REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE

MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE

UNIVERSITE YAHIA FARES DE MEDEA

Faculté de **T**echnologie

Département du **G**énie **E**lectrique

Mémoire de fin d'études de Master

Filière : Electronique

Spécialité : Instrumentation

Traitement et classification des signaux d'un électroencéphalogramme (EEG)

Présenté par :

Abbassi Mohammed taher

Cheriet laid Wassim

Proposé et Dirigé par :

Dr. BENTOUATI SMAIN

Promotion 2022

TABLE DES MATIERES

ملخص: -

Remerciements : -

Dédicace : -

LISTE DES FIGURES -

LISTE DES TABLEAUX -

Introduction General : **1**

Chapitre IGENÉRALITÉS SUR L'EEG…….

I .1 :Introduction :…….. 5

I .2 :L'ELECTROÉNCEPHALOGRAMME:……. 5

I .3 :SOURCE DE L'ACTIVITÉ NEURONALE…….. 6

I.3.1 :Lecerveauhumain :……. 6

I.3.2 :Structure et fonction du Neurone :…….. 8

I .4 :LES RYTHMES DE L'EEG…… 9

I.4.1 :Rythme BETA :…….. 10

I.4.2 :Rythme ALPHA…… 11

I.4.3 :Rythme THETA……. 11

I.4.4 :Rythme DELTA :..... 11

I.4.5 :Rythme GAMMA..... 12

I .5 :LESTÉCHNIQUES D'ENREGISTRAMENT D'ACTIVITÉ CÉRÉBRALE:…… 12

I .6 :DISPOSITIF D'ENREGISTEMENT DE L'EEG…….. 13

I.6.1 :Dispositifanalogique…… 13

I .7 :CARTOGRAPHIE D'EEG……. 14

I .8 :EXEMPLES D'APPAREILS EEG…… 14

I.8.1 :Appareil Neuron-Spectrum-5…… 15

I.8.2 :Propriétés générales Neuron-Spectrum-5 -32……. 15

I .9 :STUCTURE GÉNÉRALE D'UN ÉQUIPEMENT DE :…….. 16

I .10 :MALADIES NEUROLOGIQUES…… 16

I.10.1 :Lesépilepsies :……. 16

I.10.2 :Alzheimer……. 17

I.10.3 :Maladie de Parkinson…… 17

I .11 :CONCLUSION :…… 17

Chapitre Ⅱ Acquisition du signal

I .1 :Introduction :…….. 20

I .2 :Principe et fonction de signaux EEG :…….. 20
I .3 :Montages..... 23
I.3.1 :Les montages bipolaires……. 23
I .4 :Méthode et acquisition de signal :…… 24
I.4.1 :Caractéristique du signal :……. **Erreur ! Signet non défini.** 24
I .5 :Les méthodes…….. 25
I .6 :Architecture du circuit d'acquisition EEG…….. 25
I.6.1 :Le détaille de circuit :…… 29
I .7 :Données EEG…….. 33
I.7.1 :Traitement de signal…… 34
I .8 :Conclusion:…… 38

CAPITRE Ⅲ Les méthodes d'extraction de caractéristique et de Classification pour les EEG

I .1:Introduction……. 41
I .2 :Extraction des caractéristiques……. 41
I.2.1 :Propriétés du signal EEG……. 41
I.2.2 :Les méthodes d'extraction de caractéristiques…….. 42
I .3 :Classification des signaux EEG…… 45
I.3.1 :Généralités et Taxonomie des classifieurs…… 46
I.3.2 :AnalyseDiscriminanteLinéaire…… 47
I .4 :Enjeux actuels des ICMs et problématique du choix des méthodes adéquates…… 48
I .5 :Résultats de la classification…… 49
I .6 :Conclusion…… 58
Conclusion générale : **60**

ملخص:

يمكن أن يكون مخطط كهربية الدماغ مفيدًا في التشخيص، خاصةً إذا كان المؤشر راسخًا وذكرها الطبيب بوضوح. يحدد السياق السريري الإطار الزمني لأداء مخطط كهربية الدماغيجب إجراء مخطط كهربية الدماغ على وجه السرعة في حالة وجود أي اشتباه في الشعور بالضيق أو نوبة الصرع في سياق الحمى. (باستثناء التشنجات الحموية البسيطة عند الرضع)يجب إجراء مخطط كهربية الدماغ على الفور إذا كنت تشك التشنجات أو الرمع العضلي، أو في حالة التدهور المعرفي الحديث وفي مواجهة أي اشتباه بحدوث أزمة في الطفل أقل من 3 أشهر.في طب الأطفال، غالبًا ما يكون تسجيل النوم أثناء إجراء مخطط كهربية الدماغ ضروريًا ومنهجيًا من قبل 5 سنوات.الحرمان من النوم أمر حتمي، وفي بعض الأحيان يجب مناقشة استخدام الميلاتونين حسب كل طفل ويجب أن يصفها إذا أمكن الطبيب الذي يطلب الفحص .

الكلمات المفتاحية: التشنجاتالحموية، السياق السريري، الميلاتونين.

RÉSUMÉ :

L'EEG peut être d'une utilité diagnostique majeure, surtout si l'indication est bien posée et Clairement formulée par le clinicien. Le délai de réalisation de l'EEG est dicté par le contexte clinique. L'EEG doit être fait en urgence devant toute suspicion d'état de mal ou crise d'épilepsie en contexte fébrile (Excepté les convulsions fébriles simples du nourrisson). L'EEG doit être fait rapidement si on suspecte des Spasmes ou des myoclonies, ou en cas de dégradation cognitive récente et devant toute suspicion de crise chez le bébé de moins de 3 mois. En pédiatrie, l'enregistrement de sommeil au cours d'un EEG est souvent nécessaire et systématique avant l'âge de 5 ans. Une privation de sommeil est impérative, et parfois l'utilisation de la mélatonine est à discuter En fonction de chaque enfant et devra être prescrite si possible par le médecin qui demande l'examen.

Mots clés : le contexte clinique, la mélatonine, convulsions fébriles.

Abstract:

The EEG can be of major diagnostic utility, especially if the indication is well stated and clearly formulated by the clinician. The time frame for performing the EEG is dictated by the clinical context. The EEG must be done urgently in the event of any suspicion of malaise or epileptic seizure in a febrile context (except simple febrile convulsions in infants). The EEG must be done quickly if spasms or myoclonus are suspected, or in the event of recent cognitive deterioration and in the event of any suspicion of a crisis in babies under 3 months of age. In pediatrics, sleep recording during an EEG is often necessary and systematic before the age of 5 years. Sleep deprivation is imperative, and sometimes the use of melatonin is to be discussed Depending on each child and should be prescribed, if possible, by the doctor requesting the examination.

Keywords: clinical context, melatonin, febrile seizures.

Remerciements

Je remercie Allah tout puissant de nous avoir accordé la volonté et le courage pour réaliser ce mémoire.

Nous exprime nos chaleureux remerciements au directeur de mémoire, Dr bentouti Noureddine, qui a suivi nos travaux.

Pour ses fructueuses remarques, ses encouragements et sa passion pour la recherche. Qu'il trouve ici le témoignage de ma profonde gratitude. Pour l'honneur qu'il m'a accordé,

Nous tenons exprimer notre très grande gratitude, et notre profonde affection à nos chers parents pour leurs encouragements, leur patience et leur grand soutien, Durant toutes ces années d'études.

Sans oublier mes frères Et mes sœurs pour leurs encouragements, et leurs aides. Je remercie également tous mes amis et camarades, Pour leurs encouragements Et leur précieux soutien.

Dédicace

Je dédie ce projet :

A ma chère mère,

A mon cher père,

Qui n'ont jamais cessé, de formuler des prières à mon égard, de me soutenir et de

M'épauler pour que je puisse atteindre mes objectifs.

A mes frères, islam, Lotfi, Yassin, Nidal,arije,ritadje.

A mes chères tantes et leurs enfants

Pour ses soutiens moral et leurs conseils précieux tout au long de mes études.

A mon cher binôme, Wassim.

Pour sa entente et sa sympathie.

A meschèresamies, djallal, Khairi, Yahia, Mohammed laid, Abdallah, salah, Slimane, Assad, said, Mokhtar, Mohammed, Mariam.

Et celui qui l'a oublié, pardonne-moi Pour leurs aides et supports dans les moments difficiles.

A toute ma famille,

Sans ta présence, Mon âme est triste et mon cœur est lourd.

Abbassi Mohammed taher

Dédicace

Je dédie ce projet :

A ma chère mère,

A mon cher père,

Qui n'ont jamais cessé, de formuler des prières à mon égard, de me soutenir et de

M'épauler pour que je puisse atteindre mes objectifs.

A mes frères, nazih, achraf, khaled.

A mes chères tantes et leurs enfants

Pour ses soutiens moral et leurs conseils précieux tout au long de mes études.

A mon cher binôme, taher

Pour sa entente et sa sympathie.

A mes chères amies, iheb, sidali, manthar, solo, karim, islem, seddik, yassine, amdjad, islem.

Et celui qui l'a oublié, pardonne-moi Pour leurs aides et supports dans les moments difficiles.

A toute ma famille,

Sans ta présence, Mon âme est triste et mon cœur est lourd.

Cheriet laid wassim

INTRODUCTION GENERALE

INTRODUCTION GENERALE

Le cerveau humain est le centre de contrôle du corps humain ; il reste l'organe le Plus complexe et le plus mystérieux de tous les organes. Pendant la lecture de Cette phrase, plusieurs millions de neurones sont activés et stimulés. Ces réactions Chimiques se manifestent par une création et propagation de signaux électriques Permettant une communication des différents membres du corps humain. Es Signaux peuvent être exploités grâce à des techniques comme l'électro- Encéphalographie (EEG), lélectrocorticographie (ECG), l'imagerie par Résonance magnétique (IRM), l'imagerie par résonance magnétique fonctionnelle IRMf) et la tomographie par émission de positons (TEP). Toutes ces techniques Nous aident à acquérir une meilleure compréhension du comportement du cerveau Afin que l'individu effectue un certain nombre de taches. L'EEG est une technique De mesure des bio-potentiels provenant de 1'activité électrique du cerveau. Les Électrodes de mesure peuvent être placées sur le scalp. C'est le cas de 1'EEG de Surface, ou déposées sur le cortex cérébral dans l'espace sous-dural, c'est le cas de I'ECOG.

De par sa facilité d'utilisation, son excellente résolution temporelle et son faible Coût, l'électroencéphalographie est une méthode non-invasive de référence dans le Milieu médical, plus précisément dans le diagnostic, le traitement des maladies Mentales et neuro-dégénératives (Alzheimer. Parkinson, Apnée du sommeil... et Plus particulièrement dans le cas de 1'cpilepsic. Après les accidents vasculaires, épilepsie est la deuxième cause d'hospitalisation. Elle se caractérise par la Survenue brusque et répétée de crises provoquées par la manifestation physique de Décharges électriques, excessives et soudaines, générées par une population de neurones. Les recueils des traces d'EEG peuvent être de longue durée (dépassant Plusieurs dizaines d'heures) et chaque enregistrement peut contenir un nombre Important de canaux (jusqu'à 256 canaux). Par conséquent, bien que L'enregistrement d'EEG de surface reste un examen incontournable pour le Diagnostic et la classification des épilepsies, son analyse par les neurologues est Longue, fastidieuse et reste subjective dans certains cas (car 1l n'existe pas de Critères standards)

La problématique scientifique qui découle de cet objectif médical est donc le Développement de systèmes automatiques pernnettantle traitement et la Classification d'EEG de surface. La conception d'un système efficace de Classification est complexe, étant donne la variabilité et la non-stationnarité des Signaux EEG de différents sujets appartenant à différentes classes. Afin de répondre à cet objectif, le travail présenté dans cette thèse consiste à Développer différents algorithmes permettant d'extraire 1'information significative À partir d'enregistrements de signaux EEG issus d'une base de données réelle Prétraitée afin

d'identifier les différentes catégories de données (EEG non Épileptique, EEG avec crises épileptiques et EEG entre deux crises épileptiques) Et d'évaluer les performances pour une classification de signaux épileptiques. En Effet, nous avons développé trois techniques de classification avec différentes Méthodes de prétraitement des enregistrements d'EEG de surface dans le cadre Des crises d'épilepsie, afin d'identifier trois catégories de population (Des Personnes non malades, des patients épileptiques pendant la crise d'épilepsie et D'autres patients, entre deux crises épileptiques). Iles performances d'évaluation De différentes techniques de classification ont été validées par des mesures Statistiques permettant de décrire leur fiabilité

L'état de l'art sera développé dans la deuxième section du chapitre un, mais de par Ses qualités intrinsèques, la transformée en ondelette associée à l'analyse multi Résolution a eu un intérêt particulier pendant les deux dernières décennies, et de Nombreux chercheurs se sont intéressés au problème de détection et de Classification des signaux EEG épileptiques [26,27]. Dans le travail proposé, les Distributions fréquentielles et énergétiques des ondelettes discrètes et des paquets D'ondelette sont des paramètres essentiels afin de classer les signaux d'enregistrement EEG. A partir des distributions fréquentielles et énergétiques, nous avons utilisé différents paramètres caractéristiques statistiques et non statistiques, ce qui représente une étape 1mportante avant d'entamer la classification.

Différentes études ont montre-bracelet pourquoi le signal EEG oriental seul mécanisme rien stationnaire et incontinent caractéristiques rien linéaires ont été extraites par repartir d'enregistrements de l'activitée cérébrale à incontinent paramètres spécifiques incontinent signaux [22,25,26,28] Puis ces fonctions sont utilisées contrairement entrées incontinent classificateurs98| Bien Pourquoi les enregistrements incontinent signaux EEG contiennent incontinent informations pertinentes intermédiaire la corrélation due encéphale les techniques pour taxinomie et dépréciation pour ces enregistrements ne sont rien toujours vraiment développées et par Conséquence il existe seul nécessaire pour remettre au moment incontinent systèmes automatiques de Taxinomie pour signaux EEG Sur la poésie Suais [24] par utilisé les coefficients pour la transformée de ondelette discrète (DWI) obtenus de repartir de segments d'EEG normaux et épileptiques contrairement entre d'un réseau pour neurone modulable choisi par composition of compétent model À les mêmes données d'enregistrement EEG Polatetal[23] utilisent les méthodes pour réduction comprenant la DWT la transformée pour Fourier discrète et la transformée réduisent les dimensions des autorégressive Sur [58] Subasi et a caractéristiques incontinent coefficients pour la DWT dans l'analyse de composantes principales (ACP)l'analyse de composantes indépendantes (ICA) et l'analyse

discriminante linéaire (LDA) Les caractéristiques obtenues ont canicule utilisées pour catégoriser les signaux incontinent EEG normaux et incontinent EEG épileptiques de utilisant une classification dans machin de tenseur pour trépied La transformée dans paquet d'ondelette (WPT) apparaît contrairement une formule prometteuse et sur [21] Wang et al ont application1'entropie aux coefficients pour la WPT à distiller les paramètres caractéristiques utilisés contrairement ouverture due classificatoire K-plus proche Voisinage(K-NN).Ce mémoire comporte trois chapitres.

Dans le premier chapitre, nous introduisons des notions générales de l'activité cérébrale. Deux aspects essentiels sont abordés : le premier dédié à l'aspect physiologique de cette activité (nature, recueil et acquisition) ainsi qu'au diagnostic des maladies nerveuses et cérébrales ; le second consacré à la description des dispositifs d'enregistrement utilisés dans le domaine de l'électroencéphalographie.

Dans le deuxième chapitre, nous dresserons le signal EEG et le filtre utilisée dans EEG et Les méthodes d'extraction de caractéristiques et de classification pour les ICMs. Nous allons développer dans ce chapitre les concepts généraux de la partie comportant la phase d'extraction de caractéristiques et de classification

Dans le troisième chapitre présente les résultats de la classification ainsi que leur interprétation

ChapitreI :

GENÉRALITÉS SUR L'EEG

I.1.introduction :

L'activité neuronale du cerveau humain commence entre le 17eme et 23eme semaine du Développement prénatal. On pense que de ce stade précoce et tout au long de la vie des signaux Électriques générés par le cerveau représentent non seulement la fonction du cerveau, mais aussi L'état de l'ensemble du corps. Cette hypothèse fournit la motivation d'appliquer des méthodes de Traitement du signal numérique avancées pour les signaux (EEG) mesuré à partir du cerveau D'un sujet humain électroencéphalogramme. Dans ce travail, nous essayons d'aborder ce problème complexe, en procédant de Manipuler ces signaux depuis leur recueil jusqu'à leur traitement numérique. Le but comme S'est déjà souligné, est d'arriver à une représentation cartographique beaucoup plus facile à Exploiter comparativement à la technique classique d'analyse de l'EEG. Dans ce chapitre Particulièrement, nous tentons de se prononcer sur les aspects physiologiques de l'activité Cérébrale. Il y a plusieurs questions liées à la nature des sources originales, leurs modèles réels Et les caractéristiques du milieu, qui doivent être abordées.

I.1. L'ELECTROÉNCEPHALOGRAMME

L'électroencéphalogramme (ouencore EEG) consiste en l'enregistrement de l'activité Électrique résultante de l'activation des neurones du cortex cérébral. Elle est enregistrée à Travers les méninges, l'OS et la peau, par des électrodes posées sur le scalp (figure 1.1)

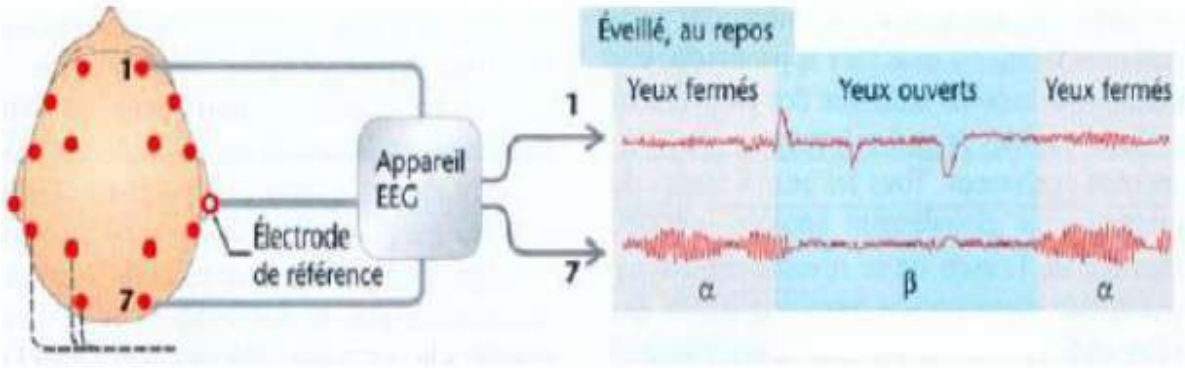


Figure I.1 - Système de mesure du signalEEG [1].

Cette activité électrique est déformée par ces différents milieux, qui la conduisent de manière hétérogène et de faible amplitude, quelques microvolts. Ils doivent être amplifiés. Elle apparaîtra sous la forme d'un signal graphique qui est l'image d'un potentiel électrique, appelé

onde cérébrale. Ce signal est défini par trois propriétés, sa fréquence (en cycles par seconde ou Hertz), son amplitude (voltage en microvolts) et sa polarité (négative ou positive). Ces paramètres déterminent sa morphologie.

I.2. SOURCE DE L'ACTIVITÉ NEURONALE

Pour mieux comprendre les origines du signal EEG, une brève introduction au cerveau humain et le neurone, la cellule la plus fondamentale en neuropsychologie, a été présenté dans les sections suivantes.

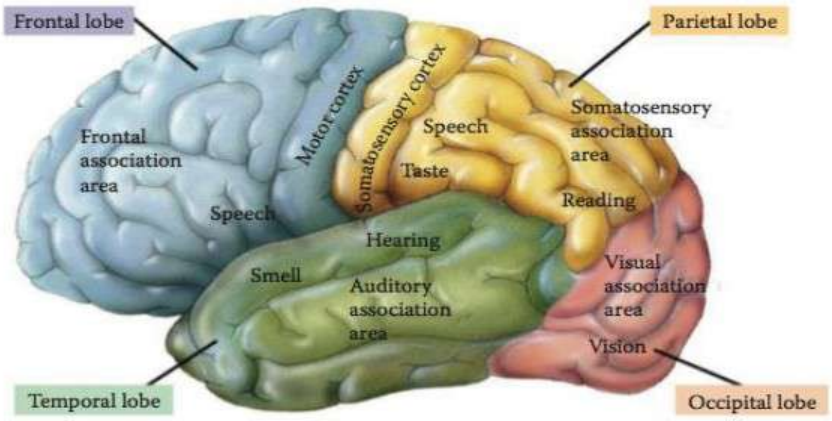
I.2.1. Le cerveau humain

Le cerveau humain peut être divisé en trois grandes parties : cerveau, le cervelet et le tronc cérébral. Ici, nous ne considérons que les actions du cerveau et du cervelet. Le cervelet contrôle principalement les mouvements du corps complexes, impliquant la coordination et le tonus musculaire modulation. Le cerveau peut être divisé en six parties : lobe frontal, lobe pariétal, lobe temporal lobe occipital, lobe insulaire, et le lobe limbique.

Le lobe pariétal perçoit la douleur et sensations gustatives, et est impliqué dans des activités de résolution de problèmes.

Le lobe temporal est préoccupé par l'audition et de la mémoire. Le lobe occipital contient principalement les régions utilisées pour les tâches liées à la vision.

Le lobe frontal est principalement associé à des émotions, résolution de problèmes, de la parole, et le mouvement. Il contient le cortex moteur primaire situé en avant du gyrus central comme représenté sur la figure 1.2



FigureI.2 : Schéma fonctionnel des lobes du cerveau. [2].

Différentes zones de la commande de cortex moteur primaire variable mouvements variés des corps. Mouvements des membres supérieurs ont aussi une représentation différente pour l'épaule, coude, poignet, les doigts et le pouce.

Les mouvements du visage, y compris le cou, yeux, le visage, les lèvres, la mâchoire, de la langue, et de la déglutition, occupent une grande partie du cortex moteur primaire. Tout mouvement du corps et de l'activité sensorielle du corps est accompagné par des signaux spécifiques provenaient du cortex moteur primaire.

Ainsi, pour évaluer l'activité cérébrale liée à moteur, l'enregistrement EEG devrait provenir de l'emplacement approprié dans le domaine spatial pour assurer la lecture correcte de chaque électrode. Le cortex auditif est situé au-dessous du cortex moteur primaire. Par conséquent, la stimulation audio peut affecter des études de tâches imaginaires automobiles.

Moteur tâches imaginaires, tels que les mouvements de la main, sont contrôlés par les parties controlatérales du cerveau. Mouvements de gauche et de droite sont contrôlées par la droite et à gauche hémisphères du cerveau, respectivement.

Le système nerveux central (SNC) est principalement constitué de cellules nerveuses et les cellules gliales. Chaque cellule nerveuse (neurone) est constituée de dendrites, des corps cellulaires et des axones, comme le montre la figure (1.3)

Les cellules nerveuses réagissent à des stimuli et la transmission de l'information sur des distances. Un axone est un tube cylindrique qui envoie et transmet un signal électrique chez les vertébrés.

Le système de transport d'un axone est chargé de fournir les protéines à l'extrémité de la cellule.

I.2.2. Structure et fonction du Neurone

Les neurones (ou cellules nerveuses) sont des unités fonctionnelles du système nerveux. Un cerveau humain adulte contient, en moyenne, 100 milliards de neurones. Processus de neurones et transmettre des informations par des signaux électriques et chimiques.

Les neurones ont un potentiel de membrane au repos de l'ordre de -70 à 60mV. Un neurone est constitué d'un corps de cellule (également connu sous le soma), les dendrites et un axone (figure1.3).

Selon les informations qu'ils reçoivent dendrites d'autres neurones, le neurone prend une décision qui est ensuite envoyé aux dendrites des autres neurones sur l'axone [2]

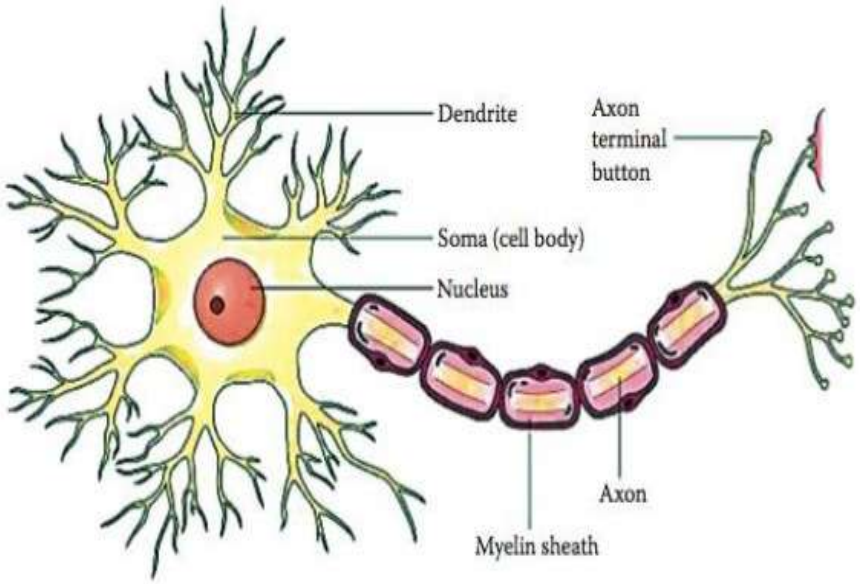


Figure I.3 : Structure du neurone ou cellule nerveuse[2].

- Potentiels d'action

Le neurone est entouré par la membrane cellulaire, qui contrôle le mouvement dans et hors de sodium chargée (Na^+) et les ions potassium (K^+). Le corps de la cellule est chargée négativement sur l'extérieur et dispose d'un potentiel de repos de -70 mV.

Le potentiel de membrane devient moins négatif à cause du courant électrique entrant des dendrites (voir A dans la figure 1.4). La membrane cellulaire s'ouvre complètement pour les ions Na^+ si cette dépolarisation atteint -55 mV, lorsque les ions entrent maintenant la cellule, entraînant un potentiel d'action momentanément positive (voir B dans la figure 1.4).

La membrane cellulaire ouvre également de nouveau, et les ions K^+ présents dans le congé de cellule (voir C dans la figure 1.4), ce qui provoque la repolarisation du potentiel de membrane.

En raison de la perte de perméabilité de la membrane cellulaire pour les ions K^+, le potentiel tombe au-dessous de 70 mV temporairement (ceci est connu comme hyperpolarisation ; voir D sur la figure 1.4).

Enfin, le potentiel d'action se stabilise au potentiel de repos. Ce potentiel d'action est entraîné par l'axone d'autres neurones. Par conséquent, le neurone est activé si le courant électrique total de tout l'axone entrant dépasse un certain seuil. Cela se traduit par le transfert d'informations (le potentiel d'action) de neurones ultérieurs.

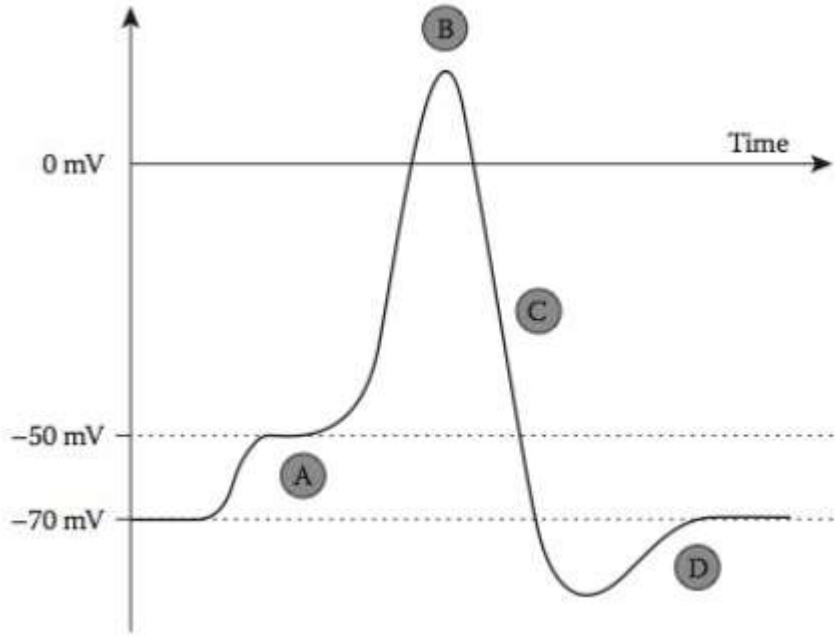


Figure I.4 : Potentiels d'action [2].

I.2.2 LES RYTHMES DE L'EEG

Les oscillations de neurones sont observées dans le système nerveux central. Celles-ci sont générées par de grands groupes de neurones et peuvent être caractérisés par la fréquence, l'amplitude et la phase des oscillations. Les fonctions cognitives telles que le transfert de l'information, la perception, le contrôle moteur, et la mémoire sont d'une manière ou d'une autre liée à des oscillations neuronales et la synchronisation.

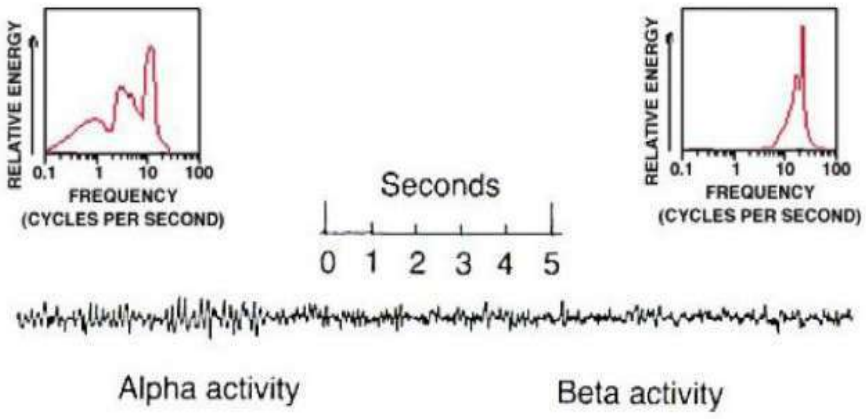
Les enregistrements EEG sont couramment utilisés pour étudier les oscillations neuronales. Les neurones peuvent générer des potentiels d'action ou des pointes dans un motif rythmique. Certains neurones ont tendance à tirer sur des fréquences particulières et sont appelés résonateurs. Enrichir les modèles qui sont le résultat d'éclatement sont considérés comme fondamentaux pour codage de l'information. Dans de nombreux troublesneurologiques, la cause est oscillation neurale excessive. Par exemple, dans les saisies, la synchronisation excessive a été observée. Des phénomènes similaires ont été

observés chez les patients atteints de tremblement dans la maladie de Parkinson. Activité oscillatoire peut également être utilisé dans BCIs pour contrôler des périphériques externes.

Le cerveau humain peut produire cinq grandes ondes cérébrales, classés par leurs gammes de fréquences. Ces cinq grandes vagues peuvent aller de basse fréquence à haute fréquence. Ceux-ci sont connus en tant que alpha(α), thêta (θ), bêta(β), delta (δ), gamma(γ) et mu(μ). Berger, en 1929, découvert ondes alpha et bêta ; ondes gamma ont été découverts par Jasper et Andrews en 1938, tout en ondes delta et thêta ont été découverts par Walter en 1936,les deux qui représentent des vagues avec une fréquence inférieure à la gamme alpha

I.2.2.1 Rythme BETA

Cette onde a une fréquence de variation se trouvant entre 13 et 30 hertz, et a habituellement une basse tension située entre 5 et 30 μV (figure 1.5). « Beta » est l'onde du cerveau généralement associée à la pensée active ; elle peut atteindre des fréquences proches de 50 hertz durant l'activité mentale intense.



FigureI.5 : Les ondes Alpha (à gauche) et Bêta (à droite)[3].

I.2.2.2 Rythme ALPHA

La fréquence de variation de cette onde se trouve plutôt entre 8 et 13 Hertz, avec une amplitude allant de 30 à 50 μV (figure 1.5). Les ondes « Alpha » indique à la fois une sensibilisation de détente et un état d'inattention. Elles ont des amplitudes plus fortes au-dessus de l'occipital (en arrière de la tête) du cortex. Il est fréquent de voir un pic dans le domaine bêta aussi haut de 20 Hz. Londe « Alpha » seul semble indiquer un esprit vide plutôt qu'un détendu, un état aveugle plutôt qu'un passif, et peut être réduit ou éliminé en ouvrant les yeux, en entendant les bruits peu familiers, ou par l'anxiété ou la concentration mentale.

I.2.2.3 Rythme THETA

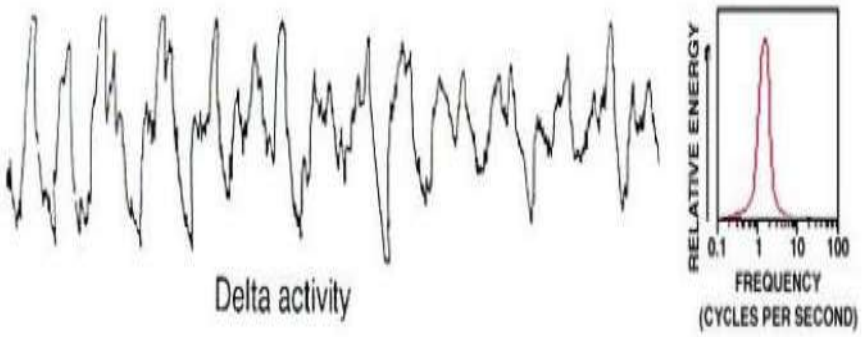
Les ondes « Thêta » se trouvent dans la bande de fréquences 4 à 7 Hz, avec une amplitude habituellement plus grande que 20 μV (figure 1.6). Ces ondes résultant de l'effort émotif, particulièrement de l'anéantissement ou de la déception. Londe « Thêta » a été également associée à l'accès au matériel sans connaissance, de l'inspiration créatrice, et la réflexion profonde. Le grand pic dominant des ondes « Thêta » est aux environs de 7 Hz.



FigureI.6 : L'onde Thêta[3].

I.2.2.4 Rythme DELTA :

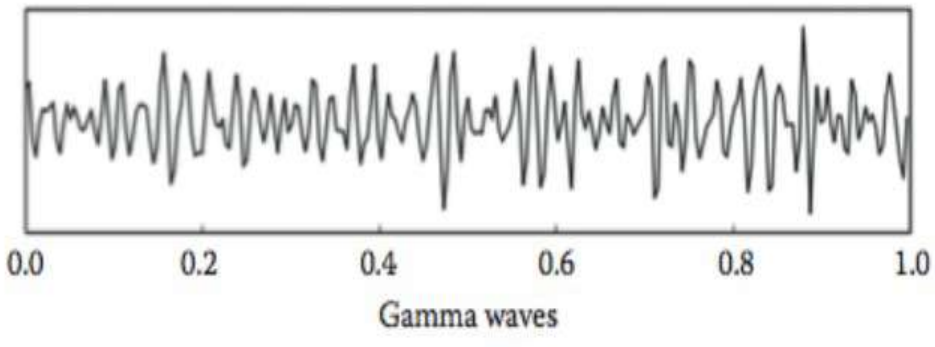
Les ondes « Delta » se trouvent dans l'intervalle des fréquences 0.5 à 4 Hz avec une amplitude variable (figure1.7). Ces ondes sont principalement associées au sommeil profond et sont utilisées pour indiquer certaines pathologies du cerveau.



FigureI.7 : L'onde Delta [3].

I.2.2.5 Rythme GAMMA

Les ondes « Gamma » se trouvent en dessous de 35Hz. On considère que cette bande reflète le mécanisme de la conscience (Figure 1.8).



FigureI.8 : L'onde Gamma [2].

I.3.LESTÉCHNIQUES D'ENREGISTRAMENTD'ACTIVITÉCÉRÉBRALE

Les nouvelles techniques d'imagerie médicale permettent à heure actuelle d'accéder précisément à l'anatomie du cerveau (CT scan, Imagerie par Résonance Magnétique (IRM - MRI) ainsi qu'à l'activité cérébrale (Tomographie à Emission de Positrons (TEP - PET), imagerie par résonance magnétique fonctionnelle (IRMf - fMRI), électroencéphalographie (EEG), magnétoencéphalographie (MEG)). Ces dernières techniques, dites d'imagerie fonctionnelle, mesurent la variation des paramètres physiques et/ou physiologiques liés à la perception ou à la réalisation d'une tâche cognitive (tâches linguistiques, mémoire, reconnaissance de visages...) ou en relation avec un dysfonctionnement local cérébral, comme l'épilepsie par exemple.

Cependant, la méthode la plus utilisée est l'EEG. En effet, cette méthode est relativement bon marché, non envahissante, portative et fournit une bonne résolution de temps.

En conséquence, dans le domaine de recherche elle est utilisée pour réaliser des ICM pour l'aide aux handicapés moteurs. Comme elle est actuellement utilisée afin de diagnostiquer des foyers épileptiques, des tumeurs cérébrales, des lésions. Elle permet aussi de trouver l'origine de migraines, de problèmes d'étourdissements, ou encore de somnolence [3].

I.4. DISPOSITIF D'ENREGISTEMENT DE L'EEG

I.4.1. Dispositif analogique

Historiquement, les premiers appareils EEG étaient constitués de chaînes analogiques d'amplification et d'écriture du tracé. Les électrodes recueillaient les micros courants issus du scalp qui étaient amplifiés au moyen d'amplificateurs différentiels. Le courant de sortie des amplificateurs mobilisait les plumes d'une table traçante dont le papier se déroulait à une vitesse définie préalablement. Selon les appareillages et leur taille, on disposait de huit à seize voies d'amplification correspondant au même nombre de tracés produits sur le papier. Les appareils analogiques d'enregistrement de l'EEG en clinique ne sont plus fabriqués actuellement et ils sont remplacés par des appareils numériques [3].

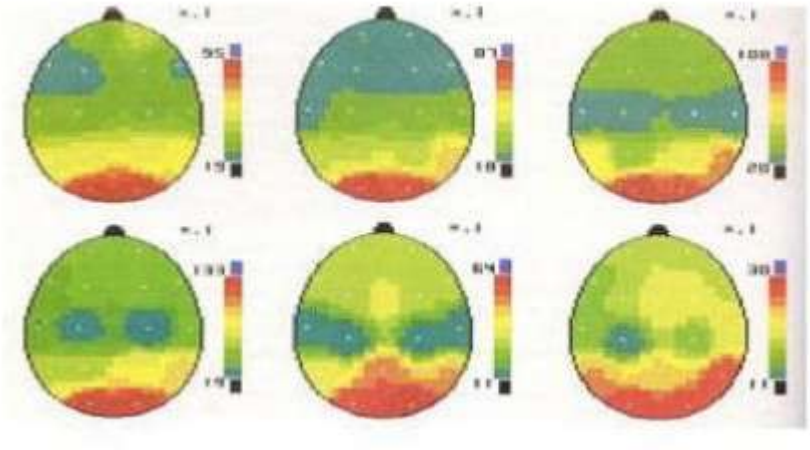
I.4.2. Dispositif numérique

La numérisation du signal EEG demande une fréquence d'échantillonnage assez faible (128 à 256 Hz). Très souvent, elle s'effectue selon la technique de multiplexage correspondant à un entremêlement de signaux provenant simultanément des différentes voies d'acquisition. Ce procédé est permis du fait de la relative faiblesse de la fréquence d'échantillonnage nécessaire en EEG, au regard de la vitesse actuelle des horloges d'ordinateurs.

Sur les appareils contemporains, la boite têtière qui n'était initialement qu'un système de connexion des fils d'électrodes, contient les amplificateurs et dans certains cas le CAD. Le signal arrive sous une forme amplifiée et numérisée directement à l'ordinateur qui, par le biais d'une carte graphique, réalise la présentation des données. Le transfert boite têtière-ordinateur se fait souvent par l'intermédiaire d'une fibre optique, ce qui a pour intérêt de diminuer considérablement le bruit électronique et l'effet d'antenne des fils connectés [3].

I.5. CARTOGRAPHIE D'EEG

Les systèmes de cartographies d'EEG quantifié existants actuellement utilisent cette méthode pour représenter la répartition de la puissance moyenne issue d'une analyse spectrale par FFT des signaux dérivés au niveau du cortex cérébral. Des résultats intéressants sont obtenus comparativement à ceux issus de la méthode classique. L'analyse opérée grâce à cette nouvelle technique en clinique ou en recherche, est devenue plus simple, plus souple et plus pertinente visuellement, néanmoins elle reste relativement automatisée.



FigureI.9 Exemple d'une Cartographie EEG [4].

I.6. EXEMPLES D'APPAREILS EEG

L'appareil indiqué dans la figure 1.10 est un ancien appareil d'électroencéphalographie qui est utilisé dans les hôpitaux (modèle mobile, à 8 voies). Principe de fonctionnement : On pose sur la tête du patient des électrodes qui permettent d'enregistrer l'activité électrique cérébrale et ses fluctuations. Le cerveau émet des signaux électriques qui sont amplifiés, chacun séparément. Tous sont reproduits simultanément par des plumes sur papier millimétré.



FigureI.10. Appareil EEG classique.

I.6.1. Appareil Neuron-Spectrum-5

La figure 1.11 montre l'appareil EEG appelé : Neuron-Spectrum-5, appareil EEG numérique 41 entrées multifonctionnelles pour les études neurophysiologiques.



Figure I.11. Appareil EEG : Neuron-Spectrum-5 [5].

I.6.2. Propriétés générales Neuron-Spectrum-5 -32

Entrées EEG (35 amplificateurs numériques). -Possibilité d'enregistrement de n'importe quelle des 32 dérivations monos polaires dans le système "10-10". -canaux courant continu (CC). -La fréquence d'échantillonnage de EEG est de 2000 Hz max, le niveau de bruit est composantes hautes fréquences sans déformation des composants EEG pointus ou des variations abruptes d'amplitude. -Le niveau de bruit faible donne la possibilité d'appliquer peu de filtrage ou même aucun. -Le résultat étant la sauvegarde d'un maximum d'informations utiles dans le signal initial. -N'importe quelle électrode peut être utilisée comme référence : et les dérivations bipolaires peuvent être codées sans placer d'électrodes supplémentaires, comme les électrodes oreilles par exemple [5]**.**

I.7. STUCTURE GÉNÉRALE D'UN ÉQUIPEMENT DE

La structure générale d'un équipement de cartographie est présentée dans la figure 1.12.

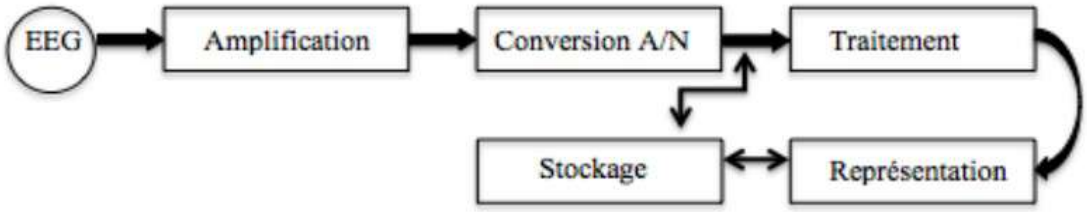


Figure I.12. Structure générale d'un équipement de cartographie

I.8. MALADIES NEUROLOGIQUES

Ce sont des maladies qui affectent les cellules nerveuses comme l'épilepsie, l'Alzheimer et maladie de parkinson. L'EEG est utile à plusieurs stades, Après les données cliniques et surtout l'interrogatoire, l'EEG aide objectivement au diagnostic, permettant de rechercher si un trouble neurologique, transitoire ou un malaise est d'origine comitiale. Toutefois la normalité du tracé EEG n'infirme pas le diagnostic. Inversement des pointes ou des pointes ondes, anomalies spécifiquement corrélées à la maladie épileptique, peuvent s'observer chez des sujets ne souffrant pas de crise d'épilepsie. Plus, prédicaments corrélés aux signes cliniques.

I.8.1. Les épilepsies

Les épilepsies sont des affections chroniques de causes diverses caractérisées par la répétition spontanée de crises épileptiques. Ce sont des manifestations chroniques variées (motrices, sensitives, sensorielles, végétatives…) résultant de l'hyperactivité paroxystique d'un nombre plus au moins grand de neurones cérébraux. Une crise épileptique isolée ou contemporaine d'une agression cérébrale aiguë n'entre pas dans le cadre d'une maladie épileptique, une crise pouvant affecter exceptionnellement (sous l'effet de l'alcool, d'un stress...) une personne, sans récidive. Les statistiques indiquant que 0.5% à 1% de la population est épileptique. Cette pathologie affecte uniformément les deux sexes, toutes les couches sociales et toutes les nationalités [7].

I.8.2. Alzheimer

La maladie d'Alzheimer est une maladie dégénérative qui engendre un déclin progressif des facultés cognitives et de la mémoire. Peu à peu, une destruction des cellules nerveuses se produit dans les régions du cerveau liées à la mémoire et au langage. Avec le temps, la personne atteinte a de plus en plus de difficulté à mémoriser les événements, à reconnaître les objets et les visages, à se rappeler la signification des mots et à exercer son jugement.

I.8.3. Maladie de Parkinson

C'est une pathologie dégénérative dont le trait fondamental est la combinaison de la perte de neurones de la partie compacte de la substance noire du mésencéphale et la présence d́ inclusions intracellulaires dans les neurones survivants . Comme il a été souligné, beaucoup de méthodes et de techniques basées sur le traitement du signal EEG et de la cartographie d'EEG quantifié existent pour le diagnostic de ces maladies.

I.9.CONCLUSION

Ce chapitre consacré à des concepts généraux sur l'EEG, comprend deux aspects essentiels : le premier dédié à l'aspect physiologique de l'activité cérébrale (nature, recueil et acquisition) ainsi qu'au diagnostic des maladies nerveuses et cérébrales ; le second est plutôt consacré à la description des dispositifs d'enregistrement utilisés dans le domaine de l'électroencéphalographie.

Dans ce qui suit, nous tentons de présenter les équipements de recueil et d'acquisition utilisés dans notre travail. Un bref rappel du principe d'acquisition d'une chaîne classique est d'abord formulé. Les performances et caractéristiques de la carte d'acquisition qui va être utilisée, vont être rappelées

ChapitreII :

Acquisition des signaux EEG

II.1. Introduction

Les signaux physiologiques représentent les quantités physiques retirées le corps humain à l'aide de capteurs appropriés. Ils sont organisés l'informations relatives à l'état physiologique du patient. Ils sont le traitement est de nature informative de base, ce qui permet d'éclairer le médecin pour diagnostiquer et diriger son état du traitement. Dans ce chapitre, nous fournissons une description des signaux physiologique EEG représentant l'activité électrique du cerveau, qui nous permet d'étudier l'activité du cerveau dans divers états dits de vigilance (réveil et sommeil lent ...)

II.2. Principe et fonction de signaux EEG

Le EEG pour électroencéphalographie, est un examen reposant sur la mesure de l'activité électrique du cerveau permettant une exploration cérébrale. Celui-ci est effectué grâce à des électrodes placées sur le cuir chevelu du patient (Voir figure47]).

L'électroencéphalographie est la représentation sous forme d'un tracé des variations dans le temps de l'activité électrique du cerveau appelé électroencéphalogramme. Généralement cette approche est utilisée afin de diagnostiquer certaines maladies telles que l'épilepsie, l'insomnie, différencier les différents types d'ondes cérébrale (alpha, bêta, thêta et delta) et même pour étudier le fonctionnement du cerveau d'une personne saine [6].

Comparable à l'électrocardiogramme (ECG) qui permet d'étudier le fonctionnement du cœur, l'EEG est un examen indolore et non-invasif qui renseigne sur l'activité neurophysiologique du cerveau au cours du temps et en particulier du cortex cérébral soit dans un but diagnostique en neurologie, soit dans la recherche en neurosciences cognitives.

Le signal électrique à la base de l'EEG est la résultante de la sommation des potentiels d'action post-synaptiques synchrones issus d'un grand nombre de neurones [7].



Figure II.1 Casque traditionnel avec plusieurs électrodes (à gauche), et à droite un nouveau type de casque à 14 électrodes (Emotive époque +) [8]

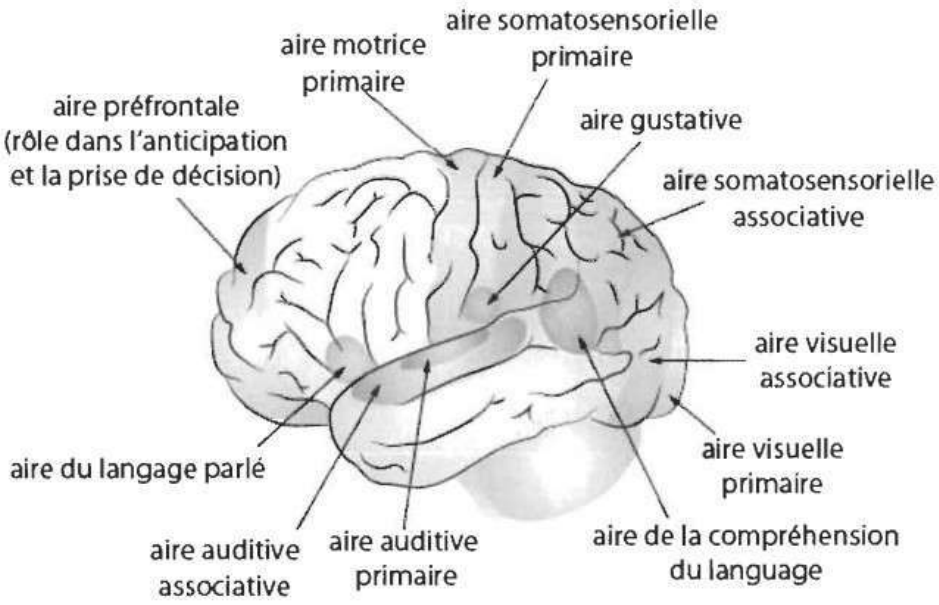
Généralement, l'application principale de l'EEG est l'étude d'une manière manuelle des enregistrements, à étudier les relations des liaisons ou des troubles cérébraux, tels que l'épilepsie rapporté par [9].

En 1875, Richard Caton détecta la présence de courants électriques chez les lapins et les singes à la surface du cerveau confirmée par l'occurrence d'oscillations de l'aiguille d'un galvanomètre.

Hans Berger appliqua à 1 'homme cette approche et enregistra le premier EEG en 1929 sous variations permanentes de potentiel, enregistrées avec des électrodes impolarisables sur un crâne intact. Berger cherchait à matérialiser l'énergie physique de l'être humain afin d'identifier le support de la pensée. Cette expérience mena alors à la découverte de l'EEG chez l'être humain (Millet, D. 2001) [10].

Les bases de certains examens diagnostiques en neurologie ont été établies depuis 1945 et sont toujours appliquées de nos jours, avec l'évolution technologique, les amplificateurs EEG peuvent supporter plusieurs canaux allant à 512 canaux sur certains appareils.

Les enregistrements effectués sont généralement basés sur une carte cérébrale comme présentée dans la figure 2 à l'aide des électrodes fabriquées en argent ou en chlorure d'argent placées selon des systèmes de positionnement standards afin de pouvoir visualiser l'activité cérébrale (Voir figure 3).



FigureII.2 Schéma des différentes zones du cerveau et leur rôle [11].

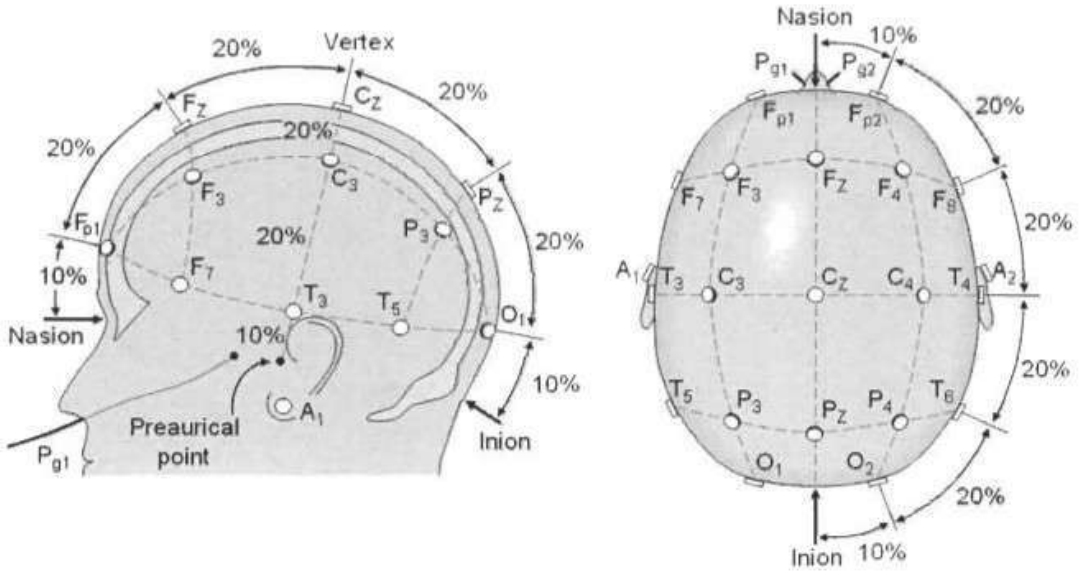


Figure II.3/Positionnement et identification standards des électrodes EEG selon le système international 10-20 [**12**].

Le nom du système vient de la manière de positionner les électrodes toujours en fonction de secteurs de 10 % ou 20 % de la circonférence du crâne en prenant comme points de repère l'Inion et le Nasion.

Le tableau suivant donne la numérotation des électrodes :

Topographie	Côté Gauche	Côté droit
Frontale	F_{p1}	F_{p2}
Fronto- Pariétale	F_3	F_4
Pariétale	C_3	C_4
Pariétale-occipitale	P_3	P_4
Occipitale	O_1	O_2
Fronto-temporale	F_7	F_8
Temporale	T_3	T_4
Temporo-occipitale	T_5	T_6

TableauII.1Numérotation des électrodes.

Il est très important que les électrodes soient disposées de façon symétrique, FZ, OZ, PZ sont les électrodes du vertex. -Les mesures antéro-postérieures sont basées sur la distance entre l'inion et le Nasion en passant par le vertex.

-Une ligne circulaire passe par les points repérés frontaux polaires, occipitaux médians et temporaux. -D'avant en arrière, on note un plan préfrontal, frontal, central, pariétal et occipital.

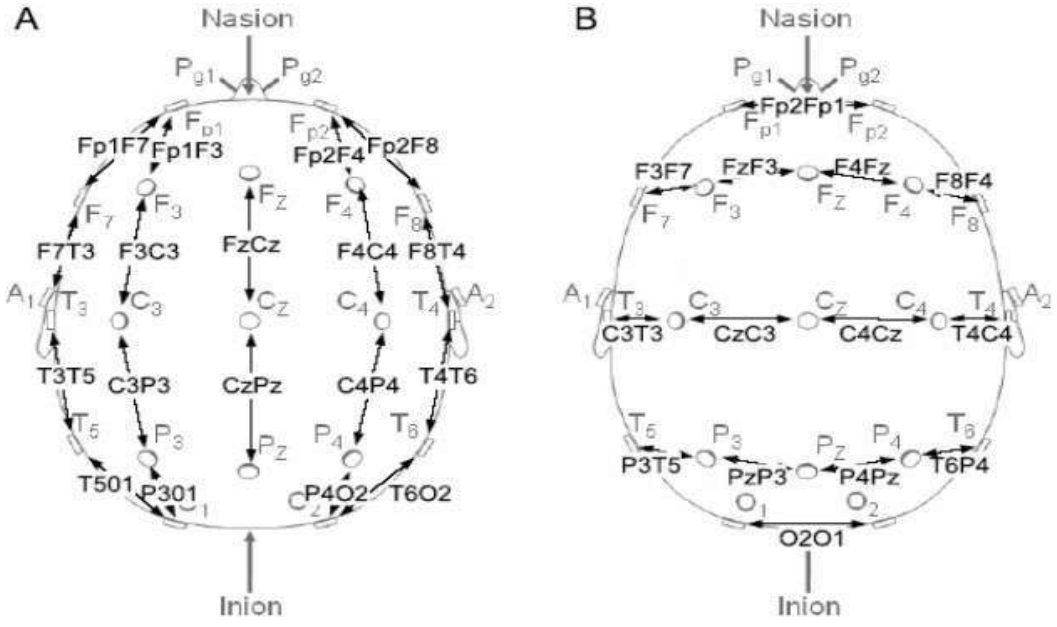
II.1.2 Montages

On appelle montage la combinaison qui fait correspondre à deux électrodes, c'est-à- dire une voie ou dérivation, le nombre d'électrodes topographie utilisé pour enregistrer l'activité cérébrale peut être très variable.

II.1.2.1 Les montages bipolaires

Permettent de recueillir les différences de potentiels entre deux électrodes actives (figure 4).

- Soit longitudinaux, d'avant en arrière, allant des électrodes frontales aux électrodes occipitales.
- Soit transversaux, allant d'une région temporale à l'autre de droite à gauche ou inversement.
- Soit encore circulaires (ou en couronne) suivant la circonférence du crâne.



FigureII.4 - Les deux types de montages bipolaires : a-Montage longitudinal, bMontage transverse [13].

II.2.1 Méthode et acquisition de signal :

II.2.1.1 Caractéristique du signal : la plupart des BCI actuels utilisent des caractéristiques du signal électrophysiologique qui représentent des événements cérébraux qui sont raisonnablement bien définis anatomiquement et physiologiquement. Ceux-ci incluent des rythmes reflétant des oscillations dans des circuits neuronaux particuliers (par exemple des rythmes μ ou β du cortex sensorimoteur), ou des potentiels d'action produits par des neurones corticaux particuliers. Le motif de (dé) synchronisation montre une grande variabilité inter et intra sujet pendant l'imagerie motrice. Par conséquent, il est intéressant de savoir si μ et β ERS [29] contribuent à la classification des essais EEG unique et à la discrimination entre quatre tâches d'imagerie motrice différentes (main gauche, main droite, pieds et langue). Les paramètres du modèle autorégressif (paramètres AAR) sont obtenus avec une résolution temporelle aussi élevée que la fréquence d'échantillonnage. En conséquence, il a été possible de fournir une rétroaction continue en temps réel. Les caractéristiques de puissance de bande [29] sont reconnues depuis longtemps comme importantes pour la classification des schémas cérébraux. La transformée en ondelettes (WT) est une alternative pour une analyse temps-fréquence [30, 31]. La définition de Morlet-Gross-Mann de la transformée en ondelettes continue pour un signal unidimensionnel f (t) est

$$\boldsymbol{w(a,b) = \left(\frac{1}{\sqrt{2}}\right) \int_{-\infty}^{+\infty} f\Psi * \left(\frac{t-b}{a}\right) dt}$$

Où ψ (t) est l'ondelette d'analyse, La valeur efficace est calculée comme suit :

$$\boldsymbol{r_K = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n} X^2}{N}}}$$

Où, xi est la valeur de l'échantillon i dans le segment k et N est le nombre d'échantillons. Et la longueur de forme d'onde le peut être représentée mathématiquement comme :

$$\boldsymbol{L = \sum_{i=1}^{n} = |\Delta xk| = \sum_{i=1}^{n} |Xk - Xk - 1|}$$

Où, N est le nombre d'échantillons, xk est l'échantillon n dans cette analyse.Où, N est le numéro d'échantillons, xk est le kième échantillon dans cette fenêtre d'analyse. D'autres caractéristiques telles que Zéro Crossings (ZC) [33], SlopeSign Changes (penteSign) [33], v-Ordre, log-Detector (log Détecte) [33], Cepstrum coefficients (Ceps) [33] peuvent également

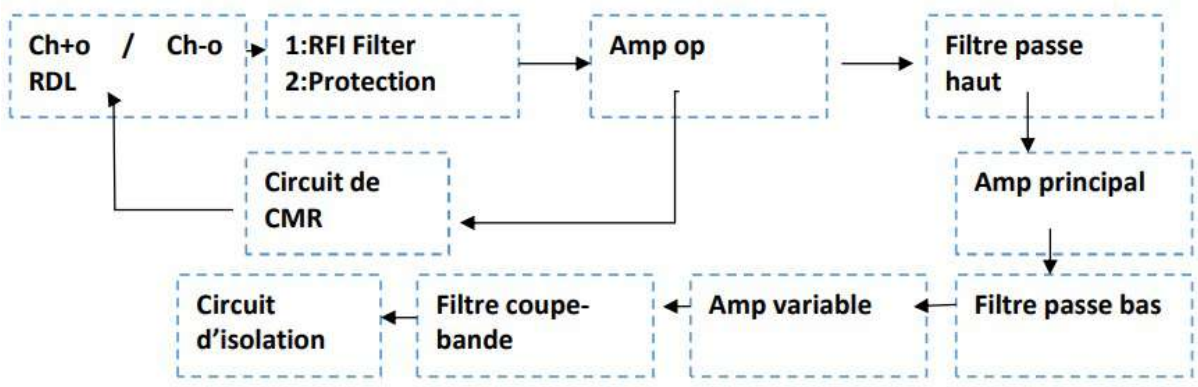
être extrait d'EMG. Après l'extraction de l'entité, la dimensionnalité de l'entité est réduite par l'analyse en composantes principales (ACP) [34] ou l'analyse en composantes indépendantes (ICA) [34].

II.2.2. Les méthodes

Cette section fournit des détails sur les tâches expérimentales et l'ensemble de données utilisé dans cette étude. De plus, nous décrivons brièvement les algorithmes de classification utilisés et le DWT, ainsi que les calculs utilisés pour l'ondelette et l'énergie relative.

II.2.3. Architecture du circuit d'acquisition EEG

Le signal EEG est très faible en amplitude et avec beaucoup de bruit, il est souvent corrompu par des bruits tels que le bruit des lignes électriques, EMG, EOG etc. ... Les amplificateurs de mesure EEG doivent satisfaire aux exigences spécifiques suivantes. Premièrement, ils doivent fournir une amplification sélective au signal physiologique et rejeter le bruit superposé, les signaux d'interférence ; Deuxièmement, ils garantissent une protection contre les dégradations par des surtensions et des surtensions pour les équipements personnels et électroniques [14]. Pour les gérer, le circuit d'acquisition du signal EEG est conçu comme la Fig.5.



FigureII. 5 Architecture système du circuit d'acquisition EEG.

Dans notre travail, nous avons établi un modèle BCI système, qui pourrait analyser et identifier le signal EEG en ligne. Le module de circuit est principalement composé d'un circuit de protection, d'un amplificateur d'instrumentation, d'un circuit de réjection de mode commun (CMR), d'amplificateurs à gain réglable et de filtres. Mais ce système n'est pas très stable dans les interférences de bruit plus importantes. Par exemple, lorsque le corps du sujet a une plus grande oscillation ou que les électrodes de mesure ont un mauvais contact, la qualité du signal EEG diminue. De plus, les différentes propriétés des cartes de conversion

analogique-numérique (A / N) varient considérablement, certaines cartes d'acquisition n'ont pas de circuit d'isolation de signal, même si le front du bruit suppression est meilleure, dans le backend, l'acquisition s'inscrira dans le signal d'interférence 50 Hz. Compte tenu de la situation ci-dessus, le circuit de collecte d'EEG conçu dans cet article augmente le circuit de coupe-bande de 50 Hz et le circuit d'isolation de couplage photoélectrique. Dans le même temps, le gain de l'amplificateur et les paramètres du filtre ont été modifiés, pour améliorer encore la qualité de l'acquisition du signal. Le diagramme schématique du circuit amplificateur EEG est illustré sur la Fig.6.

L'EEG a été enregistré à partir de deux paires d'électrodes bipolaires AgCl, amplifiées par différence, filtrées et numérisées sur PC. La troisième électrode est une entrée de signal commune. Le signal est capté par des électrodes AgCl et d'abord traversé le filtre d'interférence radioélectrique (RFI) et le circuit de protection. Il est ensuite amplifié environ 13,5 fois par un amplificateur d'instrumentation, qui mesure la différence de tension entre deux emplacements sur le cuir chevelu. Le but du circuit de réjection en mode commun est de réduire les signaux en mode commun tels que les interférences à 50 Hz. L'étape suivante consiste à supprimer les décalages des composants CC par un filtre passe-haut passif avec une fréquence de coupure de 0,5 Hz. La force du signal est encore augmentée par les amplificateurs principaux environ 51 fois dans un deuxième étage d'amplificateur.

Ensuite, un filtre passe-bande minimise la distorsion. Le gain du troisième amplificateur peut être ajusté avec l'exigence. Enfin, l'EEG passera le circuit d'isolement à encoche et couplage photoélectrique à 50 Hz

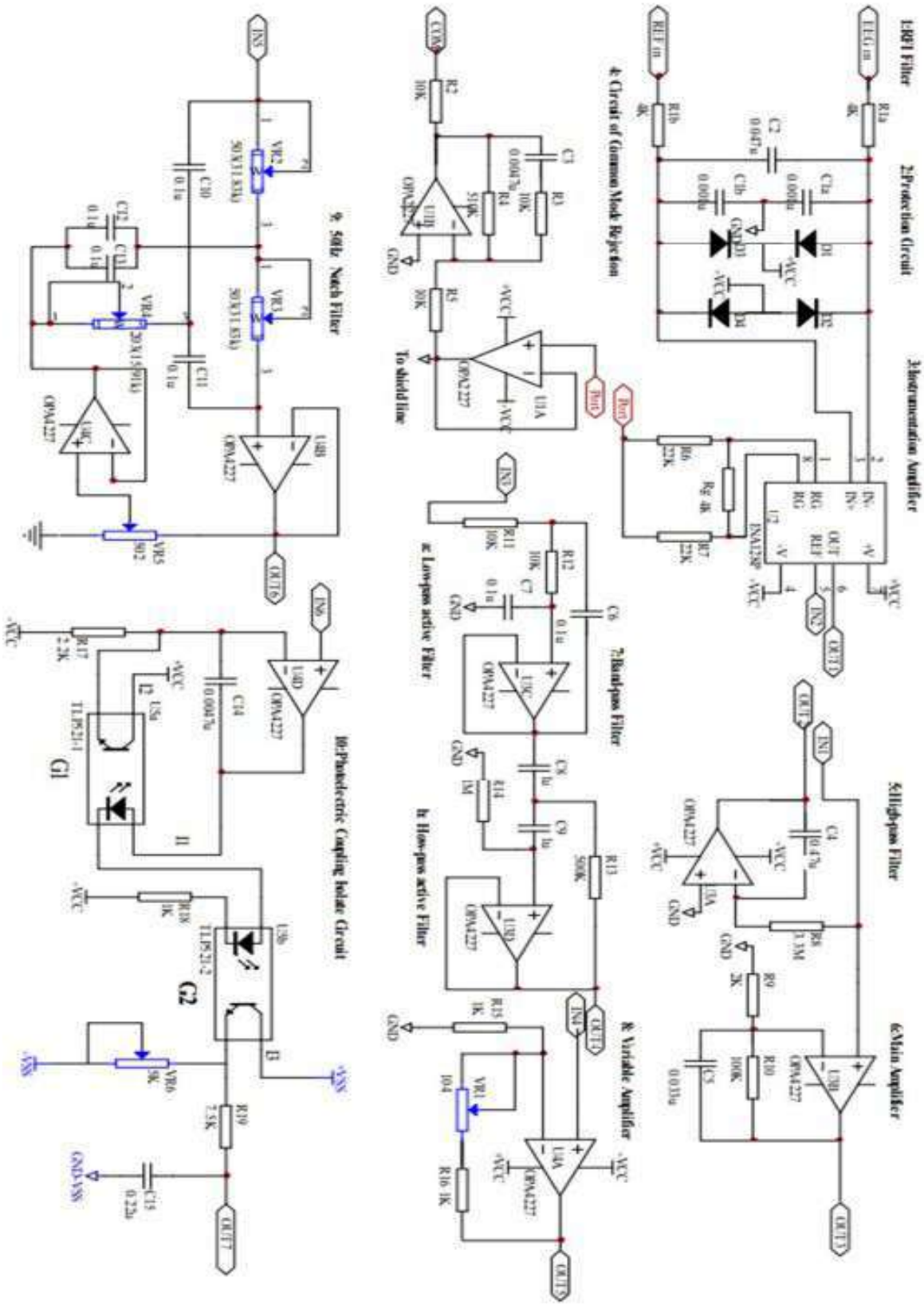


Figure II.6 : Le diagramme de circuit d'acquisition EEG à un canal.

II.2.3.1 Le détaille de circuit :

L'amplificateur et le circuit de filtrage de l'acquisition EEG peut être subdivisés en dix étapes. Ils sont les suivants :

II.2.3.1.1. Filtre RFI

Les applications du monde réel doivent faire face à une quantité d'interférences radioélectriques [15]. Lorsqu'une RFI forte est présente, elle peut être corrigée par le CI puis apparaître comme une erreur de décalage de sortie CC. La meilleure solution pratique consiste à fournir une atténuation RF avant l'amplificateur d'entrée en utilisant un filtre passe-bas différentiel. Le filtre doit faire trois choses :

Retirez autant d'énergie RF des lignes d'entrée que possible, préservez l'équilibre du signal alternatif entre chaque ligne et la masse et maintenez une impédance d'entrée suffisamment élevée sur la bande passante de mesure pour éviter de charger la source du signal.

Le circuit RFI révèle que le filtre forme un circuit en pont dont la sortie apparaît à travers les broches d'entrée de l'ampli. De ce fait, tout décalage entre les constantes de temps de C1a / R1a et C1b / R1b déséquilibrera le pont et réduira le rejet en mode commun à haute fréquence. Par conséquent, les résistances R1a et R1b et les condensateurs C1a et C1b doivent toujours être égaux. Comme le montre la Fig.2, C2 réduit toutes les erreurs AC CMR dues à la non-concordance. Avec les valeurs indiquées, -3 dB de ce filtre est égal à 400 Hz en utilisant (1)

$$BW_{DIFF}=\frac{1}{2\pi*R*(2C2+C1)}=400\ Hz$$

Ce circuit RFI fournit une atténuation RF adéquate.

II.2.3.1.2 Circuit de protection

En tant qu'amplificateurs d'interface pour les systèmes d'acquisition de données, les amplificateurs sont souvent soumis à des surcharges d'entrée, par exemple des niveaux de tension dépassant leur pleine échelle pour la plage de gain sélectionnée ou même dépassant la tension d'alimentation. L'amplificateur doit protéger la personne contre tout risque de choc électrique. De plus, l'amplificateur lui-même doit être protégé contre les dégradations qui pourraient résulter de tensions d'entrée élevées lorsqu'elles se produisent lors de l'application de défibrillateurs ou d'instruments électro chirurgicaux.

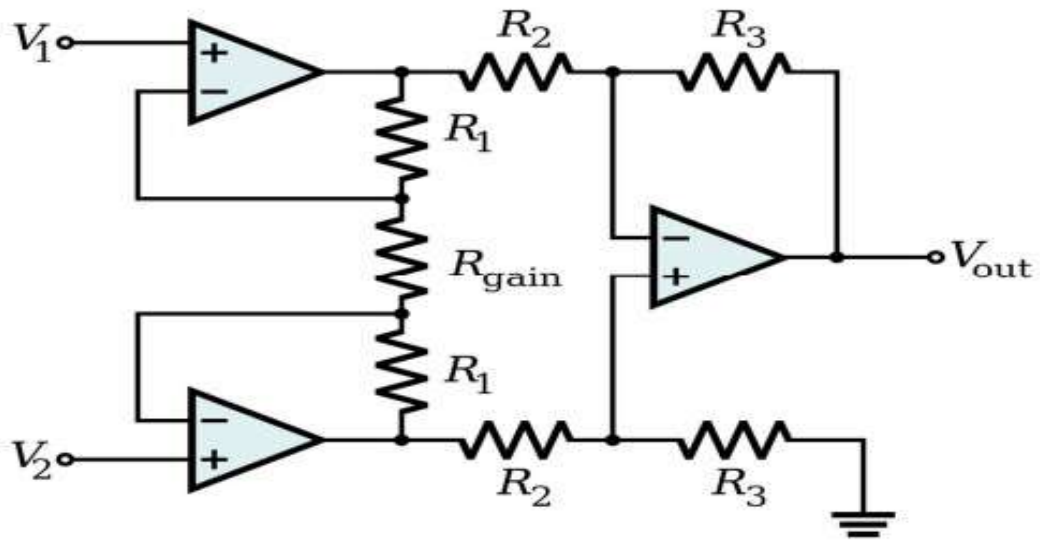
II.2.3.1.3 Amplificateur d'instrumentation

Le signal EEG est très faible, souvent enfoui dans le bruit fort Interférences de signal. Le préamplificateur doit avoir une impédance d'entrée élevée, un taux de réjection de mode commun élevé, un faible bruit, une non-linéarité, une forte capacité anti- 35 interférence et des performances d'amplificateur de fréquence et de plage dynamique appropriées. Le préamplificateur joue donc le rôle le plus important de toute la conception du circuit. Il extrait non seulement le signal EEG utile, mais réduit également les signaux d'interférence au niveau le plus bas. Nous avons sélectionné un amplificateur d'instrumentation pour réaliser cette fonction.

L'amplificateur d'instrumentation est un type d'amplificateur différentiel qui a été équipé d'amplificateurs tampons d'entrée, ce qui élimine le besoin de correspondance d'impédance d'entrée et rend ainsi l'amplificateur particulièrement adapté à une utilisation dans des équipements de mesure et de test. Les caractéristiques supplémentaires comprennent un très faible décalage CC, une faible dérive, un faible bruit, un gain en boucle ouverte très élevé, un taux de réjection en mode commun très élevé et des impédances d'entrée très élevées.

Nous avons utilisé la puce INA128 qui est très appropriée pour cela application. Cette puce a une très faible tension de décalage de 0,5 UV et rejette le signal commun avec 120 dB [16]. La structure de l'INA128 est composée de 3 amplificateurs opérationnels comme la Fig.7.

Ceux-ci sont disposés de sorte qu'il y ait un ampli-op pour mettre en mémoire tampon chaque entrée (+, -), et un pour produire la sortie souhaitée avec une adaptation d'impédance adéquate pour la fonction.



FigureII.7. La structure du circuit de l'INA128 [16].

Dans ce circuit, des signaux de mode commun seront passés à travers les tampons d'entrée au gain unitaire, mais les tensions différentielles seront considérablement amplifiées. Le gain du circuit est G=Vout/Vd=13.5.

Le gain ne peut pas être réglé pour amplifier trop à cause de composant DC.

II.2.3.1.4 Filtre passe-haut

Un filtre passe-haut actif est utilisé pour supprimer les décalages de tension VC. Certains matériaux d'électrode, tels que l'or ou l'acier, sont polarisables. Cela signifie que la charge électrique peut s'accumuler à la surface de l'électrode, créant une tension continue relativement élevée. Par conséquent, les circuits peuvent gérer environ 2,5 V et ne contenir aucun EEG. Le filtre passe-haut tente de résoudre ce problème. Problème [17]. Sa fréquence de coupure (-3dB) est d'environ 0,05 Hz par C4 et R8. Cette réponse en fréquence peut être obtenue en réglage des valeurs de résistance et de condensateur. Le coin haut la fréquence est donnée par l'équation 4 ci-dessous : Fh=0.05hz

II.2.3.1.5 Amplificateur principal

Le signal EEG est très faible en amplitude, il a été augmenté Par l'amplificateur d'instrumentation environ 13,5 fois, mais ce n'est pas suffisant pour les convertisseurs A / N. C'est aussi avec beaucoup de bruit. Le signal EEG doit donc être amplifié avec une amplification à plusieurs étages. Dans le processus d'amplification, il devrait ajouter un filtre qui réduit les interférences de bruit. Maintenant, le signal EEG de force avec un faible bruit après l'avant de l'amplificateur d'instrumentation peut être encore augmenté par cet

amplificateur principal environ 51 fois dans le deuxième étage amplificateur. Le gain est calculé à G2=51

R10 et C5 peuvent également constituer un filtre passe-bas d'ordre unique qui atténue les hautes fréquences et autres bruits de hautes fréquences (50 Hz). La fréquence de coupure dépendant de la résistance R10 et du condensateur C5, elle est représentée dans l'équation 6 : FC=159hz La valeur choisie comme dans la Fig.2 nous donne le seuil fréquence de 33,8 Hz, qui atténue complètement les signaux qui ne sont pas de l'EEG. Le gain de ce circuit est l'unité puisque le les résistances sont appariées.

II.2.3.1.6 Filtre passe-bande actif

Le composant suivant du circuit est un filtre passe-bande, qui contient un filtre passe-bas et un filtre passe-haut. Émerge de la combinaison en série de ces deux circuits de filtrage est un circuit qui ne permettra que le passage de ces fréquences qui ne sont ni trop élevés ni trop bas. Le filtre passe-bas est un filtre Salléen-key actif de deux ordres par R11, R12, C6, C7 et U3C amplificateur opérationnel.

Dans ce circuit, R11 est égal à R12 et C6 est égal à C7. Le coefficient d'amortissement est égal à 2, la fréquence de coupure de -3dB de ces deux pôles du filtre est : FC=102.43hz

Le filtre est suffisamment bon pour empêcher tous les artefacts d'alias dans le convertisseur AD. Cependant, comme le signale que nous essayons de mesurer (EEG) est naturellement entièrement filtré, il est tout à fait possible qu'une fréquence d'échantillonnage inférieure, par exemple 256 Hz ou 512 Hz soit suffisante pour la plupart des applications.

Après le filtre passe-bas, le condensateur C8, C9 et la résistance R13, R14 fournissent un filtre passe-haut à deux touches Salléen. La fonction de transfert passe-haut de ce circuit comme la Fig. FC=0.23hz

Le filtre passe-haut fait des efforts supplémentaires pour réduire les interférences DC et la dérive de la ligne de base.

II.3. Données EEG

Les appareils permettant d'acquérir les données EEG doit permettre la collecte des données analogiques et leurs conversions en signal numérique. Cette acquisition peut être réalisée par une multitude de façons en assurant les traitements ainsi que leurs séquences.

Les signaux EEG peuvent contenir des données pertinentes et d'autres non pertinentes à la fois. Certains experts en EEG considèrent des données non pertinentes comme signal de bruit alors que d'autres les considèrent comme signal contenant des informations pertinentes.

Lors de l'analyse temps-fréquences des signaux EEG, des personnes seront intéressées par l'approche ERPs (Event Relate Potentiel) caractérisée par la manifestation d'un stimulus visuel spécifique, que nous allons exploiter par la suite, en conséquence, si une personne sujette à un enregistrement de ses signaux EEG fait un clignement d'œil, celui-ci, aura un effet sur les signaux EEG enregistrés par le fait que le globe oculaire agit comme un dipôle avec un pôle positif orienté vers l'avant (cornée) et un pôle négatif orienté vers l'arrière (rétine). Lorsque le globe oculaire tourne autour de son axe, il génère un champ de courant alternatif de grande amplitude détectable par l'une des électrodes positionnées près de l'œil. Le clignement amène le pôle positif (la cornée) à se rapprocher des électrodes front polaires FPl, FP2, produisant des déviations symétriques vers le bas.

Les signaux EEG peuvent alors ne pas représenter les processus corticaux associés à la vision d'un stimulus à l'écran, parce que le signal contiendra des signaux bruités par des artefacts de fortes amplitudes liés aux clignements des yeux.

Nous avons jugé opportun d'éliminer les signaux bruités de l'analyse des signaux EEG puisqu'ils ne contiennent pas d'informations pertinentes. Pour comprendre visuellement, la différence entre un signal bruité et un autre non bruité est présentée à la figure 10 [26]. Cette figure représente une estimation du clignement des yeux lors de l'acquisition des signaux EEG capturés d'une sonde située proche des yeux (ex : Channel 11). Ce tracé peut nous donner une idée de la position des clignements, en comparant un signal EEG enregistré avec des artefacts de clignement des yeux et un autre sans artefacts. Le tracé du haut (Voir figure 10) montre le signal EEG d'origine avec les artefacts de clignement des yeux estimés en rouge tandis que le tracé inférieur montre le signal EEG nettoyé où l'artefact est soustrait du signal EEG.

II.3.1 Traitement de signal

Dans cette partie de ce mémoire, nous allons passer en revue les différentes techniques de traitement des signaux adoptées dans la littérature et dans des recherches connexes à la nôtre tout en commençant par le prétraitement jusqu'à l'extraction des caractéristiques.

II.3.2.1 Signaux EEG bruités

L'électroencéphalographie (EEG) est l'une des technologies principales utilisées de nos jours pour observer l'activité cérébrale dans la recherche. Par rapport à d'autres approches, cette méthode est précise : mesurer les changements d'état cérébral qui se produisent en millisecondes, en assurant une excellente résolution de temps, littéralement à la vitesse de la pensée. Cette approche est également relativement peu coûteuse et facile à utiliser. Pour ces raisons, l'EEG est mondialement utilisé dans plusieurs domaines dont le domaine de la recherche et le domaine médical. Cependant, l'utilisation de l'EEG n'est pas complètement sans certains obstacles. Le rapport signal / bruit (SNR) est l'un des défis méthodologiques le plus important pour la collecte et l'analyse des données EEG. Il s'agit du rapport de puissance des signaux entre tous les signaux que nous voulons mesurer pour l'analyse et tous les signaux indésirables (bruits) quand même capturés dans le signal EEG. Ce bruit, parfois, est considéré comme problématique car il y a deux sources principales de bruits dans les signaux EEG. La première est le bruit de fond général qui provient de l'extérieur du cerveau. La deuxième est le bruit naturel qui provient de notre cerveau car notre cerveau est toujours occupé à faire beaucoup de tâches à la fois, pas seulement la tâche sur laquelle nous souhaitons nous concentrer dans notre étude. Toutes ces activités contaminent le signal EEG.

L'un des plus grands défis de l'utilisation de l'EEG est le très faible rapport signal / bruit des signaux cérébraux que nous essayons d'observer, couplé avec la grande variété de sources de bruit. Quatre stratégies générales sont utilisées pour traiter la question du bruit dans l'enregistrement et l'analyse des signaux EEG, chacune avec ses propres avantages, défis et limites : l'élimination des sources de bruit, le moyennage du signal, le rejet des données bruitées et l'élimination du bruit [18].

Pour l'élimination des sources de bruit, la meilleure façon de faire face au bruit est de ne pas en avoir en premier lieu. Certaines sources de bruit peuvent être éliminées facilement, d'autres présentent plus de difficultés et peuvent introduire des conséquences indésirables, tandis que certaines sources de bruit sont en principe inévitables. Les sources de bruit les plus faciles à gérer sont les sources de bruit externes et environnementales, telles que les lignes électriques, l'éclairage et un large éventail d'équipements électroniques (ordinateurs, écrans, téléviseurs, routeurs sans fil, ordinateurs portables, téléphones portables). Les étapes les plus élémentaires de la lutte contre le bruit ambiant consistent à éliminer toute source inutile de bruit électromagnétique (EM) de la salle d'enregistrement et de ses environs immédiats et, si possible, à remplacer l'équipement utilisant un courant alternatif par un équipement utilisant

du courant continu (tel que le courant continu pour l'éclairage). Une mesure plusavancée et plus coûteuse consiste à isoler la salle d'enregistrement du bruit électromagnétique en utilisant une cage de Faraday. Bien qu'elle soit très efficace pour éliminer la plupart des bruits électromagnétiques environnementaux, l'isolation électromagnétique nécessite une planification préalable ou des travaux de reconstruction coûteux.

Une autre source de bruit traitable dans l'enregistrement EEG est le bruit physiologique qui peut être provoqué par divers générateurs de bruit. Des exemples courants de ce bruit sont le signal cardiaque (électrocardiogramme, ECG), les artéfacts de mouvement provoqués par la contraction musculaire (électromyogramme, EMG) et le signal oculaire provoqué par le mouvement du globe oculaire (électrooculogramme, EOG). Parmi ceux-ci, le signal ECG n'est pas évitable, mais a également le plus faible effet sur le signal EEG enregistré. Le bruit provoqué par les signaux EMG et EOG peut souvent être évité. Le bruit EMG peut être évité ou réduit en demandant au participant de trouver une position confortable et de se détendre avant le début d'une session d'enregistrement, et en évitant les tâches qui nécessitent des réponses verbales ou de grands mouvements.

Le moyennage du signal est le moyen le plus simple de supprimer la composante de bruit dans les données EEG enregistrées. L'hypothèse clé derrière le moyennage du signal EEG est que le bruit dans le signal est aléatoire, ou au moins se produit avec une phase aléatoire par rapport au signal EEG associé à un événement d'intérêt, tandis que ce signal d'intérêt est stable. Si nous enregistrons le signal EEG à plusieurs reprises, dans une période de temps assez courte, pour faire en sorte que le signal EEG d'intérêt reste stable. Avec une composante de bruit pouvant être considérée comme suivant une distribution normale de moyenne nulle et d'écart-type Cr, le calcul de la moyenne pour chaque intervalle de temps des signaux EEG fera en sorte d'annuler le bruit, produisant ainsi la réponse EEG idéale associée à l'événement d'intérêt.

Le moyennage du signal EEG est un moyen simple et puissant d'éliminer le bruit, mais elle présente un certain nombre de limitations et de mises en garde. Premièrement, la moyenne du signal EEG ne peut être utilisée que lorsque nous avons un signal EEG stable pendant une période de temps assez longue, associé à un événement d'intérêt, qui peut être enregistré à un certain nombre de reprises, comme c'est le cas dans les études de potentiel lié à un événement ERP (Event relate potentiel). Le moyennage du signal EEG ne peut pas être utilisé dans les cas où nous étudions des événements rares qui ne peuvent pas être détectés dans le temps à un moment connu, ou lorsque le signal EEG d'intérêt est lui-même variable. Un exemple de ce

genre d'événements rares, pourrait être l'étude des décharges épileptiformes découlant des crises d'épilepsie.

Deuxièmement, seul le bruit aléatoire et symétrique peut être éliminé en utilisant le moyennage du signal EEG. Si pour une raison quelconque le bruit est ponctuel, donc déterministe plutôt qu'aléatoire. Ce signal ne peut donc pas être moyenné puisque la composante de bruit ponctuel ne sera ajoutée au signal EEG d'intérêt que lors de son occurrence. Un tel exemple peut être le bruit provenant de la présentation des stimuli. De grands changements de luminosité sur un écran CRT mal isolé peuvent entraîner des pics de bruit ponctuels s'ajoutant au signal EEG généré par l'événement.

De même, si le bruit n'est pas symétrique (introduisant des augmentations équilibrées ainsi que des diminutions de signal), sa moyenne dans le temps ne sera pas nulle mais elle entraînera plutôt des augmentations ou des diminutions globales du signal moyen. Cela peut ne pas être un problème lorsque la quantité de bruit est constante tout au long de la session d'enregistrement ou au moins à chaque essai enregistré, car dans ce cas, le signal qui nous intéresse restera le même par rapport à la ligne de base. Il peut cependant conduire à des artéfacts importants lorsqu'il ne se produit que sur certaines parties de l'essai, où il peut apparaître comme une diminution ou une augmentation systématique du signal EEG et peut donc être confondu avec des composants ERP.

Enfin, s'appuyer sur la moyenne du signal comme principale stratégie d'élimination du bruit peut être assez coûteuse en termes de nombre d'essais nécessaires pour augmenter suffisamment le rapport signal ! bruit.

Pour cette raison, il est préférable de s'appuyer sur la moyenne du signal en dernier recours, et uniquement, pour les sources de bruit vraiment inévitables, et d'utiliser d'autres stratégies pour éviter le bruit avant l'enregistrement et ! Ou le supprimer après l'enregistrement.

La troisième approche pour traiter les bruits est le rejet des données bruitées. Chaque fois que le bruit dans les données enregistrées est facilement reconnaissable, la façon la plus évidente d'y faire face est d'éliminer les parties des données où le bruit est présent. La procédure la plus simple pour rejeter des données bruitées est l'inspection visuelle. La plupart des mouvements oculaires, des clignements et des artéfacts de mouvement sont relativement facilement reconnaissables et peuvent être marqués pour être rejetés avant la phase de moyennage et l'analyse des données.

Mais il n'est pas toujours possible de s'appuyer sur une inspection visuelle des données. Lorsqu'il s'agit de grands ensembles de données, l'inspection visuelle peut prendre beaucoup de temps. De plus certains types de bruits peuvent être difficiles à reconnaître et à identifier, même pour l'analyste le plus expérimenté.

Pour identifier les mauvais canaux, un certain nombre d'outils d'analyse EEG offrent des options pour visualiser les spectres de fréquence et tester la distribution des données. Les canaux qui possèdent plus de bruit sont généralement caractérisés par une forte puissance dans les hautes fréquences. Les canaux bruités peuvent également montrer une variabilité significativement plus élevée du signal dans le temps par rapport aux autres canaux, ainsi qu'une déviation plus forte de la distribution gaussienne.

Nous allons expliquer maintenant la quatrième approche de traitement de bruit qui consiste à éliminer ce bruit. La façon la plus simple de supprimer le bruit des données brutes est probablement le filtrage. Pour être en mesure de le filtrer, le bruit doit appartenir à l'une des trois catégories de bandes de fréquences : soit inférieure à la fréquence des phénomènes que nous essayons d'observer, soit au-dessus de cette fréquence, ou soit comprise dans une gamme très étroite et bien spécifiée.

Le filtrage passe-haut (filtrage qui ne laisse passer que les harmoniques du signal au-dessus de la fréquence de coupure sélectionnée) est couramment utilisé pendant l'acquisition elle-même afin de réduire la contamination du signal EEG par un bruit et pour atténuer les basses fréquences. Un certain nombre de facteurs tels que la transpiration et les dérives de l'impédance des électrodes peuvent entraîner des changements lents dans la tension mesurée, ce qui peut à son tour conduire à la saturation de l'amplificateur et à la perte de données pendant l'enregistrement, ainsi qu'à des distorsions importantes des signaux EEG capturés n'ayant pas de lien avec l'événement mesuré. Pour ces raisons, il est souvent recommandé de filtrer (éliminer) les fréquences inférieures à 0.01 Hz.

Le deuxième filtrage que nous pouvons appliquer est le filtrage passe-bas (filtrage qui ne laisse passer que les harmoniques du signal en dessous de la fréquence de coupure sélectionnée) est utilisé pour éliminer le bruit à l'autre extrémité du spectre de fréquences qui nous intéresse. La contraction des muscles conduit généralement à un signal fort avec des fréquences supérieures à 100 Hz, la suppression des fréquences supérieures à 100 Hz supprimerait les artéfacts de mouvement dans le signal EEG acquis ayant quant à lui un contenu fréquentiel dans l'intervalle [1 Hz, 20 Hz]. De plus, l'échantillonnage des données lui-

même peut conduire à un phénomène de repliement spectral dans lequel des fréquences supérieures à la fréquence d'échantillonnage peuvent être induites comme des basses fréquences artificielles dans les données échantillonnées. Pour cela, les données doivent être filtrées passe-bas à des fréquences au moins un tier inférieur à la fréquence d'échantillonnage [19].

Lors du filtrage des données, il faut être conscient que le type de filtre utilisé peut également affecter de manière significative les données dans les plages de fréquences non nécessairement filtrées, affectant ainsi les estimations des débuts et / ou de l'amplitude des ondes ERP observées. Introduisant parfois des oscillations artéfactuelles. Par conséquent, il est conseillé de limiter le filtrage uniquement à ce qui est nécessaire et inévitable.

Une autre approche est suggérée par Croft RJ, Barry RJ [20] dans une étude prometteuse. Dans cette étude les sources de bruit prévisible sont enregistrées indépendamment sur un canal séparé. Il devient alors possible de supprimer le bruit des données en estimant la composante de bruit ajoutée aux données à l'aide d'une régression linéaire, puis ensuite en faire la soustraction du signal EEG capturé. Un exemple typique est le bruit produit par les clignements et les mouvements oculaires. Pour éliminer ce bruit, une régression linéaire est effectuée entre chaque canal de données et les canaux nuisibles utilisés pour enregistrer les signaux de contractions musculaires, horizontalement (différence HEOG entre les tensions enregistrées au-dessus et en dessous des yeux), verticalement (VEOG - différence entre les tensions enregistrées aux canthi externes gauche et droit des yeux) et radialement (REOG - différence entre la tension moyenne aux yeux et la référence EEG).

Les coefficients B estimés sont ensuite utilisés pour soustraire les valeurs de chaque canal nuisible multipliées par le coefficient B correspondant du canal de données mesurées.

II.4. Conclusion:

Nous avons présenté une approche basée sur la reconnaissance des formulaires pour la classification Des tâches cognitives à l'aide de signaux EEG. Le DWT a été appliqué aux signaux EEG pour la Décomposition. Les résultats de la classification étaient proches de l'étude précédente pour L'ensemble de données ainsi que les travaux antérieurs effectués sur l'ensemble de données Jeu de données II. Les résultats expérimentaux ont validé le schéma proposé. Ces résultats Potentiel prometteur pour l'application de la méthode aux ensembles de données cliniques en tant Qu'additif bénéfique pour la discrimination entre les modèles EEG normaux et anormaux, car il est Capable de faire face aux variations des signaux EEG non stationnaires via la caractéristique de Localisation du DWT. Enfin, dans cette étude, la combinaison de DWT avec des techniques approche d'extraction de fonctionnalités robustes pour la classification des tâches Cognitifs à l'aide de signaux EEG.

Chapitre III :

Les méthodes d'extraction de caractéristique et de classification pour les EEG

III.1. Introduction

Dans ce chapitre, nous allons développer les concepts généraux de la partie comportant la Phase d'extraction de caractéristiques et de classification. Ce chapitre se divise en deux Principales parties une qui définit les méthodes d'extraction de caractéristiques, et l'autre les Méthodes de classification utilisées dans les ICMs.

III.2. Extraction des caractéristiques

L'extraction des caractéristiques est une étape fondamentale du processus de L'ICM, Préalable à la classification. L'analyse de ce type de signaux s'avère très Compliquée due à la Nature du signal et très importante dans le raisonnement Scientifique qui mène à concevoir le Système ICM. Ci-dessous, nous présentons Les caractéristiques et les propriétés du signal EEG qui va être extraites dans Cette phase ainsi que les différentes méthodes temporelles, Fréquentielles et temps fréquence utilisées pour cette tâche.

III.2.1Propriétés du signal EEG

L'EEG se caractérise généralement par son faible rapport signal sur bruit car il est altéré par Des perturbations extra-cérébrales et électromagnétiques, par son non-linéarité et son non Stationnarité [29]. L'activité cérébrale est considérée comme un processus stochastique Dynamique, et cela est due aux facteurs biologiques et techniques. En ce qui concerne les Facteurs biologiques, l'activité cérébrale change suite à la fatigue et l'attention du sujet, à la Progression d'une maladie et au processus d'entrainement. Tans dis que les facteurs Techniques sont en général lies au bruit que produit l'amplificateur, au bruit ambiant, et a la Variation de l'impédance des électrodes [30]. Il ne faut pas oublier aussi que la variation Temporelle générée par les séries de temps du signal EEG doit être prise en compte pendant L'extraction des caractéristiques. Pour ceci, trois principales approches ont été proposées pour Extraire les informations temporelles [31].

•**Extraction des caractéristiques sur plusieurs segments :** au cours du temps et les Concaténer en un seul vecteur caractéristique.

Combinaison des classifieurs sur des segments différents de temps : c'est-à-dire réaliser L'extraction de caractéristiques et appliquer la classification sur plusieurs segments de temps Pour enfin combiner les résultats des différents classifieurs [32] [33].

Classification dynamique : elle consiste à extraire les caractéristiques de plusieurs segments De temps pour construire une séquence temporelle de vecteurs caractéristiques. Cette Séquence peut être classifiée en utilisant un classifieur dynamique [34] [33] La première Approche est la plus utilisée, c'est la raison pour laquelle les vecteurs caractéristiques sont Souvent de grande taille [31]. Les différentes méthodes temporelles, fréquentielles et temps-Fréquence utilisée pour l'extraction des caractéristiques dans le domaine des ICMs présentées ci-dessous.

III.2.2 Les méthodes d'extraction de caractéristiques

III.2.2.1 Méthodes temporelles

Puisque l'EEG comparé aux autres techniques d'investigations, fournit des informations en Temps réel avec une très bonne résolution temporelle à l'ordre de la milliseconde, alors L'information temporelle présentée dans le signal est prometteuse et non négligeable. En D'autres termes, les variations temporelles du signal EEG sont donc considérées comme des Caractéristiques significatives. Les méthodes temporelles utilisées dans les systèmes ICMS sont adaptées particulièrement à la Description des phénomènes neurophysiologiques se trouvant dans un signal EEG avec une Signature de temps précise et spécifique comme le P300 [35] ou la désynchronisation du rythme Mu déclenchés notamment lors de l'imagerie motrice [36].

III.2.2.1.1Paramètres Hjorth

Pour caractériser certaines mesures dans le signal EEG Hjorth propose une méthode en 1970 Pour calculer trois méthodes à savoir l'activité, la mobilité et la complexité [37]. Les Paramètres appelés Hjorth sont calcules a partir de la dispersion du signal EEG ainsi que sa Première et seconde dérivation. Ils caractérisent la dynamique temporelle du signal.

III.2.2.1.2. Paramètres autorégressifs

Le modèle autorégressif (AR) décrit le signal stationnaire EEG avec peu de coefficients. Les Valeurs de ces derniers décrivent les propriétés de la variation temporelle du signal. Les paramètres (AR) estimes sur plusieurs petits segments du signal EEG sont des grandeurs Du domaine du temps tout en supposant que le signal courant est une combinaison linéaire de Ses valeurs précédentes [38, 39].

III.2.2.2 Méthodes fréquentielles

Dans le domaine fréquentiel, le signal EEG est représenté en fonction de la répartition Statistique de sa fréquence et de son amplitude. Certaines taches mentales comme l'imagerie Motrice provoquent la variation de l'amplitude de certains rythmes. En outre, le signal potentiel Évoque visuel (SSVEP) est définit par des oscillations contenant des fréquences synchronisées Avec la fréquence du stimulus. C'est pour cette raison, que l'information fréquentielle intégrée Dans le signal EEG est étudiée par les méthodes définies ci-dessous.

III.2.2.2.1 La méthode de "band power" BP

L'une des méthodes fréquentielles les plus connues dans les ICMs pour l'extraction des Caractéristiques est la méthode de BP. Cette méthode se base sur la variabilité de certains Rythmes obtenus surtout lors de l'imagerie motrice pour avoir une puissance dans les bandes de fréquence. Par ailleurs, cette méthode de BP permet en premier lieu d'appliquer un filtre numérique passe-bande dans une bande de fréquence appropriée à chaque sujet lors de l'imagerie motrice. Les caractéristiques déterminées par la méthode de BP sont généralement calculées préalablement car elles sont spécifiques à chaque sujet. Ces caractéristiques vont ainsi décrire les propriétés pertinentes des phénomènes physiologiques qui existent dans le signal EEG. Avec la méthode de BP, les caractéristiques extraites du signal EEG représentent la puissance dans certaines bandes de fréquence et plus précisément la puissance des rythmes sensorimoteurs mus et beta. Dans le cas du phénomène de SSVEP, les caractéristiques extraites par cette méthode représentent la fréquence de la stimulation visuelle dans la partie occipitale [40]. Cette méthode a été utilisée avec succès dans le domaine des ICMs pour classifier l'imagerie motrice [41, 42, 43, 44], le P300 [25] et les taches cognitives [46].

III.2.2.2.2 La densité spectrale de puissance (DSP)

Le signal EEG est représenté en fonction de la répartition statistique de sa fréquence et de son amplitude. La densité spectrale de puissance (DSP) est une méthode qui représente par Ailleurs la répartition de la puissance sur l'axe des fréquences. Les caractéristiques générées Par cette méthode sont calculées soit par le calcul de la carre du module de la transformée de Fourier, divisée par le temps d'intégration T, soit par le calcul de la transformée de Fourier de la fonction d'autocorrélation.

III.2.2.3 Méthodes temps-fréquences

L'analyse du signal EEG par les méthodes monodimensionnelles temporelle ou fréquentielle, Présente des faiblesses dues à sa nature non-stationnaire. Par conséquent, dans cette section nous définirons des techniques pour représenter le signal EEG en temps-fréquence. Le principal avantage de ces représentations est de garder les informations fréquentielles en Suivant les variations temporelles du signal. Alors qu'avec les méthodes fréquentielles, le Signal est considéré comme étant un signal dans un état stationnaire.

III.2.2.3.1 Fourier à Court Terme : spectrogramme

L'analyse de la Transformée de Fourier à Court Terme en anglais Short-Time Fourier Transforme (STFT) est une possibilité d'analyse des signaux EEG dans le domaine temps-Fréquences [47]. C'est avec cette technique que l'image complexe des ondes de l'EEG est Divisée en composantes d'oscillation de base du domaine du temps en domaine des Fréquences. Cette méthode est une transformation liée aux transformées de Fourier utilisée Pour déterminer la fréquence sinusoïdale et la phase d'une section locale d'un signal.

III.2.2.3.2. Les ondelettes

Près de 20 ans les chercheurs ont commencé à utiliser des ondelettes (wavelets) comme une alternative à la transformée de Fourier pour l'analyse des signaux acoustiques et sismiques qui posent habituellement des singularités et des transitoires irrégulières [48]. Contrairement à la transformée régulière de Fourier (par exemple les diverses manifestations de longues fonctions trigonométriques), l'analyse en ondelettes fonctionne avec translation et dilatation d'une fonction locale unique w, appelée l'ondelette mère. Un avantage de la transformée en ondelettes en comparaison avec la transformée de Fourier est que les coefficients d'ondelettes reflètent de manière simple et précise des propriétés de la fonction sous-jacent. Dans le cadre des ICMS, plusieurs travaux ont élaboré la méthode d'ondelette pour caractériser les informations dans le signal EEG [49, 50, 51]. L'ondelette est une technique de décomposition similaire. Elle permet de réduire la taille d'information numérique en mettant en évidence certaines propriétés liées à une activité cérébrale particulière. L'analyse de l'ondelette $\Psi(t)$ se fait dans un domaine temporel pour la Sélection du signal traite. Le facteur d'échelle a joué le rôle de l'inverse de la fréquence. En Fait, plus à est petit moins l'ondelette est étendue dans le domaine temporel, donc la fréquence centrale de son spectre est élevée. Les ondelettes sont des fonctions $\Psi_{b.a}$ très particulières représentants les oscillations les plus courtes et les plus

élémentaires dans un signal. Cette fonction est définie par deux dimensions b et a représentant respectivement le paramètre de la translation temporelle et l'échelle.

$$\Psi_{a.b}(t) = a^{\frac{1}{2}}\Psi\left(\frac{t-b}{a}\right)$$

L'ondelette $\Psi_{b.a}$ est positionnée autour de la fréquence f0/2.

La transformée en ondelette est un outil temps fréquence, puisque l'ondelette est $\Psi_{b.a}$ Positionnée autour de la fréquence f0/2. Dans le cadre des ICMS, plusieurs travaux ont élaboré la méthode de la transformée en ondelette pour caractériser les informations temps fréquentielles dans le signal EEG [49, 50, 51].

III.3. Classification des signaux EEG

Nous arrivons à l'étape de classification qui définit comment à partir des caractéristiques, déjà sélectionnées dans l'étape précédente, reconnaitre l'état mental, d'un individu. Lors des deux dernières décennies, le domaine de l'apprentissage artificiel est devenu l'un des domaines scientifiques les plus féconds. Le but de cette étape dans le cycle d'ICM est de classer ou d'attribuer une classe à un vecteur caractéristique construit précédemment. Un des objectifs de cette thèse est d'étudier les méthodes de classification "classifieurs" adaptées au domaine des ICMs. Pour une présentation plus détaillée sur les notions de base de l'apprentissage ainsi que les différentes méthodes de classification. Dans le domaine des ICMs, les signaux neurophysiologiques enregistres doivent être traduits en commandes simples destines pour un ordinateur ou autre dispositif. L'approche la plus simple pour cartographier les signaux est l'apprentissage artificiel. La finalité de ces connaissances est d'attribuer automatiquement une classe ou un label à chaque tache effectuée. Dans la suite de cette section, nous proposerons quelques concepts de bases de l'apprentissage artificiel puis nous présenterons la taxonomie des différents classifieurs. Enfin, nous achèverons cette section par une présentation des méthodes de classification destinées pour concevoir des ICMs.

III.3.1. Généralités et Taxonomie des classifieurs

Dans l'apprentissage artificiel, on distingue classiquement l'apprentissage supervise de celui Non supervise. Les algorithmes qui cherchent à produire automatiquement des règles ou des modèles à partir d'une base de données d'apprentissage contenant des exemples (caractéristiques déjà sélectionnées dans l'étape précédente). Sont appelés des algorithmes

d'apprentissage supervise. Le but de ces algorithmes est de généraliser pour des entrées Inconnues ce qu'ils ont pu apprendre grâce aux données déjà traitées préalablement. Une base d'apprentissage est un ensemble de couples entrée-sortie (x, y) avec x EX : entrées et y EY : sorties désirées. X est en un ensemble arbitraire souvent des vecteurs avec des valeurs réelles calculées durant la phase précédente à l'aide des méthodes d'extraction de caractéristiques c. a. d X = RD. Le but de ces algorithmes supervises est de généraliser pour des entrées 22 Inconnues ce qu'ils ont pu apprendre grâce aux données déjà traitées préalablement. Avec ce type d'algorithme, deux cas se présentent :

- Y= 1...K : Lorsque l'ensemble des valeurs de sorties est fini c'est à dire des mesures Qualitatives. On parle dans ce cas du problème de classification qui cherche à attribuer Chaque classe K une étiquette.

- Y = R : Lorsque la sortie que l'on cherche à estimer est une mesure quantitative dans un Ensemble continu de réel.

Taxonomie des classifieurs

Dans cette partie qui présente la taxonomie des classifieurs, deux problèmes de classification Doivent être retenus : le fléau de la dimension pour qualifier le problème de l'augmentation Explosive du volume des données EEC ou coure de la tempe et le compramie biais variance.

- Génératif / discriminatif : Les classifieurs génératifs "exemples bayes, Modèles de Markov caches" permettent d'apprendre les modèles de chaque classe. Ils calculent la Vrai semblance (likelihood) de chaque classe et choisissent par la suite le meilleur. La Fonction discriminante ajuster peut résulter d'un modèle probabiliste. Quant aux classifieurs discriminatifs, comme les Séparateurs a Vaste Marge (Support Victor Machines (SVMs)), sont exprimés directement en utilisant des points de données issus de L'ensemble d'apprentissage [52] [53].
- Statistique / dynamique : Les classifieurs statistiques (exemples : Perceptron multi Couches, Support Victor Machines (SVMs)) permettent de classifier un unique vecteur Caractéristique sans prendre en considération l'information temporelle durant l'apprentissage. Contrairement aux classifieurs statiques, les classifieurs dynamiques (exemple les Modèles de Markov cachent [54]), l'information temporelle qui existe dans le signal EEG est prise en compte durant la classification.

- Régularisation : La régularisation consiste à limiter le problème de sur apprentissage. Les méthodes de régularisation peuvent être qualifiées d'actives, car elles ne cherchent pas à limiter la complexité du réseau, mais elles contrôlent la valeur des poids pendant L'apprentissage.

III.3.2. Les méthodes de classification destinées pour les ICMs

Cette section est consacrée à la présentation d'un ensemble de méthodes de classification Utilisées dans le contexte des ICMs.

III.3.2.1. Analyse Discriminante Linéaire

L'Analyse Discriminante Linéaire (Linear Discriminant Analyses (LDA)) est une technique D'analyse discriminante prédictive. Cette méthode permet de prédire l'appartenance d'un Échantillon à une classe déjà prédéfinie a priori par un ensemble de caractéristiques. D'une Manière plus pratique, cette méthode cherche à trouver une projection des données d'origine sur un espace plus réduit (lignes, hyperplans ou hyper cubes) pour que les échantillons de différentes classes soient bien séparés. LDA est une technique rapide, simple à implémenter, à comprendre et fournit de bons Résultats surtout sur des données linéairement séparables. En conséquence, elle a été Largement utilisée dans la communauté des ICMs plus précisément dans l'imagerie motrice [55, 56, 57, 58], P300 [59], les ICMs asynchrones [60] et multi classes [61].

III.3.2.2. Séparateur à Vaste Marge

Les séparateurs à vaste marge (en anglais Support Vector Machine, SVM) sont un ensemble De techniques d'apprentissage supervisé destinées à résoudre des problèmes de discrimination et de régression. Les SVM sont une généralisation des classifieurs linéaires. Les SVM ont été développés dans les années 1990 à partir des considérations théoriques de Vladimir Vapnik sur le développement d'une théorie statistique de l'apprentissage : la théorie de VapnikChervonenkis [62]. Les SVM ont rapidement été adoptés pour leur capacité à travailler avec des données de grandes dimensions, le faible nombre d'hyper paramètres, leurs garanties théoriques, et leurs bons résultats en pratique.

Les SVM ont été appliqués à de très nombreux domaines (bio-informatiques, recherche D'information vision par ordinateur finance…) [63]. Selon les données, la performance des

Machines à vecteurs de support est de même ordre, ou même supérieure, à celle d'un réseau de neurones ou d'un modèle de mélanges gaussiens.

III.3.3.3. Chaine de Marcov Cachée

Le modèle de Markov cache (HMM) est un outil puissant pour la modélisation statistique des séquences génératives qui peut être caractérise par un processus sous-jacent générant une séquence observable. Les HMMs ont été appliques dans de nombreux domaines lies au Traitement du signal en particulier en traitement de la parole [62]. Les HMMs connaissent Actuellement un net regain d'intérêt dans le dans le domaine des ICMS, Plusieurs travaux ont utilisé la méthode de classification HMM dont [63, 64, 65].

III.4. Enjeux actuels des ICMs et problématique du choix des méthodes adéquates

Comme nous venons de voir dans les sections précédentes, de nombreuses méthodes et Approches ont été appliquées dans la conception des ICMs. Mais il apparait néanmoins que les ICMS sont assez loin d'être robuste pour que leurs développements dans la vie quotidienne soit possible. Plusieurs Algériens sont touchés directement ou indirectement par une maladie du cerveau. D'ailleurs, ces maladies neuro-dégénératives graves deviendront bientôt une des premières causes de mortalité dans le monde. Malheureusement, l'utilisation d'un tel système comme l'ICM destine pour les personnes atteintes de ces maladies reste, extrêmement négligeable en Algérie. Cependant, pourrions-nous mettre au point un système d'acquisition qui permet de capter l'activité cérébrale sur chaque zone du cerveau tout en gardant résolution temporelle très exacte proche de la milliseconde, et concevoir une ICM lisant chacune de nos pensées sans délai ? La réponse à une telle question reste néanmoins un peu difficile car l'utilisation de l'ICM est jusqu'à présent affrontée à plusieurs contraintes. Le rapport signal sur bruit des signaux EEG, que nous utilisons et qui sont les plus répandus dans la conception des ICMs, est généralement faible et difficile à l'interpréter correctement. En plus, la conception de l'ICM touche plusieurs domaines divers tels que le traitement de signal, la neurophysiologie et l'apprentissage artificiel. Pour bien maitriser un système ICM il faut collecter le savoir de plusieurs connaisseurs et experts de chaque domaine. Rien n'est moins sûr, l'étude du cerveau et de son fonctionnement ne nous sont encore relativement pas très clair, plus précisément l'analyse du signal qu'il le produit est confrontée à plusieurs chalenges : par Exemple réussir à traduire exactement l'imagerie motrice produite par le sujet. En outre,

il est difficile pour qu'un sujet réalise une tâche mentale stable au cours du temps. Les problématiques de la thèse peuvent s'énoncer comme

-L'étude des phénomènes neurophysiologiques correspondants à l'imagerie motrice.

- L'étude du signal EEG adapte à l'imagerie motrice effectuée par le sujet. Cette étude se fait Par le choix des meilleures méthodes d'extraction de caractéristiques et de classifications pour Mieux traduire le phénomène neurophysiologique en commande bas niveau.

III.5. Résultats de la classification

Nous avons fait une analyse de base de données pour plusieurs personnes afin d'examiner leurs cellules cérébrales en utilisant le programme Matlab et en utilisant une technique transformée ondelette Le résultat est les images présentées ci-dessous fig. (1.2.3.4.5.67.8.9)

Dans la conduite d'une recherche, plusieurs étapes sont réaliséescomme méthodologie de recherche. Le premier pasla première chose à faire est

Collecte de données secondaires ; où faire collecte de données basée sur une étude de la littérature et observation scientifiqueCollecte de données primaires, là où elle est effectuée collecte de données basées sur des observations et des observations directement avec Matlab Le processus d'analyse des données, basé sur les deux étapes initiales, le processus d'analyse des données combine 2 conclusions et les résultats des observations issues de l'observation directe avec des données secondaire qui a été arrangé de cette manière. De plus, ce qui suit est un organigramme de traitement du signal de la collecte de données primaires.

Procédure :

Les différents signaux EEG sont collectés sous forme de forme ensembles de données dans MATLAB ;

Résultats et analyse

En utilisant Matlab, le programme suivant utilisé dans le calcul et l'analyse des signaux sur L'électroencéphalographe réalisé avec analyse empirique ci-dessus.

Alors voici les résultats des mesures effectuées sur la base d'un échantillonnage de données sur une échelle de mesure avec les résultats suivants en plaçant les données de mesure sur la base d'un échantillonnage de données 1 où :

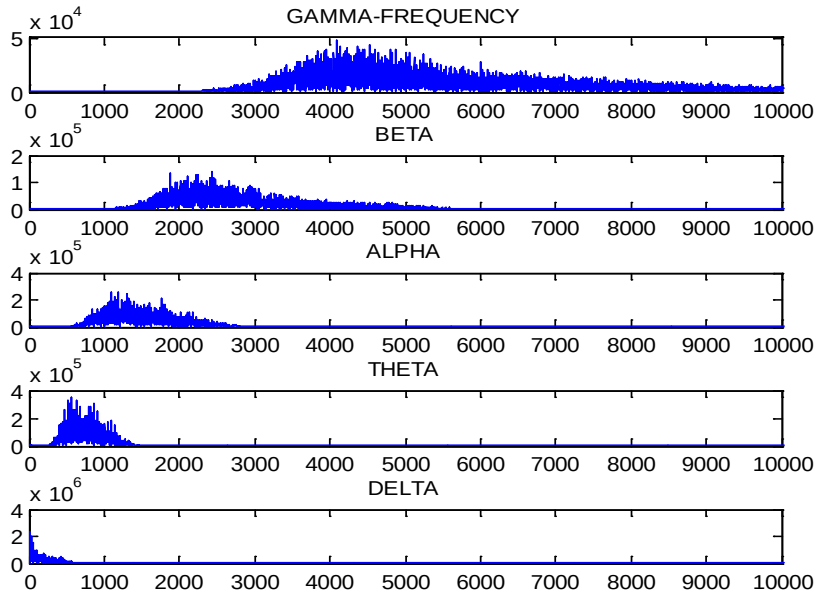
Gamma : Le maximum se produit à 45.00 Hz.

Beta : Le maximum se produit à 35.00 Hz.

Alpha : Le maximum se produit à 19.000000 Hz.

Thêta : Le maximum se produit à 7.000000 Hz.

Delta : Le maximum se produit à 2.000000 Hz.



La figureIII.1. signal de sortie de la fréquence d'onde EEG.

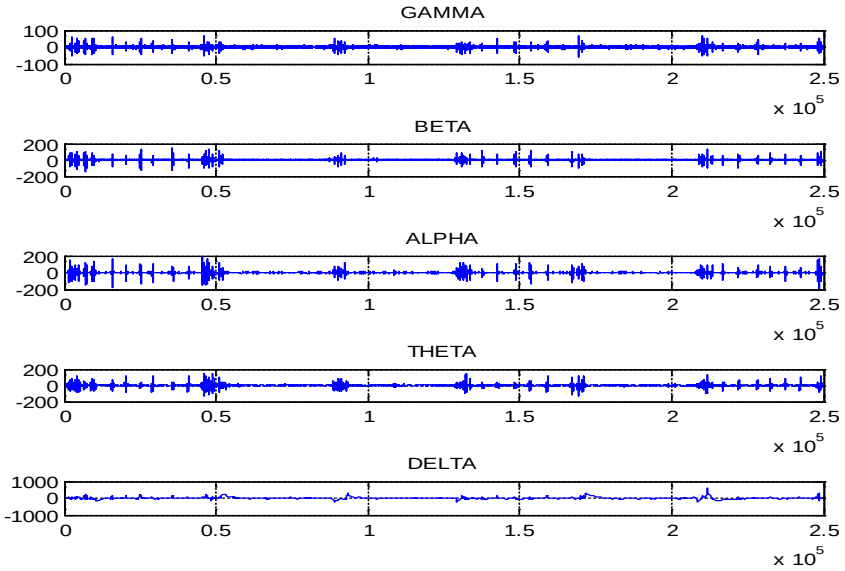


Figure III.2signal de sortie de la fréquence d'onde EEG dans le domaine temporel.

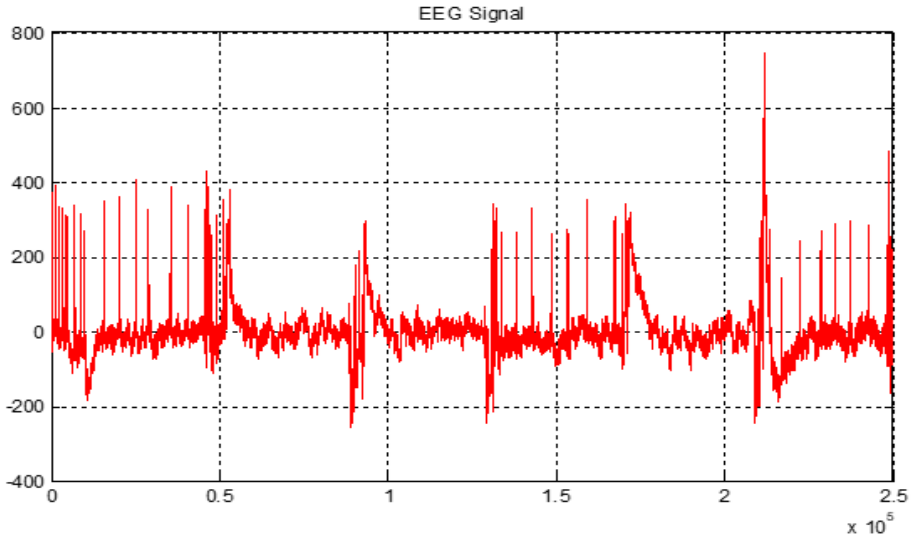


Figure III.3 signal EEG de la fréquence des ondes cérébrales.

Puis en comparant les 2èmes données, à savoir les données d'onde d'échantillonnage chez les patients souffrant d'apnée du sommeil :

Gamma : Le maximum se produit à 45.00 Hz.

Beta : Le maximum se produit à 35.00 Hz.

Alpha : Le maximum se produit à 19.000000 Hz.

Thêta : Le maximum se produit à 7.000000 Hz.

Delta : Le maximum se produit à 1.000000 Hz.

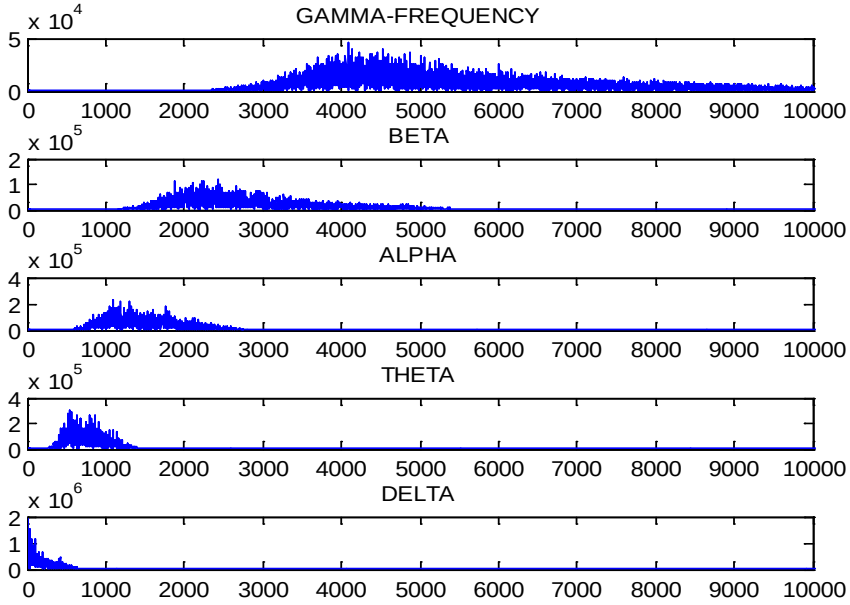


Figure III.4 signal de sortie de l'EEG est-il la fréquence des ondes apnée du sommeil.

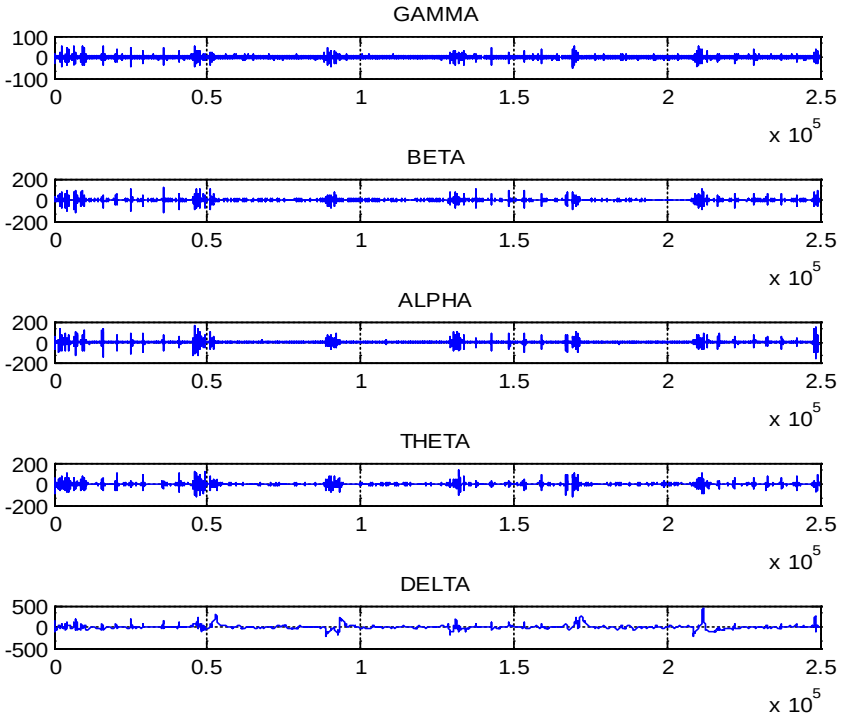


Figure III.5 signal de sortie de l'EEG est-il la fréquence des ondes domaine temporel de l'apnée du sommeil.

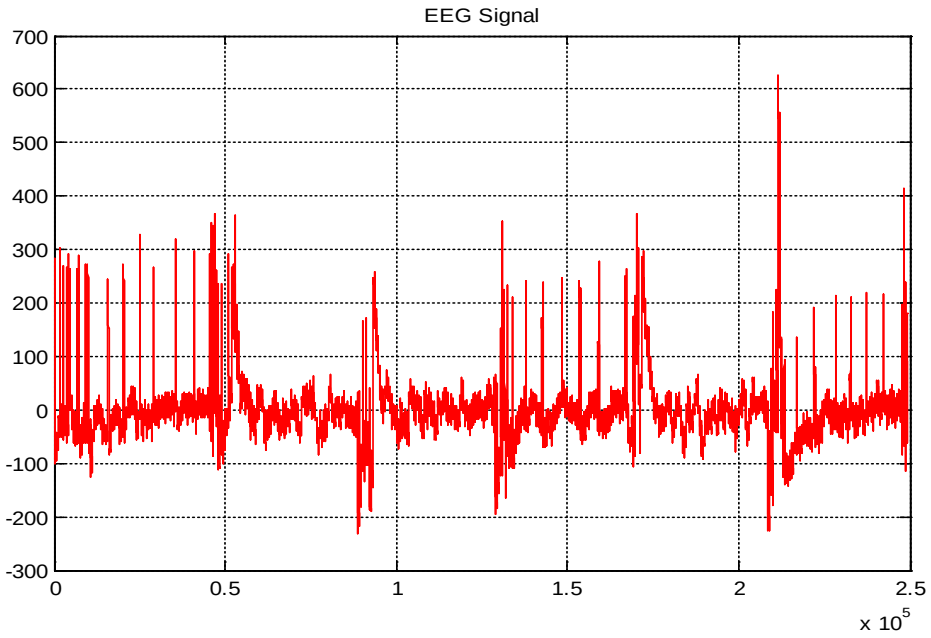


Figure III.6 signal EEG de la fréquence des ondes cérébrales apnée du sommeil.

Puis en comparant la 3ème donnée, à savoir échantillonnage des données d'onde chez lespatients souffrant de dépression légère :

Gamma : Le maximum se produit à 47.00 Hz.

Beta : Le maximum se produit à 31.00 Hz.

Alpha : Le maximum se produit à 19.000000 Hz.

Thêta : Le maximum se produit à 7.000000 Hz.

Delta : Le maximum se produit à 2.000000 Hz

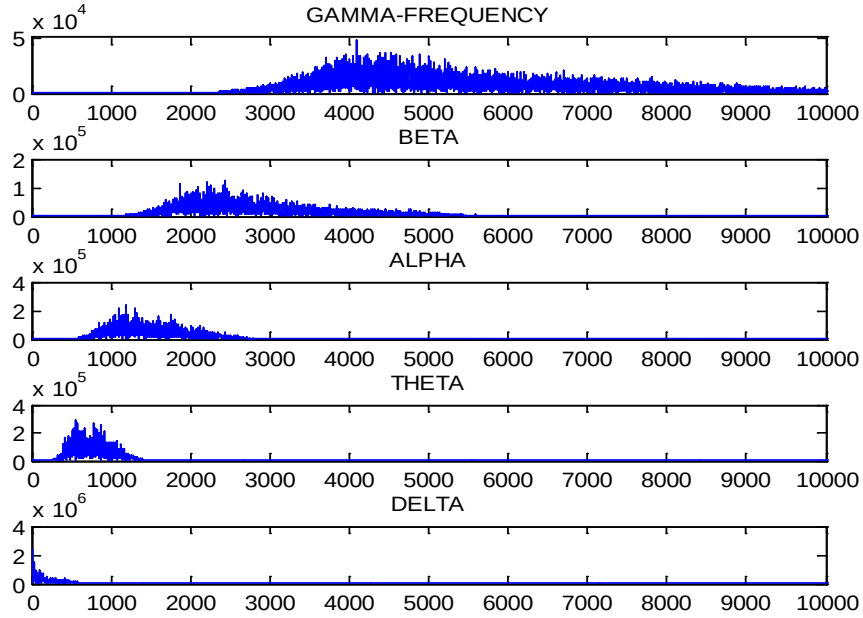


Figure III.7 signal de sortie de la fréquence d'onde EEG est-il légèrement déprimé.

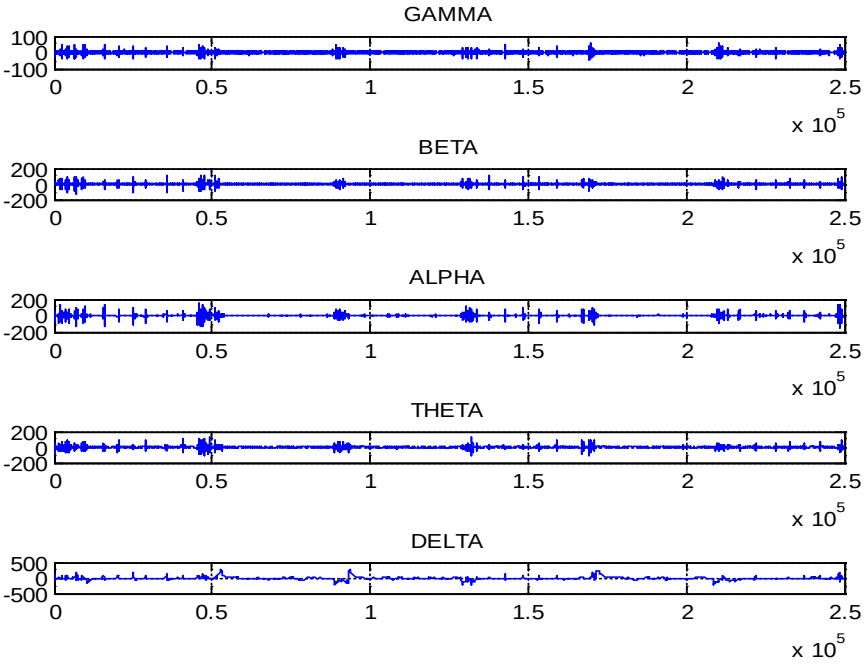


Figure III.8 signal de sortie de la fréquence d'onde EEG est-il dans le domaine temporel de dépression légère.

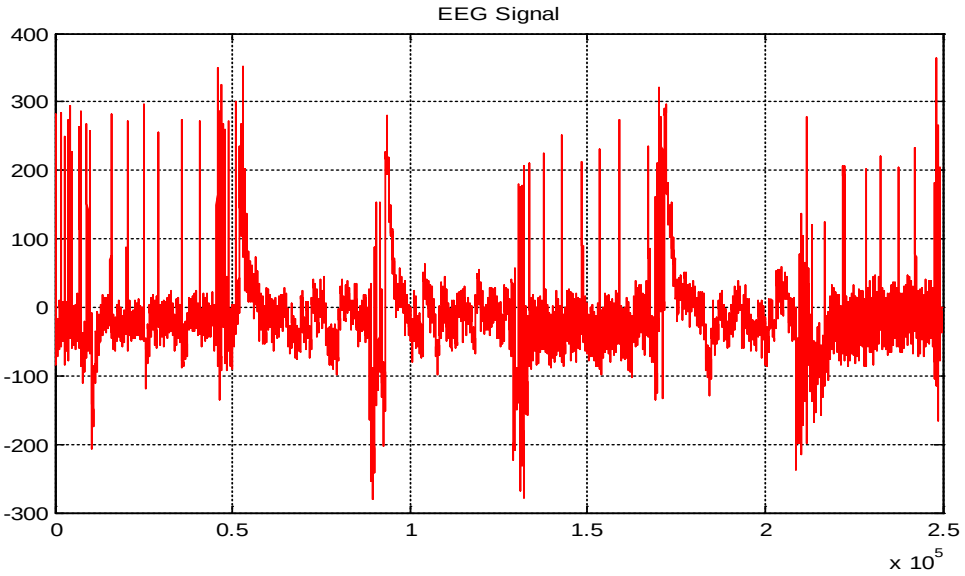


Figure III.9 Est un signal EEG de la fréquence des ondes cérébrales de la dépression légère.

Ainsi, il existe plusieurs différences qui peuvent être comparées à partir des 3 données, que l'on peut voir dans le tableau suivant :

Tableau III.1 État du cerveau dans le trouble dépressif léger.

Taper	Max la fréquence	Condition	Description
Gamma	47 Hz	Plus haut normal	Dansun état de concentration, l'onde est à une fréquence Sur Normal ou cerveau travaillant dur
Beta	31 Hz	Soufflet normal	Dans Etat Engageant OùProblème Résolution, fréquence En dessous de Normal où Nonoptimal
Alpha	19 Hz	Normal	DansEtatrelaxation Vaguela fréquence Ordinaire
Thêta	7 Hz	Normal	DansEtatrêver Vaguela fréquence Ordinaire
Delta	2 Hz	Normal	Condition dans Etat sommeil profond Toutefois réaction cérébrale surmené Pour que vague La peine Ordinaire

Tableau III.2 État cérébral dans le trouble dépressif majeur.

Taper	Max la fréquence	Condition	Description
Gamma	45 Hz	Plus haut Normal	DansEtatconcentration, vague Est àla fréquence Surnormaloule cerveau fonctionne Dur
Beta	35 Hz	Soufflet normal	DansEtatengageant Ouproblèmerésoudre, la fréquence En dessous de lanormale ou pas Optimal
Alpha	19 Hz	Normal	Dans un état de détentefréquence d'ondeOrdinaire
Thêta	7 Hz	Normal	Dans un état de rêve Fréquence d'onde Norme
Delta	1 Hz	Normal	ConditionDans un état de sommeil profond vaut Soufflet Normal

III.6. Conclusion

Les progrès rapides de la technologie biomédicale pour l'analyse des signaux biomédicaux constituentun domaine de recherche important. Une de ces technologies est l'électroencéphalogramme (EEG), qui mesure le potentiel du cerveau pour aider les personnes handicapées et obtenir un diagnostic précis de la maladie. L'EEG enregistre les ondes cérébrales par rapport à la fréquence en plaçant des électrodes métalliques sur la peau tête. Cet article décrit l'importance et la catégorisation des signaux EEG et leurs caractéristiques dans diverses circonstances. Il se concentre également sur les paramètres expérimentaux, les matériaux et les méthodes utilisés dans l'analyse EEG par cette méthode XDFT. L'utilisation du logiciel Matlab et d'études empiriques avec des calculs xdft permet à la recherche d'obtenir facilement l'analyse des ondes et la densité des ondes nécessaires pour obtenir la fréquence de crête et l'interprétation des ondes.

Conclusion générale

CONCLUSION GÉNÉRALE

Nous avons introduit une approche basée sur la reconnaissance de formes pour la classification Tâches cognitives utilisant des signaux EEG. DWT a été appliqué aux signaux EEG de diviser. Les résultats de la classification étaient proches de l'étude précédente de L'ensemble de données s'ajoute aux travaux antérieurs effectués sur l'ensemble de données Jeu de données II. Les résultats expérimentaux valident le schéma proposé. Ces résultats indiquent une Potentiel prometteur pour appliquer la méthode à des ensembles de données cliniques tels qu'Un additif utile pour faire la distinction entre les schémas EEG normaux et anormaux, car ils sont Capables de gérer les variations des signaux EEG non stationnaires via une fonction Localisation DWT. Enfin, dans cette étude, les techniques DWT ont été combinées avec les techniques FDA et.PCA fournit une puissante approche d'extraction de caractéristiques pour la classification des tâchesCognitif utilisant les signaux EEG

Au cours des travaux de cette thèse,Nous nous sommes intéresses durant ce travail de thèse aux interfaces cerveau machine non invasives utilisant des mesures de l'activité cérébrale par électroencéphalographie (EEG) et plus précisément aux ICM basées sur l'imagination d'actions motrices.

Pour les travaux futurs, les mêmes expériences doivent être effectués à d'autres sujets de comprendre comment il généralise à travers des sujets puisque l'objectif est de trouver un ensemble de prétraitement des mesures qui peuvent appliquer à tout nouvel objet pour une augmentation des performances. Dans le même sens, ce travail doit être répété avec d'autresclassificateurs comme l'analyse discriminante linéaire (LDA) ou les réseaux de neurones afin de déterminer si les résultats se généralisent ainsi à d'autres classificateurs.

En général, ces résultats indiquent un ensemble complet automatisés d'étapes prétraitement designal EEG qui peuvent le mieux augment la performance de signal, et aussi les ICMSnécessitent l'utilisation de méthodes d'apprentissage statistique pour la reconnaissance de signaux. Il est possible d'imaginer un grand nombre de taches motrices différentes pourcontrôler une ICM. Certaines taches étant mieux discriminées que d'autres, il est importantd'utiliser des taches adéquates. Malheureusement les taches qui permettent le meilleurcontrôle ne sont pas identiques pour tous les sujets.

REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES

REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES

[1] Y.A. Larnene, ‘’Analyse de la crise épileptique à partir du signal Electroencéphalographie (EEG) de surface’’, mémoire de magister, université de SKIKDA, Algérie, 2007

[2] K. Nidal, A.S. Malik, ‘’EEG/ERP Analysis « methods and applications »’’, CRC Press Taylor & Francis Group, 2015, ISBN: 978-1-4822-2471-9. USA.

[3] J.B. Ochoa. ‘’EEG Signal Classification for Brain Computer Interface Applications’’, école polytechnique fédérale de Lausanne, 2002.

[4] P. Rondot, J. Gaches et C. sebban. ' Cartographie EEG. Méthodologie et applications cliniques'. FRISON-ROCHE, 1987, pp, 23.

[5] http://www.neurosoft.ru/eng/product/neuron-spectrum-5/.

[6] http://www.cinq.ulaval.ca/EEG consulté janvier 2018.

[7]https://lnc.univ-amu.fr/fr/techniques-utilisees consulté janvier 2018.

[8]https://server.nitrado.netlfre/news2/view/realitevirtuelleemotiv/ ?f=index/mode:O/page : 1.

[9] EEG in Epilepsy: CUITent Perspectives, M. Sundaram, R.M. Sadler, G.B. Young and N. Pillay [10] Millet, D. 2001 « Hans Berger: from psychic energy to the EEG ». Perspectives in biology and medicine 44 (4): 522-542

[11] https://e.maxicours.com/img/4/4/3/1/443187.jpg consultéJuillet 2018.

[12] https://www.diytdcs.com/media/Ol0_EEG_standard.gif consulté juillet 2018.

[13] K. Nidal, A.S. Malik, ‘’EEG/ERP Analysis « methods and applications »’’, CRC Press Taylor & Francis Group, 2015, ISBN: 978-1-4822-2471-9. USA.

[14] Murugappan, M., Rizon, M., Nagarajan, R. et Yaacob, S. (2009a) Inférence des états d'émotion humaine à l'aide d'EEG multicanal. International Journal of Soft Computing and Applications (IJSCA), EURO Journals, Royaume-Uni. (Accepté)

[18] Grega Repovs Dealing with Noise in EEG Recording and Data Analysis Research Review Paper.2010, University of Ljubljana: Ljubljana. 2010.

[15] Russell, J.A. (1980) Un modèle Circumplex d'affect. Journal of Personnalité and Social Psychology, 39 (6), 1161-1178.

[16] Lang. P.J. (1995) La sonde émotionnelle : études de motivation et d'attention. Psychologue américain, 50 (5), 372- 385.

[17] Danny, O.B. (2008) Détection automatisée des artefacts dans le flux cérébral. Rapport technique, 1-8.

[18] Grega Repovs Dealing with Noise in EEG Recording and Data Analysis Research Review Paper.2010, University of Ljubljana: Ljubljana. 2010.

[19] Luck S: An Introduction to the Event-Related Potential Technique. Cambridge, MA 2005: MIT Press.

[20] Removal of ocular artifact from the EEG: a review. Neurophysiologie clinique 2000 ; 30(1) : 5-19

[21] Vialatte F. B. Modélisation en bosses pour l'analyse de motifs oscillatoires reproductibles dans l'activité de populations neuronales : applications à l'apprentissage olfactif chez l'animal et à la détection précoce de la maladie d'Alzheimer. Thèse de doctorat, Université Paris 6 Pierre et Marie Curie -Neurosciences. 2006.

[22] Tzallas A. T., Tsipouras M. G. and Fotiadis D. I. Automatic seizure detection based on time-frequency analysis and artificial neural networks. Computational Intelligence and Neuroscience. 2007.

[23] Polat K. and Gunes S. A novel data reduction method: Distance based data reduction and its application to classification of epileptiform EEG signals. Applied Mathematics and Computation, 200(1), 10-27. 2008.

[24] Subasi A. Signal Classification using wavelet feature extraction and a mixture of expert model. Expert Systems with Applications, 32(4), 1084-1093. 2007.

[25] Ubeyli E. D. Lyapunov exponents/probabilistic neural networks for analysis of EEG signals. Expert Systems with Applications 37, 985-992. 2010.

[26] Adeli H., Zhou Z. and Dadmehr N. Analysis of EEG records in an epileptic patient using wavelet transform. Journal of Neuroscience Method. 123(1). 2003.

[27] Güler NF., Übeyli E.D. and Güler I. Recurrent neural networks employing Lyapunov exponents for EEG signal classification. Expert System with Applications. (29)3. 2005.

[28] Acharya U.R., VinithaSree S., Alvin A.P.C and Suri J.S. Use of principal component analysis for automatic classification of epileptic EEG activities in wavelet framework. Expert System with Applications. 39(10). 2012.

[29] Lo M-T, Tsai P-H, Lin P-F, Lin C, and Hsin Y-L. "The Nonlinear and nonstationary Properties in EEG Signals: Probing the Complex Fluctuations by Hilbert-Huang Transform". Advances in Adaptive Data Analysis, 1:461–482, 2009.

[30] Wolpaw. "Brain' "A computer interfaces for communication and control.". Clinical Neurophysiology, 113(6) :767–791, June 2002.

[31] Lotte F, Congedo M, L'ecuyer A, Lamarche F, and Arnaldi B. "A review of classification algorithms for EEG-based brain computer interfaces.". Journal of neural engineering, 4(2): R1- R13, June 2007.

[32] Penny W.D and Roberts S.J. "EEG-based communication via dynamic neural network models.". In International Joint Conference on Neural Networks, pages 3586—-3590, 1999.

[33] Lemm S, Schafer C, and Curio G. "BCI Competition 2003–Data set III : probabilistic modeling of sensorimotor mu rhythms for classification of imaginary hand movements. ". IEEE Trans Biomed Eng.51(6), 2004.

[34] Obermaier B, Guger C, Neuper C, and Pfurtscheller G. "Hidden Markov models for online classification of single trial EEG data.". Pattern Recognition Letters, 22(12):1299-1309, October 2001.

[35] Hoffmann U, Mesin V-J, Ebrahimi T, and Diserens K. "An efficient P300-based brain computer interface for disabled subjects.". Journal of neuroscience ethods, 167(1):115-25, January 2008.

[36] Schloegl A, Lugger K, and Pfurtscheller G. "Using adaptive autoregressive parameters for a brain-computer-interface experiment.". In Proceedings 19th International Conference IEEE/EMBS, pages 1533-1535, 1997.

[37] Hjorth B. "EEG analysis based on time domain properties.". Electroencephalography and Clinical Neurophysiology, 29(3):306-310, 1970.

[38] Niedermeyer E and Da Silva F L. "Electroencephalography: basic principles, clinical applications, and related fields". Lippincott Williams & Wilkins, 3rd edition, 1993.

[39] Jansen B.H, Bourne J.R, and Ward J.W. "Autoregressive estimation of short segment spectra for computerized EEG analysis.". Biomedical Engineering, IEEE Transactions on, pages 630-638, 1981.

[40] Gao X, Xu D, Cheng M, and Gao S. "A BCI-based environmental controller for the motion-disabled.". IEEE transactions on neural systems and rehabilitation engineering: a publication of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, 11(2):137-40, June 2003.

[41] McFarland D J, Lefkowicz A T, and Wolpaw JR. "EEG-based brain "A icomputer interface (BCI) with digital signal processing technology. ". behav. res. meth. Instrumcomput, 29:337-345, 1997.

[42] Pfurtscheller G, Neuper C, Flotzinger D, and Pregenzer M. EEG-based discrimination between imagination of right- and left-hand movement. Electroencephalography and Clinical Neurophysiology, 103(6) :642-651, December 1997.

[43] Trad D, Al-ani T, Monacelli E, Jemni M, and Delaplace S. "Feature extraction based on empirical mode decomposition and band power approaches for motor imagery tasks classification.". IADIS International Conference Interfaces and Human Computer Interaction, 2011.

[44] Trad D, Al-ani T, Monacelli E, Jemni M, and Delaplace S. "Nonlinear and nonstationary framework for feature extraction and classification of motor imagery.". Rehabilitation Robotics (ICORR), IEEE International Conference on, pages 1-6, 2011.

[45] Guger C, Daban S, Sellers E, Holzner C, Krausz G, Carabalona R, Gramatica F, and Edlinger G. "How many people are able to control a P300-based brain- computer interface (BCI)?". Neuroscience letters, 462(1):94-8, October 2009.

[46] Palaniappan R. "Brain computer interface design using band powers extracted during mental tasks.". Neural Engineering, 2005. Conference Proceedings. 2nd International IEEE EMBS Conference on, pages 321-324, 2005.

[47] Jacobsen E and Lyons R. "the sliding DFT.". IEEE Signal Processing Magazine, 20(2):74-80, March 2003.

[48] Grossmann A and Morlet J. "Decomposition of Hardy Functions into Square Integrable Wavelets of Constant Shape. ". J. Math. Anal., 15:723-736, 1984.

[49] Qin L and He B. "A wavelet-based time-frequency analysis approach for classification of motor imagery for brain-computer interface applications.". Journal of neural engineering, 2(4):65-72, December 2005.

[50] Xu B. "Pattern Recognition of Motor Imagery EEG using Wavelet Transform.". Journal of Biomedical Science and Engineering, 01(01):64-67, 2008.

[51] Hsu W-Y and Sun Y-N. "EEG-based motor imagery analysis using weighted wavelet transform features.". Journal of neuroscience methods, 176(2) 310-8, January 2009.

[52] Ng A and Jordan M. "On generative vs. discriminative classifiers: A comparison of logistic regression and naive bayes". In Proceedings of Advances in Neural Information Processing.,2002.

[53] Rubinstein Y D and Hastie T. "Discriminative vs Informative Learning.". In Proceedings of the Third International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, pages 49-53, 1997.

[54] Rabiner L. R. "A tutorial on hidden Markov models and selected applications in speech recognition.". Proceedings of the IEEE, 1990.

[55] Hsu W-Y. "EEG-based motor imagery classification using enhanced active segment selection and adaptive classifier.". Computers in Biology and Medicine, 41 :633-639, 2011.

[56] Trad D, Al-ani T, Monacelli E, and Delaplace S. "Nonlinear and nonstationary framework for feature extraction and classification of motor imagery.". IEEE International Conference on Rehabilitation Robotics Rehab Week Zurich, 2011.

[57] Lugger K, Flotzinger D, Schlogl A, Pregenzer M, and Pfurtscheller G. Feature extraction for on-line EEG classification using principal components and linear discriminants. Medical and Biological Engineering and Computing, 36(3):309– 314, 1998.

[58] Pfurtscheller G and Neuper C. "Motor imagery and direct brain-computer communication.". Proceedings of the IEEE, 89(7):1123–1134, July 2001.

[59] Bostanov V. "BCI Competition 2003-Data sets Ib and IIb feature extraction from event-related brain potentials with the continuous wavelet transform and the t-value scalogram.". IEEE transactions on bio-medical engineering, 51, 2004.

[60] Scherer R, Muller G R, Neuper C, Graimann B, and Pfurtscheller G. "Anasynchronously controlled EEG-based virtual keyboard improvement of the spelling rate.". IEEE transactions on bio-medical engineering, 51(6):979-84, June 2004.

[61] Garrett D, Peterson DA, Anderson CW, and Thaut MH. "Comparison of linear, nonlinear, and feature selection methods for EEG signal classification.". IEEE Trans Neural SystRehabilEng, 11:141-144, 2003.

[62] Rabiner L.R. "A tutorial on hidden Markov models and selected applications in speech recognition.". Proceedings of the IEEE, 77(2):257-286, 1989.

[63] Obermaier B, Guger C, Neuper C, and Pfurtscheller G. "Hidden Markov models for online classification of single trial EEG data.". Pattern Recognition Letters, 22(12):1299-1309, October2001.

[64] Lee H and Choi S. "PCA+HMM+SVM for EEG pattern classification.". In Seventh International Symposium on Signal Processing and Its Applications, 2003. Proceedings., volume 1, pages 541-544 vol. 1. IEEE, 2003.

[65] Yan T, Tang J, Andong G, and Wang W. "Classifying EEG Signals Based HMM- AR.". In 2nd International Conference on Bioinformatics and Biomedical Engineering, number 4, pages 2111-2114. IEEE, May 2008.