utilisant une succession de fenêtres (rectangulaires par exemple). La Figure.5.13. illustre le spectrogramme de l'électrode 5 du segment n° 8. La couleur *Bleu* exprime une faible énergie, elle varie jusqu'au *Rouge* pour une forte énergie.

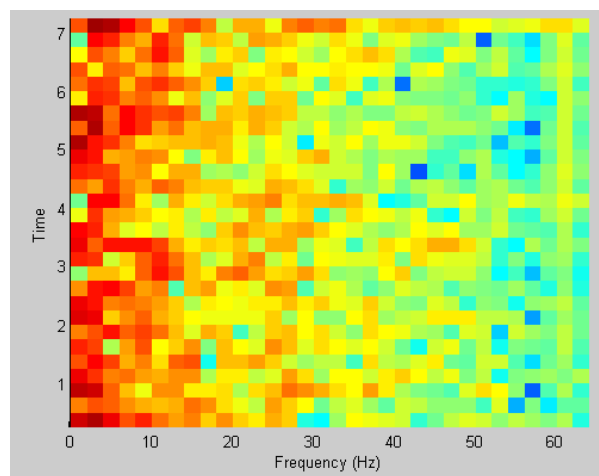


Figure.5.13. Spectrogramme de l'électrode n°5 du 8^{ème} segment

On remarque que pour l'électrode 5 du huitième segment, les fréquences ayant les plus grandes énergies se trouvent dans l'intervalle <15 Hz. Les fréquences > 30 Hz sont moins présentes.

5.4.3 Quantification

La Figure.5.14. montre un schéma illustratif de l'application.

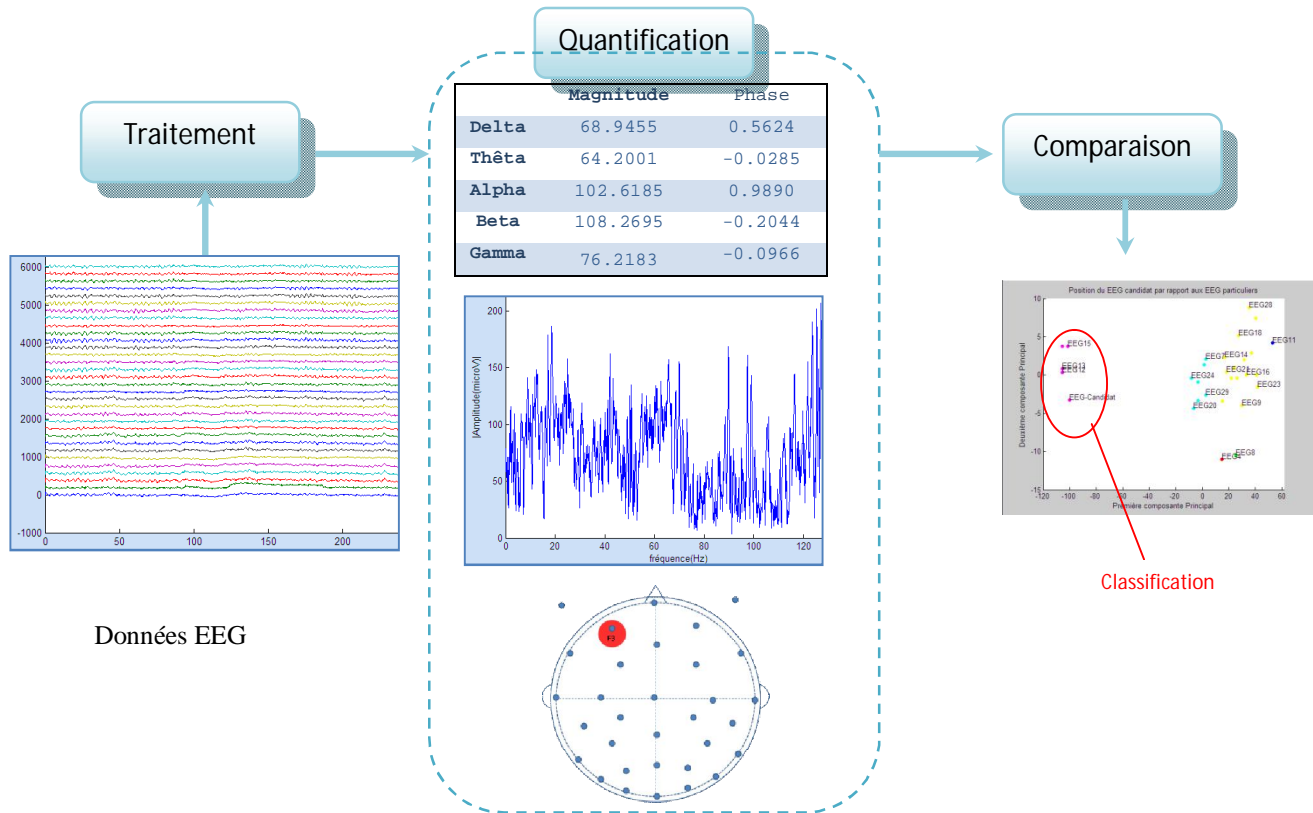


Figure.5.14. Schéma de l'application

5.4.3.1 Calcul des magnitudes et des phases

Fonction « `magnitude.m` : I : Yi, O : MAGi »

Cette fonction reçoit en entrée la matrice Y_k , et calcule les magnitudes des fréquences en utilisant la formule suivante :

$$|Y_k[m]| = \sqrt{Re(Y_k[m])^2 + Im(Y_k[m])^2}$$

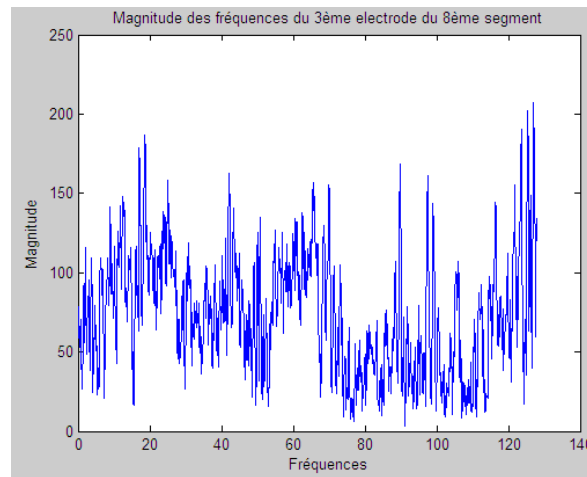


Figure. 5.15. Les magnitudes des fréquences pour la 3^{ème} électrode du 8^{ème} segment

La Figure.5.15. illustre les magnitudes fréquences pour la 3^{ème} électrode du 8^{ème} segment, on remarque que d'importante magnitudes existent à 10,17, 23 et 40 Hz

Fonction « phase.m : I : Yi, O : PHASEi »

Cette fonction reçoit en entrée la matrice Y_k et calcule les phases en utilisant la formule suivante :

$$\varphi[m] = \arctan \frac{Im(Y_k[m])}{Re(Y_k[m])}$$

Le résultat est illustré dans la Figure. 5.16. pour la 3^{ème} électrode du 8^{ème} segment.

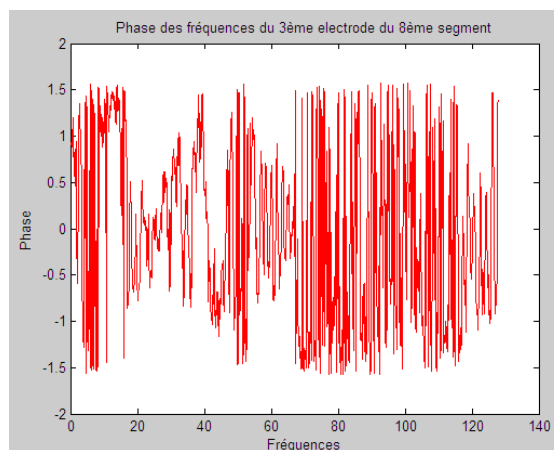


Figure.5.16. Phases pour la 3^{ème} électrode du 8^{ème} segment

5.4.3.2 Quantification des rythmes corticaux

i- Quantification par électrode

Le calcul des différentes quantités des rythmes corticaux est obtenu par l'appel de la fonction « quant.m » et « Moyenne.m ».

Le Tableaux 5.1 et la Figure.5.17 correspondent à la quantification des différents rythmes corticaux (Delta, Thêta, Alpha, Beta, Gamma), selon leurs phases et magnitudes moyennes, pour l'électrode référence F3 (Frontal Gauche n°3) du segment numéro 8, la Figure.5.18 illustre la localité de l'électrode concernée par ces résultats.

	Magnitude	Phase
Delta	68.9455	0.5624
Thêta	64.2001	-0.0285
Alpha	102.6185	0.9890
Beta	108.2695	-0.2044
Gamma	76.2183	-0.0966

Tableau. 5.1 – Quantification des rythmes corticaux selon leurs magnitudes et phases moyennes pour l'électrode référence F3 (Frontal Gauche n°3) du le segment numéro 8

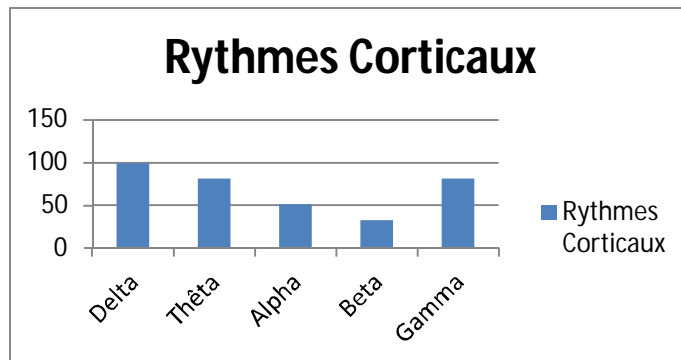


Figure.5.17. La quantification des rythmes corticaux pour l'électrode F3 du 8^{ème} segment selon leurs magnitudes moyennes

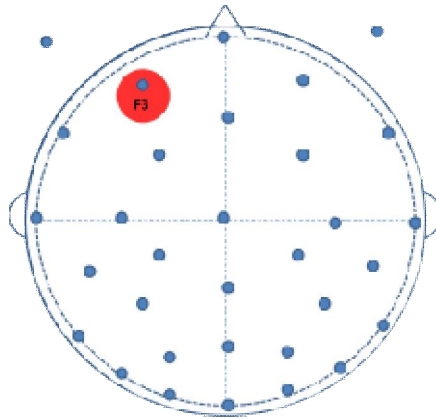


Figure.5.18 –localisation des résultats obtenus- il s’agit de l’électrode F3 de la partie Frontale gauche.

ii- Quantification par Segment

Les résultats ci-dessous (Tableau 5.2, Figure.5.19) sont ceux du cinquième segment.

	Delta	Thêta	Alpha	Beta	Gamma
Magnitude	213.0316	97.0646	95.0188	96.7192	97.0646
Phase	0.4320	-0.0143	0.5030	-0.054	-0.2290

Tableau.5.2. Quantification des rythmes corticaux selon leurs magnitudes et phases moyennes pour le segment numéro 5

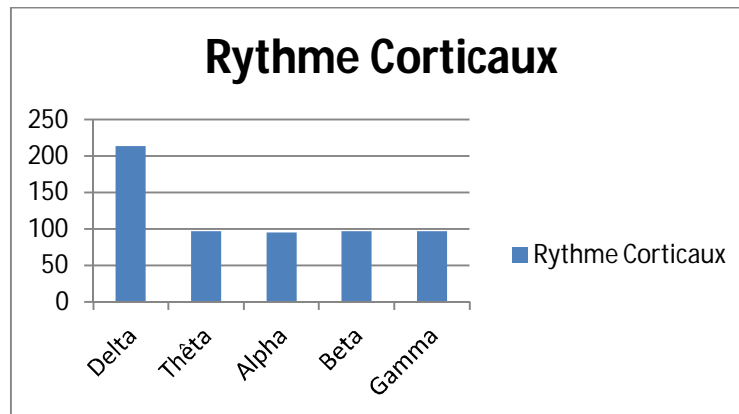


Figure.5.19. la quantification des rythmes corticaux pour le 5^{ème} segment selon sa magnitude moyenne

iii- Quantification du EEG

Une quantification générale pour l’EEG complet est obtenue en faisant appel à une fonction calculant les moyennes générales des magnitudes pour différents rythmes (Delta, Thêta, Alpha, Beta, Gamma) , le Tableau 5.3. et la Figure 5.20. illustrent les résultats obtenus.

	Delta	Thêta	Alpha	Beta	Gamma
Magnitude	99.3458	81.4923	51.4348	33.1396	61.2901

Tableau.5.3. Quantification des rythmes corticaux selon leurs magnitudes moyennes pour le signal EEG complet

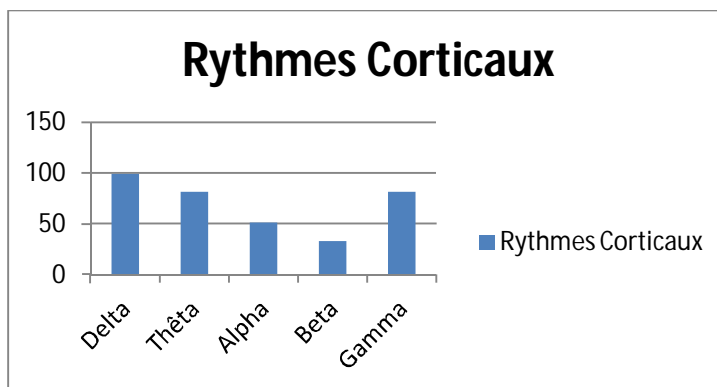


Figure.5.20. La quantification des rythmes corticaux pour le signal EEG

5.4.4 Sauvegarde des Résultats

A la fin du traitement, les résultats obtenue pour les quantifications peuvent être sauvegardé (par l’appel de la fonction *save.m*) dans un fichier et servir de référence dans le but de construire une base de données contenant des signaux EEG particuliers présentant une pathologie particulière.

5.4.5 Etude comparative

Dans un objectif second de notre approche, une mesure de similarité a été implémentée, elle permet de définir le niveau de ressemblance entre différents signaux de l'électroencéphalographie afin de les classer, et fait appel à une fonction *Comparer.m*, cette fonction applique l'algorithme de l'ACP (Analyse en composantes indépendantes) sur les différents signaux EEG quantifiés pour les classer.

Pour l'application de l'ACP, nous avons suivi les étapes suivantes :

- 1- Générer 30 signaux EEG, 29 sont considérés comme étant des Signaux particuliers, et le 30^{ème} représente un EEG inconnu à classer.
- 2- Traiter et quantifier les 30 signaux EEG.
- 3- Les 30 signaux EEG quantifiés (dont 29 EEG de références et 1 EEG candidat à classer) représentent les individus.
- 4- Les variables sont représentées par les différents rythmes corticaux, VAR={ 'Delta', 'Thêta', 'Alpha', 'Beta', 'Gamma' }.
- 5- Le tableau de données (Tableau 5.4) indique les quantités des rythmes corticaux en terme de magnitude dans chaque signal EEG.

	Delta	Thêta	Alpha	Beta	Gamma
EEG1	95.6004	60.2516	52.3580	33.4121	83.4386
EEG2	121.6243	70.3047	60.5818	37.3092	103.3832
EEG3	107.4100	67.2714	59.6177	36.8798	92.9319
EEG4	101.4060	67.5653	62.5778	38.3957	96.6908
EEG5	36.2296	17.3651	16.1753	9.7973	26.4798
EEG6	126.4969	73.2279	66.8975	42.1949	107.3248
EEG7	103.5067	59.9657	52.4230	35.2547	84.2591
EEG8	108.4433	69.3670	66.0195	41.6045	102.8532
EEG9	115.9553	74.5685	62.2539	38.7288	102.6303
EEG10	113.8466	72.2094	61.5839	37.4465	92.5327
EEG11	137.5874	76.4080	72.2878	40.9234	111.4960
EEG12	33.2996	19.8760	16.9239	10.0962	26.9901
EEG13	34.0471	17.3655	17.6318	10.7808	27.6758
EEG14	113.1021	60.6884	59.0893	37.3822	94.1072
EEG15	38.9053	20.3194	17.6714	10.6039	27.8004
EEG16	120.9808	74.7635	58.8600	39.6673	104.8161
EEG17	116.0662	69.5897	57.8286	40.7592	96.9792
EEG18	121.7025	68.3096	59.4963	37.3283	98.0702
EEG19	125.7135	77.8030	61.9937	41.5536	100.9234
EEG20	92.9008	58.6425	52.4589	35.3313	80.8569
EEG21	112.0148	68.2273	58.1976	36.9861	93.0255

EEG22	116.8740	66.4840	64.1959	37.7194	99.2313
EEG23	125.7269	75.4546	68.6831	40.9033	107.4462
EEG24	94.4516	57.6923	47.6890	30.5198	81.5041
EEG25	102.6346	56.5523	54.6912	33.3070	85.4188
EEG26	131.5785	73.8010	62.7536	40.0931	103.3747
EEG27	97.7612	58.5349	54.2916	31.8276	81.6808
EEG28	129.6922	70.6281	62.5462	41.4008	97.8468
EEG29	99.9621	61.5109	53.6546	34.4870	87.3819
EEG-Candidat	34.3996	21.3749	21.2557	12.6241	31.6221

Tableau 5.4. Tableau de données pour l'ACP

Le Tableau 5.4, représente le tableau de données, soit une matrice de données A avec 30 individus et 5 variables.

Pour résumer les données, on calcule le vecteur des moyennes et le vecteur des écarts types :

$$\begin{aligned} \text{Moy}(A) &= 100.3307 \quad 59.5374 \quad 52.7563 \quad 33.1773 \quad 84.3591 \\ \text{EcartType}(A) &= 31.7054 \quad 19.2863 \quad 16.6982 \quad 10.6138 \quad 26.8938 \end{aligned}$$

Calcul des coefficients des composantes principales (matrice V) et leurs variances respectives (matrice D) :

V=

$$\begin{pmatrix} -0.0081 & 0.0657 & -0.0791 & -0.7652 & 0.6355 \\ 0.2730 & 0.2298 & 0.8122 & 0.2532 & 0.3858 \\ 0.2750 & 0.6109 & -0.5425 & 0.3821 & 0.3330 \\ -0.9218 & 0.2451 & 0.0782 & 0.1984 & 0.2116 \\ 0.0061 & -0.7139 & -0.1832 & 0.4062 & 0.5401 \end{pmatrix}$$

D =(1.0e+003 *)

$$\begin{pmatrix} 0.0017 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0.0032 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0.0062 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0.0187 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 2.4622 \end{pmatrix}$$

Les éléments diagonaux de D stockent la variance des composantes principales. Nous pouvons extraire la diagonale comme ceci:

```
D2=( 1.0e+003 *)
  0.0017
  0.0032
  0.0062
  0.0187
  2.4622
```

La matrice ‘scores’ représente les scores des composantes principales, où chaque colonne indique les coordonnées des projections des individus sur le nouvel axe, par exemple la première colonne indique les coordonnées des projections des différents EEG quantifiés sur le premier axe correspondant à la première composante principale.

```
scores =
 -3.3105   -3.3211    1.3574   -0.3249    0.0983
 31.4403    2.0313   -0.3467    3.9163   -1.2266
 15.1806   -3.3792    0.7182   -1.2205   -0.5806
 14.8154  -11.0066   -0.7441   -0.3899   -0.1489
-105.3917    3.7508   -0.5611    0.6545   -0.1430
 40.9300    0.0364   -2.1244    0.6833    0.7573
  2.4580    2.0777    0.4582   -0.6838    1.9160
 25.1358  -10.5322   -2.5827    0.2447    1.3900
 29.9332   -4.0010    2.9067    1.4019   -1.5834
 21.7346   -0.4057    3.2705   -4.4029   -1.8928
 52.9830    4.2163   -4.2069   -0.7790   -2.7012
-105.6969    0.3204    1.2339    0.1036   -0.7857
-105.4394    0.8432   -1.3205    0.5208    0.3380
 16.8234    2.2682   -4.9684    0.9573    1.8642
-101.1697    3.7822    0.6363   -0.3689   -0.6040
 33.4510    0.0181    4.1818    4.4308    0.1892
 23.9868    0.9278    2.4490    0.7100    2.8999
 27.4932    5.1652   -0.4097    1.2350   -0.3329
 36.9709    2.8794    5.4367   -1.7340    0.2981
 -6.6015   -4.3502    0.8323   -2.1529    2.2729
 18.0757    0.3859    1.8919   -0.8343   -0.3164
 25.9954   -0.4123   -4.2423   -0.1661   -0.8125
 41.6865   -1.5920   -1.3469   -0.4654   -1.5393
 -8.2392   -0.4086    2.0308    2.5185   -0.5824
  1.5566    1.3234   -3.8406    0.0775    0.4147
 40.4221    7.3845    0.7466    0.4443   -0.1319
```

-3.2405	-0.9435	-1.0589	-2.1201	-1.3972
35.2212	8.8095	-0.4538	-2.8430	2.0152
2.7361	-2.6126	0.6934	0.8591	0.4001
-99.9405	-3.2555	-0.6367	-0.2718	-0.0753

Dans la Figure.5.21, deux composantes principales sont retenues, on remarque que l'EEG candidat quantifié appartient à une famille, par rapport aux quantités des rythmes corticaux qu'il contient, proche du deuxième axe principal, dans une étude réelle (avec des signaux EEG réels) cette famille pourrait représenter une pathologie spécifique.

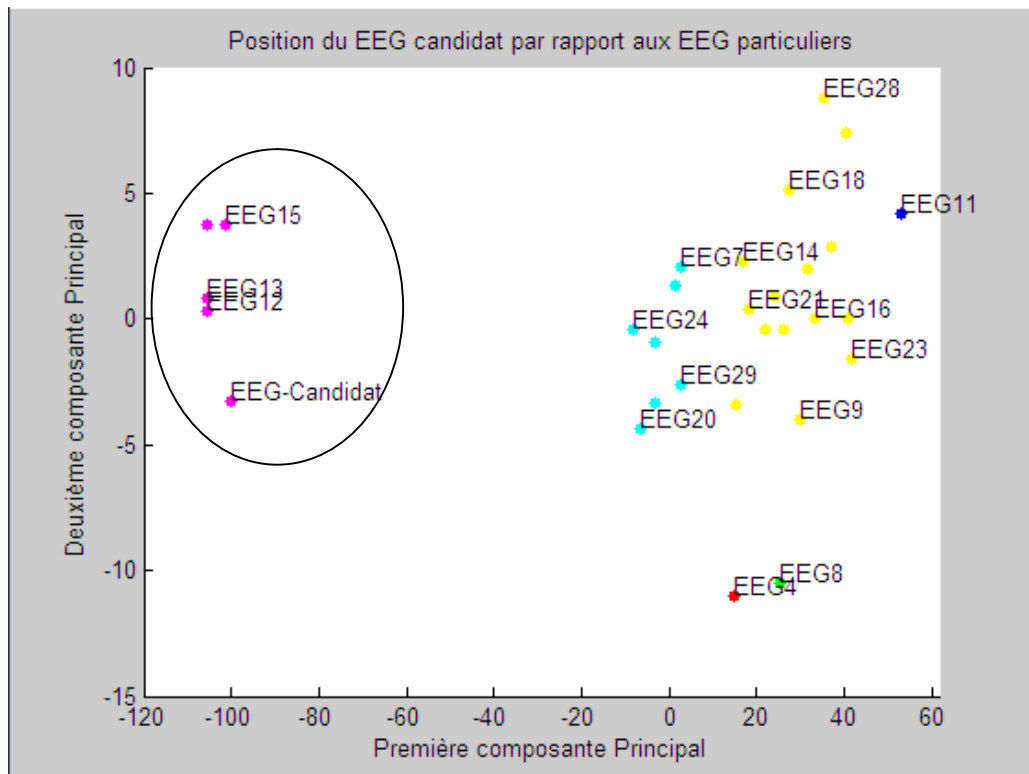


Figure.5.21. Résultat de l'étude comparative des différents EEG

La Figure.5.22. illustre les mêmes résultats dans une représentation à 3 dimensions.

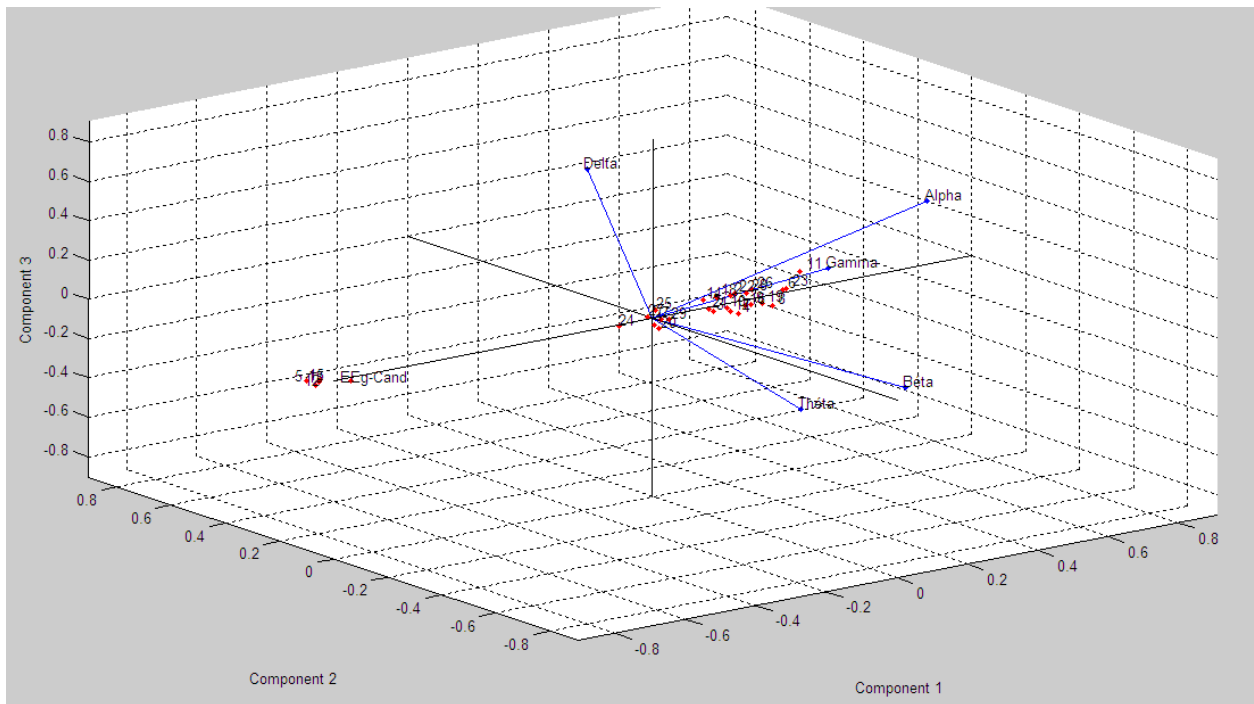


Figure.5.21. Résultat de l'étude comparative des différents EEG -Affichage 3D-

Cette étude comparative basée sur le principe d'Analyse en Composantes principale nous permet de classier un EEG candidat quantifié par rapport à ceux de la référence, pour déduire si ce dernier appartient à un groupe particulier et présente ou non une pathologie spécifique.

On note que la plupart des données des différents signaux EEG ont été générées et ne correspondent pas à des enregistrements réels.

Conclusion

Le développement d'une nouvelle méthode d'analyse de signaux biomédicaux soulève de nombreux problèmes de validation et de diagnostic. L'objectif du travail présenté dans ce mémoire concerne la quantification et la caractérisation du signal EEG pour améliorer l'analyse des phénomènes détectés dans l'activité cérébrale. Les limites du EEG, ont porté sur la proposition d'une approche utilisant les méthodes de traitement du signal pour le quantifier, et le comparer à d'autre EEG en utilisant une méthode statistique telle que l'analyse en composantes principale afin de le classifier.

Notre objectif secondaire était d'implémenter cette approche en développant une application de représentation par étapes, permettant ainsi un dialogue avec les utilisateurs ou praticiens.

Cette approche a été développée et implémentée sous Matlab, et les différent résultats ont été présentés. Ces résultats concernent une simulation et ne présentent en aucun cas des diagnostics médicaux.

Il faut noter que la plupart des EEG testés ont été générés et sont donc considérés comme des EEG artificiels.

Dans ce qui suit nous aborderons quelques perspectives.

Perspectives

Ce projet n'est qu'un point de départ à de nombreux autres travaux. Quelques perspectives sont présentées ci-dessous:

- Lancer des simulations pour des signaux EEG réels, enregistrés à partir de plusieurs expériences dans les mêmes conditions.
- Ajouter une Base de données des modèles EEG de références, par exemple (EEG-Epileptique, EEG-Parkinsonien, EEG-Anesthésie,...)

- Etendre l'application pour d'autres types de montages (par exemple 64 électrode) et d'appareillage.
- Spécialiser l'application pour une maladie spécifique.
- Ajouter une partie pour la localisation d'anomalies dans le cas de présence d'une maladie, cette localisation pourra être basée sur la séparation aveugle de sources.

Bibliographie

- [Aka98] M. AKAY, ed. *Time-Fréquency and Wavelets in Biomedical Signal Processing*. IEEE Press, 1998.
- [AZD03] H.ADELI, Z.ZHOU, N.DADMEHR. *Analysis of EEG records in an epileptic patient using wavelet transform*. Journal of Neuroscience Methods, 123(1), 69-87, 2003.
- [BCP01] M. F. BEAR, B. W. CONNORS et M. A. PARADISO : *Neuroscience : Exploring the Brain*. Lippincott Williams and Wilkins, 2 édition, 2001.
- [Bel87] M. BELLANGER . *Traitement numérique du signal*. CNET-ENST MASSON CNET/ENST, Masson, 1987
- [Ber29] H. BERGER. *Über das elektroenkephalogramm des menschen*. Archiv für Psychiatrie und Nervenkrankheiten, 87 :527–570, 1929.
- [Bur94] B. BURKE. *The Mathematical Microscope: waves, wavelets, and beyond*. In A Positron Named Priscilla, Scientific Discovery at the Frontier, pages 196–235, National Academy Press. Edited by M. Bartusiak, 1994.
- [CBCW07] D.COSANDIER-RIMÉLÉ, JK.BADIER, P.CHAUVEL, F.WENDLING. *A physiologically plausible spatiotemporal model for EEG signals recorded with intracerebral electrodes in human partial epilepsy*. IEEE Trans Biomed Eng; 54:308–88, 2007.
- [CBDL67] J. CAMPBELL, E. BOWER, S. J. DWYER et G. V. LADO : *On the sufficiency of autocorrelation functions as eeg descriptors*. IEEE Trans. Bio-Med. Eng., BME-14:49–52, 1967.
- [CK90] F. CRICK et C. KOCH : *Towards a neurobiological theory of consciousness*. Seminars in the Neurosciences, 2:263–275, 1990.
- [COS69] R. COOPER, J. W. OSSELTON et J. C. SHAW : *EEG Technology*, 2nd ed. Butterworths, London., 1969.
- [Chu92] C. CHUI. *An introduction to wavelets*, Boston: Academic Press, 1992.
- [CWCW65] R.COOPER, AL.WINTER, HJ.CROW, WG.WALTER. *Comparison of subcortical, cortical and scalp activity using chronically indwelling electrodes in man*. Electroencephalogr Clin Neurophysio; 18:217–28, 1965.

- [DM87] G. DUMERMUTH et L. MOLINARI : *Spectral analysis of the EEG. Some fundamentals revisited and some open problems*. Neuropsychobiology, 17(1-2):85–99, 1987.
- [dN47] R. LORENTE de NO : *Action potential of the motoneurons of the hypoglossus nucleus*. J. Cell. Comp. Physiol., 29, 1947.
- [DR06] C. DUBY, S. ROBIN: *Analyse en Composantes - Principales* Institut National Agronomique Paris – Grignon, 2006
- [dS02] F.LOPES da SILVA: *Electrical potentials*. In: Ramachandran VS, editor. Encyclopedia of the human brain. Elsevier Science; p. 147–67, 2002.
- [dS91] F. LOPES da SILVA : *Neural mechanisms underlying brain waves : from neural membranes to networks*. Electroencephalogr Clin Neurophysiol, 79(2):81–93, Aug 1991.
- [DSS+04] O. DRESSLER, G.SCHNEIDER*, G. STOCKMANN and EF. KOCHS . *Awareness and the EEG power spectrum: analysis of frequencies* . British Journal of Anaesthesia 93 (6): 806–9 , 2004.
- [Elu69] R. ELUL : *Gaussian behavior of the electroencephalogram : changes during performance of mental task*. Science, 164(877):328–331, Apr 1969.
- [ES01] A. ENGEL et W. SINGER : *Temporal binding and the neural correlates of sensory awareness*. Trends Cogn Sci, 5(1):16–25, Jan 2001.
- [Fre91] W. J. FREEMAN : *The physiology of perception*. Sci Am, 264(2):78–85, Feb 1991.
- [Gab46] D. GABOR : *Theory of communication*. Journal of the IEE, 93:429–457, 1946.
- [Gil94] RL.GILMORE: *American electroencephalographic society guidelines in electroencephalography, evoked potentials, and polysomnography*. J. Clin. Neurophysiol., 11, 1994.
- [GRD+11] L.GUO, D.RIVERO, J.DORADO, CR.MUNTEANU, A.PAZOS. *Automatic feature using genetic programming: An application to epileptic EEG classification*. Expert Systems with Applications, 38(8):10425-10436 , 2011.
- [Grö01] K. GRÖCHENIG : *Foundations of time-frequency analysis*. Birkhäuser, 2001.
- [GSS+99] A. GRINVALD, D. SHOHAM, A. SHMUEL, A. ARIELI et et AL. : *Modern techniques in neuroscience research*. U. Windhorst and H. Johansson, Umea, Sweden, springer édition, 1999.
- [Gur97] K. Gurney, *Introduction to Neural Networks*, Taylor and Francis, 1997.
- [HWS06] L. HUANG, W. WANG, AND S.SINGARE, *Recurrence Quantification Analysis of EEG Predicts, Responses to Incision During Anesthesia*. Neural Information Processing – Computer Science Volume 4234, pp 58-65, 2006.

- [Jas58] H.H. JASPER. *Report of the committee on methods of clinical examination in electroencephalography*. *Electroenceph. Clin. Neurophysiol.*, 10 :370–371, 1958.
- [Joh03] G. B. JOHNSON: Txtwriter inc, <http://www.txtwriter.com> 2003.
- [KYOG05] K.KOBAYASHI, H.YOSHINAGA, Y.OHTSUKA, J.GOTMAN. *Dipole modeling of epileptic spikes can be accurate or misleading*. *Epilepsia*; 46:397–408, 2005.
- [Link01] <http://sccn.ucsd.edu/eeglab/data/heit.html>
- [Mal89] S.MALLAT : *A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation*. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. 11(7): 674-693, 1989.
- [Mit06] S. K. MITRA, *Digital Signal Processing: A Practical Approach*, 3rd edition, McGraw-Hill, 2006.
- [MWJ+99] S. MAKEIG, M. WESTERFIELD, T.P. JUNG, J. COVINGTON, J. TOWNSEND, T. J. SEJNOWSKI, E. COURCHESNE. *Functionally Independent Components of the Late Positive Event-Related Potential during Visual Spatial Attention*, *The Journal of Neuroscience*, 19(7):2665–2680, April 1, 1999.
- [NS06] P. NUNEZ, R.SRINAVASAN. *Electric fields of the brain. The neurophysics of EEG*. Second edition, Oxford University Press, Incorporated, 2006
- [Nun81] P. NUNEZ. *The neurophysics of EEG*. Oxford university press, 1981.
- [PM06] JG. PROAKIS and DK. MANOLAKIS, *Digital Signal Processing (4th Edition)*, Prentice Hall, 2006.
- [Sau63] MG. SAUNDERS : *Amplitude probability density studies on alpha and alpha like patterns*. *Electroencephalogr Clin Neurophysiol*, 15:761–767, Oct 1963.
- [SCL+91] F. SHARBROUGH, GE. CHATRIAN, RP. LESSER, H. Luders and M. NUWER et TW. PICTON : *American electroencephalographic society guidelines for standard electrode position nomenclature*. *J. Clin. Neurophysiol.*, 8:200–202, 1991.
- [TRHE05] JX.TAO, A. RAY, S.HAWES-EBERSOLE, JS. EBERSOLE. *Intracranial EEG substrates of scalp EEG interictal spikes*. *Epilepsia*; 46:669–76, 2005.
- [Wal63] DO.WALTER : *Spectral analysis for electroencephalograms : mathematical determination of neurophysiological relationships from records of limited duration*. *Exp. Neurol.*, 8:155–181, 1963.
- [Zek92] S. ZEKI : *The visual image in mind and brain*. *Sci Am*, 267(3):68–76, Sep 1992.

RÉSUMÉ

Le développement d'une nouvelle méthode d'analyse des signaux biomédicaux soulève de nombreux problèmes de validation et de diagnostic. Ce travail vise à quantifier et classifier un signal EEG dans le but de faciliter et d'améliorer l'analyse des phénomènes détectés dans l'activité cérébrale.

Les signaux de l'électroencéphalographie représentent la somme des potentiels générés par des populations de neurones, et possèdent un aspect oscillatoire qui se visualise sous forme aléatoire et imprévisible difficile à analyser, de plus, l'évaluation d'un EEG repose sur la lecture à l'œil nu du clinicien.

L'approche présentée dans cette thèse a pour objectif de quantifier un signal EEG de surface pour le caractériser puis le classifier.

Pour la quantification du signal EEG, nous appliquons la Transformée de Fourier Rapide afin d'obtenir une représentation fréquentielle de ce signal, puis nous quantifions les différents rythmes corticaux qui le composent, suivant leurs magnitudes moyennes. Une fois le signal quantifié, une classification basée sur l'Analyse en Composantes principales est appliquée afin de déterminer l'appartenance de ce signal à un groupe de signaux EEG présentant ou non une pathologie particulière.

Mots Clés :

EEG; Quantification; Rythmes Corticaux; Signal; Transformé de Fourier Rapide; Classification; ACP; Analyse Fréquentielle; Magnitude; Prédominance.