

# Table des matières

Sommaire .....	II
Abstract.....	IV
Remerciements .....	VI
Liste des figures.....	IX
Listes des tableaux .....	XIII
<b>Chapitre 1 : Introduction .....</b>	<b>1</b>
<b>1.1 Quelques faits .....</b>	<b>1</b>
<b>1.2 Objectif et hypothèses .....</b>	<b>2</b>
<b>Chapitre 2 : Revue de littératures .....</b>	<b>3</b>
<b>2.1 Introduction.....</b>	<b>3</b>
2.2.1 Effets sur le cerveau humain .....	3
2.2.2 Effets sur la conduite .....	4
<b>2.3 Electroencéphalographie EEG.....</b>	<b>4</b>
2.3.1 Activités d'un neurone.....	4
2.3.2 Signaux EEG – principe et définition.....	5
2.3.3 Bandes de fréquences-ondes cérébrales .....	9
2.3.4 Données .....	11
<b>2.4 Test de mémoire n-back .....</b>	<b>12</b>
2.4.1 Définition .....	12
2.4.2 Domaine d'utilisation / d'usage .....	13
<b>2.5 Traitement de signaux .....</b>	<b>14</b>
2.5.1 Notion de bruits dans les signaux .....	14
2.5.2 Analyse en composantes indépendantes des données (ICA).....	16
2.5.3 Transformée en ondelettes et transformée de Fourier .....	20
2.5.4 PSD (power spectral Density) .....	22
2.5.5 ERP (Event-related potential).....	26
<b>2.6 Différentes approches de classification de signaux EEG.....</b>	<b>27</b>
2.6.1 Interface cerveau-ordinateur - vue d'ensemble .....	28
2.6.2 Réseau de neurones artificiels .....	28
2.6.3 SVM (support vector machine).....	31
<b>2.7 Conclusion .....</b>	<b>33</b>
<b>Chapitre 3 : Méthodes expérimentales.....</b>	<b>34</b>

<b>3.1 Introduction</b> .....	34
<b>3.2 Emotiv Epoc + multi Channel</b> .....	34
<b>3.3 Openvibe</b> .....	35
<b>3.3.1 Acquisitions de signaux</b> .....	37
<b>3.3.2 Enregistrement des signaux EEG</b> .....	39
<b>3.4 MATLAB</b> .....	40
<b>3.4.1 EEGLAB</b> .....	41
<b>3.4.2 Traitement des signaux- Brainstorm</b> .....	45
<b>3.5 Classification des signaux EEG</b> .....	51
<b>3.5.1 Réseau de neurones artificiels</b> .....	52
<b>3.5.2 Support vector machine (SVM)</b> .....	53
<b>3.6 Automatisation de la classification des signaux EEG pour la détection de facultés affaiblies dû à la consommation d'alcool et de drogues</b> .....	54
<b>3.7 Conclusion</b> .....	61
<b>Chapitre 4 : Résultats obtenus et discussion</b> .....	62
<b>4.1 Introduction</b> .....	62
<b>4.2 Puissance des signaux</b> .....	62
<b>4.3 Observations</b> .....	66
<b>4.4 Résultats de la classification des signaux EEG</b> .....	68
<b>4.5 Conclusion</b> .....	77
<b>Chapitre 5 : Conclusion</b> .....	78
<b>Références</b> .....	80

## Liste des figures

Figure 1 Structure d'un neurone [5] .....	5
Figure 2 Bonnet traditionnel avec grille d'électrodes à gauche, et à droite nouveau type de casque a 14 électrodes (Emotiv epoc +) .....	6
Figure 3 Cartographie cérébrale fonctionnelle de base .....	7
Figure 4 Le système 10-20 - Positionnement normalisé des électrodes sur le cuir chevelu pour les mesures EEG (Immara, n.d).....	7
Figure 5 L'EEG du premier sujet avant avoir fumé, l'axe verticale représente les signaux capturés de chaque électrodes et l'axe horizontale représente le temps(ms) [4].....	8
Figure 6 L'EEG du premier sujet après avoir fumé, l'axe verticale représente les signaux capturés de chaque électrodes et l'axe horizontale représente le temps(ms) [4].....	8
Figure 7 Les cinq bandes de fréquences [8].....	9
Figure 8 Les 5 bandes de fréquences principales et leurs relations.....	11
Figure 9 Signal EEG d'une forme d'onde de clignement d'œil enregistré en utilisant le Neurosky Mindwave headset.....	12
Figure 10 Exemples de modèles d'artefacts IC similaires malgré les différentes configurations de canaux EEG. Première rangée : images IC issues d'une configuration à 25 canaux ; deuxième rangée : images IC issues d'une configuration à 30 canaux [15].....	18
Figure 11 Quinze secondes de données EEG sur 9 canaux (sur 100) du cuir chevelu (panneau supérieur) avec activités de 9 (sur 100) composants indépendants (CI, panneau inférieur).....	19
Figure 12 Fonction de base de l'ondelette Morlet.....	22
Figure 13 Densité du spectre de puissance de l'onde thêta d'une personne normale (rouge) et d'une personne alcoolique (bleue), l'axe verticale représente la puissance et l'axe horizontale représente le temps [20].....	23
Figure 14 Densité du spectre de puissance de l'onde alpha d'une personne normale (rouge) et d'une personne alcoolique (bleue), l'axe verticale représente la puissance et l'axe horizontale représente le temps [20].....	23
Figure 15 Densité du spectre de puissance de l'onde beta d'une personne normale (rouge) et d'une personne alcoolique (bleue), l'axe verticale représente la puissance et l'axe horizontale représente le temps [20].....	24
Figure 16 Les canaux EEG ont été regroupés en huit régions. Les électrodes médianes ont été exclues des analyses. ....	25

Figure 17 Puissance spectrale à travers les régions et les bandes de fréquences. ....	25
Figure 18 Potentiel de réponse évoqué par l'échantillon en réponse à une tonalité cible (70 dB. 2 kHz) et tonalité cible (70 dB. 2 kHz) et tonalité non-cible (70 dB, 1 kHz). L'onde P300 n'est clairement visible qu'après la présentation de la tonalité cible (Lukas et al., 1990).....	26
Figure 19 Potentiel évènementiel (a) amplitude P300 à 300 ms. (b) Activation de P300 dans les régions du cerveau Centro-pariétales. ....	27
Figure 20 Réseau de neurones : 2 neurones d'entrée, 3 neurones de couche cachée et 2 neurones de sortie. Les neurones sont également appelés nœuds et les lignes entre les nœuds sont appelées synapses [13].....	29
Figure 21 Neurone dans un réseau de propagation à réaction. $f$ est la fonction d'activation [13]. ...	30
Figure 22 Illustration d'un classificateur de machine à vecteurs de support. ....	32
Figure 23 Emplacement des 14 électrodes sur le cuir chevelu. (Emotiv epoc+).....	34
Figure 24 Qualité de contact des électrodes-Emotiv control panel. ....	35
Figure 25 Workflow du logiciel OpenVibe [38]. ....	36
Figure 26 Openvibe acquisition server.....	37
Figure 27 Scénario d'acquisition et d'enregistrement de signaux EEG.....	37
Figure 28 Test n-back visuel [23]. ....	38
Figure 29 Signaux bruts d'un sujet en état normal. ....	39
Figure 30 Signaux bruts d'un sujet en facultés affaiblies. ....	39
Figure 31 Exemple d'enregistrement de signaux sur un fichier CSV. ....	40
Figure 32 Schéma proposé pour l'extraction des caractéristiques et la classification des signaux EEG.....	41
Figure 33 Exemple de décomposition utilisant l'algorithme ICA. ....	43
Figure 34 Composant représentant un artefact lié au clignement d'œil.....	43
Figure 35 Composant représentant un artefact lié à la contraction de muscle.....	44
Figure 36 Interface EEGLAB présentant les détails du fichier EDF d'un sujet après le rejet d'artefact en utilisant ICA.....	44
Figure 37 Workflow d'extraction de caractéristiques. ....	45
Figure 38 Sujet A : La densité de la puissance spectrale d'un sujet en état normal sur les différentes bandes de fréquences.....	47
Figure 39 Sujet A : La densité de la puissance spectrale d'un sujet en facultés affaiblies sur les différentes bandes de fréquences. ....	47
Figure 40 Transformée en ondelette (wavelet transform) pour le canal AF3.....	48

Figure 41 Moyenne de la transformée en ondelettes des signaux Mean(x).....	49
Figure 42 Déviation standard de la transformée en ondelettes des signaux (std). ....	50
Figure 43 Diagramme d'un algorithme de classification. ....	51
Figure 44 Modèle de classification utilisant l'algorithme de réseau de neurones. ....	53
Figure 45 Modèle de classification utilisant l'algorithme SVM (support vector machine). ....	54
Figure 46 Interface du lancement du serveur d'acquisition Openvibe. ....	55
Figure 47 Interface du lancement du logiciel Openvibe designer. ....	56
Figure 48 Interface du lancement du test n-back. ....	57
Figure 49 Algorithme de prédiction et de classification des signaux EEG. ....	58
Figure 50 Lancement du processus de classification des signaux EEG. ....	59
Figure 51 Affichage des résultats de la classification des signaux EEG. ....	60
Figure 52 Sujet B densité de puissance spectral état normal sur différentes bandes de fréquences. ....	63
Figure 53 Sujet B densité de puissance spectral état facultés affaiblies sur différentes bandes de fréquences. ....	63
Figure 54 Histogramme du test de normalité Shapiro-Wilk (sujet C). ....	64
Figure 55 Histogramme du test de normalité Shapiro-Wilk (sujet B).....	64
Figure 56 PSD sujet B : (a) État facultés affaiblies (b) État normal ....	65
Figure 57 PSD sujet C : (a) État facultés affaiblies (b) État normal ....	66
Figure 58 Sujet B : Puissance des signaux dans la bande de fréquences alpha en bleu, facultés affaiblies en orange état normal, puissance des signaux dans la bande de fréquence beta en gris facultés affaiblies, en jaune état normal.....	67
Figure 59 Sujet C : Puissance des signaux dans la bande de fréquences alpha en bleu, facultés affaiblies en orange état normal, puissance des signaux dans la bande de fréquence beta en gris facultés affaiblies, en jaune état normal.....	67
Figure 60 Courbe ROC des résultats de classification utilisant l'algorithme de réseau de neurones. ....	68
Figure 61 Résultat de classification-Sujet B .....	69
Figure 62 Résultat de classification-Sujet D-Prise 1 .....	69
Figure 63 Résultat de classification-Sujet D-Prise 2 .....	70
Figure 64 Résultat de classification-Sujet B .....	71
Figure 65 Résultat de classification-Sujet E .....	71
Figure 66 Résultat de classification-Sujet F .....	71

<b>Figure 67 Courbe ROC des résultats de classification utilisant l’algorithme SVM (support vector machine).....</b>	<b>72</b>
<b>Figure 68 Résultat de classification-Sujet B .....</b>	<b>73</b>
<b>Figure 69 Résultat de classification-Sujet D-Prise 1 .....</b>	<b>73</b>
<b>Figure 70 Résultat de classification-Sujet D-Prise 2 .....</b>	<b>74</b>
<b>Figure 71 Résultat de classification-Sujet B .....</b>	<b>75</b>
<b>Figure 72 Résultat de classification-Sujet E .....</b>	<b>75</b>
<b>Figure 73 Résultat de classification-Sujet F .....</b>	<b>76</b>

## Listes des tableaux

<b>Table 1 Coefficients de caractéristiques extraites de la densité spectrale de la puissance des différents canaux dans différentes bandes de fréquences. ....</b>	<b>48</b>
<b>Tableau 2 Coefficients des caractéristiques extraites pour 14 secondes d'enregistrement en effectuant la transformée en ondelettes (wavelet transform).....</b>	<b>49</b>
<b>Tableau 3 Ensemble de données d'entraînement des sujets en état facultés affaiblies.....</b>	<b>52</b>
<b>Tableau 4 Ensemble de données d'entraînement des sujets en état normal.....</b>	<b>52</b>
<b>Tableau 5 Fichier des résultats de la classification des signaux EEG. ....</b>	<b>61</b>
<b>Tableau 6 Résultats de la corrélation de Pearson. ....</b>	<b>68</b>
<b>Tableau 7 Résultats de précision et d'exactitude de la classification (réseau de neurones).....</b>	<b>69</b>
<b>Tableau 8 Résultats de la détection de facultés affaiblies chez des sujets en état facultés affaiblies. ....</b>	<b>70</b>
<b>Tableau 9 Résultats de la détection de facultés affaiblies chez des sujets en état normal. ....</b>	<b>72</b>
<b>Tableau 10 Résultats de précision et d'exactitude de la classification (SVM).....</b>	<b>73</b>
<b>Tableau 11 Résultats de la détection de facultés affaiblies chez des sujets en état facultés affaiblies. ....</b>	<b>74</b>
<b>Tableau 12 Résultats de la détection de facultés affaiblies chez des sujets en état normal. ....</b>	<b>76</b>

# Chapitre 1 : Introduction

## 1.1 Quelques faits

La mentalité des gens a beaucoup évolué depuis ces dernières décennies. « La proportion des conducteurs décédés, testés avec une alcoolémie supérieure à la limite permise est en baisse depuis les 25 dernières années ». De plus en plus de sensibilisation et d'éducation est faite pour enseigner les risques et les conséquences de conduire avec des facultés affaiblies [1].

Cependant, « L'alcool au volant est l'une des principales causes de décès au Québec, de 2010 à 2014, on estime qu'annuellement, les accidents dus à l'alcool ont causé en moyenne, 140 décès (33%), 340 blessés graves (18%), 1900 blessés légers (5%) ». On remarque une légère augmentation du taux de décès et de blessés graves comparativement aux années précédentes soit de 2005 à 2009. Ce qui sonne l'alarme afin de mieux contrôler les conducteurs avec les facultés affaiblies [1].

C'est devenu un cauchemar pour les autorités de prévenir ou de réduire ces accidents mortels sur les routes. Mais les efforts des autorités sont en vains. Il est choquant de connaître les résultats de l'étude selon lesquels environ 50% des accidents de la route sont dus à l'alcool au volant dans le monde entier. Tout mécanisme ou dispositif visant à réduire de tels décès serait d'une grande aide [19].

Dans une étude de François Meunier et al., un prototype a été développé afin d'automatiser la détection de facultés affaiblies chez les conducteurs. Celui-ci se base sur la détection du mouvement de la pupille [1]. D'autre part, la conduite en état d'ivresse et ses conséquences dramatiques pourrait être évitées en monitorant les signaux EEG du conducteur.

Bien qu'il y ait un consensus social fort contre la conduite en facultés affaiblies, conduire après avoir consommé de l'alcool est encore une pratique courante mais en baisse, cependant, la consommation de drogues est aussi un problème sérieux chez les conducteurs de véhicule de promenade.

Selon une étude menée par la société d'assurance automobile du Québec (SAAQ) au début des années 2000, la présence d'alcool a été relevée dans près de la moitié (47.5%) de tous les cas chez qui il y avait de présence de drogues [1].

## **1.2 Objectif et hypothèses**

L'objectif de ce mémoire est de faire l'analyse et la classification des signaux EEG chez des personnes en facultés affaiblies versus des personnes en état normal et ce en effectuant une tâche spécifique au moment de l'enregistrement des signaux. Dans notre cas on a utilisé le test n back qui est un test de mémoire connu pour améliorer la mémoire des personnes qui le pratique, comme stimulant. Notre premier objectif étant de voir comment le cerveau réagit à ce test dans différents états. On suppose que la mémoire et le réflexe sont en lien étroit et direct avec les facultés affaiblies et d'après des études, le cannabis, par exemple, influence la mémoire à court terme [2]. C'est justement la mémoire à court terme qui nous intéresse plus précisément vu que notre objectif principal est de savoir ce qui se passe dans le cerveau juste après la consommation d'alcool ou des drogues et non pas ce qui s'y passe à long terme.

Ce mémoire sera divisé en plusieurs parties, en premier lieu on va voir les effets de l'alcool et des drogues sur le cerveau humain, et comment le cerveau humain réagit à ces substances, après on va introduire quels sont les tests déjà utilisés par les policiers et leurs efficacités pour détecter les facultés affaiblies. Ensuite, nous regarderons ce qui a été fait par le passé dans le domaine de l'analyse des signaux EEG, nous parlerons aussi du test n-back et pourquoi cette approche a été choisi comme stimulation lors de nos prises de signaux. Suivra ensuite la description de la méthode expérimentale utilisée, et puis nous verrons les résultats obtenus et discuterons de leur fiabilité et de leur précision. Enfin nous conclurons pour donner notre point de vue sur toute cette problématique. Aussi, on fera un survol des approches utilisées pour capturer, analyser, et classifier les signaux EEG pour la détection automatisée des facultés affaiblies. Les perspectives d'avenir seront aussi exposées.

## Chapitre 2 : Revue de littératures

### 2.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous allons dans un premier temps décrire quels sont les effets de l'alcool et du cannabis sur le cerveau humain ainsi que sur la conduite automobile. Ensuite, on va faire un survol des différentes études qui ont été faites par rapport aux diverses approches concernant le traitement et la classification des signaux EEG.

### 2.2 Effets de l'alcool et du cannabis sur le cerveau humain et sur la conduite

Dans cette section, nous décrirons les principaux effets de l'alcool et du cannabis sur les aptitudes de conduire un véhicule automobile.

#### 2.2.1 Effets sur le cerveau humain

Du danger de conduire en facultés affaiblies à la déficience de cognition, dans cette section nous allons voir quels sont les effets de l'alcool et du cannabis sur les différentes parties du cerveau.

Les effets de l'alcool sur les différentes parties du cerveau sont les suivants :

- 1) **Lobe pariétal** : l'alcool peut ralentir le temps de réaction, et peut causer du tremblement.
- 2) **Lobe occipital** : l'alcool peut causer une détérioration de la vision périphérique et une vision floue.
- 3) **Lobe frontal** : l'alcool peut engendrer une perte de l'habilité à prendre des décisions, perte de coordination et perte du contrôle émotionnel.
- 4) **Lobe temporal** : l'alcool peut causer des troubles de l'élocution et une déficience auditive.
- 5) **Cerebellum** : l'alcool peut perturber la coordination et l'équilibre.

Les effets du cannabis sur les différentes parties du cerveau sont les suivants :

- 1) **Amygdal** : l'amygdale régule l'émotion, donc quand le THC agit sur les récepteurs CB1, la fonction de l'émotion est affectée.
- 2) **Ganglion basal, Cerebellum** : Ces deux parties du cerveau sont responsables, du mouvement, de la coordination et de l'équilibre. Donc vu que le THC perturbe le fonctionnement de celles-ci, le consommateur peut temporairement devenir maladroit et

peut bouger plus lentement que la normale. C'est l'une des raisons pour laquelle il ne faut pas conduire sous l'influence du cannabis.

- 3) **Cortex cérébrale, Hippocampes** : Ces deux parties jouent un rôle vital dans la mémoire et la cognition, la consommation du cannabis peut entraîner une déficience de la mémoire à court terme.

### **2.2.2 Effets sur la conduite**

D'une part, l'alcool affecte notre habilité à conduire à partir du premier verre. Cette substance pousse les consommateurs à prendre plus de risques, ceux-ci se manifestent par exemple, dans la vitesse, dans le non port de la ceinture de sécurité, et aussi dans l'insouciance. L'alcool donne l'illusion au consommateur d'être en contrôle du véhicule et celui-ci rencontre de la difficulté à maintenir une bonne trajectoire et une vitesse constante. Ceci-dit, on remarque une baisse d'attention qui se manifeste à son tour dans une vision et une audition altérée, une baisse de la concentration, un temps de réaction plus lent et enfin une pauvre coordination du corps [6].

D'autre part, des études ont indiqué que la conduite sous l'influence du cannabis THC impacte le temps de réaction, la fonction visuelle, la concentration, entraîne une déficience de l'attention, et enfin une vitesse accrue. Le cannabis compromet aussi notre habileté à gérer des évènements inattendus. Les résultats d'une recherche faite à l'université McGill montrent un déclin marqué des habiletés essentielles liées à la conduite, comme la vitesse de réaction, et ce, même cinq heures après avoir inhalé une dose de cannabis inférieure à ce qu'on trouve habituellement dans un joint. En outre, les facultés de conduite des participants (évaluées sur un simulateur) se détérioraient dès qu'ils étaient exposés à des distractions comme celles qui se produisent inévitablement sur la route [3].

## **2.3 Electroencéphalographie EEG**

### **2.3.1 Activités d'un neurone**

Il existe deux types de cellules dans le système nerveux central (SNC), les cellules nerveuses et les cellules gliales. La cellule nerveuse est constituée d'un axone, de dendrites et d'un corps cellulaire. L'axone de forme cylindrique transmet des impulsions électriques. Les dendrites sont connectées aux axones ou aux dendrites d'autres cellules internes et reçoivent les impulsions

électriques d'autres cellules nerveuses, tel que décrit dans la figure 1. Chaque nerf humain est approximativement connecté à 10 000 autres nerfs. L'activité électrique est principalement due au flux de courant entre la pointe des dendrites et des axones, les dendrites et les dendrites de cellules. L'amplitude de ces signaux est dans la gamme des  $\mu\text{V}$  et leurs fréquences sont inférieures à 100Hz [5].

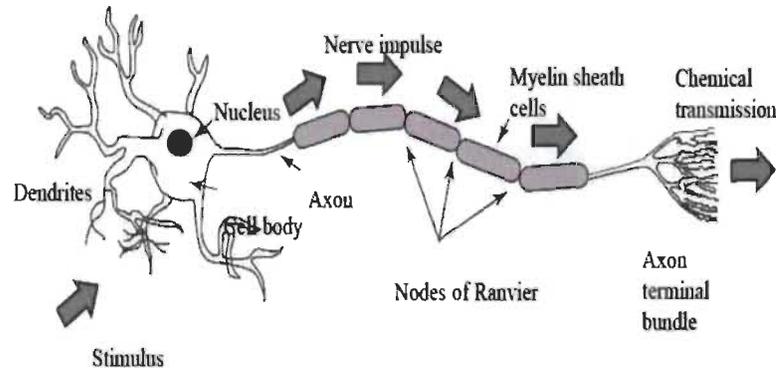


Figure 1 Structure d'un neurone [5]

### 2.3.2 Signaux EEG – principe et définition

L'électroencéphalographie est une méthode d'exploration cérébrale qui mesure l'activité électrique du cerveau par des électrodes placées sur le cuir chevelu tel que présenté dans la figure 2, souvent représentée sous la forme d'un tracé appelé électroencéphalogramme (EEG). 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. On parle aussi d'électroencéphalographie intracrânienne (iEEG), sous-durale ou stéréotaxique (sEEG) pour désigner des mesures de l'activité électrique du cerveau effectuées à partir d'électrodes implantées sous la surface du crâne, soit à la surface, soit en profondeur du tissu cérébral [7].

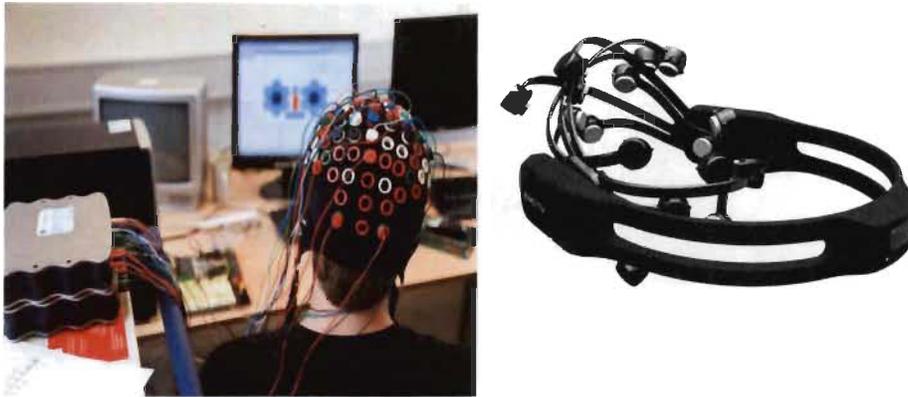


Figure 2 Bonnet traditionnel avec grille d'électrodes à gauche, et à droite nouveau type de casque a 14 électrodes (Emotiv epoc +)

L'application la plus utilisée de l'EEG consiste à observer et à étudier manuellement des enregistrements, à rechercher ou à comprendre des lésions cérébrales et divers troubles, tels que l'épilepsie (Sundaram, Sadler, Young, & Pillay, 1999). Des recherches empiriques et des études de cas menées au fil des décennies ont abouti à des cartes cérébrales fonctionnelles, (voir figure 3), combiné avec des électrodes placées selon le système 10-20 (Voir figure 4) qui rend l'activité dans ces zones observable. En effet, l'EEG est un outil utilisé dans les hôpitaux pour déclarer l'arrêt du cerveau d'un patient, lorsqu'aucune activité n'est observée.

L'exemple suivant de signaux EEG brut qui ont été pris dans le cadre d'une petite étude faite par Ana Olga une roumaine pionnière en neuromarketing, révèle des résultats intéressants.

Cet exemple ci-après présenté, illustre deux mesures de signaux EEG bruts avant et après avoir consommé du cannabis (Voir figure 5, 6) [4].

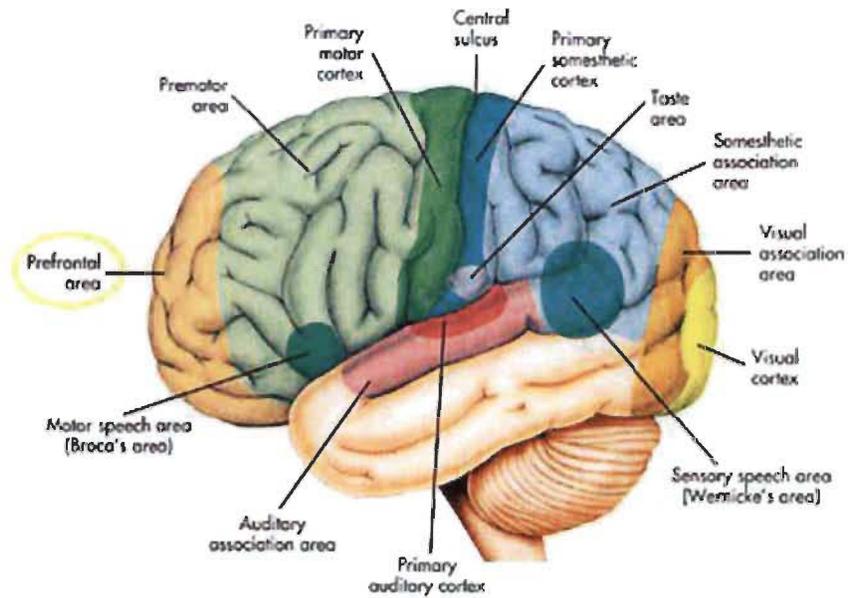


Figure 3 Cartographie cérébrale fonctionnelle de base

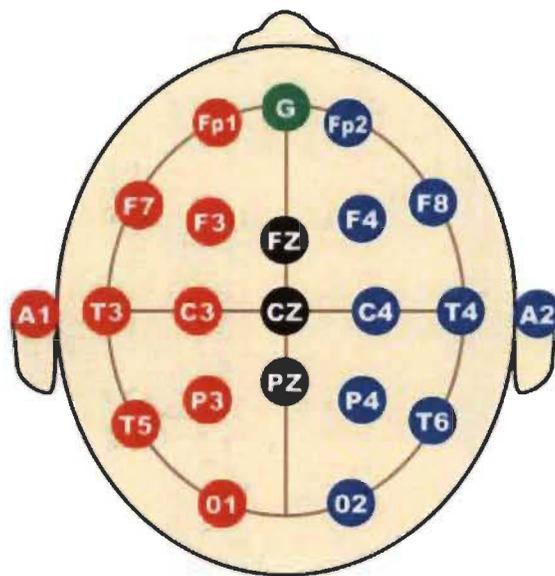


Figure 4 Le système 10-20 - Positionnement normalisé des électrodes sur le cuir chevelu pour les mesures EEG (Immara, n.d)

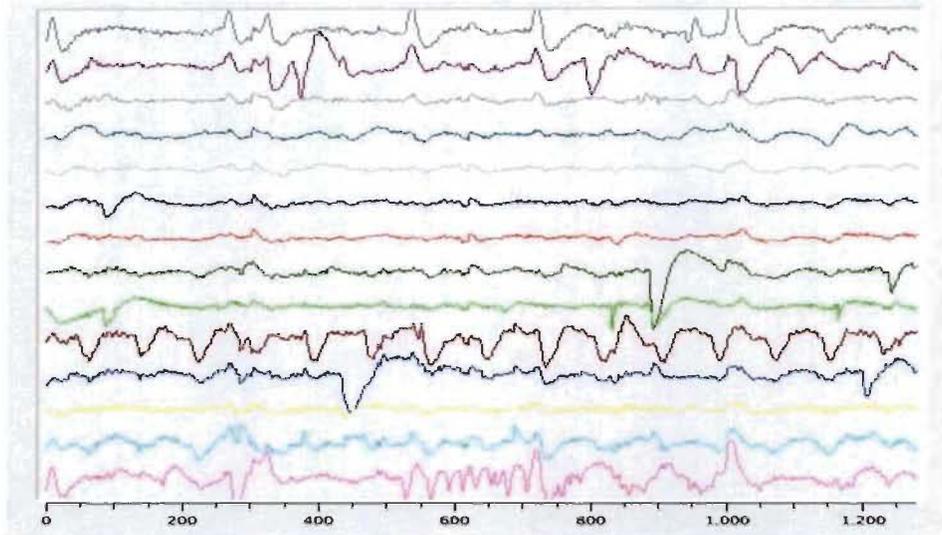


Figure 5 L'EEG du premier sujet avant avoir fumé, l'axe verticale représente les signaux capturés de chaque électrodes et l'axe horizontale représente le temps(ms) [4].

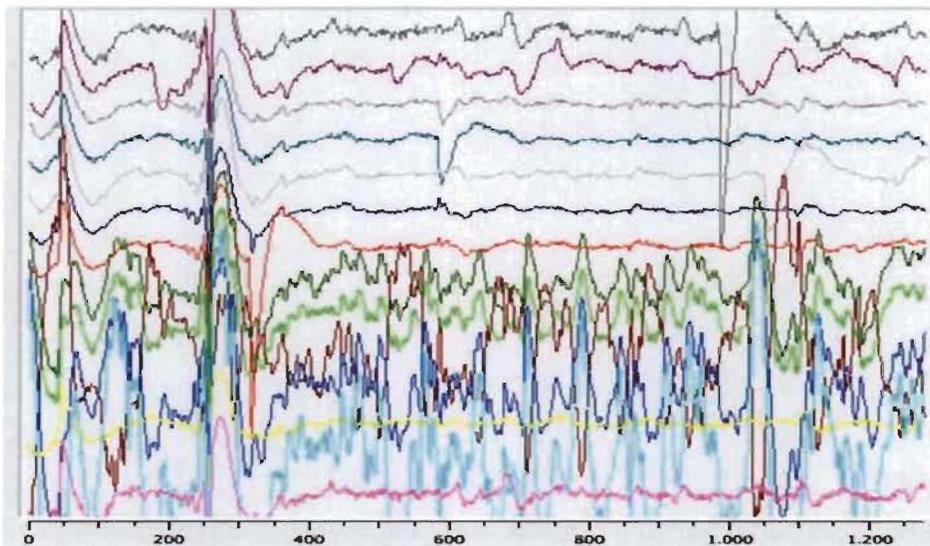


Figure 6 L'EEG du premier sujet après avoir fumé, l'axe verticale représente les signaux capturés de chaque électrodes et l'axe horizontale représente le temps(ms) [4].

L'auteur de cette expérience, a pu déduire que la fréquence cérébrale avait grandement évoluée avant et après l'ingestion des produits.

De ce fait, vu que le cerveau humain contient des milliards de neurones qui communiquent entre eux par des signaux électriques, la communication simultanée de ces neurones produit une

grande quantité d'activité électrique qui peut être révélée grâce à un EEG. Étant donné que ces impulsions sont déclenchées à intervalles réguliers, comme des ondes, on les appelle « ondes cérébrales ».

### 2.3.3 Bandes de fréquences-ondes cérébrales

Les premières bandes de fréquences les plus connues sont celles de l'activité alpha. Celles-ci augmentent quand les yeux sont fermés et peuvent être détectées dans le lobe occipital durant l'état éveillé et relaxé. Les autres bandes de fréquences sont : delta, thêta, beta, low gamma, et high gamma, cette dernière fait partie des rythmes rapides, cette activité a été liée au traitement cognitif (Voir figures 7 et 8).

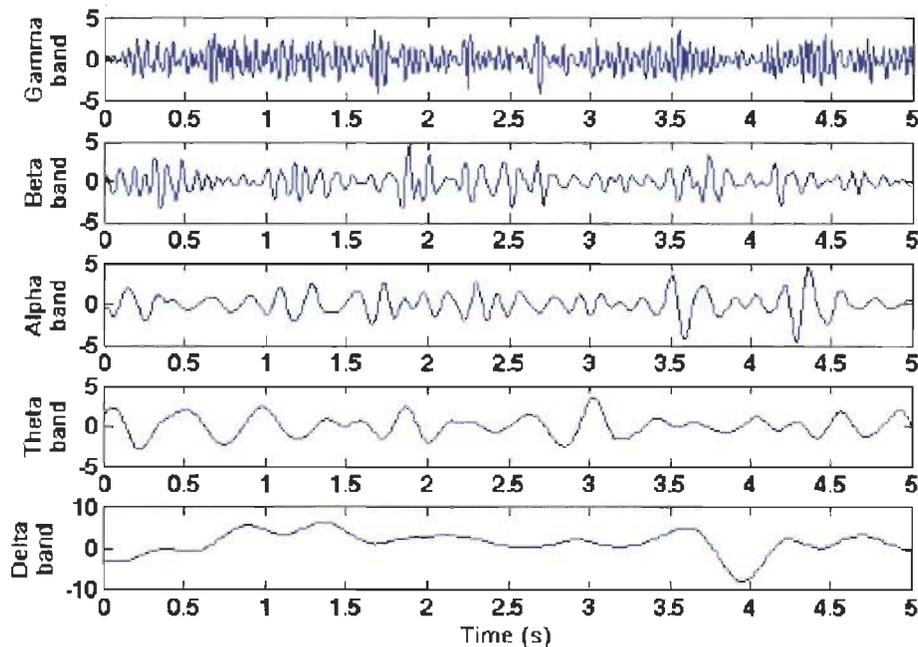


Figure 7 Les cinq bandes de fréquences [8].

**Les ondes gamma** sont dans la gamme de fréquence de 31Hz et plus. On pense que cela reflète le mécanisme de la conscience. Les ondes bêta et gamma ont été associées à l'attention, à la perception et à la cognition (Rangaswamy et al., 2002) [24].

**Les ondes bêta** sont dans la gamme de fréquences de 12 et 30 Hz, mais sont souvent divisées en  $\beta_1$  et  $\beta_2$  pour obtenir une plage plus spécifique. Ces ondes sont de plus faibles amplitudes et rapides, et sont associées à une concentration focalisée. Elles sont mieux définies dans les zones centrales et frontales. En cas de résistance ou de suppression du mouvement, ou de résolution d'une tâche mathématique, il y a augmentation de l'activité bêta (Y. Zhang, Chen, Bressler et

Ding, 2009) [25]. Dans une étude de Rangaswamy et al. (2002) [24], une augmentation significative de la puissance des ondes bêta a été remarquée chez l'ensemble des 307 sujets dépendants à l'alcool, mesurées sur le cuir chevelu entier. Cela conduit à un état d'hyperexcitation que la consommation d'alcool atténue temporairement.

**Les ondes alpha**, allant de 7,5 à 12 Hz, sont plus lentes et sont associées à la relaxation et le désengagement. Penser à quelque chose de paisible avec les yeux fermés devrait donner une augmentation de l'activité alpha. Elles sont plus profondes à l'arrière de la tête (région o1 et o2, figure 4) et dans le lobe frontal. Plusieurs études ont révélé une augmentation significative de la puissance des ondes alpha après avoir fumé de la marijuana (Lukas, Mendelson et Benedikt, 1995) [26].

**Les ondes thêta**, comprises entre 3,5 et 7,5 Hz, sont liées à l'inefficacité, à la rêverie, et les ondes les plus basses du thêta représentent la fine ligne de démarcation entre l'état de veille et l'état de sommeil. Thêta provient d'un stress émotionnel, en particulier d'une frustration ou d'une déception (L. Zhang, He, Miao et Yang, 2005) [27]. Ces ondes sont également associées à l'accès à la matière de l'inconscient, à une inspiration de créativité et à une méditation profonde. Des niveaux élevés de thêta sont considérés comme anormaux chez les adultes et sont, par exemple, fortement liés au TDA / H (Heinrich, Gevensleven et Strehl, 2007) [28].

**Les ondes delta**, comprises entre 0,5 et 3,5 Hz, sont les ondes les plus lentes et surviennent pendant le sommeil (Hammond, 2006). Si ces ondes se produisent à l'état de veille, cela indiquerait des défauts physiques dans le cerveau. Le mouvement peut produire des ondes delta artificielles, mais avec une analyse instantanée (en observant uniquement les enregistrements EEG bruts), ceci peut être vérifié ou non confirmé.

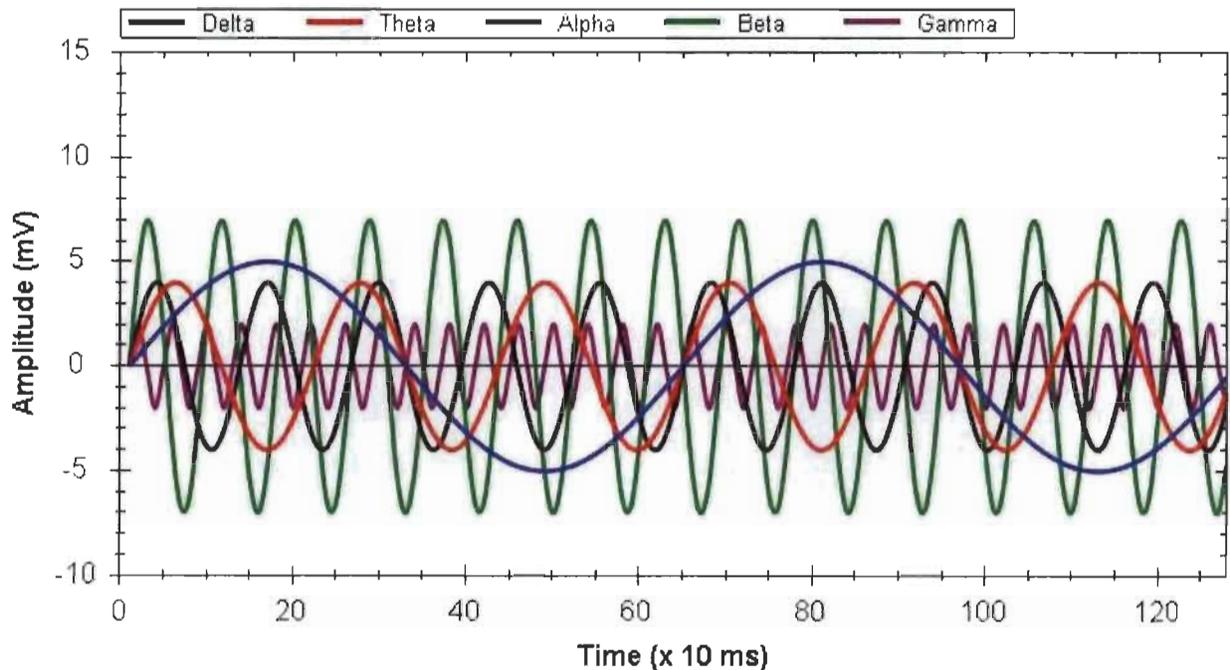


Figure 8 Les 5 bandes de fréquences principales et leurs relations.

### 2.3.4 Données

Les données EEG peuvent être mesurées par une multitude de manières, et non seulement ce sont les étapes de traitement elles-mêmes qui comptent mais leurs séquences aussi. Toutes les techniques de traitement de signaux altèrent les données à un certain niveau, et être conscient de leur impact sur celles-ci aide certainement à choisir les meilleures approches.

Les données EEG contiennent des aspects pertinents et des aspects sans importance. Ce qu'un signal pourrait être pour un expert en EEG, peut être du bruit pour quelqu'un d'autre.

Par exemple, quelqu'un pourrait être intéressé par l'approche Event-related potentiel temporisée par l'apparition d'un stimulus visuel spécifique, une approche que nous verrons par la suite, donc si le participant fait un clignement d'œil à ce même instant, les EEG peuvent ne pas refléter les processus corticaux associés à la vision d'un stimulus à l'écran, puisque le signal sera bruité par des artefacts de fortes amplitudes liées aux clignements.

Et étant un expert en EEG, il faut penser à exclure cet essai de l'analyse vu que ces données EEG ne contiennent pas des informations pertinentes. Cependant, si le clignement d'œil a lieu systématiquement durant le début du stimulus tout au long de l'expérience comme présenté dans la figure 9, cela peut nous donner une bonne piste. Peut-être que les participants évitent de

regarder des images menaçantes. Rejeter tous les essais où apparaît le clignement d'œil va fondamentalement conduire à une réduction drastique de données.

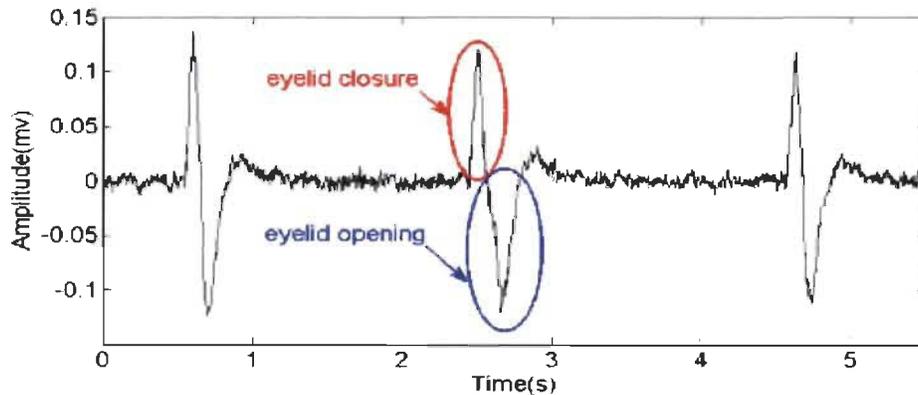


Figure 9 Signal EEG d'une forme d'onde de clignement d'œil enregistré en utilisant le Neurosky Mindwave headset.

Donc, les techniques d'atténuation basées sur les procédures statistiques comme la régression ou l'interpolation (ex. la méthode proposée par Grattons, Coles et Donchin, 1983[29]) ou la méthode ICA (Independent Component Analysis), une méthode qu'on verra aussi par la suite, peuvent être plus appropriées.

Malheureusement, la discussion sur le fait d'atténuer ou de rejeter les artefacts est toujours en cours au sein de la communauté scientifique, et on pourrait avoir besoin d'évaluer quelle procédure va renvoyer comme sortie le signal qui nous intéresse.

## 2.4 Test de mémoire n-back

### 2.4.1 Définition

Le test n-back nous fait revenir en arrière à plus d'un demi-siècle, développé dans les années 50 le n-back a été introduit par Wayne Kirchner en 1958 précisément [30].

La tâche en question commence par la présentation aux sujets des séquences de stimuli, et celles-ci consistent à indiquer quand le stimulus actuel ressemble à celui de n étapes précédentes dans la séquence, le facteur n peut être ajusté pour rendre la tâche plus ou moins difficile.

Pour mieux clarifier, le test n-back visuel est similaire au jeu de mémoire classique « Concentration ». Cependant, au lieu d'avoir différents articles fixés sur un emplacement dans

le tableau de jeu, il y a juste un article qui va apparaître dans différentes positions sur le tableau de jeu à chaque tour. « 1-n » veut dire que nous devons nous rappeler de la position de l'article si nous effectuons un seul retour en arrière. « 2-n » veut dire que nous devons nous rappeler de la position de l'article si nous effectuons deux retours en arrière et ainsi de suite.

Par exemple le test auditif n-back peut consister à ce qu'un expérimentateur lise une liste de lettres au sujet qui fait le test :

T L H C H O C Q L C K L H C Q T R R K C H R

Le sujet est supposé indiquer quand la lettre prononcée a été prononcée 3 lettres avant. Nous pouvons observer dans la séquence de lettres avant, les occurrences de 3-back marquées en gras.

La tâche n-back capture la partie active de la mémoire de travail. Quand n est égale à 2 ou plus, ce n'est pas suffisant de simplement garder la représentation des articles les plus récemment présentés en tête ; le tampon de la mémoire de travail a aussi besoin d'être mis à jour de manière continue afin de garder un suivi de ce qui doit être comparé au stimulus actuel. Pour accomplir cette tâche, le sujet a besoin de deux choses, maintenir et manipuler les informations dans la mémoire de travail [9].

#### **2.4.2 Domaine d'utilisation / d'usage**

Beaucoup d'études ont été faites à propos de l'influence du test n-back sur le cerveau humain. L'influence positive du test dual n-back où deux séquences indépendantes sont présentées simultanément, généralement en utilisant différentes modalités de stimuli, telles qu'une auditive et une visuelle, sur l'intelligence fluide mentionnée dans la première étude de Jaeggi (Jaeggi et al., 2008) a été observé aussi dans un groupe d'étudiants de premier cycle à la National Taiwan Normal University à Taipei (Jaeggi et al., 2010) [31]. Dans cette étude, deux groupes d'étudiants ont été entraînés pendant 4 semaines sur soit la tâche du single n-back ou du dual n-back. La comparaison entre les deux groupes et le groupe de contrôle, démontre une amélioration significative dans deux tests d'intelligence fluide.

Une découverte intéressante a été que l'entraînement au single n-back a été aussi efficace que le dual n-back. D'autres études ont été faites afin de confirmer ce paradigme [10].

Une autre étude a été effectuée à propos du changement des cerveaux, en 2000, Wexler, Anderson, Fulbright, et Gore [32] ont démontrés que les améliorations induites par l'entraînement de la mémoire de travail verbale étaient associées à l'augmentation de l'activation du cortex frontale inférieure gauche. Une association significative entre l'amélioration de la performance et l'augmentation de l'activation dans le cortex frontal inférieur gauche a été observée chez huit patients (Wexler et al., 2000) [32], indiquant que le gain en termes de performance liée aux tâches, est lié à l'interpolation accru des régions corticales pertinentes [11].

## **2.5 Traitement de signaux**

Dans cette section nous introduisons les techniques de traitement de signaux utilisées dans la littérature et dans les recherches du même domaine que celui-ci, en passant du prétraitement à l'extraction de caractéristiques.

### **2.5.1 Notion de bruits dans les signaux**

L'électroencéphalographie est l'une des principales approches pour l'observation de l'activité du cerveau. Même si celle-ci ne peut pas atteindre la précision et la résolution de la localisation spatiale de l'activité cérébrale de plusieurs autres méthodes d'imagerie cérébrales, son principal avantage reste son faible coût, sa facilité d'utilisation et l'excellente résolution du temps. Pour ces raisons, l'EEG est mondialement utilisé dans plusieurs domaines dont le domaine de recherche et de travail clinique. Un des plus grands défis de l'utilisation des EEG est d'avoir le plus petit ratio signal/bruit des signaux du cerveau qu'on tente d'observer, couplé à une large variété de sources de bruits. Quatre stratégies sont employées pour traiter les problèmes de bruit dans l'enregistrement et l'analyse des signaux EEG, chacune a ses avantages, ses défis et ses limitations : l'élimination des sources de bruit, le moyennage du signal, le rejet des données associées aux bruits, et la suppression du bruit [12].

Concernant l'élimination des sources de bruit, la meilleure manière de traiter le problème de bruit est de ne pas avoir de bruit dès le départ. Quelques sources de bruit peuvent être facilement enlevées, d'autres constituent un défi et peuvent introduire des conséquences indésirables. D'autre part, il y a d'autres sources de bruit qui sont en principe inévitables. Les sources de bruit les plus faciles à traiter sont les sources externes, les sources de bruit environnementales comme la lumière et plusieurs équipements électroniques (en passant par les ordinateurs et TV au routeur wifi et téléphone mobile). Les étapes les plus basiques pour traiter les bruits environnementaux

sont d'enlever les sources électro magnétiques inutiles du lieu d'enregistrement. D'autres manières plus coûteuses sont aussi proposées. Une autre source de bruit traçable dans l'enregistrement des signaux EEG est le bruit physiologique qui peut être causé par divers générateurs de bruits. Des exemples communs de ce genre de bruits sont les signaux cardiaques (ECG), les artefacts de mouvement causés par la contraction de muscles (EMG) et les signaux oculaires causés par le mouvement du globe oculaire.

Le moyennage du signal est possiblement la manière la plus simple pour traiter le bruit dans l'enregistrement des données, mais elle a des limitations. Premièrement, le moyennage du signal peut juste être utilisé quand on cherche un signal stationnaire ou un signal lié directement à un événement et qui peut être enregistré sur un grand nombre d'essais, comme dans le cas des études ERP (Event related potential). Le moyennage du signal ne peut être utilisé dans les cas où nous étudions des événements rares qui ne peuvent pas a priori être localisés dans le temps, ou quand le signal qui nous intéresse est lui-même non stationnaire. Un exemple pourrait être l'étude de décharges épileptiformes dans l'épilepsie. Deuxièmement, seulement le bruit qui est aléatoire et symétrique peut être éliminé en utilisant le moyennage du signal. Si pour n'importe quelles raisons le bruit est fixe dans le temps en rapport avec l'évènement qui nous intéresse, nous ne pourrions pas moyennager mais en revanche nous pourrions l'ajouter au signal qui nous intéresse.

L'autre manière de traiter les bruits est de rejeter les données associées au bruit. Donc à chaque fois qu'un bruit est identifiable dans les données enregistrées, la manière la plus évidente de le traiter est de justement éliminer toutes les parties de données où le bruit est présent. La procédure la plus directe pour rejeter les données associées au bruit est en faisant l'inspection visuelle. La plupart des mouvements d'œil, de clignement d'œil, d'artefacts de mouvements sont relativement faciles à identifier et peuvent être marqués pour être rejetés avant de commencer à faire les moyennes, et avant d'entamer l'analyse des données. Pour identifier les mauvais canaux, un bon nombre d'outils d'analyse EEG offre des options pour visualiser les spectres de fréquences et tester les distributions des données. Les canaux avec plus de bruits sont caractérisés par une forte puissance dans les hautes fréquences. Les canaux qui contiennent du bruit peuvent aussi montrer une variabilité significativement plus élevée dans le signal à travers le temps, comparé aux autres canaux, et aussi une forte déviation de la distribution gaussienne.

La dernière manière de traiter les bruits que nous allons aborder dans cette partie, est la suppression du bruit. Plusieurs approches s'offrent à nous concernant celle-ci. La manière la plus simple de supprimer le bruit des données brutes est en appliquant un filtre. Pour être en mesure de le filtrer, le bruit doit être dans l'une des trois catégories : La fréquence du bruit doit être en dessous de la fréquence des phénomènes que nous essayons d'observer, au-dessus, ou elle doit être dans une plage très étroite spécifique. Une autre approche est de faire la soustraction par régression linéaire, à ce propos lorsqu'on est face à un bruit prévisible, qui peut être enregistré indépendamment sur un canal séparé, il est possible de retirer le bruit des données, en estimant la quantité du bruit transférée aux données, en utilisant la régression linéaire et ensuite la soustraire. Un exemple typique est le bruit produit par le clignement et le mouvement de l'œil. D'autres méthodes de soustraction sont aussi proposées comme la soustraction en utilisant un filtrage adapté et la soustraction en utilisant la décomposition de données dont la méthode la plus connue est la PCA (principal component analysis).

### **2.5.2 Analyse en composantes indépendantes des données (ICA)**

L'analyse en composantes indépendantes (Independent Component Analysis) est une méthode d'analyse des données qui relève des statistiques, des réseaux de neurones et du traitement du signal. Elle est notoirement et historiquement connue en tant que méthode de séparation aveugle de sources mais a par la suite été appliquée à divers problèmes.

L'illustration classique de la séparation de sources est le problème de la soirée cocktail (cocktail party problem). Lors d'une telle soirée, on dispose de  $P$  microphones dans une salle dense, où  $N$  personnes discutent par groupes de tailles diverses. Chaque microphone enregistre la superposition des discours des personnes dans ses alentours et le problème consiste à retrouver la voix de chaque personne (« débarrassée » des autres voix considérées comme parasites). L'ACI permet de résoudre ce problème en considérant simplement que les personnes qui parlent à un instant donné ont des discours « indépendants » [14].

Cependant concernant les signaux EEG, l'élimination de segments entiers de ces signaux à cause du bruit est une méthode largement appliquée dans les contextes de recherche et entraîne la perte de données expérimentales. Cela devient particulièrement problématique si seules quelques époques (epoch) sont disponibles et que des artefacts tels que des clignements des yeux ou des mouvements sont trop fréquents. De plus, cette approche est inappropriée lorsque vous travaillez

avec une activité EEG continue et non liée à un événement (Vanhatalo et al., 2004) [33], corrélations temporelles à longue portée (Linkenkaer-Hansen et al., 2001) [34], applications d'interface cerveau-ordinateur (BCI) en temps réel et surveillance en ligne de l'état mentale (Jung et al., 2000) [35]. D'autres méthodes proposées pour le rejet d'artéfacts reposent sur la régression dans le domaine temporel ou fréquentiel (Kenemans et al., 1991) [36]. Elles se focalisent principalement sur la suppression des artéfacts oculaires (Jung et al. 2000)[35], et peuvent elles-mêmes introduire de nouveaux artefacts dans l'enregistrement EEG (Weerts et Lang, 1973, Oster et Stern, 1980, Peters, 1967) [37], et ne conviennent pas aux applications en temps réel (Jung et al., 2000). Une revue des techniques de réduction des artéfacts du système BCI est présentée par Fatourechi et al., (2007) [15].

Une méthode prometteuse qui s'est imposée comme une partie importante de l'analyse EEG, est l'application de l'analyse par composante indépendante (ACI) pour la décomposition des données (Jung et al., 2000, Makeig et al., 1996) [35] et la séparation de l'activité neuronale et des artéfacts (Fitzgibbon et al., 2007, Romero et al., 2008 ) [39][40]. L'idée centrale de cette méthode est que le signal EEG est un mélange de composants de source (IC) linéairement indépendants qui peuvent être séparés par ICA, examinés visuellement et classés en tant que composants de signal d'artéfact ou de signal EEG. Une fois que les composants d'artéfact ont été identifiés, ils peuvent être supprimés et les composants de signal EEG restants peuvent être projetés dans le domaine temporel d'origine. Cette procédure permet la reconstruction d'un EEG sans artéfact.

L'idée à la base d'une des méthodes d'élimination d'artéfacts proposées dans la littérature est inspirée de l'observation d'experts lors de la classification visuelle. Dans ce processus, ils inspectent visuellement les projections de ICs sur une carte d'un cuir chevelu 2D, appelées topoplots. Sur la base du motif d'image des topoplots et du savoir-faire des experts, ceux-ci décident si le IC est un artéfact ou un composant de signal EEG. La vision par ordinateur vise à imiter les capacités de la vision humaine en percevant et en comprenant électroniquement une image pour une prise de décision ultérieure. L'un des avantages de cette nouvelle méthode est son adaptabilité à un nombre arbitraire de configurations de canaux EEG. La figure 10 illustre clairement la similarité de motif des images de circuit intégré par artéfact malgré leurs différentes configurations de canaux EEG.

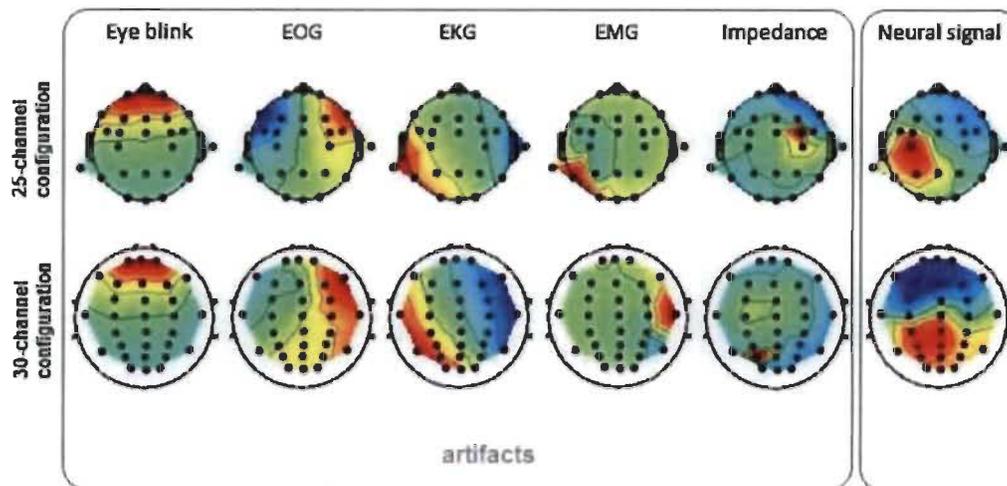


Figure 10 Exemples de modèles d'artefacts IC similaires malgré les différentes configurations de canaux EEG. Première rangée : images IC issues d'une configuration à 25 canaux ; deuxième rangée : images IC issues d'une configuration à 30 canaux [15].

Un autre exemple (Voir figure 11), de Onton et Makeig (2006)[41], montre la diversité des informations sources généralement contenues dans les données EEG et la capacité frappante de l'ICA à séparer ces activités des mélanges de canaux enregistrés.

Alors que les électrodes proches (panneau supérieur) enregistrent des mélanges très similaires d'activités cérébrales et non cérébrales, les activités des composants ICA (panneau inférieur) sont temporellement distinctes (c'est-à-dire qu'elles sont totalement indépendantes dans le temps), même lorsque leurs cartes du cuir chevelu se chevauchent (Voir figure 11). Comparez, par exemple, les composants IC1 et IC3, en tenant compte des différents épisodes des artefacts de clignement des yeux produits par ce sujet après chaque présentation de lettre visuelle (fond gris) et du signal de retour de performance auditive (lignes colorées). Comparez également les composants IC4 et IC7, qui représentent le chevauchement des activités des bandes thêta frontales (4-8 Hz) apparaissant pendant une séquence de performances correctes (secondes 7 à 15). Des IC typiques pour artefacts ECG et EMG sont également présentés, ainsi que des rafales superposées de bandes alpha postérieures (8-12 Hz) qui se chevauchent et apparaissent lorsque le sujet attend la présentation de la lettre suivante (fond blanc). Pour comparaison, la réponse évoquée visuelle moyenne répétée d'un processus IC bilatéral occipital (IC5) est montré (en rouge) sur la même échelle (relative). Il est clair que la dynamique d'activité non mémorisée de

ce processus IC n'est pas bien résumée par sa réponse moyennée, illustration dramatique de l'indépendance d'une activité à verrouillage et incohérence de phase.

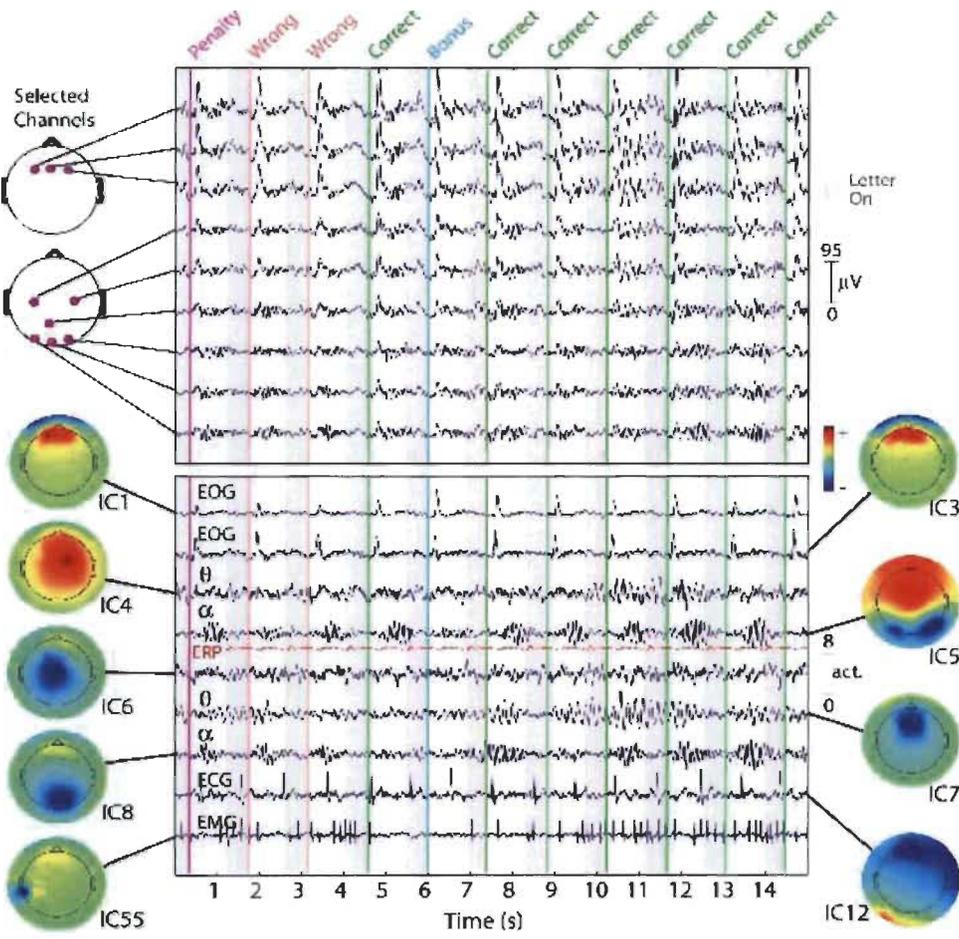


Figure 11 Quinze secondes de données EEG sur 9 canaux (sur 100) du cuir chevelu (panneau supérieur) avec activités de 9 (sur 100) composants indépendants (CI, panneau inférieur).

## 2.5.3 Transformée en ondelettes et transformée de Fourier

### Transformée de Fourier

La transformée de Fourier est une opération qui permet de représenter le contenu fréquentiel des signaux qui sont stationnaires. Il s'agit de l'analogue des séries de Fourier pour les fonctions périodiques. Une fonction non périodique pouvant être considérée comme une fonction dont la période est infinie. Ce passage à la limite nous fait passer des séries aux intégrales.

$$\text{TF}[x(t)] = X(f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t)e^{-j2\pi ft} dt \quad (1)$$

### Transformée de Fourier d'une fonction $x(t)$

L'idée à la base est que tout signal périodique continu peut être représenté par une somme d'ondes sinusoïdales correctement choisies « Jean Baptiste Joseph Fourier, 1807 ». Une somme d'un nombre infini de sinusoïdes de différentes périodes et chacune affectée d'un coefficient (amplitude). Autrement dit, le signal est vu comme une combinaison linéaire d'ondes sinusoïdales élémentaires.

La transformation de Fourier et l'extraction des puissances des bandes est de loin la méthode de traitement et d'analyse du signal la plus appliquée (Lotte et al., 2007). L'algorithme est basé sur l'équation de transformée de Fourier discrète (DFT) (voir équation. 2), et en appliquant celle-ci aux signaux EEG, nous permet de séparer les rythmes EEG (voir la section 2.3.3) [13].

$$X_k = \sum_{n=0}^{N-1} x_n e^{-i2k\pi \frac{n}{N}} \quad k = 0, \dots, N-1 \quad (2)$$

### Transformée de Fourier discrète (DFT)

La performance de la DFT est  $O(N^2)$ , mais il y'a un algorithme plus efficace appelé transformation de Fourier Rapide (FFT), qui peut calculer le même résultat en  $O(N \log N)$ . C'est une grande amélioration et une des raisons pour laquelle, la FFT est la méthode la plus favorable pour analyser les signaux EEG et d'autres ondes comme le son.

### Transformée en ondelettes

Depuis les années 1930, les activités électriques du cerveau ont été mesurées en utilisant des électrodes de surface connectées au cuir chevelu. Mais de nos jours, divers outils mathématiques

tels que la transformation de Fourier (FT), la transformation de Fourier rapide (FFT), la transformation de Fourier à court terme (STFT) et la transformation en ondelettes (WT) ont été introduits pour l'extraction de caractéristiques de signal EEG. Cependant, dans la transformée de Fourier rapide, vu la possible non stationnarité des signaux, il survient une perte d'information par rapport au domaine temporel et ne donne que des informations spectrales dans le domaine fréquentiel. Pour surmonter les problèmes liés à la FFT, la technologie STFT a été introduite. Elle représente le signal aussi bien dans le temps que dans le domaine fréquentiel en utilisant une fonction de fenêtrage mobile. Le principal problème associé à la STFT est qu'elle ne donne pas d'informations à résolution multiple des signaux car elle a toujours une taille constante. Afin de surmonter les problèmes liés à la transformation de Fourier, à la transformation de Fourier rapide et à la transformation de Fourier à court terme, une méthode puissante a été proposée à la fin des années 1980, connue sous le nom de transformée en ondelettes. La transformée en ondelettes peut être considérée comme une extension de la transformée de Fourier et au lieu de travailler sur une seule échelle (temps ou fréquence), elle fonctionne plutôt sur plusieurs échelles et aborde également les problèmes liés aux signaux non stationnaires. Ces dernières années, l'analyse par ondelettes a joué un rôle important dans l'analyse des signaux du domaine temporel. L'ondelette est un type d'analyse temps-fréquence qui fournit des informations sur la fréquence et le temps sur les signaux. La transformation en ondelettes s'est avérée plus efficace pour l'analyse du signal que d'autres méthodes de transformation telles que la transformation de Fourier, la transformation de Fourier à court terme. Le principal avantage de la transformation en ondelettes est qu'elle a une taille de fenêtrage variable qui est large aux basses fréquences et étroite aux hautes fréquences, menant à une résolution de fréquence temporelle optimale dans toutes les plages de fréquences, c'est-à-dire qu'elle conserve les propriétés multi résolution. En mathématiques, une série d'ondelettes est une représentation de carré intégrable qui peut être une fonction à valeur réelle ou complexe. Une ondelette est une onde qui oscille avec une amplitude qui commence à zéro, augmente puis décroît à zéro. Les ondelettes sont généralement conçues pour avoir des propriétés spécifiques qui les rendent utiles pour le traitement du signal. Les ondelettes peuvent être combinées en utilisant une technique inversée, décalée, multipliée et intégrée appelée convolution. Les transformées en ondelettes sont généralement divisées en trois classes : continue, discrète et multi résolution.

La méthode utilisée dans notre approche est l'ondelette Morlet (ondelette de Gabor) qui est une transformée en ondelettes de classe continue (Voir figure 12).

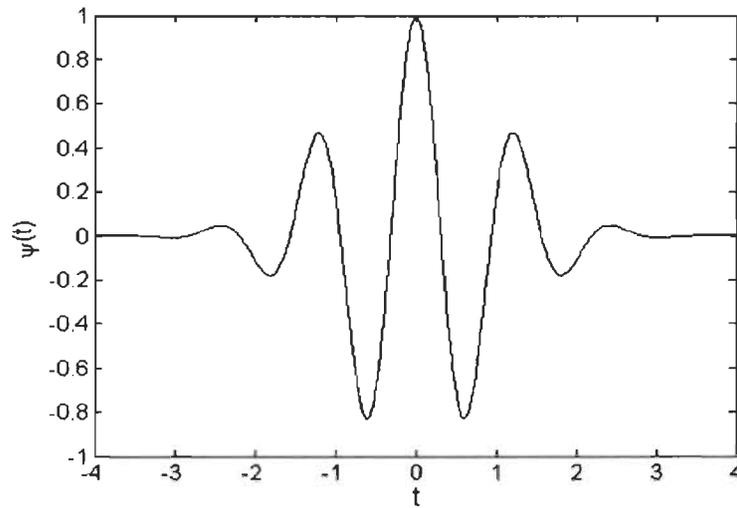


Figure 12 Fonction de base de l'ondelette Morlet.

Dans la transformée en ondelettes continu, un signal donné d'énergie finie est projeté sur une famille continue de bandes de fréquences.

$$\gamma(s, \tau) = \int f(t) \psi_{s,\tau}^* (t) dt \quad (3)$$

Où \* désigne le conjugué complexe.

L'équation (3) montre qu'une fonction  $f(t)$  est décomposée en un ensemble de fonctions de base,  $\psi_{s,\tau}(t)$ , appelées ondelettes. Les variables  $s$  et  $\tau$ , sont l'échelle et la translation.

#### 2.5.4 PSD (power spectral Density)

L'analyse de la densité spectrale de puissance est effectuée pour déterminer la puissance du signal sur une bande de fréquence particulière.

Les études dans la littérature révèlent que la puissance du signal EEG dans la région frontale diminue avec l'augmentation de la quantité d'alcool ingérée et la puissance du signal EEG aux régions centrales, occipitales augmente. Cela indique que la stimulation nerveuse de l'alcool a une forte influence sur la région centrale, de sorte que les gens sont excités après avoir bu [20].

**Les ondes thêta ( $\theta$ )** commencent à apparaître et augmentent progressivement après avoir consommé de l'alcool, au fur et à mesure que les sujets sont conduits dans l'état de sommeil et le système nerveux des sujets est inhibé. (Voir figure 13)

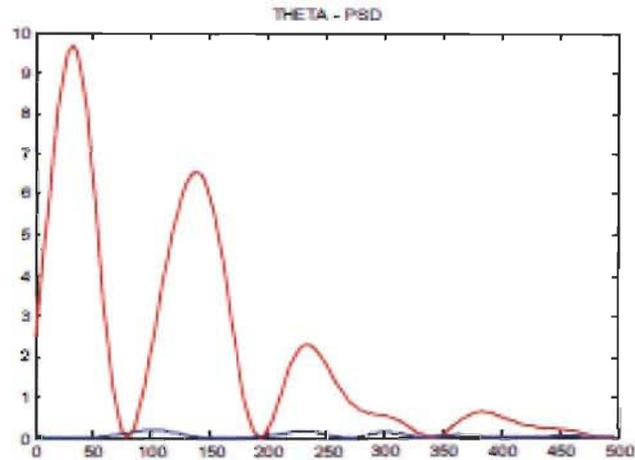


Figure 13 Densité du spectre de puissance de l'onde thêta d'une personne normale (rouge) et d'une personne alcoolique (bleue), l'axe verticale représente la puissance et l'axe horizontale représente le temps [20].

**Les ondes alpha ( $\alpha$ )** diminuent progressivement et la région des ondes alpha ( $\alpha$ ) s'élargit après la consommation d'alcool. (Voir figure 14)

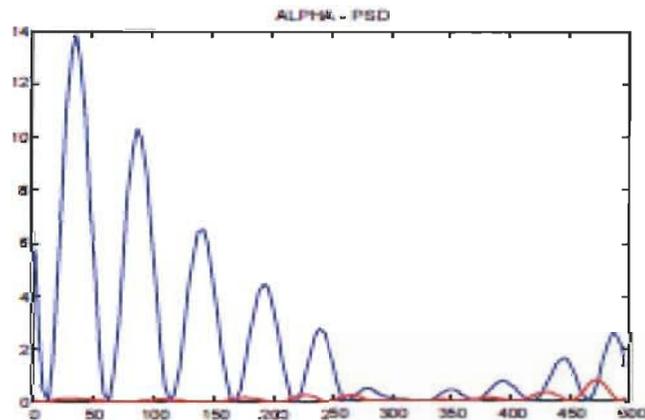
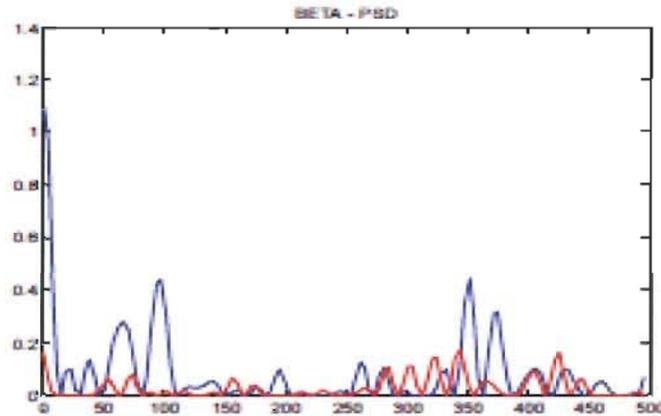


Figure 14 Densité du spectre de puissance de l'onde alpha d'une personne normale (rouge) et d'une personne alcoolique (bleue), l'axe verticale représente la puissance et l'axe horizontale représente le temps [20].

**Les ondes bêta ( $\beta$ ) :** Le cortex cérébral reste dans un état excitable après avoir consommé de l'alcool, ce qui conduit à une augmentation progressive des ondes bêta ( $\beta$ ) et à une extension de la zone des ondes bêta ( $\beta$ ). (Voir figure 15)



**Figure 15** Densité du spectre de puissance de l'onde beta d'une personne normale (rouge) et d'une personne alcoolique (bleue), l'axe verticale représente la puissance et l'axe horizontale représente le temps [20].

Il ressort clairement des trois figures 13, 14 et 15 que l'activité alpha diminue chez une personne alcoolique par rapport à une personne normale. La même activité thêta est accrue chez une personne alcoolique par rapport à une personne normale. En se basant sur ces deux faits, une personne normale peut être différenciée de l'alcoolique par son EEG [20].

D'autre part, une autre étude a été faite par rapport à la consommation de cannabis qui révèle un changement dans les rythmes EEG chez les utilisateurs de cannabis versus les non utilisateurs. Dans cette recherche, la puissance spectrale a été calculée pour tous les canaux EEG à l'aide de transformées rapides de Fourier (FFT) et appliquée dans les domaines delta (1–4Hz), thêta (4–7Hz), alpha (8–12 Hz), bêta (13–30 Hz) et gamma (31–50 Hz). La puissance relative a été calculée comme pourcentage de la puissance totale (1–50 Hz) pour chaque bande de fréquence (voir figure 16). Les canaux EEG ont été regroupés en huit régions correspondant aux principales zones corticales : frontale (F), centrale (C), pariétale (P) et occipitale (O) dans les hémisphères gauche (L) et droit (R). (Voir figure 16) [18].

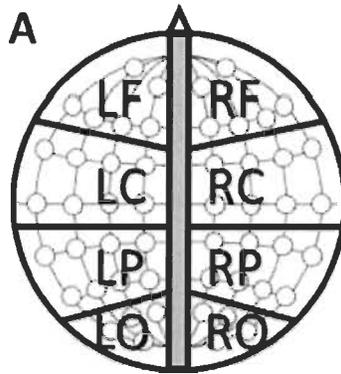


Figure 16 Les canaux EEG ont été regroupés en huit régions. Les électrodes médianes ont été exclues des analyses.

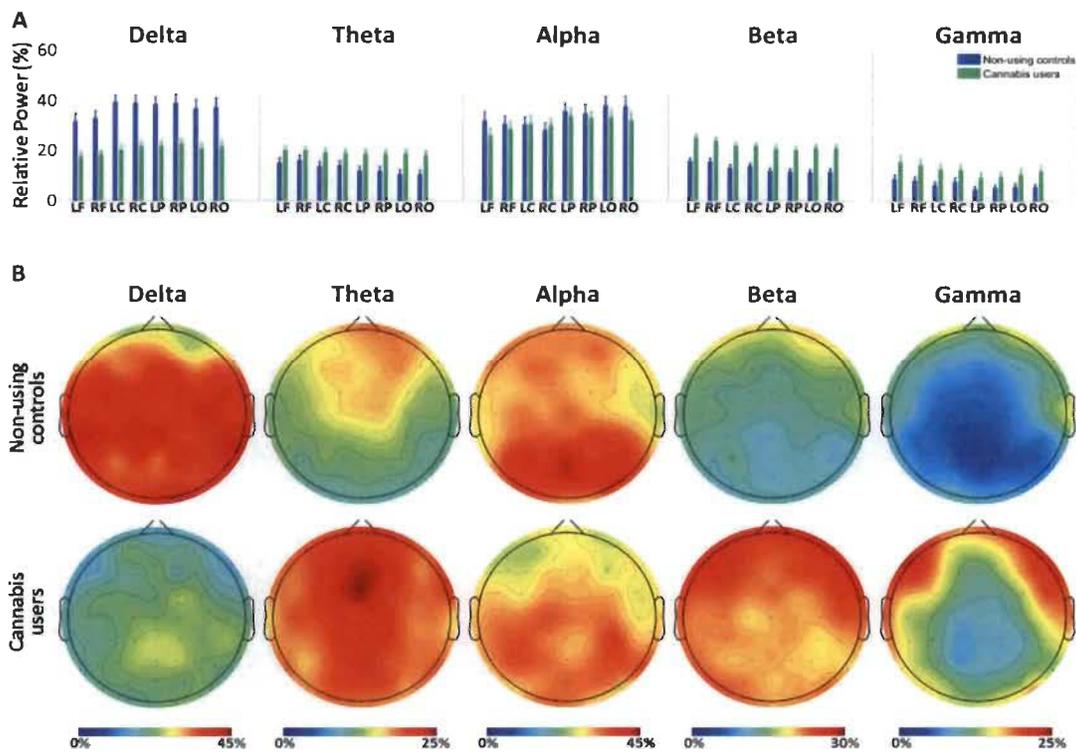


Figure 17 Puissance spectrale à travers les régions et les bandes de fréquences.

La partie A dans la figure 17 montre que les consommateurs de cannabis ont présenté une baisse significative de la puissance dans la bande delta, une augmentation significative de la puissance dans les bandes thêta et bêta, une puissance accrue dans la bande gamma presque significatif et aucune différence entre la bande alpha et les témoins.

Cependant la partie B dans la figure 17 est une comparaison topographique entre les groupes. Chaque point représente une électrode, les couleurs représentent une puissance élevée (rouge) ou faible (bleue). Les barres d'erreur indiquent une erreur standard.

### 2.5.5 ERP (Event-related potential)

L'exposition à des stimuli externes, tels qu'une tonalité ou un flash léger, peut générer des réponses dans les ondes EEG, comme indiqué à la figure 18. Un stimulus interne, comme le fait de sauter un stimulus attendu peut également générer une réponse. Dans les deux cas, cela s'appelle Event Related Potentials (ERP) ou potentiel évoqué (EP). Qu'est-ce que cela signifie exactement, c'est qu'il y a un pic d'amplitude observable (potentiel) qui se produit à un temps de latence défini après le stimulus spécifique. Le plus utilisé est le P300, où le pic apparaît 300 ms après l'événement. Cependant, dans l'application de diagnostic, le P300 est utilisé pour mapper les stimuli externes à l'activité cérébrale dans des zones spécifiques. Par exemple, si vous êtes exposé à un ton, il devrait y avoir une réaction dans l'EEG proche de la zone de traitement auditif (voir figure 3) [13].

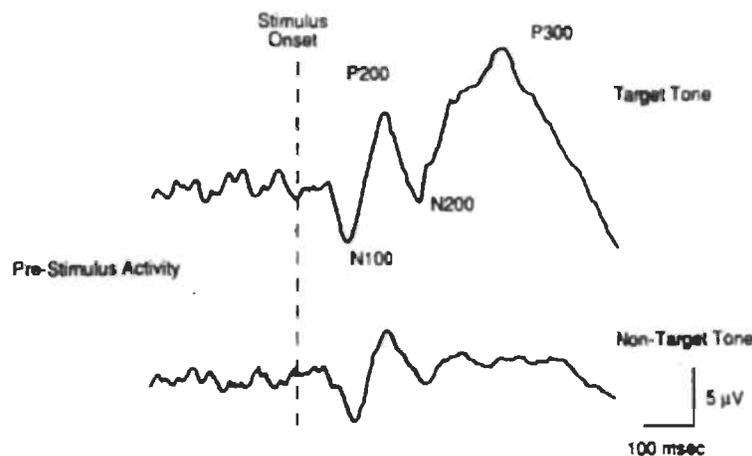


Figure 18 Potentiel de réponse évoqué par l'échantillon en réponse à une tonalité cible (70 dB, 2 kHz) et tonalité cible (70 dB, 2 kHz) et tonalité non-cible (70 dB, 1 kHz). L'onde P300 n'est clairement visible qu'après la présentation de la tonalité cible (Lukas et al., 1990).

### P300

Le potentiel événementiel (ERP) P300 est une déviation de tension positive du potentiel électro cortical lié dans le temps à un événement rare qui déclenche un traitement sensoriel et mental (Fabiani et al., 1987 ; Pritchard, 1981). Le P300 survient 300–500 ms après le stimulus suite à la réponse à des stimuli cibles, pertinents pour les tâches, visuelles, auditives et atteint son

amplitude maximale sur les zones centrales pariétales. L'ERP P300 peut être détecté en utilisant des méthodes spectrales (Fazel-Rezai et al., 2012)[42] (Voir figures 19(a) et (b)).

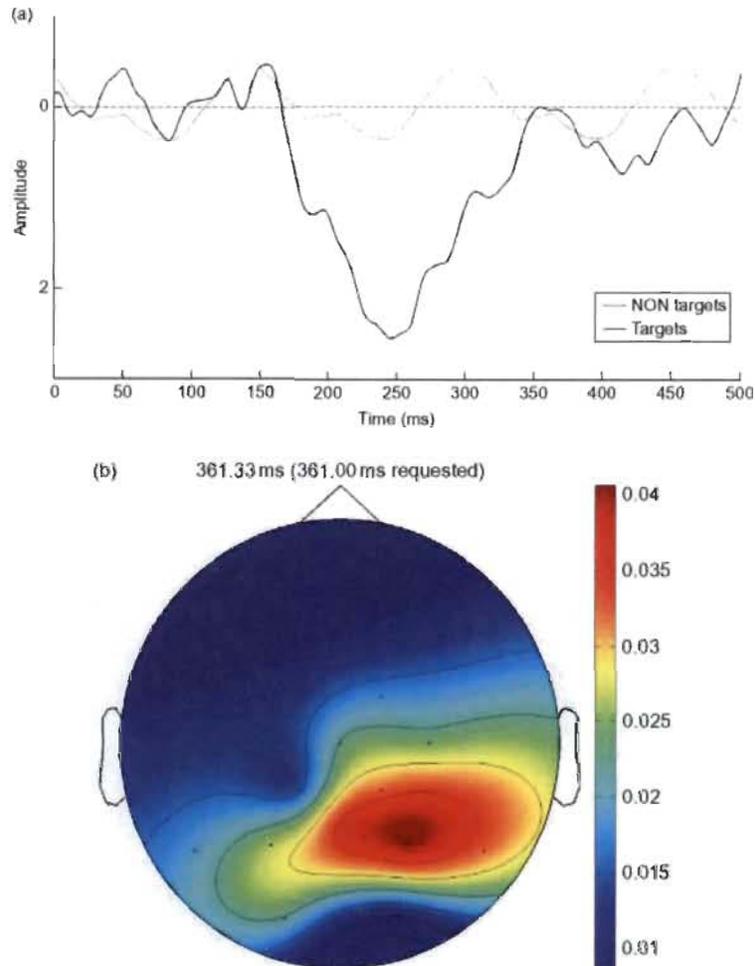


Figure 19 Potentiel évènementiel (a) amplitude P300 à 300 ms. (b) Activation de P300 dans les régions du cerveau Centro-pariétales.

L'ERP est une méthode commune dans la recherche BCI et dans l'analyse des signaux EEG en générale. Cependant, elle ne sera pas abordée dans le reste de ce mémoire.

## 2.6 Différentes approches de classification de signaux EEG

Les mesures EEG sont des séries temporelles. Il existe deux manières de classifier ce genre de mesures. Un classificateur statique qui utilise chaque mesure dans les séries temporelles comme

caractéristique et n'utilise pas l'information temporelle. En revanche un classificateur dynamique utilise chaque série temporelle comme caractéristique.

### **2.6.1 Interface cerveau-ordinateur - vue d'ensemble**

Une interface cerveau-ordinateur (BCI) est un système qui prend des entrées du cerveau, par exemple les EEG, et les traduit en commandes sur un ordinateur. Ceci est généralement fait par classification, où plusieurs commandes sont entraînées. L'entraînement consiste en l'exécution par l'utilisateur des différentes commandes. L'objectif est alors de construire un système qui utilise cette information pour classer les commandes futures.

Cependant, la classification des signaux EEG pour la détection de facultés affaiblies n'est pas un système d'interface cerveau-ordinateur vu qu'il n'y aura pas de commandes à exécuter. De ce fait, tout le processus de classification est identique jusqu'à l'exécution de commandes qui n'est généralement pas la partie la plus difficile pour construire un système BCI [19].

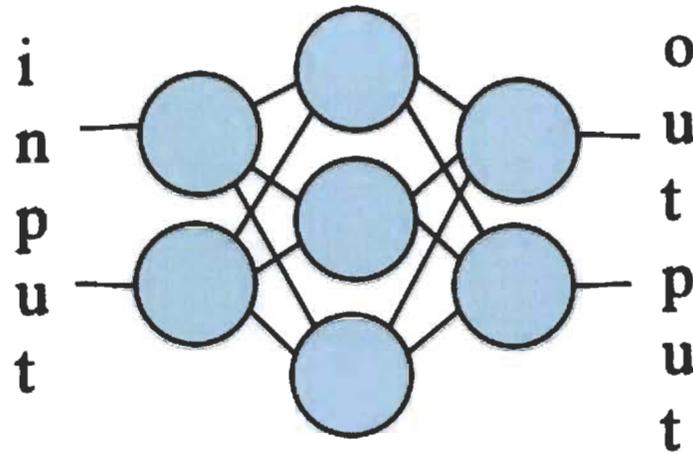
Il existe cinq catégories qui couvrent les algorithmes les plus utilisés dans les systèmes de classification BCI : les classificateurs linéaires, les classificateurs bayésiens non linéaires, les classificateurs des plus proches voisins (Nearest Neighbors), les réseaux de neurones et une combinaison de classificateurs (Lotte et al., 2007). De bonnes performances BCI ont été obtenues dans toutes ces catégories, à l'exception des classificateurs de plus proches voisins, qui ne semblent pas très bien gérer la dimensionnalité.

Cependant, les réseaux de neurones et les classificateurs linéaires (type SVM) sont les plus populaires dans la recherche sur le BCI et constituent les méthodes également choisies dans ce projet pour faire la classification de signaux EEG.

### **2.6.2 Réseau de neurones artificiels**

#### **Perceptron multicouche**

Perceptron multicouche signifie que le réseau de neurones comprend une couche d'entrée, possiblement une couche cachée au minimum, et une couche de sortie, comme illustré à la figure 20. La sortie de chaque nœud d'une couche se connecte à l'entrée de la couche suivante, mais pas à l'intérieur de la même couche.



**Figure 20 Réseau de neurones : 2 neurones d'entrée, 3 neurones de couche cachée et 2 neurones de sortie. Les neurones sont également appelés nœuds et les lignes entre les nœuds sont appelées synapses [13].**

L'inspiration vient du réseau de neurones du cerveau humain, mais en est une version très simplifiée. La grande force des réseaux de neurones réside dans le fait qu'ils ont un mécanisme d'approximation flexible et presque universel, ce qui leur permet d'avoir la configuration appropriée : les réseaux de neurones doivent être formés et entraînés avant de pouvoir être utilisés. En cas d'apprentissage supervisé, des ensembles d'apprentissage avec une entrée composée d'échantillons et la sortie correspondante sont fournis au réseau, puis un algorithme ajuste les poids des synapses afin qu'il puisse mapper une entrée valide avec une sortie correcte. Un algorithme très courant pour cette utilisation est l'algorithme de rétro propagation. Dans ce cas, les neurones ressemblent à celui de la figure 21.

À l'exception des nœuds d'entrée, tous les autres nœuds verront leur entrée déterminée par la somme de toutes les synapses entrantes. Cela devient une entrée de la fonction d'activation dans les nœuds (correspond au potentiel d'action dans les neurones biologiques, voir la section 2.3), qui détermine la sortie des nœuds : si elle "déclenche" ou non.

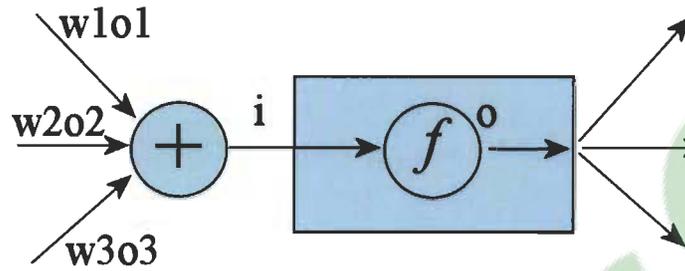


Figure 21 Neurone dans un réseau de propagation à réaction.  $f$  est la fonction d'activation [13].

### Algorithme de retro propagation

Pour mieux comprendre les réseaux de neurones et le fonctionnement de la rétro propagation, l'algorithme est présenté ci-dessous en pseudocode. Pour plus de détails, veuillez consulter Dario et Mattiussi (2008)[43] et NeuronDotNet (n.d.-a).

Initialize the weights in the network

**while** stopping criterion has reached **do**

**for all** example  $e$  2 in the training set **do**

$O$  = actual, output (network,  $e$ ); propagate forward

$T$  = wanted output for  $e$

Calculate error ( $T - O$ ) at each neuron in the output layer

Compute Mean Squared Error value; propagate the error backward

Compute  $\delta_{weightupdate}$  for all weights

Update all the weights in the network such that the sum-squared value of error is minimized.

**end for**

**end while**

La valeur d'erreur quadratique moyenne (MSE) est calculée à l'aide de l'équation (4). Cette valeur reflète l'efficacité de la formation effectuée jusqu'à présent. Le critère d'arrêt peut être soit lorsque la MSE a atteint une limite acceptable, soit lorsque le nombre de cycles de formation est atteint.

$$\hat{\theta} = E[(\hat{\theta}(X) - \theta)^2] \quad (4)$$

Il existe plusieurs types de fonction d'activation couramment utilisées, celles-ci sont :

**Fonction d'activation sigmoïde :**  $y = 1/(1 + \text{Exp}(-x))$  (5)

**Fonction d'activation linéaire :**  $y = x$  (6)

**Fonction d'activation logarithmique :**  $y = \text{Log}(1 + |x|)$  (7)

**Fonction d'activation sinusoïdale :**  $y = \text{Sin}(x)$  (8)

**Fonction d'activation Tanh :**  $y = \text{Tanh}(x)$  (9)

### 2.6.3 SVM (support vector machine)

SVM est un type de classificateur qui est basé sur deux concepts. Le premier concept comprend la transformation des données en un espace de grande dimension. Ce concept peut transformer des problèmes complexes (avec des surfaces de décision complexes) en des problèmes plus simples utilisant des fonctions discriminantes linéaires (voir figure 22). Et le second concept de SVM est motivé par la formation et l'utilisation uniquement des entrées proches de la surface de décision, car ils fournissent les informations les plus importantes sur la classification (voir figure 22). L'algorithme SVM est basé sur la théorie de l'apprentissage statistique. La SVM est utilisée pour la classification des données, la reconnaissance de formes, la bio-informatique et les analyses de régression en raison de leur précision et de leur capacité à traiter un grand nombre de prédicteurs. Le classificateur de vecteur de support présente de nombreux avantages. Avec SVM, les limites non linéaires peuvent être utilisées sans effort de calcul supplémentaire. De plus, les performances de SVM sont très compétitives par rapport aux autres méthodes. Un inconvénient de SVM est la complexité du problème qui n'est pas de l'ordre de la dimension des échantillons, mais de l'ordre du nombre d'échantillons [22].

Un nouvel échantillon  $\vec{x}_i$  peut-être classé selon

Si  $\vec{w} \cdot \vec{x}_i + b \geq 0$  alors positive, sinon négative.

Donc, l'orientation de la ligne  $\vec{w}$  et le biais  $b$  doivent être trouvés. Pour les échantillons de formation il faut que :

$$\begin{cases} \vec{w} \cdot \vec{x}_+ + b \geq 1 \\ \vec{w} \cdot \vec{x}_- + b \leq -1 \end{cases} \quad (10)$$

Où  $\vec{x}_+$  sont des échantillons positifs et  $\vec{x}_-$  des échantillons négatifs. L'égalité correspondra aux points avec la plus petite marge. Il y aura au moins un vecteur de chaque classe donnant l'égalité, sinon la marge pourrait être augmentée davantage. Ces vecteurs sont appelés vecteurs de support. Le but est de trouver les  $\vec{w}$  et  $b$  qui maximisent la marge.

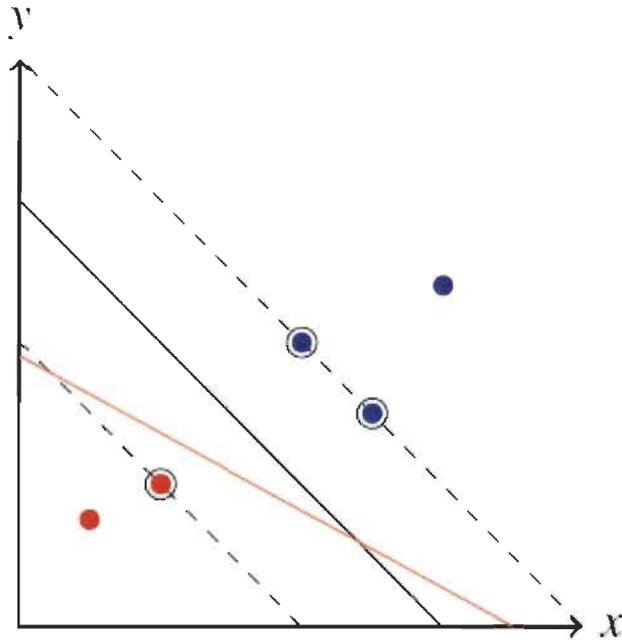


Figure 22 Illustration d'un classificateur de machine à vecteurs de support.

Dans la figure 22, la ligne noire continue représente la limite de classification qui maximise la marge des échantillons d'apprentissage. Les points entourés sur la ligne pointillée sont les vecteurs de support. La ligne rouge continue représente la limite de classification qui maximise la marge des échantillons d'apprentissage. Les points entourés sur la ligne pointillée sont les

vecteurs de support. Ils ont la plus petite marge à la limite de décision. La ligne pleine orange sépare également les données, mais sa marge est pire. [19]

## **2.7 Conclusion**

Dans cette partie nous avons fait une revue de littérature ou nous avons abordé les différentes approches et les différentes méthodes de traitement et de classification de signaux, afin de pouvoir déployer une méthodologie expérimentale efficace pour atteindre nos objectifs de classification des signaux EEG. Dans le prochain chapitre nous allons détailler celles-ci dans le contexte de nos expérimentations.

## Chapitre 3 : Méthodes expérimentales

### 3.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous allons détailler la méthodologie expérimentale développée dans cette recherche qui a duré deux ans. En premier lieu nous allons voir quel équipement a été utilisé pour la prise de signaux EEG et comment l'enregistrement a été effectué. Ensuite nous allons aborder les méthodologies et les techniques qui ont été utilisées pour le traitement de signal, et les méthodes de classification appliquées à ce propos. Et enfin, en conclusion, nous allons résumer et faire un bref retour sur les démarches utilisées.

### 3.2 Emotiv Epoc + multi Channel

L'équipement utilisé pour la prise de signaux EEG est le casque Emotiv Epoc + à 14 électrodes. Le système EEG Emotiv, est un système EEG portable, sans fil, multicanaux et à haute résolution, qui offre tous les avantages d'EPOC ainsi qu'un accès aux données EEG brutes. Les 14 noms de canaux EEG basés sur les emplacements 10-20 internationaux sont : AF3, F7, F3, FC5, T7, P7, O1, O2, P8, T8, FC6, F4, F8, AF4 (Voir figure 23).

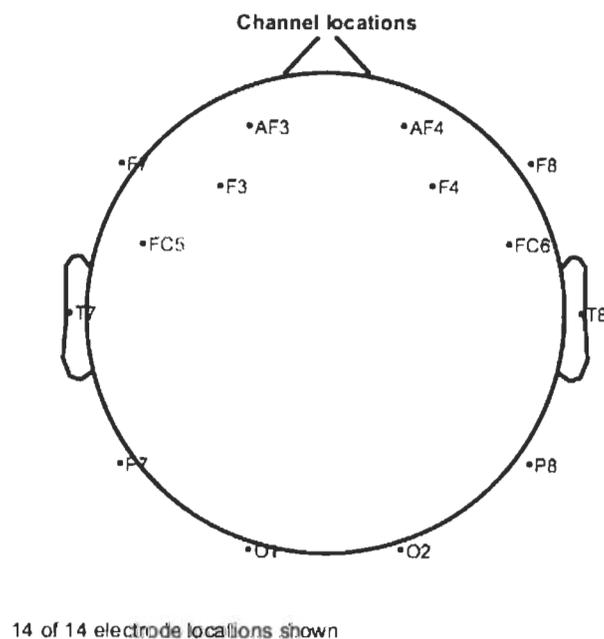


Figure 23 Emplacement des 14 électrodes sur le cuir chevelu. (Emotiv epoc+)

Le casque Emotiv Epoc + est connecté au logiciel Emotiv Xavier control panel qui dans un premier temps vérifie la qualité de contact des électrodes (Voir figure 24).

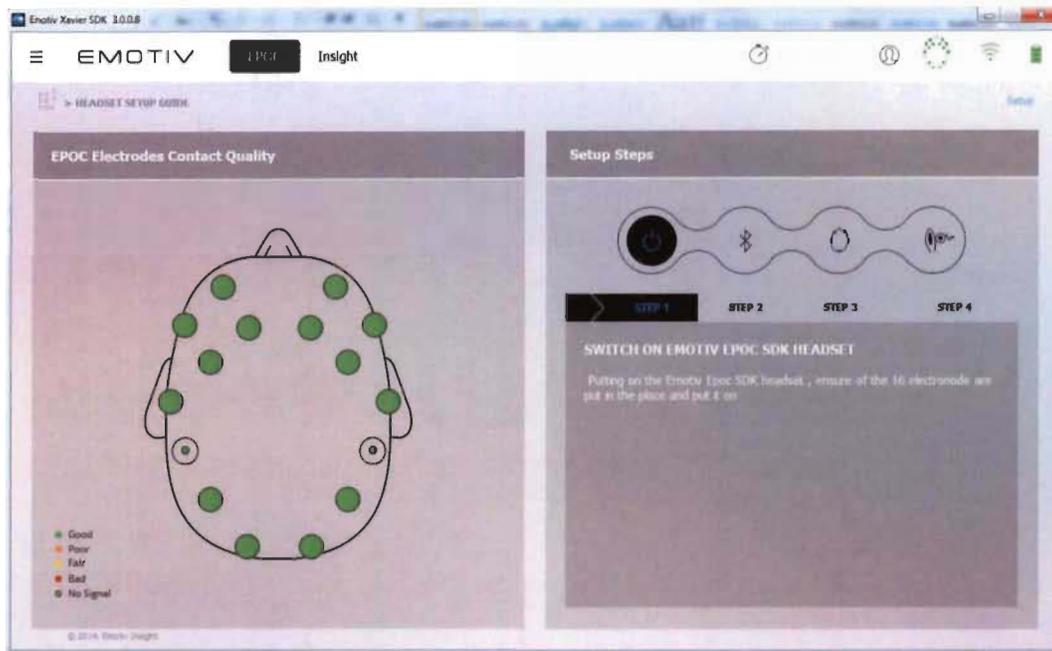


Figure 24 Qualité de contact des électrodes-Emotiv control panel.

La couleur verte montre que la qualité du contact est bonne (voir la figure 24), donc nous pouvons alors ensuite procéder à l'acquisition des signaux.

### 3.3 Openvibe

OpenViBE est une plate-forme logicielle dédiée à la conception, au test et à l'utilisation d'interfaces cerveau-ordinateur. Ce logiciel est conçu pour les neurosciences en temps réel car il nous donne la possibilité de traiter les signaux du cerveau en temps réel. En outre, il peut également être utilisé pour acquérir, filtrer, traiter, classer et visualiser les signaux du cerveau en temps réel. La figure 25 présente un diagramme des composants OpenViBE.

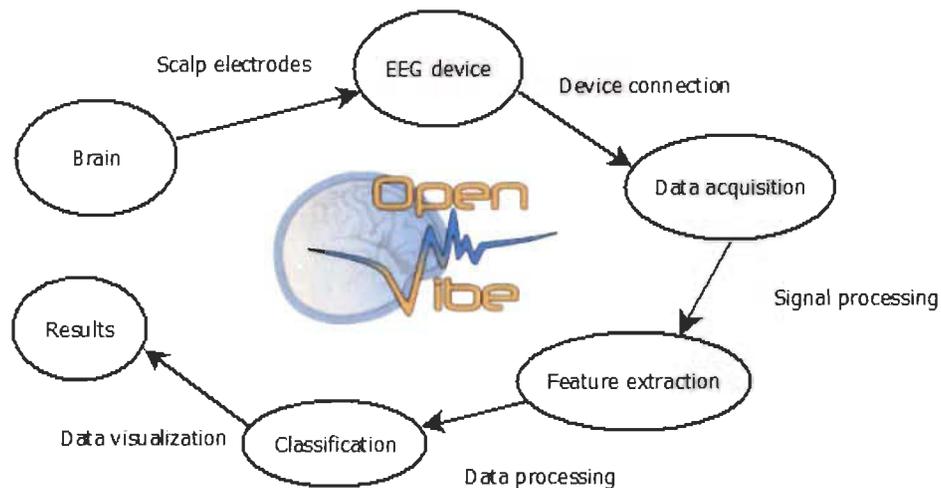


Figure 25 Workflow du logiciel OpenVibe [38].

Les concepts les plus basiques de OpenVibe sont les suivants :

Scénario : un scénario Openvibe est l'ensemble de boîtiers (box) liés entre eux afin d'obtenir un objectif plus large. Par exemple si nous lions plusieurs boîtes entre elles nous pouvons obtenir le signal maximum. Ce scénario peut être testé pour évaluer le fonctionnement de cet enchaînement de boîtes et observer les résultats. Le concept de scénario est idéal pour faire des prototypes. Cependant, le scénario que nous avons utilisé dans cette recherche sera détaillé dans les sections 3.3.1 et 3.3.2.

Box : Un boîtier OpenViBE est l'élément le plus fondamental que nous puissions trouver dans ce logiciel. Il gère une tâche spécifique, par exemple, la tâche de classification. Nous pouvons également relier différentes boîtes entre elles pour créer une séquence de tâches distinctes.

Modules : OpenViBE contient des modules qui distinguent clairement le but de chaque boîtier. Ces modules, qui encapsulent chacun une phase d'analyse de données, sont divisés en acquisition de données, traitement de signal, extraction de caractéristiques, classification et visualisation

Dans ce logiciel, la phase (module) que nous avons utilisé pour ce travail est la phase d'acquisition de données car elle nous a permis d'avoir plus d'options en termes d'acquisition et d'enregistrement de signaux EEG comparées à d'autres logiciels. Comme nous allons voir dans la section 3.3.1.

### 3.3.1 Acquisitions de signaux

L'acquisition de signaux sur Openvibe se base sur une structure client-serveur. Le serveur d'acquisition de Openvibe est un outil conçu pour communiquer avec divers périphériques d'acquisition de signaux matériels dont le Emotiv EPOC+. La tâche du serveur est de transmettre les signaux acquis et d'autres informations de test aux applications OpenViBE dans un format OpenViBE standardisé et générique.

Nous commençons ainsi par connecter notre casque au serveur d'acquisition de Openvibe comme nous pouvons voir sur la figure 26.

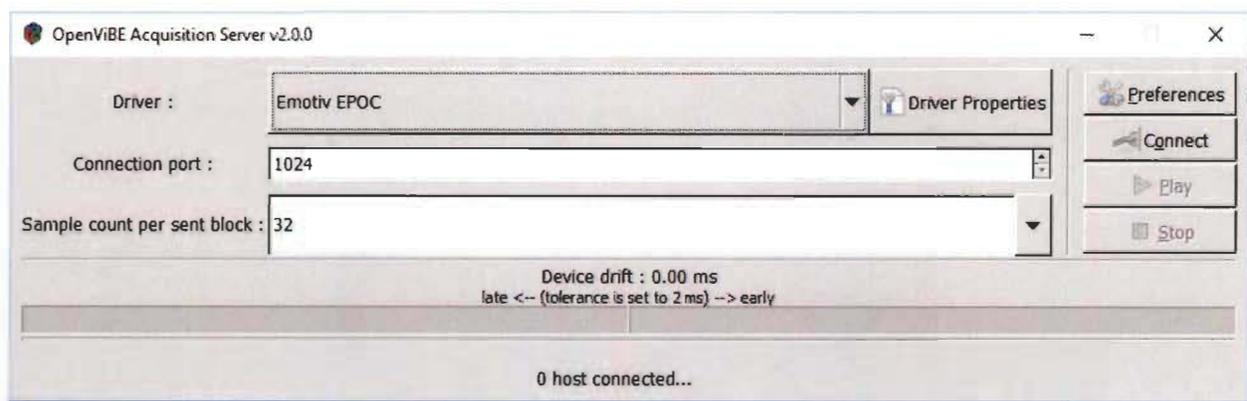


Figure 26 Openvibe acquisition server.

Ensuite le client d'acquisition est configuré sur le Openvibe designer, l'outil que nous avons utilisé pour construire notre scénario comme nous pouvons voir sur la figure 27.

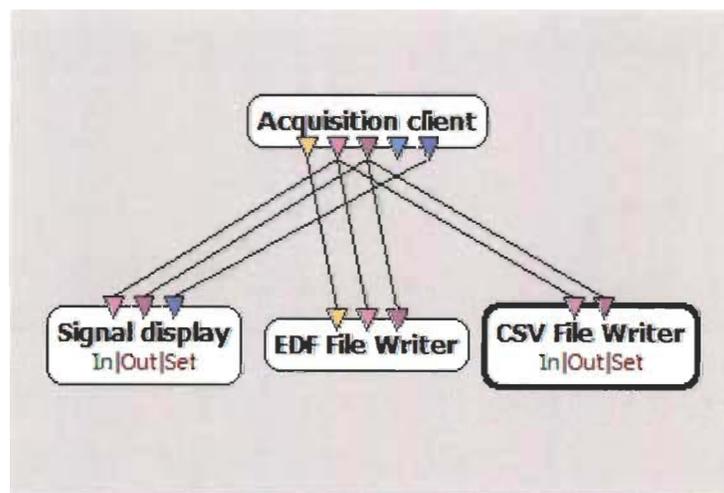


Figure 27 Scénario d'acquisition et d'enregistrement de signaux EEG.

L'acquisition de signaux a été faite sur 6 sujets d'un âge compris entre 18 et 64 ans et s'est déroulée en deux étapes :

La première étape : le sujet est en état normal nous lui demandons de procéder au test 1-back que nous avons utilisé comme stimulation, et la prise de signaux est faite parallèlement sur le sujet en question. Le test et l'acquisition de signaux dure 65 secondes. Le taux d'échantillonnage est de 128 Hz.

Deuxième étape : le sujet est en faculté affaiblie après avoir consommé du cannabis, nous lui demandons de procéder au test 1-back que nous avons utilisé comme stimulation, et la prise de signaux est aussi faite parallèlement sur le sujet en question. Le test et l'acquisition de signaux dure aussi 65 secondes. Le taux d'échantillonnage est de 128 Hz.

Le test n-back utilisé est un test n-back visuel. Au cours de l'application du 1-Back, le participant doit indiquer en cliquant par le biais d'une souris, sur un bouton à l'écran, si l'emplacement de chaque case présentée est le même que celui de la case présentée immédiatement avant. (Voir figure 27).

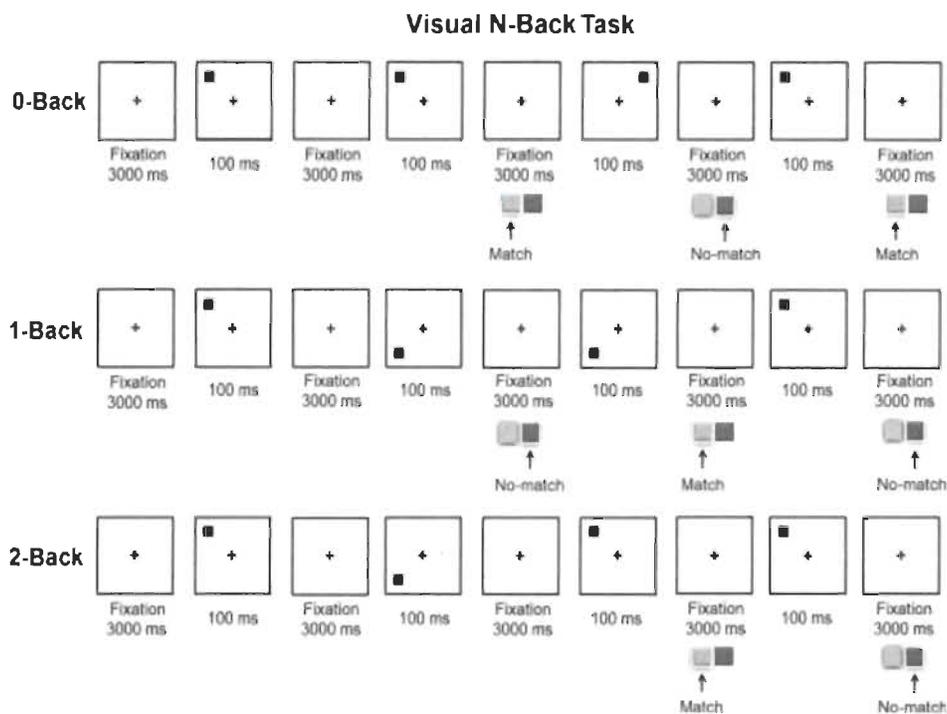


Figure 28 Test n-back visuel [23].

Ensuite nous obtenons des signaux bruts comme nous pouvons voir sur les figures 29 et 30.

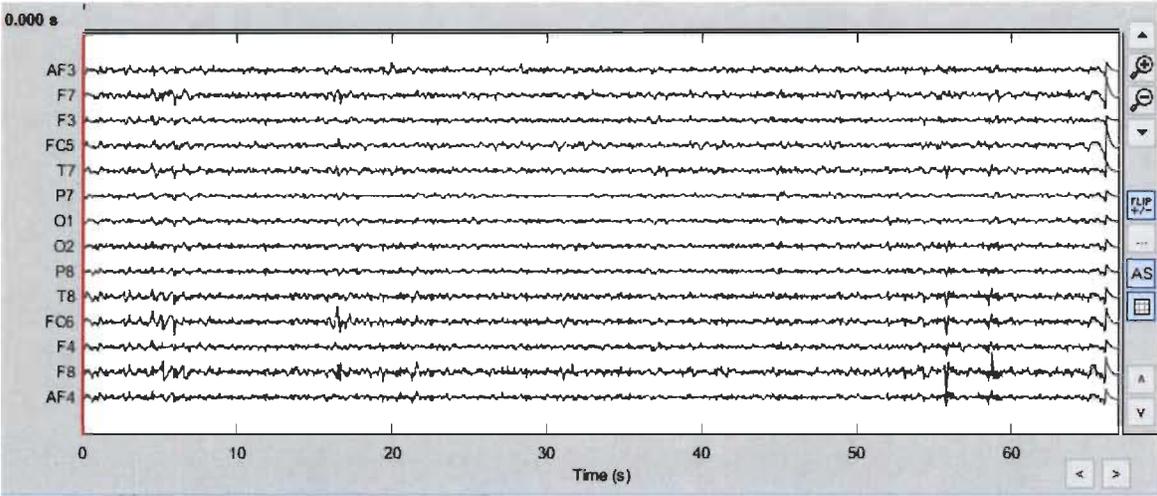


Figure 29 Signaux bruts d'un sujet en état normal.

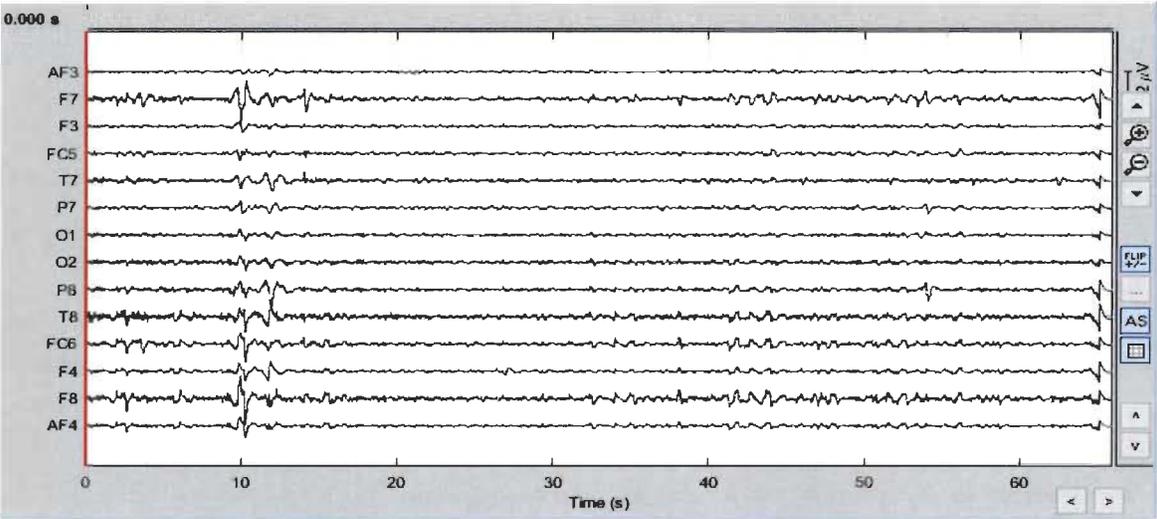


Figure 30 Signaux bruts d'un sujet en facultés affaiblies.

### 3.3.2 Enregistrement des signaux EEG

Les boîtiers EDF file writer et CSV file writer sur le scénario de la figure précédente 27 nous permettent d'enregistrer les signaux acquis dans des fichiers de types EDF et CSV (Voir figure 31).

Time:128Hz	Epoch	AF3	F7	F3	FCS	T7	P7	O1	O2	P8	T8	FC6	F4	F8	AF4
0	0	4111.28223	4092.94873	4115.89746	4085	4139.87158	4108.07715	4103.3335	4112.82031	4116.15381	4127.05127	4106.79492	4104.4873	4108.3335	4108.20508
0.0078125	0	4107.69238	4096.02589	4114.10254	4081.53857	4137.30762	4106.79492	4105.38477	4110	4109.74365	4120.64111	4105	4102.30762	4107.17969	4102.94873
0.015625	0	4108.20508	4095	4112.56396	4081.28198	4131.28223	4096.6665	4099.61523	4106.6665	4103.20508	4119.23096	4105	4100.12842	4108.84619	4102.82031
0.0234375	0	4113.58984	4094.74365	4114.61523	4083.97437	4126.02588	4088.58984	4091.02563	4110.76904	4106.92285	4121.28223	4108.97412	4105.12842	4109.4873	4107.05127
0.03125	0	4110.89746	4095.25635	4114.4873	4078.20508	4128.20508	4092.56421	4087.94873	4106.28223	4109.61523	4123.07715	4109.87158	4104.35889	4108.46143	4105.38477
0.0390625	0	4106.79492	4089.87183	4110.12842	4072.30762	4126.15381	4097.17969	4093.46143	4097.30762	4102.43604	4116.28223	4098.46143	4091.15381	4104.74365	4099.23096
0.046875	0	4107.43604	4089.87183	4108.58984	4077.94873	4122.94873	4097.05127	4100.64111	4105.12842	4106.92285	4115.5127	4096.92285	4092.56421	4103.58984	4101.6665
0.0546875	0	4111.02588	4093.0769	4110.5127	4079.74365	4125.64111	4096.15381	4098.58984	4112.94873	4113.71777	4123.20508	4105	4103.3335	4105.5127	4107.69238
0.0625	0	4108.84619	4095.89746	4110.12842	4077.17944	4127.17969	4093.0769	4094.23071	4109.23096	4108.20508	4124.35889	4104.4873	4097.82031	4106.41016	4102.82031
0.0703125	0	4107.69238	4096.02588	4109.61523	4074.35889	4120.64111	4088.20508	4091.53857	4104.35889	4100.25635	4115.12842	4100.12842	4091.9231	4102.56396	4098.84619
0.078125	0	4108.3335	4096.28223	4110.38477	4074.23071	4126.92285	4093.20508	4096.28223	4107.94873	4106.41016	4116.28223	4102.56396	4097.56396	4100	4100.64111
0.0859375	0	4105	4094.35889	4109.4873	4077.30762	4138.97412	4099.10254	4102.05127	4104.74365	4105.76904	4117.05127	4100.38477	4098.58984	4100.5127	4099.61523
0.09375	0	4098.71777	4090	4107.30762	4078.46143	4138.07715	4105.89746	4102.69238	4095.25635	4091.53857	4104.10254	4088.58984	4090	4096.92285	4091.9231
0.1015625	0	4096.41016	4084.74365	4103.71777	4069.23071	4134.61523	4108.07715	4101.6665	4095.38452	4090	4096.92285	4081.9231	4083.97437	4093.0769	4086.9231
0.109375	0	4109.10254	4091.28198	4108.58984	4072.43579	4138.58984	4105.89746	4111.92285	4111.15381	4111.02588	4114.74365	4096.6665	4093.46143	4101.92285	4097.69238
0.1171875	0	4118.07715	4102.69238	4117.17969	4085.12817	4136.41016	4103.71777	4118.97412	4121.02588	4123.84619	4133.3335	4117.43604	4106.28223	4117.05127	4112.05127
0.125	0	4114.35889	4098.84619	4116.92285	4083.33325	4132.05127	4097.17969	4105.64111	4112.69238	4116.6665	4127.82031	4117.30762	4109.10254	4119.74365	4114.23096
0.1328125	0	4112.30762	4090.89746	4114.23096	4076.79492	4136.15381	4087.56421	4088.71802	4107.56396	4112.43604	4122.30762	4112.17969	4105.76904	4117.69238	4111.02588
0.140625	0	4118.58984	4094.87183	4119.35889	4078.20508	4141.41016	4087.82056	4087.17944	4112.69238	4114.87158	4131.15381	4117.82031	4107.17969	4121.15381	4115.76904

Figure 31 Exemple d'enregistrement de signaux sur un fichier CSV.

Une fois les signaux bruts enregistrés sur les fichiers EDF et CSV nous les exportons sur MATLAB (EEGLAB) et nous procédons au traitement des signaux (Voir figure 32).

### 3.4 MATLAB

MATLAB est un langage de haute performance pour l'informatique technique. Il intègre le calcul, la visualisation et la programmation dans un environnement convivial, où les problèmes et les solutions sont exprimés dans une notation mathématique familière. Les utilisations typiques incluent :

- Math et calcul
- Développement d'algorithmes
- Modélisation, simulation et prototypage
- Analyse, exploration et visualisation de données
- Graphiques scientifiques et d'ingénierie
- Développement d'applications, y compris la création d'une interface utilisateur graphique

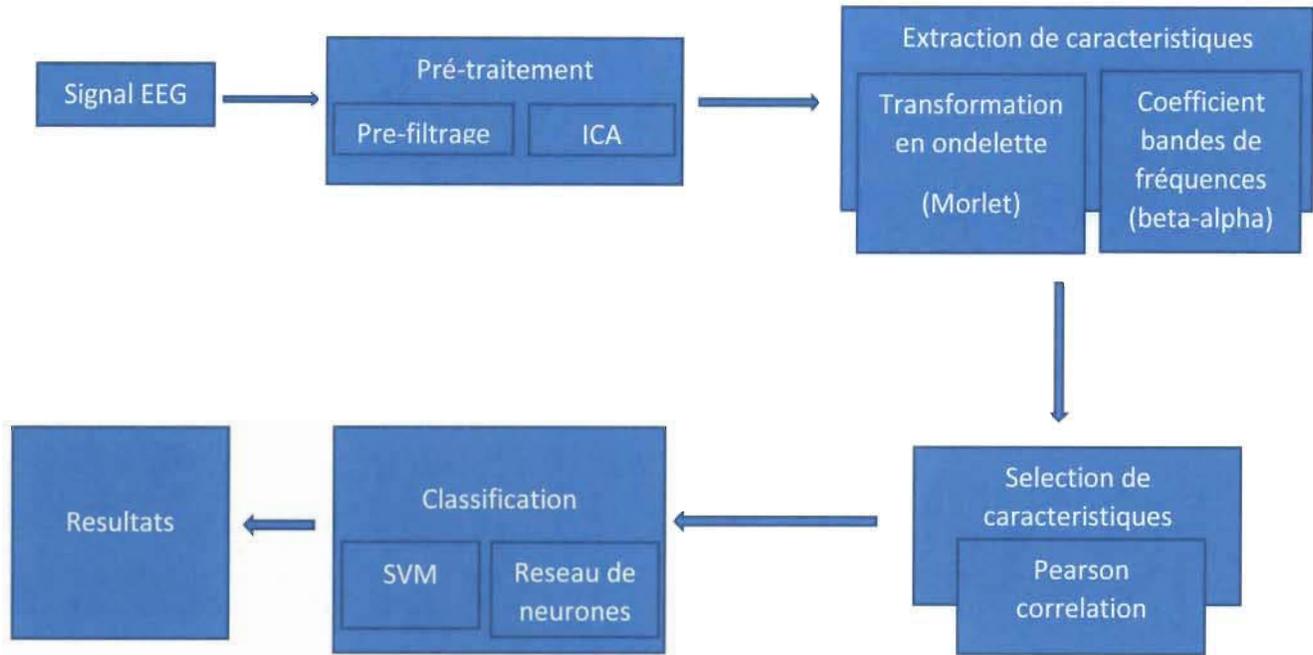


Figure 32 Schéma proposé pour l'extraction des caractéristiques et la classification des signaux EEG.

### 3.4.1 EEGLAB

Pour arriver à nos fins nous avons utilisé l'application EEGLAB qui a été développée sur MATLAB. EEGLAB est une interface dédiée exclusivement au traitement et l'analyse de signaux EEG.

#### 3.4.1.1 Pré-traitement

Cette étape comporte deux phases :

**Le pré-Filtrage :** Dans cette phase nous avons appliqué un filtre FIR entre 1 et 40 Hz afin d'éliminer les bruits électriques dans les signaux, qui eux ont une fréquence trop élevée, généralement plus que 40 Hz.

Le pré filtrage dans cette plage de fréquences sert à éliminer les fréquences situées en dehors de la plage de fréquences associées à l'activité cérébrale qui sont les plus pertinentes pour l'analyse.

### **Le rejet d'artéfact en utilisant ICA :**

Nous avons utilisé ICA pour éliminer les artéfacts liés aux yeux et aux muscles (ex clignement des yeux, mouvement des yeux). Ce processus a été effectué sur EEGLAB (Delorme et Makeig, 2004). Le format des fichiers qui contiennent les signaux EEG est un format EDF.

Tout d'abord, nous commençons par effectuer l'importation du fichier EDF contenant les enregistrements des signaux EEG sur EEGLAB, et après avoir appliqué notre filtre FIR nous passons à la phase d'application de l'algorithme Runica, un algorithme pour le ICA. Nous effectuons une décomposition par analyse en composantes indépendantes (ICA) de données EEG en utilisant l'algorithme ICA Infomax de Bell et Sejnowski (1995). Toutefois, cela suggère que l'algorithme d'analyse par composante indépendante (ICA) de Bell et Sejnowski est approprié pour effectuer une séparation de source aveugle sur des données EEG.

Cet algorithme est basé sur la maximisation de l'entropie et présente une forme de gradient naturel pour le calcul de composants indépendants. Il peut être considéré comme une méthode d'apprentissage neuronal telle que la formulation mathématique de la prochaine expression le suggère :

$$W(t + 1) = W(t) + \eta(t)(I - f(s)(s)^T)W(t) \quad (11)$$

$\eta(t)$  étant une fonction de taux d'apprentissage et  $f(\cdot)$  une fonction liée à la nature de la distribution.  $I$  est la matrice identité de dimensions  $m \times m$ . Il est important de noter que la valeur initiale de  $W$  est généralement une matrice aléatoire.

Donc une fois la décomposition ICA effectuée, nous sélectionnons les composants qui représentent des artéfacts. Le rejet d'artéfacts a été fait en se basant sur ce qui est retrouvé dans la littérature [12] [15]. (Voir figure 33).

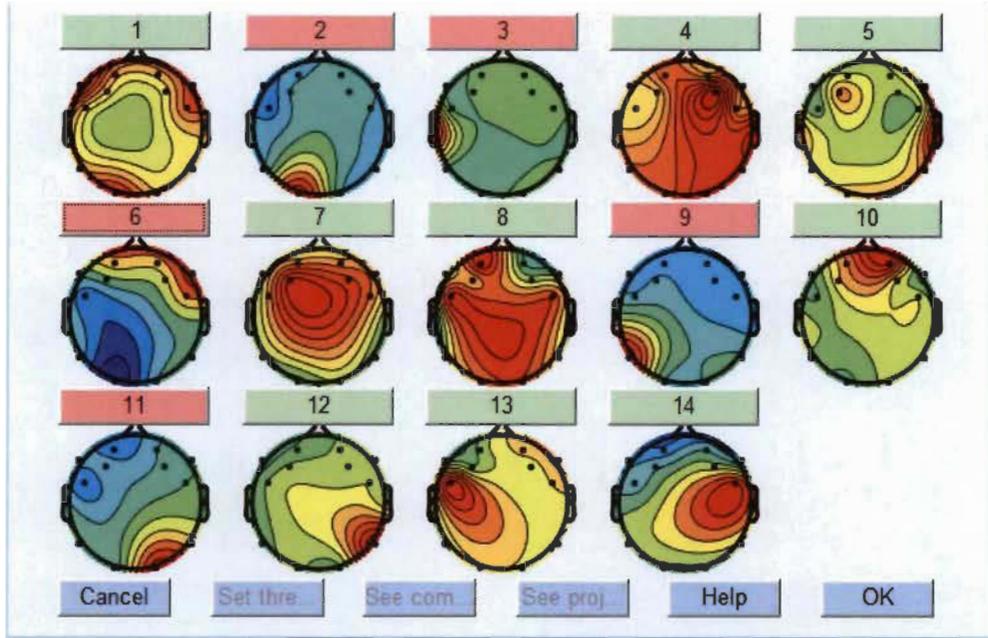


Figure 33 Exemple de décomposition utilisant l'algorithme ICA.

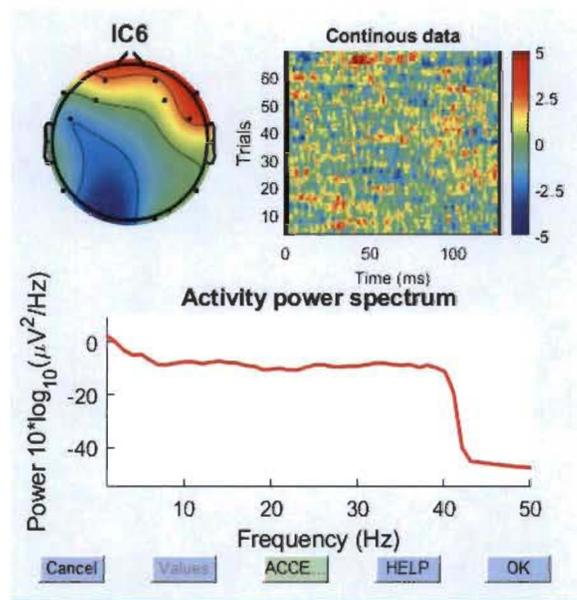


Figure 34 Composant représentant un artéfact lié au clignement d'œil.

Le composant IC6 sur la figure 34 a été identifié comme étant un artéfact de clignement d'œil, donc nous l'avons sélectionné afin de le rejeter.

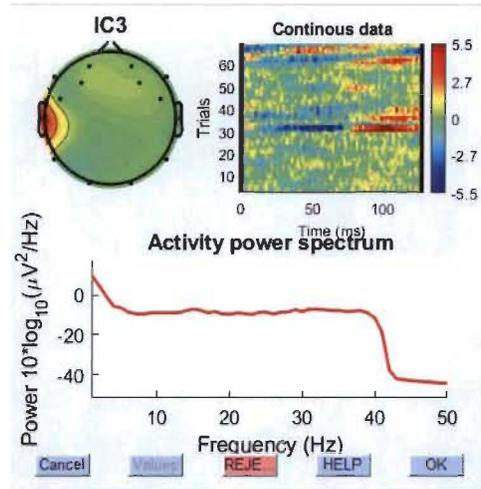


Figure 35 Composant représentant un artefact lié à la contraction de muscle.

Les composants IC2, IC3 dans la figure 34, IC9 et IC 11 ont été identifiés comme artefact EMG liés à la contraction de muscle. D'autres artefacts ont été identifiés comme les artefacts EOG et EKG dans d'autres exemples et ont été sélectionnés pour être rejetés.

Donc une fois les artefacts identifiés et sélectionnés, nous procédons au rejet de ces composants pour ensuite obtenir un signal qui contient que des signaux cognitifs.

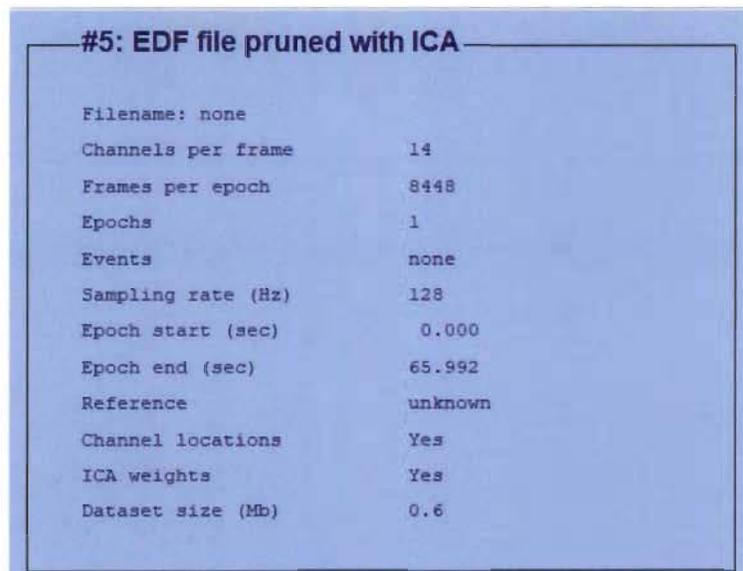


Figure 36 Interface EEGLAB présentant les détails du fichier EDF d'un sujet après le rejet d'artefact en utilisant ICA.

Une fois terminé, nous obtenons un signal qui contient que les signaux liés à la cognition et donc cet ensemble de données est exporté en forme de fichier EDF (Voir figure 36) pour ensuite passer à l'étape suivante afin d'en extraire les caractéristiques comme nous allons voir dans la section 3.4.2.

### 3.4.2 Traitement des signaux- Brainstorm

Brainstorm est une application collaborative open-source dédiée à l'analyse des enregistrements du cerveau : MEG, EEG, fNIRS, ECoG, électrodes de profondeur et neurophysiologie invasive chez les animaux.

Le processus d'extraction de caractéristiques peut être séparé en trois étapes : le conditionnement du signal, l'extraction de caractéristiques et le conditionnement de caractéristiques. (Voir figure 37).

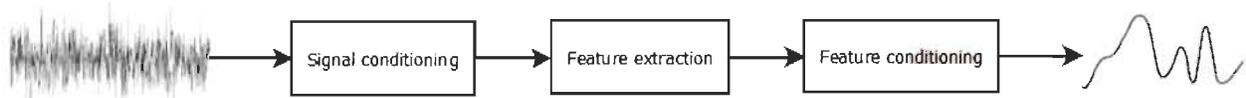


Figure 37 Workflow d'extraction de caractéristiques.

Un conditionnement afin de réduire le bruit a été effectué dans l'étape précédente, section 3.4.1.1 et donc dans la prochaine étape nous procédons à l'extraction de caractéristiques.

#### 3.4.2.1 Extraction de caractéristiques

Dans le but d'extraire les caractéristiques des signaux EEG nous avons utilisé deux approches :

#### **La densité spectrale de la puissance (PSD) :**

Afin de sélectionner les caractéristiques valides du signal EEG liées à l'activité mentale, nous avons proposé l'utilisation de méthodes non paramétriques pour l'estimation de la densité spectrale de puissance. L'utilisation de méthodes non paramétriques pour déterminer la densité spectrale de puissance du signal, estime la covariance ou le spectre du processus sans la supposition que ce dernier possède une structure particulière. La méthode utilisée est la méthode de Welch. La méthode de Welch (également appelée méthode de périodogramme) pour estimer le spectre de puissance est réalisée en divisant le signal temporel en blocs successifs, en formant le périodogramme de chaque bloc et en établissant une moyenne.

On dénote la m ième trame fenêtrée et avec rajout de zéro (zero-padding) du signal  $x$  par :

$$x_m(n) \triangleq w(n)x(n + mR), \quad n = 0, 1, \dots, M - 1, m = 0, 1, \dots, K - 1, \quad (12)$$

Où  $R$  est défini comme étant la taille de la fenêtre,  $K$  indique le nombre de trames disponibles, et  $w$  représente la fonction de fenêtre (fenêtre rectangulaire). Le périodogramme du m ième bloc est donné par :

$$P_{x_{m,M}}(\omega_k) = \frac{1}{M} |FFT_{N,k}(x_m)|^2 \triangleq \frac{1}{M} \left| \sum_{n=0}^{M-1} x_m(n) e^{-\frac{j2\pi nk}{N}} \right|^2 \quad (13)$$

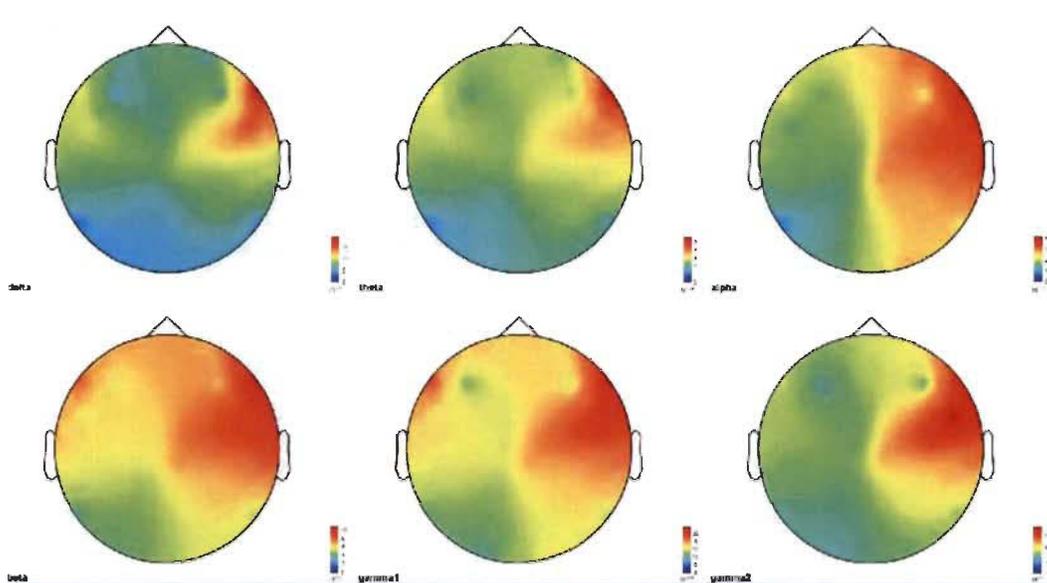
Comme précédemment, l'estimation de Welch de la densité spectrale de puissance est donnée par

$$\hat{S}_x^W(\omega_k) \triangleq \frac{1}{K} \sum_{m=0}^{K-1} P_{x_{m,M}}(\omega_k) \quad (14)$$

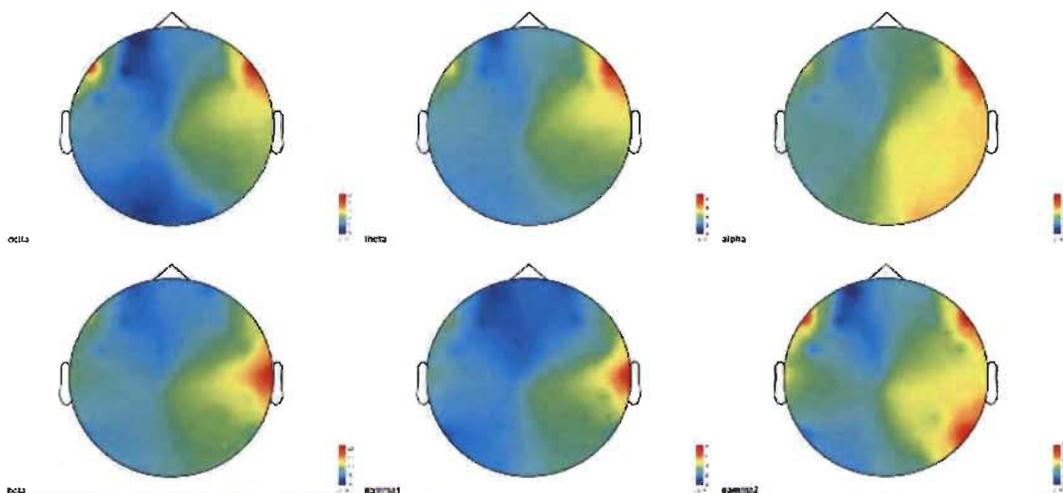
En d'autres termes, il ne s'agit que d'une moyenne de périodogrammes dans le temps.

L'analyse de la densité spectrale de puissance est effectuée pour déterminer la puissance du signal sur une bande de fréquence particulière. (Voir figures 38 et 39).

Donc, dans notre approche nous avons effectué une analyse de la densité spectrale de puissance afin de déterminer la puissance du signal sur les différentes bandes de fréquences comme nous pouvons voir sur les figures 38 et 39.



**Figure 38 Sujet A : La densité de la puissance spectrale d'un sujet en état normal sur les différentes bandes de fréquences.**



**Figure 39 Sujet A : La densité de la puissance spectrale d'un sujet en facultés affaiblies sur les différentes bandes de fréquences.**

Cette approche nous a permis de déterminer et de voir les changements de puissance des signaux sur différentes parties du cerveau et sur les différentes bandes de fréquences en comparant l'état normal avec l'état facultés affaiblies, ce qui nous a permis par la suite de procéder à l'extraction des caractéristiques dans les bandes de fréquences importantes d'après notre analyse.

Freq	delta	theta	alpha	beta	gamma1	gamma2
AF3	6.56E-12	2.56E-12	2.16E-12	6.93E-13	1.82E-13	8.27E-17
F7	1.14E-11	3.38E-12	2.35E-12	8.37E-13	2.48E-13	9.69E-17
F3	5.14E-12	2.04E-12	1.68E-12	5.76E-13	1.22E-13	5.85E-17
FC5	1.01E-11	2.86E-12	1.58E-12	5.78E-13	1.62E-13	8.68E-17
T7	8.66E-12	2.57E-12	1.94E-12	6.79E-13	1.77E-13	9.08E-17
P7	3.62E-12	1.11E-12	8.25E-13	3.75E-13	1.09E-13	5.84E-17
O1	4.72E-12	1.68E-12	1.51E-12	4.19E-13	1.01E-13	5.80E-17
O2	5.02E-12	2.05E-12	2.59E-12	5.74E-13	1.67E-13	7.50E-17
P8	4.37E-12	1.59E-12	2.35E-12	5.16E-13	1.43E-13	8.32E-17
T8	9.22E-12	3.25E-12	3.22E-12	8.71E-13	2.09E-13	1.28E-16
FC6	1.46E-11	3.72E-12	3.14E-12	8.27E-13	2.50E-13	1.87E-16
F4	6.49E-12	2.63E-12	2.33E-12	6.65E-13	1.54E-13	7.40E-17
F8	1.94E-11	5.62E-12	4.16E-12	1.08E-12	2.95E-13	1.73E-16
AF4	6.42E-12	2.39E-12	2.98E-12	6.77E-13	1.69E-13	1.04E-16

Table 1 Coefficients de caractéristiques extraites de la densité spectrale de la puissance des différents canaux dans différentes bandes de fréquences.

### La transformation en ondelettes (morlet wavelet transform) :

Dans cette approche nous avons extrait les caractéristiques dans le domaine des fréquence temps ce qui nous a permis par la suite de voir quels sont les changements les plus indicatifs en fonction du temps et dans quelles bandes de fréquences elles sont situées.

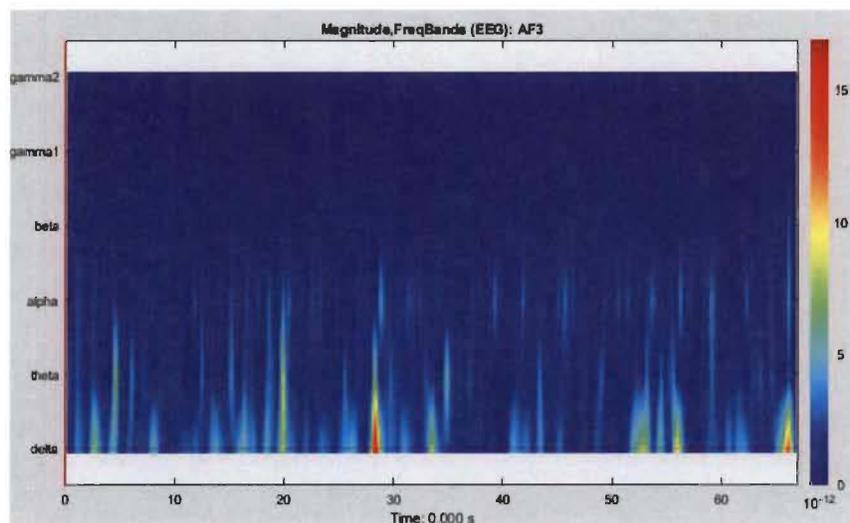
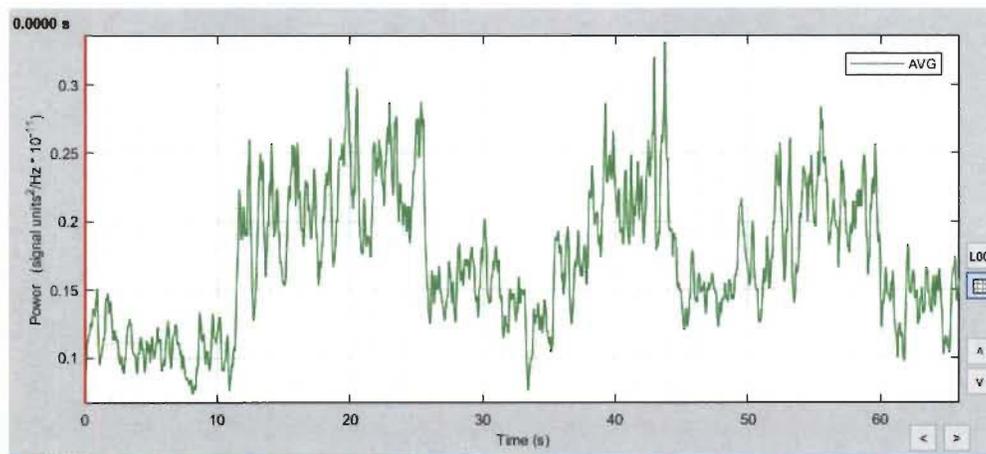


Figure 40 Transformée en ondelette (wavelet transform) pour le canal AF3.

Time	AF3	F7	F3	FCS	T7	P7	O1	O2	P8	T8	FC6	F4	F8	AF4
0	1.35E-06	6.20E-07	5.85E-07	1.19E-06	8.75E-07	1.19E-06	7.52E-07	6.40E-07	1.02E-06	1.16E-06	1.86E-06	9.08E-07	1.36E-06	8.56E-07
0.0078125	1.35E-06	6.20E-07	5.91E-07	1.19E-06	8.85E-07	1.19E-06	7.51E-07	6.40E-07	1.03E-06	1.17E-06	1.87E-06	9.13E-07	1.37E-06	8.65E-07
0.015625	1.35E-06	6.20E-07	5.96E-07	1.19E-06	8.96E-07	1.20E-06	7.49E-07	6.40E-07	1.04E-06	1.18E-06	1.87E-06	9.19E-07	1.39E-06	8.74E-07
0.023438	1.35E-06	6.20E-07	6.01E-07	1.19E-06	9.07E-07	1.20E-06	7.48E-07	6.40E-07	1.05E-06	1.19E-06	1.88E-06	9.25E-07	1.40E-06	8.82E-07
0.03125	1.35E-06	6.20E-07	6.06E-07	1.19E-06	9.18E-07	1.21E-06	7.46E-07	6.40E-07	1.07E-06	1.20E-06	1.89E-06	9.30E-07	1.41E-06	8.91E-07
0.039063	1.35E-06	6.20E-07	6.10E-07	1.19E-06	9.29E-07	1.21E-06	7.44E-07	6.40E-07	1.08E-06	1.21E-06	1.89E-06	9.36E-07	1.43E-06	9.00E-07
0.046875	1.35E-06	6.19E-07	6.15E-07	1.19E-06	9.40E-07	1.21E-06	7.42E-07	6.39E-07	1.09E-06	1.22E-06	1.90E-06	9.41E-07	1.44E-06	9.08E-07
0.054688	1.35E-06	6.18E-07	6.19E-07	1.18E-06	9.50E-07	1.22E-06	7.39E-07	6.38E-07	1.10E-06	1.23E-06	1.90E-06	9.46E-07	1.45E-06	9.17E-07
0.0625	1.35E-06	6.17E-07	6.23E-07	1.18E-06	9.61E-07	1.22E-06	7.37E-07	6.37E-07	1.11E-06	1.24E-06	1.91E-06	9.52E-07	1.46E-06	9.26E-07
0.070313	1.34E-06	6.16E-07	6.27E-07	1.18E-06	9.72E-07	1.23E-06	7.35E-07	6.35E-07	1.12E-06	1.25E-06	1.91E-06	9.57E-07	1.48E-06	9.35E-07
0.078125	1.34E-06	6.14E-07	6.31E-07	1.17E-06	9.83E-07	1.23E-06	7.32E-07	6.33E-07	1.13E-06	1.26E-06	1.92E-06	9.62E-07	1.49E-06	9.44E-07
0.085938	1.34E-06	6.12E-07	6.35E-07	1.17E-06	9.94E-07	1.23E-06	7.29E-07	6.31E-07	1.15E-06	1.27E-06	1.92E-06	9.68E-07	1.50E-06	9.54E-07
0.09375	1.34E-06	6.10E-07	6.39E-07	1.17E-06	1.00E-06	1.24E-06	7.26E-07	6.28E-07	1.16E-06	1.28E-06	1.92E-06	9.73E-07	1.51E-06	9.64E-07
0.10156	1.33E-06	6.07E-07	6.43E-07	1.17E-06	1.01E-06	1.24E-06	7.23E-07	6.25E-07	1.17E-06	1.29E-06	1.93E-06	9.78E-07	1.53E-06	9.74E-07
0.10938	1.33E-06	6.05E-07	6.46E-07	1.16E-06	1.02E-06	1.24E-06	7.20E-07	6.22E-07	1.18E-06	1.30E-06	1.93E-06	9.83E-07	1.54E-06	9.84E-07
0.11719	1.33E-06	6.03E-07	6.50E-07	1.16E-06	1.03E-06	1.24E-06	7.17E-07	6.19E-07	1.19E-06	1.30E-06	1.94E-06	9.88E-07	1.55E-06	9.94E-07
0.125	1.32E-06	6.00E-07	6.53E-07	1.15E-06	1.04E-06	1.25E-06	7.15E-07	6.16E-07	1.20E-06	1.31E-06	1.94E-06	9.94E-07	1.56E-06	1.01E-06
0.13281	1.32E-06	5.98E-07	6.56E-07	1.15E-06	1.05E-06	1.25E-06	7.12E-07	6.12E-07	1.21E-06	1.32E-06	1.94E-06	1.00E-06	1.57E-06	1.02E-06
0.14063	1.31E-06	5.95E-07	6.59E-07	1.15E-06	1.06E-06	1.25E-06	7.10E-07	6.09E-07	1.23E-06	1.33E-06	1.95E-06	1.01E-06	1.58E-06	1.03E-06

**Tableau 2 Coefficients des caractéristiques extraites pour 14 secondes d'enregistrement en effectuant la transformée en ondelettes (wavelet transform).**

Ces coefficients d'ondelette (Voir tableau 2) représentent ce que nous avons utilisé comme entrée pour entraîner notre réseau de neurones et aussi pour faire la classification en utilisant la méthode SVM (support vector machine) que nous allons voir dans la section suivante. Les bandes de fréquences choisies sont alpha et beta, nous allons discuter plus en détails de ce choix dans le chapitre 4. Nous avons ajouté comme caractéristiques la moyenne arithmétique des signaux de la transformée en ondelette (mean) (équation (15)) et aussi la déviation standard (std) de ces signaux (équation (16)) (Voir figures 41 et 42).



**Figure 41 Moyenne de la transformée en ondelettes des signaux Mean(x).**

La moyenne arithmétique de la puissance des signaux peut être présentée comme suit (équation 15) :

$$A = \frac{1}{n} * \sum_{i=1}^n x_i \quad (15)$$

Où A est la moyenne arithmétique, n le nombre de termes (ex le nombre d'articles ou les nombres qui sont moyennés), et  $X_i$  la valeur de chaque article individuel dans la liste des nombres qui sont moyennés.

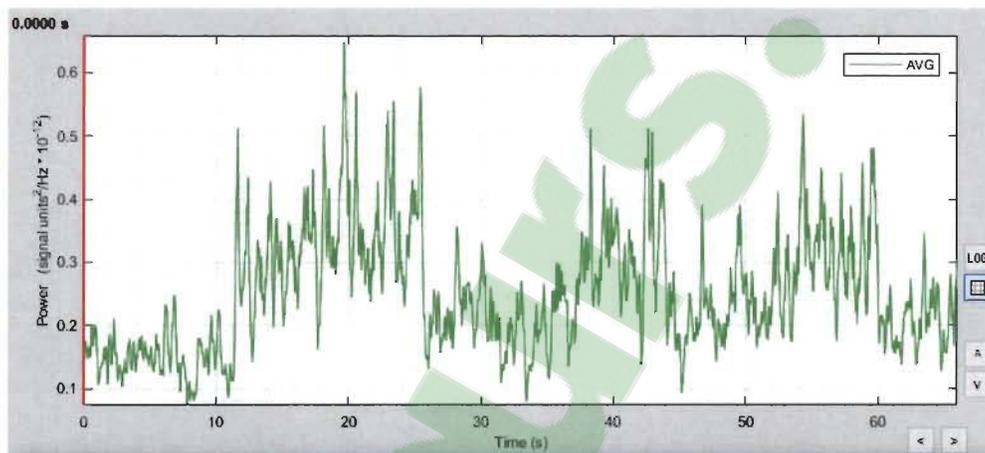


Figure 42 Déviation standard de la transformée en ondelettes des signaux (std).

Déviation standard de la puissance des signaux peut être défini comme suit :

$$SD = \sqrt{\frac{\sum |x - \mu|^2}{N}} \quad (16)$$

Où  $\sum$  veut dire "sum of",  $x$  est une valeur dans l'ensemble de données,  $\mu$  est la moyenne de l'ensemble de données, and  $N$  est le nombre de points de données dans l'échantillon.

Les coefficients d'extraction de caractéristiques sont ensuite enregistrés dans un fichier CSV afin de procéder à la classification.

### 3.5 Classification des signaux EEG

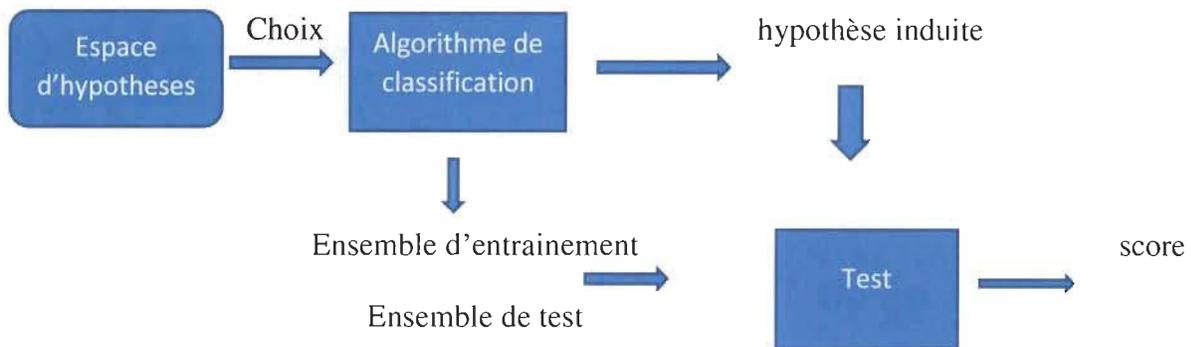


Figure 43 Diagramme d'un algorithme de classification.

#### Azure machine Learning studio

Afin de faire la classification de nos signaux EEG comme indiquée dans la figure 43, nous avons inséré une Colonne « Event Id » dans le tableau des caractéristiques extraites de la transformée par ondelette et nous avons attribués des 0 aux caractéristiques des sujets en états normal et des 1 pour les caractéristiques des sujets en facultés affaiblies pour chaque milliseconde afin d'obtenir des vecteurs de caractéristiques (Voir tableaux 3 et 4). Cela nous a permis d'entraîner chacun de nos modèles en utilisant un algorithme de classification différent. Deux algorithmes de classification ont été utilisés : réseau de neurones artificiels, support vector machine. Nous avons utilisé ces deux algorithmes de classification en raison de la facilité de leur mise en œuvre, une plus grande vitesse et des exigences d'ensembles d'entraînements mineurs. Ces modèles ont été déployés dans Azure Machine Learning qui est une plate-forme de science des données basée sur le cloud qui repose dans l'écosystème du cloud Azure.

wavelet mean	AF3-B	F7-B	F3-B	FCS-B	T7-B	P7-B	O1-B	O2-B	P8-B	T8-B	FC6-B	F4-B	F8-B	AF4-B Event Id	
8.79E-07	1.68E-07	8.40E-07	3.36E-07	2.41E-07	5.04E-07	3.61E-07	7.72E-07	4.94E-07	7.77E-07	4.10E-07	3.21E-07	2.74E-07	6.09E-07	4.33E-07	1
9.02E-07	1.88E-07	9.20E-07	3.60E-07	2.61E-07	5.86E-07	4.03E-07	8.08E-07	4.94E-07	8.28E-07	4.60E-07	3.61E-07	2.98E-07	6.23E-07	4.41E-07	1
9.23E-07	2.13E-07	9.94E-07	3.86E-07	2.79E-07	6.74E-07	4.49E-07	8.31E-07	4.88E-07	8.69E-07	5.19E-07	4.07E-07	3.21E-07	6.29E-07	4.42E-07	1
9.43E-07	2.43E-07	1.06E-06	4.14E-07	2.92E-07	7.67E-07	4.96E-07	8.41E-07	4.76E-07	9.02E-07	5.86E-07	4.54E-07	3.40E-07	6.25E-07	4.34E-07	1
9.62E-07	2.76E-07	1.11E-06	4.47E-07	2.99E-07	8.58E-07	5.42E-07	8.39E-07	4.67E-07	9.26E-07	6.62E-07	5.01E-07	3.34E-07	6.17E-07	4.22E-07	1
9.79E-07	3.13E-07	1.15E-06	4.82E-07	3.02E-07	9.44E-07	5.89E-07	8.25E-07	4.66E-07	9.43E-07	7.52E-07	5.43E-07	3.61E-07	6.08E-07	4.05E-07	1
9.95E-07	3.52E-07	1.17E-06	5.19E-07	3.03E-07	1.02E-06	6.38E-07	8.01E-07	4.75E-07	9.55E-07	8.49E-07	5.78E-07	3.62E-07	6.01E-07	3.84E-07	1
1.01E-06	3.92E-07	1.18E-06	5.58E-07	3.05E-07	1.08E-06	6.89E-07	7.67E-07	4.93E-07	9.60E-07	9.58E-07	6.03E-07	3.59E-07	6.00E-07	3.61E-07	1
1.02E-06	4.31E-07	1.17E-06	5.95E-07	3.24E-07	1.12E-06	7.37E-07	7.27E-07	5.18E-07	9.56E-07	1.07E-06	6.16E-06	3.52E-07	6.05E-07	3.54E-07	1
1.04E-06	4.68E-07	1.15E-06	6.29E-07	3.72E-07	1.14E-06	7.77E-07	6.85E-07	5.49E-07	9.45E-07	1.20E-06	6.16E-07	3.42E-07	6.13E-07	3.57E-07	1
1.05E-06	5.01E-07	1.13E-06	6.58E-07	4.27E-07	1.14E-06	8.07E-07	6.46E-07	5.94E-07	9.28E-07	1.33E-06	6.04E-07	3.34E-07	6.23E-07	3.59E-07	1
1.06E-06	5.30E-07	1.12E-06	6.81E-07	4.84E-07	1.11E-06	8.27E-07	6.14E-07	6.56E-07	9.20E-07	1.46E-06	5.80E-07	3.28E-07	6.31E-07	3.59E-07	1
1.06E-06	5.54E-07	1.11E-06	6.97E-07	5.42E-07	1.06E-06	8.38E-07	5.88E-07	7.23E-07	9.70E-07	1.59E-06	5.44E-07	3.27E-07	6.40E-07	3.59E-07	1
1.07E-06	5.73E-07	1.12E-06	7.03E-07	5.97E-07	9.93E-07	8.38E-07	5.62E-07	7.86E-07	1.06E-06	1.72E-06	5.06E-07	3.30E-07	6.48E-07	3.57E-07	1
1.08E-06	5.85E-07	1.15E-06	6.99E-07	6.45E-07	9.14E-07	8.26E-07	5.35E-07	8.49E-07	1.15E-06	1.83E-06	5.12E-07	3.37E-07	6.57E-07	3.57E-07	1
1.09E-06	5.89E-07	1.20E-06	6.85E-07	6.82E-07	8.26E-07	8.04E-07	5.06E-07	9.25E-07	1.23E-06	1.93E-06	5.33E-07	3.47E-07	6.63E-07	3.61E-07	1
1.09E-06	5.86E-07	1.24E-06	6.64E-07	7.06E-07	7.37E-07	7.73E-07	4.82E-07	9.89E-07	1.29E-06	2.00E-06	5.97E-07	3.60E-07	6.77E-07	3.73E-07	1

Tableau 3 Ensemble de données d'entraînement des sujets en état facultés affaiblies.

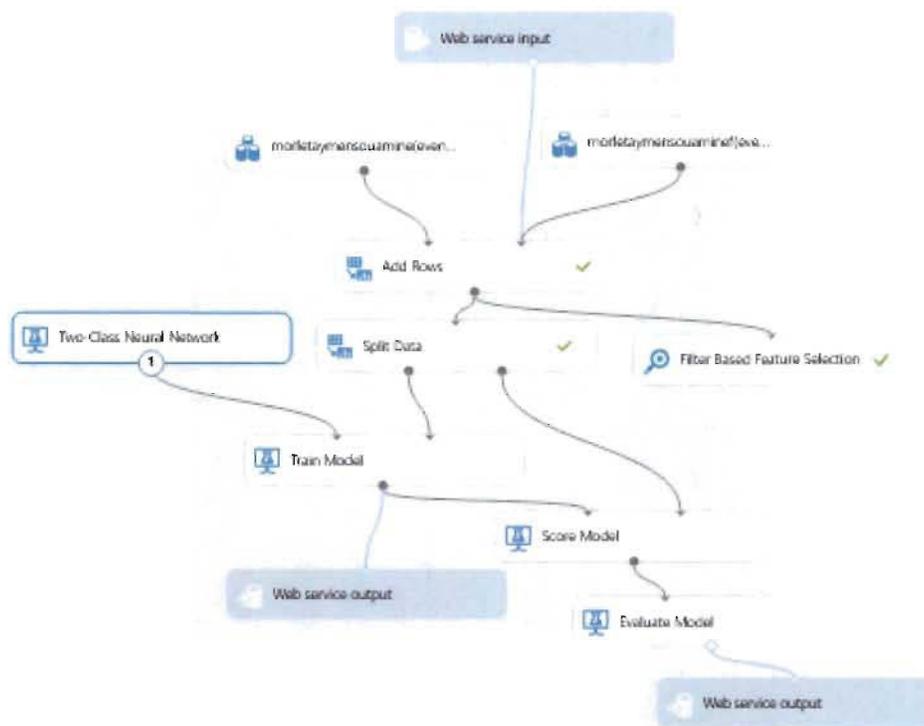
wavelet mean	AF3-B	F7-B	F3-B	FCS-B	T7-B	P7-B	O1-B	O2-B	P8-B	T8-B	FC6-B	F4-B	F8-B	AF4-B Event Id	
8.69E-07	9.42E-07	3.67E-07	3.20E-07	6.60E-07	4.66E-07	3.70E-07	4.35E-07	5.54E-07	5.15E-07	4.04E-07	9.88E-07	6.35E-07	8.49E-07	3.65E-07	0
8.82E-07	9.37E-07	3.82E-07	3.34E-07	6.62E-07	5.14E-07	3.67E-07	4.75E-07	5.74E-07	5.55E-07	4.33E-07	9.73E-07	6.44E-07	9.02E-07	3.90E-07	0
8.93E-07	9.19E-07	3.91E-07	3.43E-07	6.53E-07	5.58E-07	3.57E-07	5.13E-07	5.94E-07	5.91E-07	4.58E-07	9.39E-07	6.63E-07	9.43E-07	4.14E-07	0
9.03E-07	8.89E-07	3.94E-07	3.47E-07	6.32E-07	5.95E-07	3.44E-07	5.48E-07	6.14E-07	6.23E-07	4.77E-07	9.59E-07	6.83E-07	9.79E-07	4.35E-07	0
9.11E-07	8.46E-07	3.92E-07	3.46E-07	6.00E-07	6.24E-07	3.41E-07	5.77E-07	6.31E-07	6.47E-07	4.90E-07	9.82E-07	6.96E-07	1.00E-06	4.53E-07	0
9.17E-07	8.00E-07	3.88E-07	3.43E-07	5.62E-07	6.49E-07	3.75E-07	6.00E-07	6.46E-07	6.64E-07	4.97E-07	1.00E-06	7.05E-07	1.01E-06	4.74E-07	0
9.22E-07	7.60E-07	3.84E-07	3.40E-07	5.22E-07	6.69E-07	4.31E-07	6.15E-07	6.58E-07	6.72E-07	5.03E-07	1.01E-06	7.08E-07	1.01E-06	5.01E-07	0
9.25E-07	7.28E-07	3.76E-07	3.46E-07	4.84E-07	6.81E-07	4.97E-07	6.22E-07	6.67E-07	6.69E-07	5.04E-07	1.01E-06	7.00E-07	9.92E-07	5.31E-07	0
9.27E-07	7.01E-07	3.64E-07	3.66E-07	4.49E-07	6.89E-07	5.67E-07	6.22E-07	6.76E-07	6.59E-07	5.01E-07	9.91E-07	6.82E-07	9.66E-07	5.64E-07	0
9.28E-07	6.68E-07	3.57E-07	3.91E-07	4.27E-07	6.97E-07	6.39E-07	6.20E-07	6.87E-07	6.41E-07	5.14E-07	9.58E-07	6.55E-07	9.32E-07	5.97E-07	0
9.28E-07	6.34E-07	3.55E-07	4.16E-07	4.11E-07	7.10E-07	7.06E-07	6.18E-07	6.99E-07	6.19E-07	5.40E-07	9.17E-07	6.25E-07	8.92E-07	6.28E-07	0
9.28E-07	6.00E-07	3.68E-07	4.42E-07	3.99E-07	7.35E-07	7.63E-07	6.23E-07	7.13E-07	5.98E-07	5.63E-07	8.69E-07	6.38E-07	8.49E-07	6.54E-07	0
9.28E-07	5.71E-07	3.54E-07	4.66E-07	3.87E-07	7.74E-07	8.07E-07	6.36E-07	7.24E-07	5.95E-07	5.87E-07	8.12E-07	6.51E-07	8.08E-07	6.74E-07	0
9.29E-07	5.49E-07	4.32E-07	4.89E-07	4.13E-07	8.24E-07	8.38E-07	6.55E-07	7.33E-07	6.07E-07	6.10E-07	7.49E-07	6.62E-07	7.74E-07	6.87E-07	0
9.30E-07	5.34E-07	4.73E-07	5.09E-07	4.38E-07	8.93E-07	8.55E-07	6.78E-07	7.38E-07	6.22E-07	6.35E-07	6.88E-07	6.71E-07	7.51E-07	6.95E-07	0
9.29E-07	5.20E-07	5.11E-07	5.23E-07	4.56E-07	9.39E-07	8.56E-07	7.00E-07	7.36E-07	6.35E-07	6.58E-07	6.31E-07	6.75E-07	7.38E-07	6.96E-07	0
9.27E-07	5.04E-07	5.45E-07	3.29E-07	4.68E-07	9.88E-07	8.41E-07	7.15E-07	7.25E-07	6.43E-07	6.75E-07	5.81E-07	6.68E-07	7.32E-07	6.87E-07	0
9.23E-07	4.87E-07	5.76E-07	3.38E-07	4.74E-07	1.02E-06	8.11E-07	7.26E-07	7.06E-07	6.45E-07	6.87E-07	5.38E-07	6.54E-07	7.31E-07	6.72E-07	0
9.19E-07	4.71E-07	6.05E-07	3.34E-07	4.80E-07	1.04E-06	7.71E-07	7.28E-07	6.82E-07	6.40E-07	7.00E-07	5.08E-07	6.33E-07	7.32E-07	6.55E-07	0

Tableau 4 Ensemble de données d'entraînement des sujets en état normal.

Ces deux fichiers sont ensuite utilisés comme ensemble de données d'entraînement pour la classification des signaux EEG.

### 3.5.1 Réseau de neurones artificiels

Dans ce modèle nous avons utilisé le module « two-class neural network » qui crée un classificateur binaire utilisant un algorithme de réseaux de neurones. (Voir figure 44).

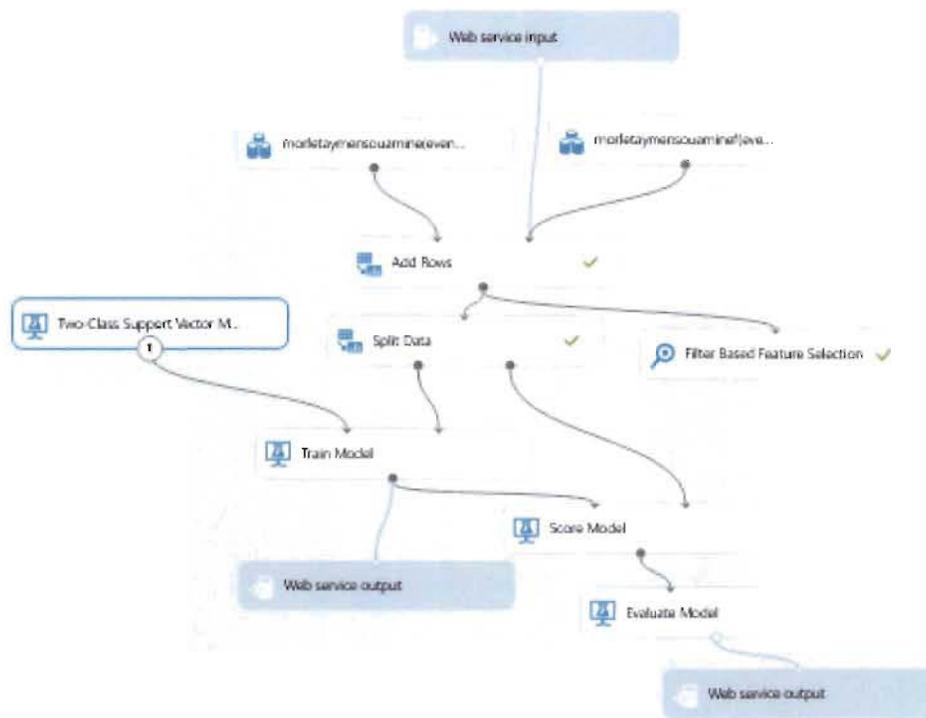


**Figure 44** Modèle de classification utilisant l’algorithme de réseau de neurones.

Le module train model entraîne la classification créée en utilisant l’ensemble des données fournis. Notre réseau de neurones est pleinement connecté(fully-connected) et a été entraîné avec un seul paramètre. Le nombre de couches cachées est de 1400, le taux d’apprentissage a été configuré à 0.001. Le nombre d’itérations d’apprentissage est de 1400 et le poids initial d’apprentissage est de 0.1.

### 3.5.2 Support vector machine (SVM)

Dans cette approche nous avons utilisé le module « two-class support vector machine » qui crée un modèle de classification binaire utilisant un algorithme SVM (support vector machine). (Voir figure 45).



**Figure 45** Modèle de classification utilisant l’algorithme SVM (support vector machine).

Le module train model entraîne la classification créée précédemment en utilisant l’ensemble des données fournis.

Ce modèle a été entraîné avec un seul paramètre et le nombre d’itérations a été fixé à 2000 itérations.

### 3.6 Automatisation de la classification des signaux EEG pour la détection de facultés affaiblies dû à la consommation d’alcool et de drogues

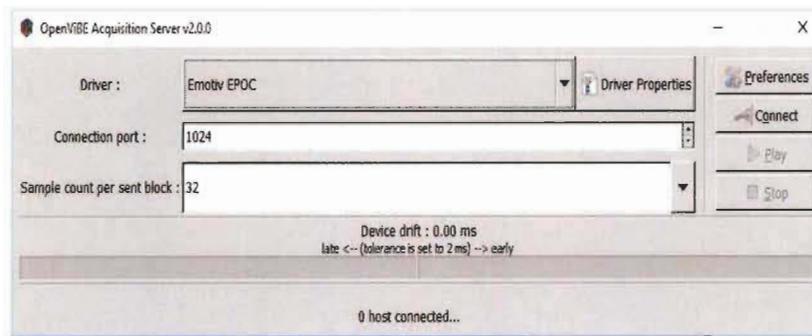
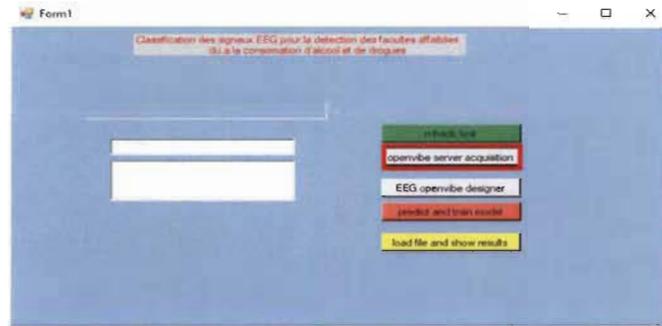
Le test commence par connecter le serveur d’acquisition de OpenVibe en cliquant sur le bouton « openvibe server acquisition » comme nous pouvons observer à la figure 46.

```
Process notePad1 = new Process();

notePad1.StartInfo.FileName = "C:/Program Files (x86)/openvibe-2.0/openvibe-acquisition-
server.cmd";

notePad1.Start();

//Lignes de commande pour lancer le serveur d’acquisition openvibe
```



**Figure 46 Interface du lancement du serveur d'acquisition Openvibe.**

On lance ensuite le logiciel Openvibe designer afin de commencer l'enregistrement des signaux EEG comme nous pouvons voir sur la figure 47.

```
Process notePad = new Process();
```

```
notePad.StartInfo.FileName = "C:/Program Files (x86)/openvibe-2.0/openvibe-designer.cmd";
```

```
notePad.Start();
```

```
//Lignes de commande pour lancer le logiciel Openvibe designer
```

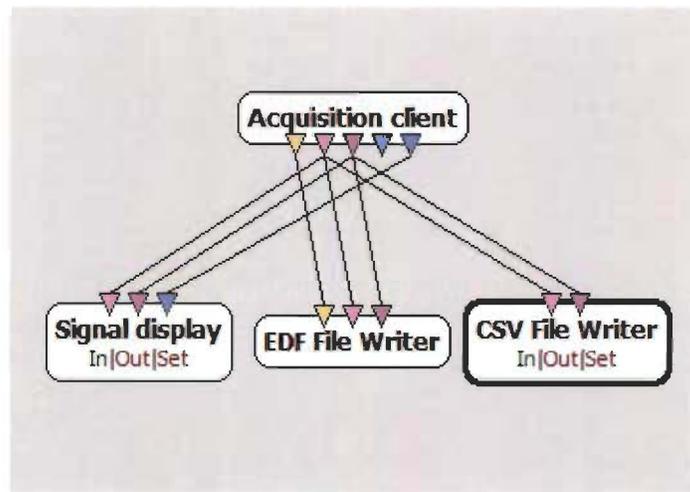
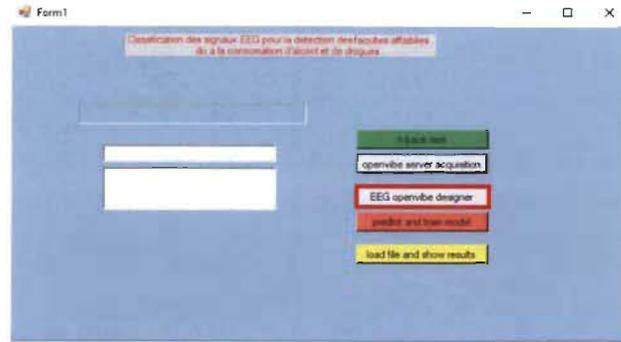
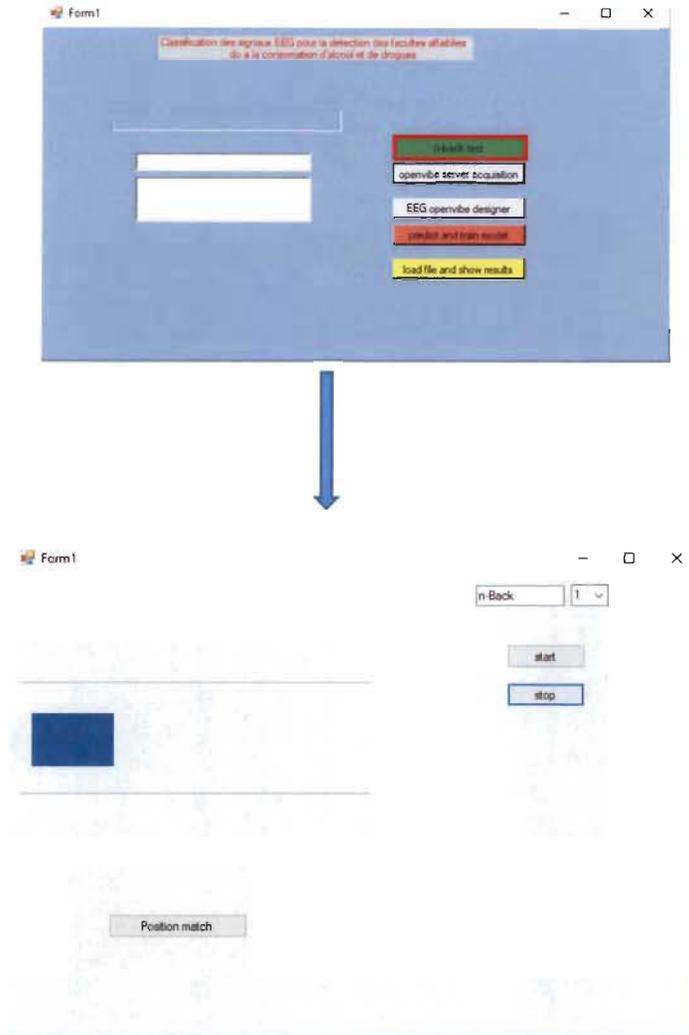


Figure 47 Interface du lancement du logiciel Openvibe designer.

On lance après le test n back, en lançant l'application n-back, on démarre en parallèle l'acquisition des signaux comme nous pouvons voir sur la figure 48.



**Figure 48 Interface du lancement du test n-back.**

Après avoir enregistré nos signaux EEG sur un fichier EDF nous procédons à l'extraction des caractéristiques et nous enregistrons celles-ci dans un fichier CSV. Ensuite nous utilisons ce fichier afin de faire la classification de ces nouveaux signaux. L'algorithme de prédiction et de classification fonctionne comme suit (Voir figure 49) :

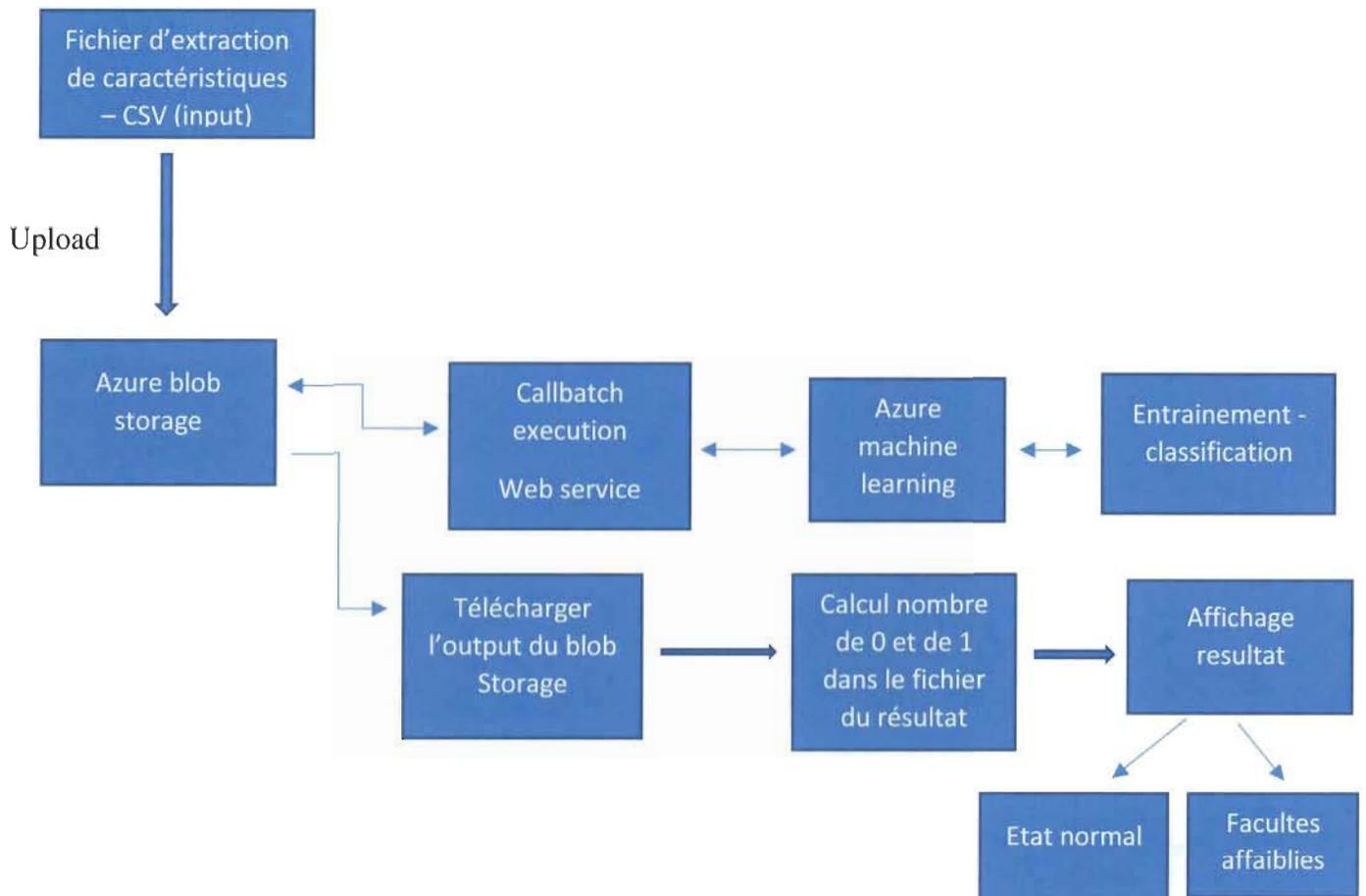
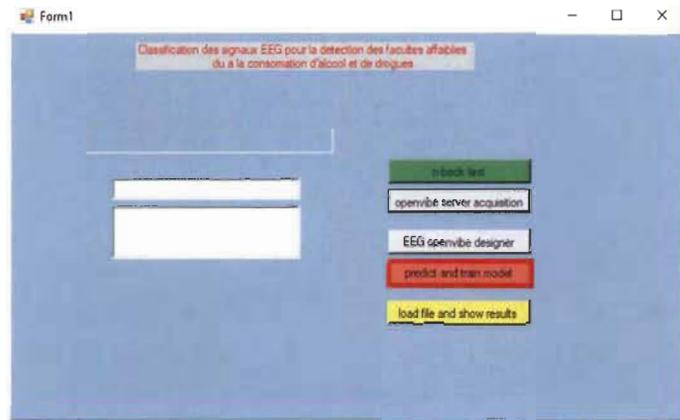


Figure 49 Algorithme de prédiction et de classification des signaux EEG.

La figure 50 illustre l'exécution de cet algorithme et le lancement du processus de classification des signaux EEG.



```
C:\Users\souhail\Documents\Visual Studio 2017\Projects\Ca... - □ ×
checking the job status...
Job 7f49df8b4cc9475c8b722aa7d048c476 running...
checking the job status...
Job 7f49df8b4cc9475c8b722aa7d048c476 finished!
the result 'output1' is available at the following Azure Storage location:
baseLocation: https://eegpred1.blob.core.windows.net/
relativeLocation: eegcontain/output1results.csv
sasBlobToken: ?sv=2015-02-21&sr=b&sig=1MnvHm110%2B2sQXF6x76xHwj%2F0Y5%2FZEkG0W1c
AMie40%3D&st=2018-12-01T23%3A03%3A56Z&se=2018-12-02T23%3A08%3A56Z&sp=r
loading the result from https://eegpred1.blob.core.windows.net/eegcontain/output1results.csv
```

Figure 50 Lancement du processus de classification des signaux EEG.

Et enfin, nous affichons les résultats comme suit (Voir figure 51) :

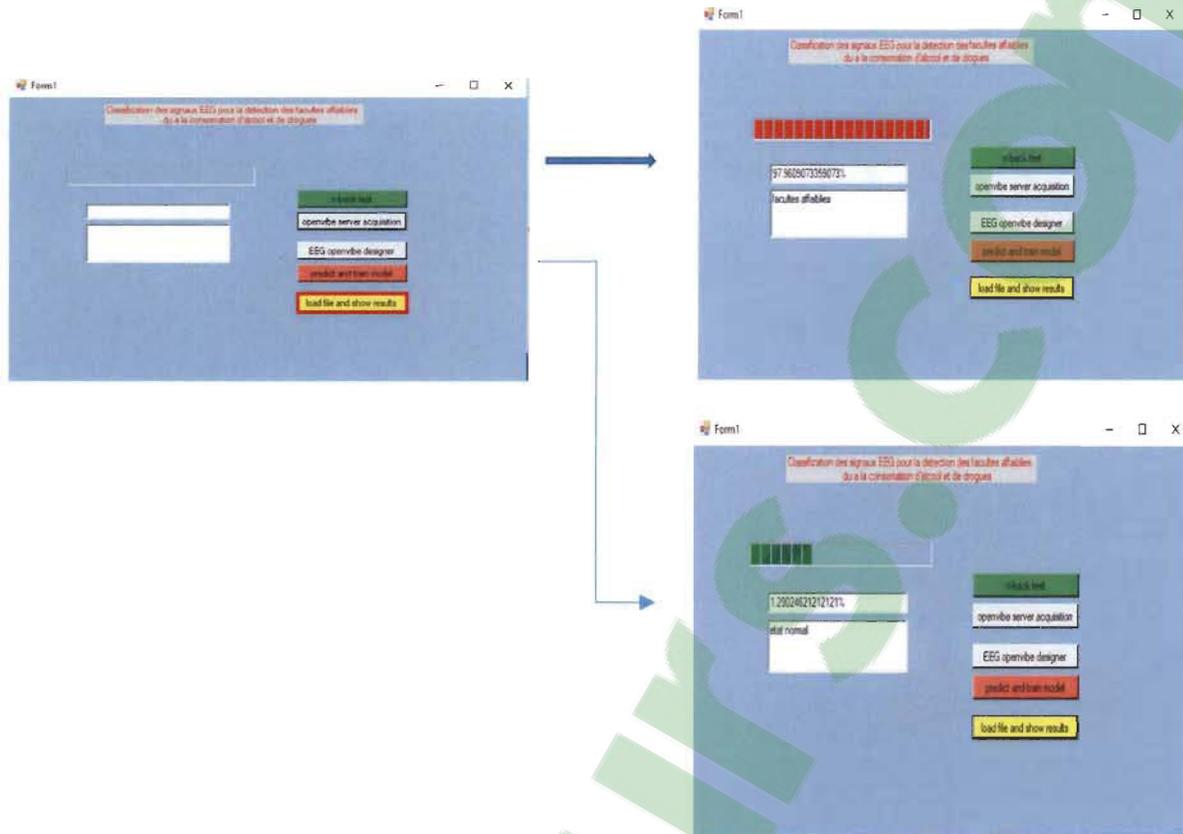


Figure 51 Affichage des résultats de la classification des signaux EEG.

Le résultat est affiché en calculant le nombre de 1 et de 0 dans la Colonne de prédiction « scored labels » (Voir tableau 5). Le résultat affiche : état facultés affaiblies, si le pourcentage de 1 dépasse les 52% et état normal si le pourcentage de 1 ne dépasse pas les 40%, ce dernier étant aussi affiché. Ce pourcentage a été modifié et ajusté pour les deux méthodes de classification utilisées en se basant sur nos analyses et en fonction de la quantité de cannabis consommée.

FC5-B	T7-B	P7-B	O1-B	O2-B	P8-B	T8-B	FC6-B	F4-B	F8-B	AF4-B	EventId	Scored Label	Scored Probabilities
2.73E-07	5.82E-07	1.25E-07	3.79E-07	4.47E-07	3.67E-07	4.25E-07	3.45E-07	6.44E-07	3.44E-07	4.61E-07	1	0.50029333	
2.80E-07	6.39E-07	1.29E-07	4.32E-07	5.08E-07	4.00E-07	4.61E-07	3.72E-07	6.81E-07	3.55E-07	5.04E-07	0	0.45260997	
2.84E-07	6.91E-07	1.31E-07	4.89E-07	5.70E-07	4.31E-07	4.94E-07	3.95E-07	7.08E-07	3.61E-07	5.45E-07	0	0.43663672	
2.83E-07	7.34E-07	1.31E-07	5.47E-07	6.30E-07	4.56E-07	5.22E-07	4.14E-07	7.24E-07	3.61E-07	5.82E-07	0	0.42238569	
2.76E-07	7.65E-07	1.28E-07	6.06E-07	6.87E-07	4.76E-07	5.44E-07	4.28E-07	7.29E-07	3.58E-07	6.12E-07	0	0.38563564	
2.62E-07	7.83E-07	1.23E-07	6.63E-07	7.39E-07	4.90E-07	5.61E-07	4.35E-07	7.23E-07	3.50E-07	6.34E-07	0	0.33041641	
2.45E-07	7.85E-07	1.15E-07	7.17E-07	7.84E-07	4.98E-07	5.70E-07	4.34E-07	7.09E-07	3.63E-07	6.45E-07	0	0.21686634	
2.28E-07	7.70E-07	1.07E-07	7.64E-07	8.19E-07	5.01E-07	5.70E-07	4.24E-07	6.89E-07	3.81E-07	6.44E-07	0	0.1168737	
2.14E-07	7.39E-07	9.92E-08	8.04E-07	8.46E-07	5.00E-07	5.63E-07	4.08E-07	6.64E-07	3.95E-07	6.32E-07	0	0.0624013	
2.16E-07	6.95E-07	9.44E-08	8.35E-07	8.63E-07	4.97E-07	5.53E-07	3.89E-07	6.41E-07	4.05E-07	6.15E-07	0	0.03455364	
2.30E-07	6.39E-07	9.11E-08	8.55E-07	8.70E-07	4.93E-07	5.43E-07	3.69E-07	6.29E-07	4.12E-07	5.95E-07	0	0.61999516	
2.50E-07	5.76E-07	8.82E-08	8.65E-07	8.69E-07	4.90E-07	5.37E-07	3.70E-07	6.29E-07	4.16E-07	5.72E-07	0	0.01383941	
2.82E-07	5.12E-07	8.69E-08	8.64E-07	8.60E-07	4.88E-07	5.41E-07	3.96E-07	6.28E-07	4.19E-07	5.50E-07	0	0.01280566	
3.35E-07	4.64E-07	8.75E-08	8.49E-07	8.45E-07	4.86E-07	5.53E-07	4.26E-07	6.24E-07	4.24E-07	5.25E-07	0	0.01403546	
3.95E-07	4.30E-07	9.07E-08	8.23E-07	8.33E-07	4.84E-07	5.70E-07	4.55E-07	6.50E-07	4.40E-07	5.00E-07	0	0.01313899	
4.61E-07	4.03E-07	9.61E-08	7.86E-07	8.21E-07	4.81E-07	5.88E-07	4.81E-07	6.91E-07	4.66E-07	4.76E-07	0	0.00804914	

Tableau 5 Fichier des résultats de la classification des signaux EEG.

### 3.7 Conclusion

Les différentes techniques utilisées dans notre analyse, nous permettent de classifier nos signaux EEG pour la détection de facultés affaiblies de façon efficace, le pré-filtrage et la décomposition en composantes indépendantes nous permettent de rejeter les artéfacts qui sont susceptibles de biaiser nos résultats de façons significative.

Pour ce qui est de l'extraction de caractéristiques, les deux approches utilisées nous ont permis de faire premièrement l'analyse des signaux EEG en comparant les deux états et deuxièmement d'avoir des coefficients que nous avons utilisé par la suite pour entraîner nos modèles de classification. L'analyse de la puissance de densité spectrale nous a permis de voir des différences significatives afin de pouvoir en extraire les caractéristiques, cependant elle peut être ajoutés aux coefficients de caractéristiques utilisées pour l'entraînement.

L'extraction de caractéristiques étant faite, la sélection de caractéristiques nous a permis de voir quelles sont les parties du cerveau qui montrent plus de changement et donc qui sont plus prédictives pour la classification en comparant les deux états. Ensuite pour la classification, les deux méthodes, support vector machine (svm) et réseau de neurones sont les mieux adaptées pour cette approche et ont données des résultats très satisfaisants avec un faible taux d'erreur.

Cette méthodologie expérimentale peut être utilisée pour la détection de facultés affaiblies dû à la consommation d'alcool et d'autres drogues, les résultats d'analyse peuvent être différents mais la même approche peut être appliquée.

Dans le prochain chapitre nous allons exposer les résultats de classification des signaux EEG obtenues d'après notre méthodologie expérimentale.

## **Chapitre 4 : Résultats obtenus et discussion**

### **4.1 Introduction**

Après avoir vu la méthodologie et les techniques utilisées pour nous permettre de faire la classification des signaux EEG pour la détection de facultés affaiblies, dans ce chapitre nous allons voir les résultats obtenus. Nous allons donner nos observations et discuter des avantages des signaux obtenus dans l'analyse de la densité de puissance spectrale et puis de la transformée en ondelettes. Enfin nous allons aborder les différents résultats obtenus lors de la classification et nous allons parler pour chacune, de son degré de précision.

### **4.2 Puissance des signaux**

Comme pour le sujet A dans les figures 38 et 39, chez le sujet B la puissance des signaux est beaucoup plus importante en état normal comparé à l'état facultés affaiblies (Voir figures 52 et 53) donc nous sommes face à une diminution de la puissance des signaux en état facultés affaiblies dû à la consommation de cannabis. Cette diminution est très significative surtout dans les bandes de fréquences alpha, beta et gamma qui doit être aussi explorée. La puissance du signal augmente dans la bande de fréquences beta chez le sujet B en facultés affaiblies comparativement aux autres bandes de fréquences de ce même état. Cela peut être expliqué par la stimulation du test n-back au cerveau, et donc le fait que la puissance des signaux est plus élevée chez le sujet B en état normal versus l'état facultés affaiblies dans cette même fréquence (beta) est très significatif.

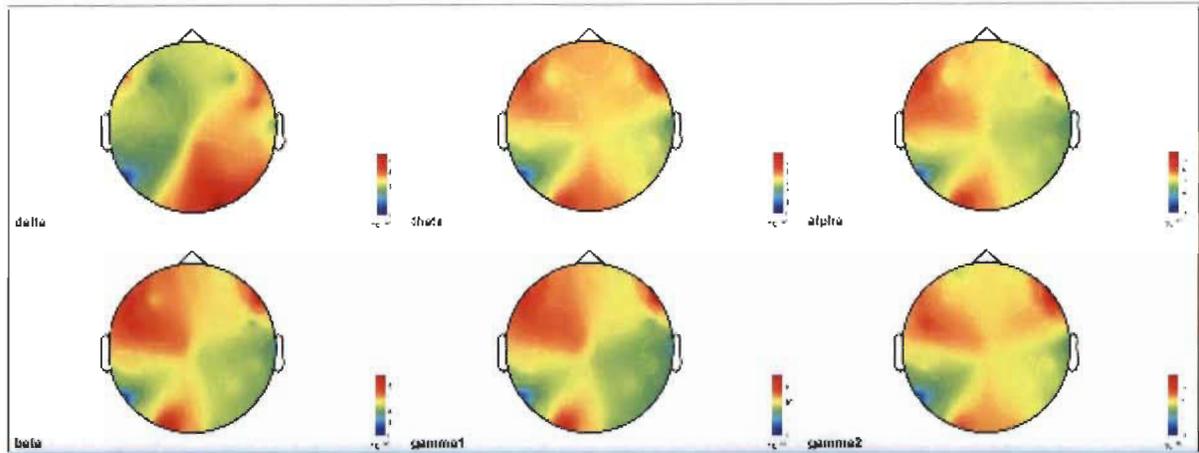


Figure 52 Sujet B densité de puissance spectral état normal sur différentes bandes de fréquences.

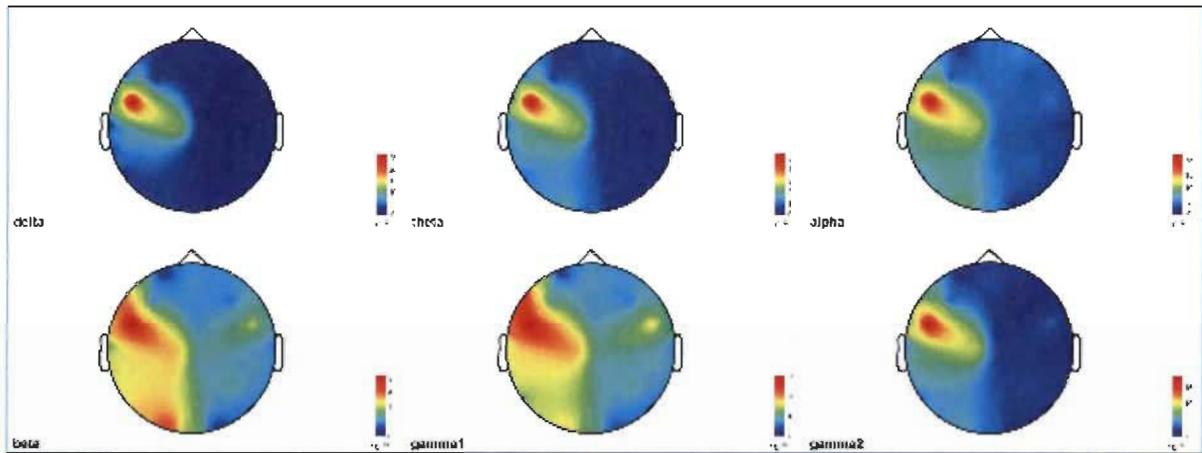


Figure 53 Sujet B densité de puissance spectral état facultés affaiblies sur différentes bandes de fréquences.

D'autre part le calcul de la moyenne des signaux de la densité de puissance spectrale, nous montre que la force des signaux diminue progressivement avec la montée en fréquence chez les sujets en état normal et en état facultés affaiblies avec un pic de puissance dans la bande de fréquences entre 5 et 10 Hz chez les sujets en état normal.

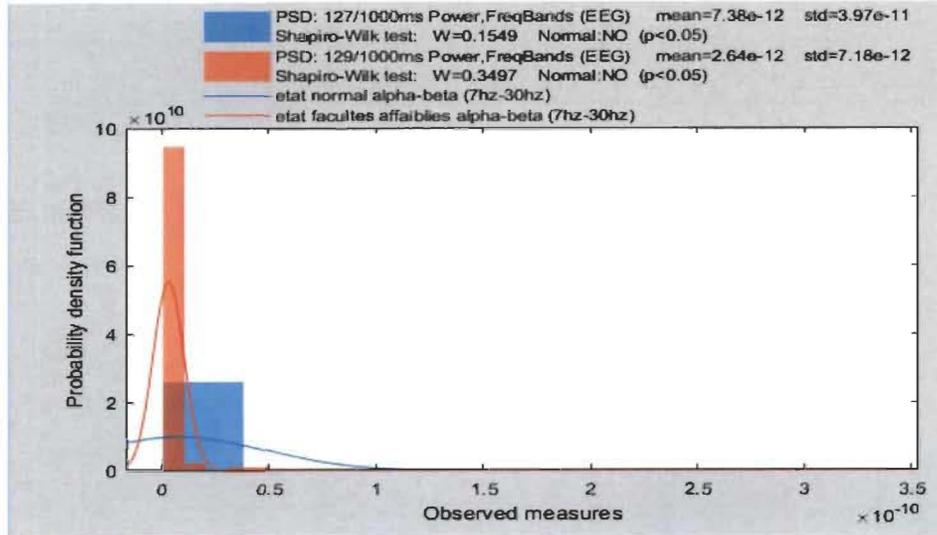


Figure 54 Histogramme du test de normalité Shapiro-Wilk (sujet C).

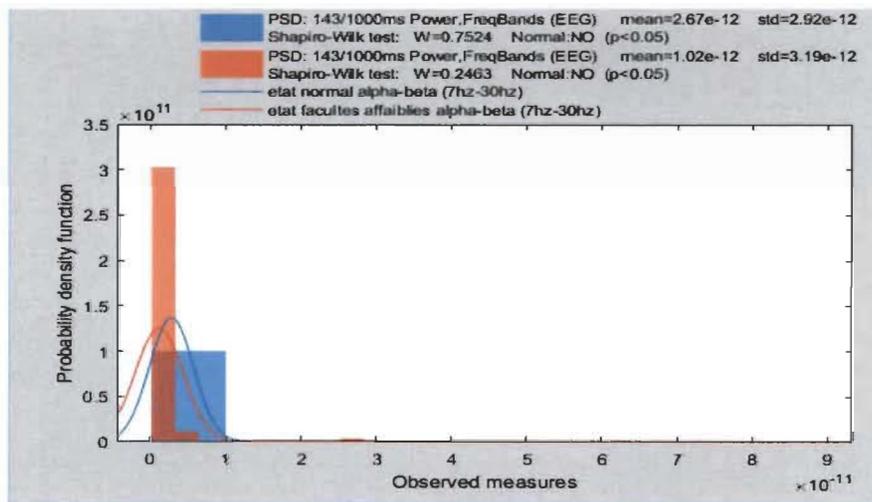
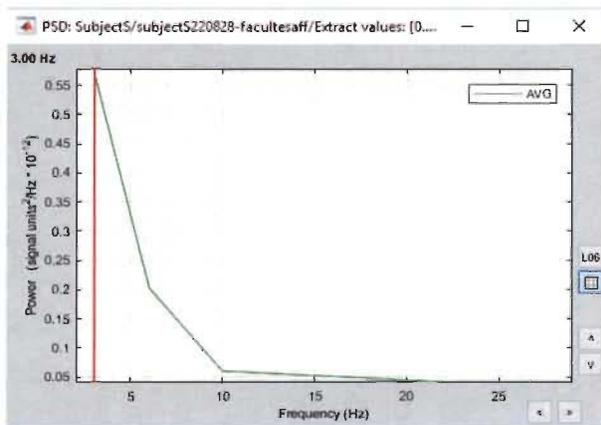


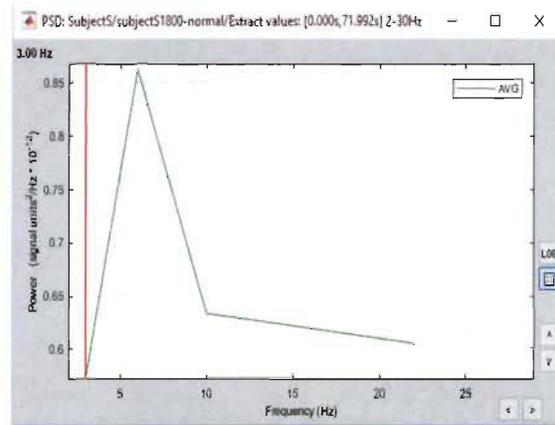
Figure 55 Histogramme du test de normalité Shapiro-Wilk (sujet B).

Cependant d'après nos observations nous constatons que la puissance des signaux est significativement ( $p < 0.05$ ) plus élevée dans les bandes de fréquences alpha et beta chez les sujets en état normal comparé au sujet à l'état facultés affaiblies. Cela peut être observé clairement sur les figures 56 (a) et (b) chez le sujet B et peut être moins observé chez le sujet C dans les figures 57 (a) et (b), mais la différence de puissance reste tout de même significative ( $p < 0.05$ ) dans les bandes de fréquences alpha et beta (Voir figures 54 et 55). Concernant le pic de puissance observé vers la fréquence 5 située dans la bande de fréquences thêta, ce pic pourrait être analysé et exploité dans de prochaines recherches. Une personne qui conduit sur une autoroute et

découvre qu'elle ne parvient pas à se souvenir des cinq derniers kilomètres se trouve souvent dans un état thêta - induite par le processus de conduite sur autoroute. La nature répétitive de cette forme de conduite par rapport à une route de campagne différencierait un état thêta et un état bêta afin de réaliser la tâche de conduite en toute sécurité. Les personnes qui conduisent souvent sur autoroute ont souvent de bonnes idées pendant les périodes où elles se trouvent en thêta. Les individus qui courent dehors sont souvent dans un état de relaxation mentale plus lent que l'alpha et, quand ils sont en thêta, ils sont sujets à un flux d'idées. Cela peut également se produire sous la douche ou dans la baignoire ou même pendant le rasage ou le brossage des cheveux. C'est un état où les tâches deviennent tellement automatiques que vous pouvez vous en désengager mentalement. Donc une hypothèse est que les sujets en état normal sont dans ce genre d'état lors de la réalisation du test 1-back et donc pour eux les tâches deviennent automatiques jusqu'à arriver au désengagement mental contrairement aux sujets en état facultés affaiblies qui ne peuvent pas accéder à cet état parce que cela va les amener à commettre des erreurs dans le test n-back.

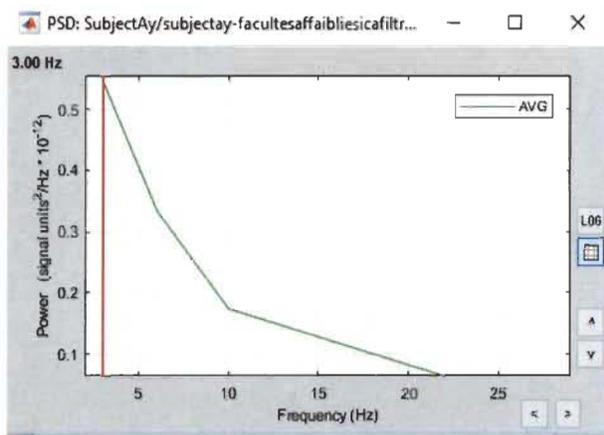


(a)

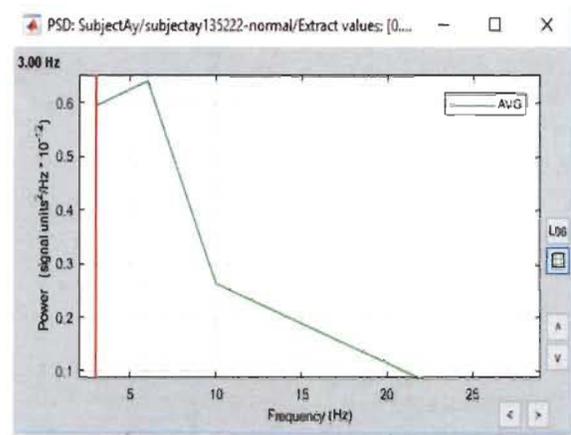


(b)

Figure 56 PSD sujet B : (a) État facultés affaiblies (b) État normal



(a)



(b)

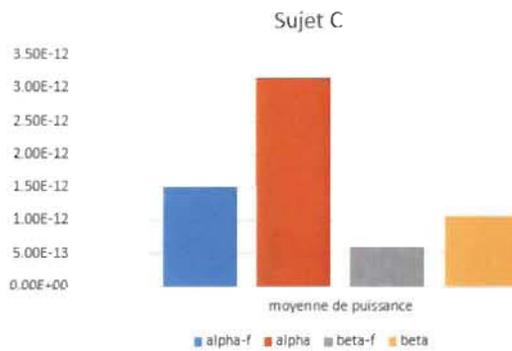
Figure 57 PSD sujet C : (a) État facultés affaiblies (b) État normal

### 4.3 Observations

Dans notre analyse de densité de puissance spectrale, nous avons pu observer que les ondes alpha et beta étaient plus élevées chez les sujets en état normal et parfois beaucoup moins élevées chez les sujets en facultés affaiblies. Ce qui peut être expliqué par l'état de relaxation et d'éveil, vu que les ondes alpha sont présentes lors de l'état éveillé et relaxé, et que les ondes beta sont présentes lors de l'état de concentration et de tâches cognitives. De ce fait, les sujets en facultés affaiblies dû à la consommation de cannabis sont moins relaxés et moins concentrés lors de la phase de test n-back, contrairement aux sujets à l'état normal qui ont manifesté plus de confiance et plus de concentration dans la réalisation du test. Les graphes suivants montrent les différences entre la puissance des signaux entre les sujets en état normal versus l'état facultés affaiblies dû à la consommation de cannabis dans ces deux bandes de fréquences (Voir figures 58 et 59).



**Figure 58 Sujet B : Puissance des signaux dans la bande de fréquences alpha en bleu, facultés affaiblies en orange état normal, puissance des signaux dans la bande de fréquence beta en gris facultés affaiblies, en jaune état normal.**



**Figure 59 Sujet C : Puissance des signaux dans la bande de fréquences alpha en bleu, facultés affaiblies en orange état normal, puissance des signaux dans la bande de fréquence beta en gris facultés affaiblies, en jaune état normal.**

Nous avons aussi utilisé la corrélation de Pearson afin de pouvoir voir quelles sont les caractéristiques pouvant être plus prédictives (Voir Tableau 6). Nous avons trouvé que les canaux de la partie frontale sont parmi les meilleurs prédicteurs. Donc de ce fait, les différences sont en effet situées dans la partie frontale, cela pourrait être expliqué par la concentration des sujets qui a suscité et stimulé l'activation de cette partie du cerveau. Surtout dans les bandes de fréquences beta, les ondes beta qu'on remarque d'habitude chez les sujets lors de réalisation de tâches cognitives.

Event Id	F7-A	AF4-B	AF3-B	F8-B
1	0.467362	0.424468	0.409004	0.396651

**Tableau 6 Résultats de la corrélation de Pearson.**

La majorité des prédicteurs sont liés à la bande de fréquences beta ce qui peut être expliqué par la présence plus importantes de ces ondes en état normal lors de tâches cognitives. Les quatre meilleurs prédicteurs sont : F7-A, AF4-B, AF3-B, F8-B avec un taux de corrélation de 0.46, 0.42, 0.40 et 0.39 respectivement (voir tableau 6).

#### 4.4 Résultats de la classification des signaux EEG

Parmi les 6 sujets sur lesquels nous avons pris les signaux EEG trois d’entre eux ont été sélectionnés comme étant de nouveaux sujets et d’autres prises ont alors été effectuées lors d’autres séances de prise de signaux sur le sujet B ont été sélectionnées afin de faire la prédiction de leurs états.

#### Réseau de neurones

Le pourcentage de précision et d’exactitude de la classification comparé au même ensemble de données avec un seuil de 0.5, est de 0.98 ce qui est excellent et très satisfaisant comme résultat (Voir figure 60 et tableau 7). Le seuil de détection des facultés affaiblies a été établi à 40%. Nous supposons que ce seuil pourrait être déterminant pour la détection de facultés affaiblies.



**Figure 60 Courbe ROC des résultats de classification utilisant l’algorithme de réseau de neurones.**

True Positive	False Negative	Accuracy	Precision
16604	117	0.986	0.980
False Positive	True Negative	Recall	F1 Score
345	16471	0.993	0.986
Positive Label	Negative Label		
1	0		

Tableau 7 Résultats de précision et d'exactitude de la classification (réseau de neurones).

*Etat facultés affaiblies* : trois résultats d'acquisition de signaux EEG sur des sujets en états facultés affaiblies ont été utilisé pour ce test dont une prise de signaux du sujet B et deux prises de signaux d'un sujet D.

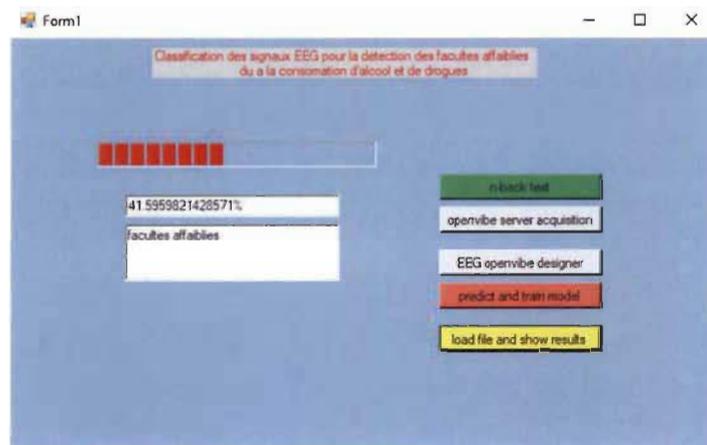


Figure 61 Résultat de classification-Sujet B

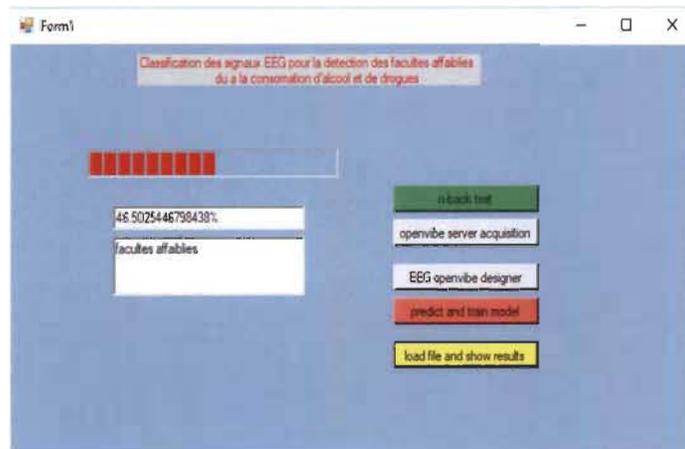


Figure 62 Résultat de classification-Sujet D-Prise 1

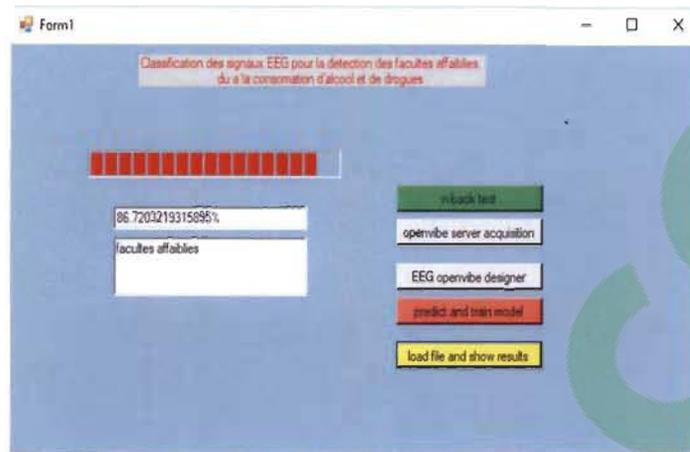


Figure 63 Résultat de classification-Sujet D-Prise 2

<i>Sujet de test</i>	<i>Etat normal</i>	<i>Facultés affaiblies</i>
Sujet B	####	41.59%
Sujet D-prise 1	####	46.50%
Sujet D-prise 2	####	86.72%

Tableau 8 Résultats de la détection de facultés affaiblies chez des sujets en état facultés affaiblies.

La classification des trois prises en état facultés affaiblies a donné d'excellents résultats, les trois prises ont été classifiées comme étant en facultés affaiblies, surtout le sujet D pour qui nous avons eu un résultat de 86.72% (Voir figures 61, 62, 63 et tableau 8).

*État normal* : trois résultats d'acquisition de signaux EEG sur des sujets en états normal ont été utilisé pour ce test dont une prise de signaux du sujet B, une prise de signaux d'un sujet E et une autre prise de signaux d'un sujet F.

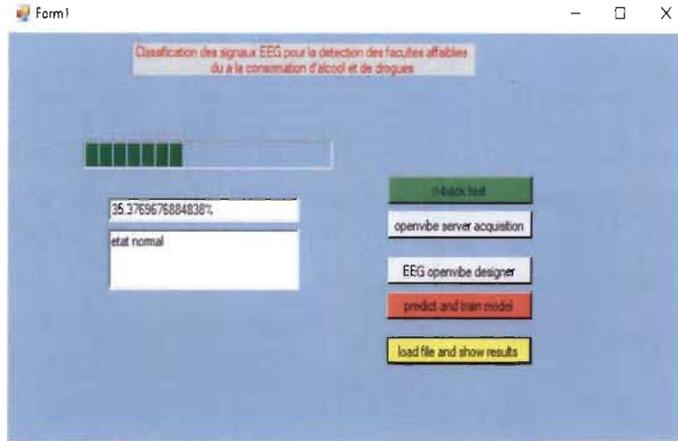


Figure 64 Résultat de classification-Sujet B

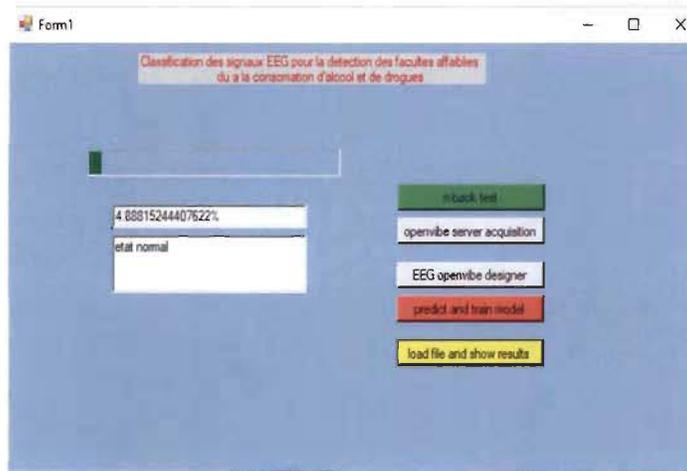


Figure 65 Résultat de classification-Sujet E

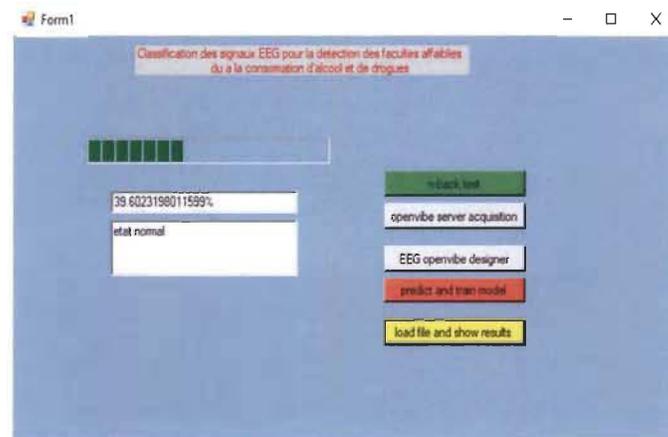


Figure 66 Résultat de classification-Sujet F

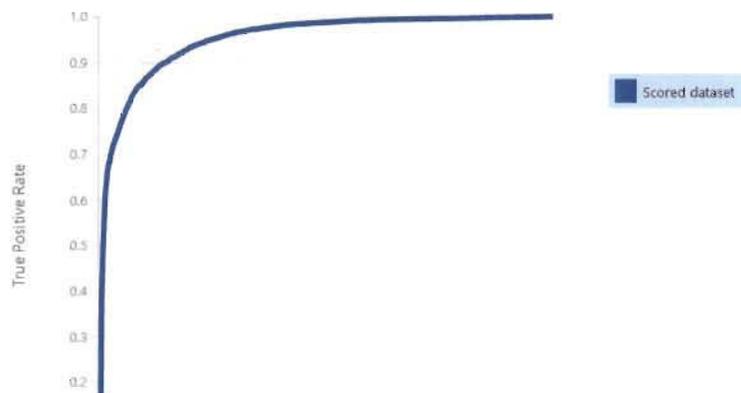
<i>Sujets de test</i>	<i>Etat normal</i>	<i>Facultés affaiblies</i>
Sujet B	35.37%	#####
Sujet E	4.88%	#####
Sujet F	39.60%	#####

**Tableau 9 Résultats de la détection de facultés affaiblies chez des sujets en état normal.**

La classification des trois sujets en état normal a donné aussi d'excellents résultats, les trois sujets ont été classifiés comme étant en état normal surtout le sujet E pour qui nous avons eu un résultat de 4.88% (Voir figures 64, 65, 66 et tableau 9).

### **Support vecteur machine (SVM)**

Le pourcentage de précision et d'exactitude de la classification comparé aux mêmes ensembles de données avec un seuil de 0.5, est de 0.87 ce qui est très satisfaisant comme résultat (Voir figure 67 et tableau 10). Le seuil de détection de facultés affaiblies a été établi à 52%. Nous supposons que ce seuil pourrait être déterminant pour la détection de facultés affaiblies.

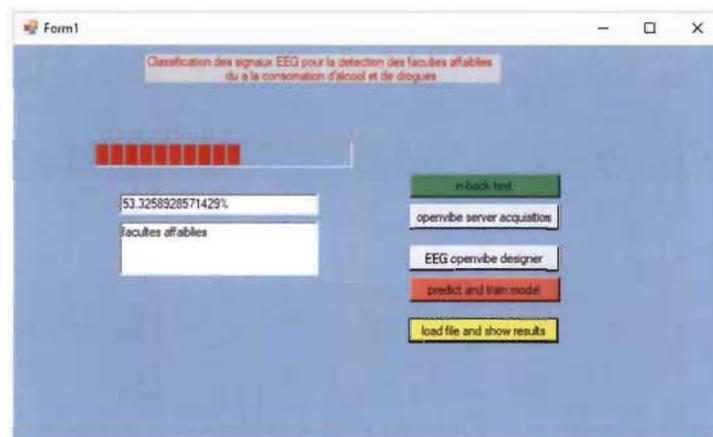


**Figure 67 Courbe ROC des résultats de classification utilisant l'algorithme SVM (support vector machine).**

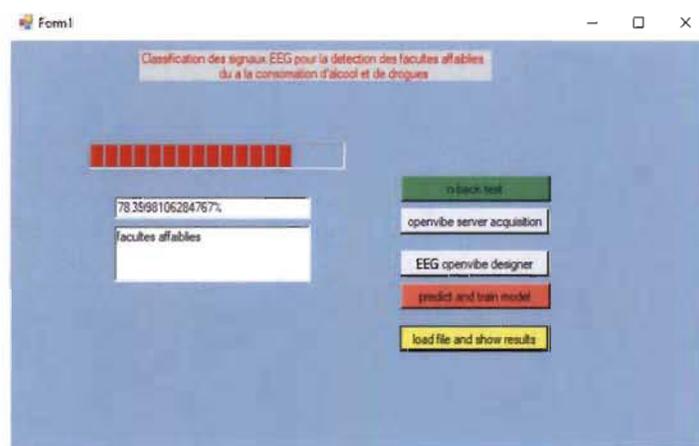
True Positive	False Negative	Accuracy	Precision
14889	1832	0.879	0.871
False Positive	True Negative	Recall	F1 Score
2214	14602	0.890	0.880
Positive Label	Negative Label		
1	0		

**Tableau 10 Résultats de précision et d'exactitude de la classification (SVM).**

*Etat facultés affaiblies* : trois résultats d'acquisition de signaux EEG sur des sujets en état facultés affaiblies ont été utilisés pour ce test dont une prise de signaux du sujet B et deux prises de signaux d'un sujet D.



**Figure 68 Résultat de classification-Sujet B**



**Figure 69 Résultat de classification-Sujet D-Prise 1**

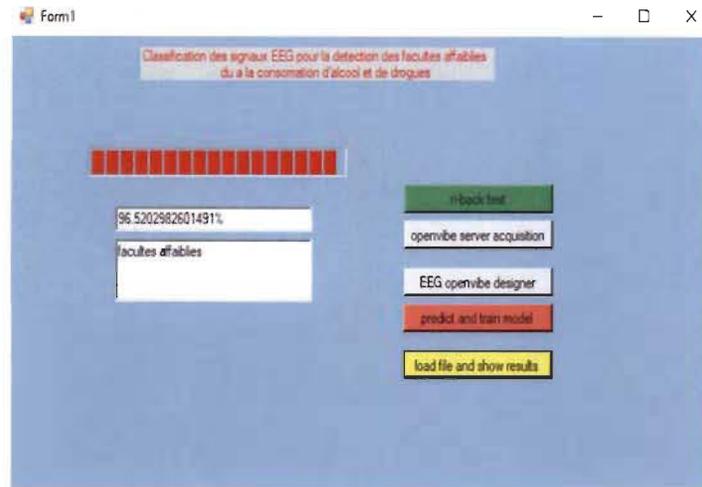


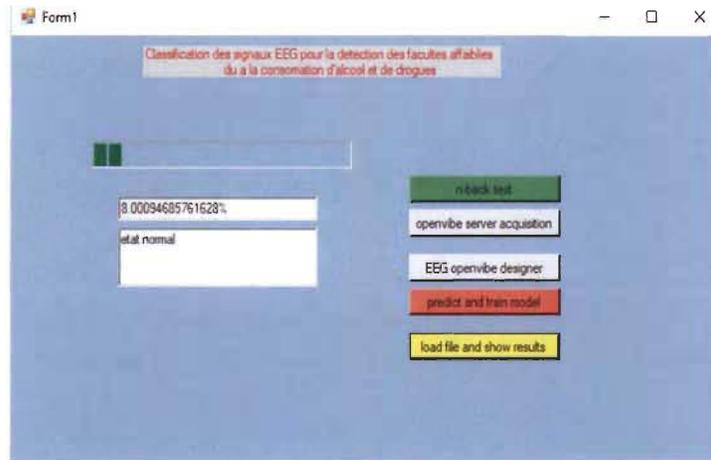
Figure 70 Résultat de classification-Sujet D-Prise 2

<i>Sujets de test</i>	<i>Etat normal</i>	<i>Facultés affaiblies</i>
Sujet B	####	53.32%
Sujet D-prise1	####	78.39%
Sujet D-prise 2	####	96.52%

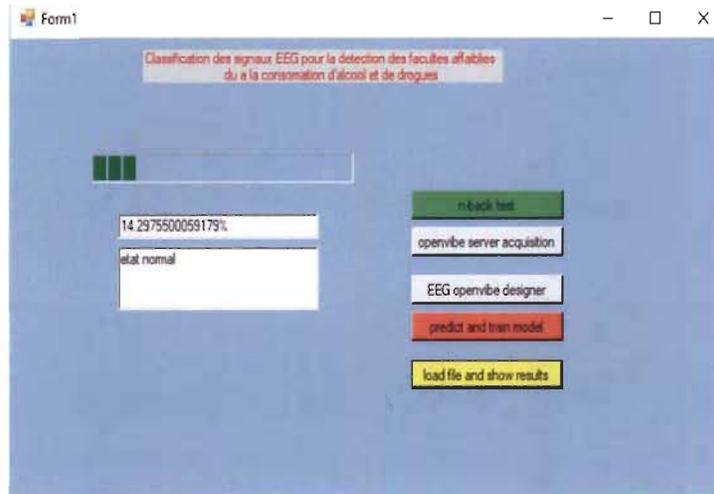
Tableau 11 Résultats de la détection de facultés affaiblies chez des sujets en état facultés affaiblies.

La classification des trois sujets en état facultés affaiblies a donné d'excellents résultats, les trois prises ont été classifiées comme étant en facultés affaiblies surtout le sujet D chez qui pour les deux prises nous avons eu des résultats de 78.39% et 96.52% respectivement (Voir figures 68, 69, 70 et tableau 11).

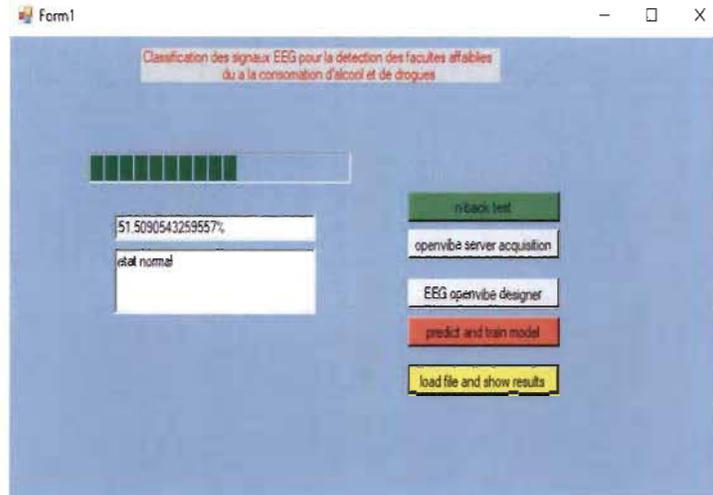
*État normal* : trois résultats d'acquisition de signaux EEG sur des sujets en états normal ont été utilisés pour ce test dont une prise de signaux du sujet B, une prise de signaux d'un sujet E et une autre prise de signaux d'un sujet F.



**Figure 71** Résultat de classification-Sujet B



**Figure 72** Résultat de classification-Sujet E



**Figure 73** Résultat de classification-Sujet F

<i>Sujets de test</i>	<i>Etat normal</i>	<i>Facultés affaiblies</i>
Sujet B	8%	#####
Sujet E	14.29%	#####
Sujet F	51.50%	#####

**Tableau 12** Résultats de la détection de facultés affaiblies chez des sujets en état normal.

La classification des trois sujets en état normal a donné d'excellents résultats, les trois sujets ont été classifiés comme étant en état normal surtout le sujet B et E pour qui nous avons eu des résultats de 8% et 14.29% respectivement (Voir figures 71, 72, 73 et tableau 12). Le sujet F a cependant eu 51.50 % comme résultat, cela peut être expliqué par la quantité de cannabis consommé qui était moins importante pour ce sujet contrairement aux autres.

Les deux méthodes de classification ont donné d'excellents résultats surtout le classificateur SVM qui a donné plus de précision en termes de pourcentage de la détection des facultés affaiblies.

## 4.5 Conclusion

Les résultats obtenus sont très encourageants, les expérimentations ont permis de faire la détection des facultés affaiblies chez tous les sujets testés. Nous avons aussi observé que le pourcentage d'estimation des facultés affaiblies nous montre à quel niveau les signes de facultés affaiblies sont présents dans leurs signaux EEG. Même chose pour la détection de l'état normal.

De ce fait, les algorithmes de classification nous ont permis de classifier les états des sujets avec succès, cependant l'algorithme SVM a donné des résultats avec un pourcentage plus précis que le réseau de neurones. Les deux modèles peuvent être améliorés en ajoutant plus de données EEG a la base de données d'entraînement et en ajoutant par exemple plus de couches et de paramètres au réseau de neurones.

Il reste encore du travail pour avoir des résultats plus optimaux, mais sans l'ombre d'un doute nous sommes capables d'automatiser la classification des signaux EEG pour la détection de facultés affaiblies dû à la consommation d'alcool ou de drogues.

## Chapitre 5 : Conclusion

Dans ce travail de mémoire, nous avons abordé plusieurs sujets. Tout d'abord nous avons décrit les effets qu'ont l'alcool et le cannabis sur les différentes parties du cerveau. Nous avons vu l'effet que ces substances ont sur notre capacité de conduire et nous avons aussi exposé les différentes ondes cérébrales et leurs fonctions en lien avec les différents états du cerveau.

Ensuite, nous avons fait une revue de littérature de ce qui a été publié dans ce domaine. Nous avons vu tout d'abord les techniques d'acquisition des signaux EEG et puis les techniques de rejets d'artéfact en ce qui concerne les bruits dans les signaux. Différentes approches de traitement et de classification des signaux EEG ont été analysées. Cette revue de littérature nous a permis d'en savoir plus sur le domaine et nous a donné des pistes à suivre et à exploiter pour réaliser nos recherches.

Nous avons aussi abordé les différentes recherches effectuées un peu partout dans le monde dans ce domaine. Nous avons vu les différents paradigmes et les différentes avancées qui sont en rapport avec notre sujet. Cela a été à la base de cette recherche, et sans ces développements antérieurs et ces avancées dans la classification des signaux EEG nous n'aurons pas pu aller aussi loin dans nos expérimentations.

Ensuite, nous avons présenté une méthodologie de classification des signaux EEG en utilisant la méthode SVM et un réseau de neurones, nous avons aussi présenté les résultats obtenus pour celle-ci. Les deux méthodes ont permis de détecter les facultés affaiblies, cependant, la méthode SVM s'est révélée plus efficace vu qu'elle a donné de meilleurs résultats que le réseau de neurones.

Plusieurs améliorations pourront être mise en place dans les prochaines recherches pour améliorer la précision dans les différentes méthodes de classifications, surtout pour le réseau de neurones ou sera important d'acquérir plus de signaux pour ainsi avoir une plus grande base de données d'entraînement, cela dit en ayant plus de données le réseau de neurone nous donnera sans doute de meilleurs résultats. Mais à la lumière des résultats, on est en mesure d'affirmer que l'automatisation de ces deux méthodes de classifications est fiable et novatrice dans le domaine.

Elle permettra dans un futur proche, d'avoir un autre système efficace de détection de facultés affaiblies.

## Références

- [1] Dominic Adam, Automatisation et analyse des résultats de tests symptomatiques liés au comportement oculaire pour la détection de facultés affaiblies par l'alcool ou les drogues. 2012, Université du Québec à Trois-Rivières : Trois-Rivières.
- [2] Christopher Ingraham, What happens when you get stoned every single day for five years. 2016, récupéré de [https://www.washingtonpost.com/news/wonk/wp/2016/02/01/what-happens-when-you-get-stoned-every-single-day-for-five-years/?noredirect=on&utm\\_term=.314c9521f9af](https://www.washingtonpost.com/news/wonk/wp/2016/02/01/what-happens-when-you-get-stoned-every-single-day-for-five-years/?noredirect=on&utm_term=.314c9521f9af). 2018.
- [3] Publications McGill, Les jeunes Canadiens sont plus à risque d'être impliqués dans un accident de la route après avoir consommé du cannabis, indiquent les résultats d'une nouvelle étude. 2018, récupéré de <https://publications.mcgill.ca/lebulletel/2018/10/15/les-jeunes-canadiens-sont-plus-a-risque-detre-impliques-dans-un-accident-de-la-route-apres-avoir-consomme-du-cannabis-indiquent-les-resultats-dune-nouvelle-etude/>. 2018.
- [4] Vice, Voici à quoi ressemble votre cerveau quand vous fumez de la weed. 2015, récupéré de <https://www.vice.com/fr/article/mvz4ey/voici-a-quoi-ressemble-votre-cerveau-quand-vous-fumez-de-la-weed-961>. 2018.
- [5] Puloma Pramanick, Classification of electroencephalogram (EEG) signal based on Fourier transform and neural network. 2013, National Institute of Technology Rourkela.
- [6] X. Zhao, X. Zhang, and J. Rong, Study of the Effects of Alcohol on Drivers and Driving Performance on Straight Road. 2014, Key Lab of Traffic Engineering, Beijing University of Technology: Beijing.
- [7] Wikipédia, récupéré de <https://fr.wikipedia.org/wiki/%C3%89lectroenc%C3%A9phalographie>. 2018.
- [8] M. Abo-Zahhad, Sabah M. Ahmed, and Sherif N. Abbas, A New EEG Acquisition Protocol for Biometric Identification Using Eye Blinking Signals. 2015, Department of Electrical and Electronic Engineering, Assiut University: Assiut.
- [9] Wikipedia, <https://en.wikipedia.org/wiki/N-back>. 2018.
- [10] N. Jausovec, A. Pahor, Raising Intelligence by Means of Behavioral Training. 2017, University of Maribor: Maribor.
- [11] Michael M. Merzenich, M. Nahum, Thomas M. Van Vleet, progress in brain research, changing brains. 2013.
- [12] Grega Repovš, Dealing with Noise in EEG Recording and Data Analysis- Research Review Paper. 2010, University of Ljubljana: Ljubljana.

- [13] Erik Andreas Larsen, Classification of EEG Signals in a Brain-Computer Interface System. 2011, Norwegian University of Science and Technology.
- [14] Wikipedia,  
[https://fr.wikipedia.org/wiki/Analyse\\_en\\_composantes\\_ind%C3%A9pendantes](https://fr.wikipedia.org/wiki/Analyse_en_composantes_ind%C3%A9pendantes).2018.
- [15] Rdunz T , Scouten J, Hochmuth O, Meffert B, EEG artifact elimination by extraction of ICA-component features using image processing algorithms. 2015, Berlin.
- [16] Swartz Center for Computational Neuroscience,  
<https://sccn.ucsd.edu/wiki/File:ICAexample.jpg>
- [17] Ziya Ekhi, Akif Akgul, Mehmet Recep Bozkurt, The Classification of EEG Signals Recorded in Drunk and Non-Drunk People. 2013.
- [18] Sikha Prashad, Elizabeth S.Dedrick, Francesca M.Filbey, Cannabis users exhibit increased cortical activation during resting state compared to non-users. 2018, University of Texas at Dallas: Dallas.
- [19] Heyden Martin, Classification of EEG data using machine-learning techniques. 2016, Lund University: Lund.
- [20] E.Malar, M.Gautham, D.Chakravarthy, A Novel Approach for the Detection of Drunken Driving using the Power Spectral Density Analysis of EEG. 2011.
- [21] Sikha Prashad, Elizabeth S.Dedrick, Francesca M.Filbey, Cannabis users exhibit increased cortical activation during resting state compared to non-users. 2018, University of Texas at Dallas: Dallas.
- [22] Nitendra Kumar, Khursheed Alam and Abul Hasan Siddiqi , Wavelet Transform for Classification of EEG Signal using SVM and ANN. 2017, Sharda University : Delhi .
- [23] J. Del Angel, J.Cortez, D.Juarez,M.Guerrero, A.Garcia, C.Ramirez, P.Valdez, Effects of sleep reduction on the phonological and visuospatial components of working memory. 2015, Universidad Autónoma de Nuevo León: Monterrey.
- [24] Rangaswamy M, Porjesz B, Chorlian DB, Wang K, Jones KA, Bauer LO, Rohrbaugh J, O'Connor SJ, Kuperman S, Reich T, Begleiter H, Beta power in the EEG of alcoholics. 2002, State University of New York : New York.
- [25] Yan Zhang, Xue Wang, Steven L.Bressler, Yonghong Chen and Mindzhou Ding, Prestimulus Cortical Activity is Correlated with Speed of Visuomotor Processing. 2008, University of Florida : Gainesville.
- [26] Lukas SE, Mendelson JH, Benedikt R, Electroencephalographic correlates of marijuana-induced euphoria. 1995, Alcohol and Drug Abuse Research Center, McLean Hospital/Harvard Medical School: Belmont

- [27] Zhang L, He W, Miao X, Yang J, Dynamic EEG Analysis via the Variability of Band Relative Intensity Ratio: A Time-Frequency Method. 2005, College of Electrical Engineering, Chongqing University: Chongqing.
- [28] Heinrich H, Gevensleben H, Strehl U, Annotation: neurofeedback - train your brain to train behaviour. 2007, Child & Adolescent Psychiatry, University of Erlangen-Nurnberg: Nurnberg.
- [29] Gabrielle Gratton, Michael G. H. Coles Emanuel Donchin, A New Method for off-Line Removal of Ocular Artifact. 1983, University of Illinois.
- [30] Wayne K.Kirchner, Age differences in short-term retention of rapidly changing information. 1958.
- [31] Susanne M.Jaeggi, Barbara Studer-Luethi, Martin Buschkuel, Yi-Fen Su, John Jonides, Walter J.Perrig, The relationship between n-back performance and matrix reasoning — implications for training and transfer. 2010.
- [32] Bruce E. Wexler , Margot Anderson , Robert K. Fulbright , and John C. Gore , Preliminary Evidence of Improved Verbal Working Memory Performance and Normalization of Task-Related Frontal Lobe Activation in Schizophrenia Following Cognitive Exercises. 2000, Yale University School of Medicine: New Haven.
- [33] Vanhatalo S, Palva JM, Holmes MD, Miller JW, Voipo J, Kaila K, Infraslow oscillations modulate excitability and interictal epileptic activity in the human cortex during sleep. 2004, University of Helsinki: Helsinki.
- [34] Linkenkaer-Hansen K, Nikouline VV, Palva JM, Ilmoniemi RJ, Long-range temporal correlations and scaling behavior in human brain oscillations. 2001, Helsinki University Central Hospital: Helsinki.
- [35] Jung TP, Makeig S, Humphries C, Lee TW, McKeown MJ, Iragui V, Sejnowski TJ, Removing electroencephalographic artifacts by blind source separation. 2000, Howard Hughes Medical Institute, Salk Institute: San Diego, California.
- [36] J. Leon Kenemans ,Peter C.Molenaar, Marinus N. Verbaten, Jef L. Slangen, Removal of the Ocular Artifact from the EEG: A Comparison of Time and Frequency Domain Methods with Simulated and Real. 1991, Department of Psychonomics, University of Amsterdam: Amsterdam.
- [37] Theodore C. Weerts, Peter J.Lang, The effects of eye fixation and stimulus and response location on the Contingent Negative Variation (CNV). 1972, University of Wisconsin: Madison.
- [38] Openvibe, <http://openvibe.inria.fr/documentation-index/>
- [39] Sean P.Fitgibbon et al., Scalp electrical recording during paralysis: Quantitative evidence that EEG frequencies above 20 Hz are contaminated by EMG. 2007, Flinders University : Adelaide.
- [40] Romero et al., Ocular Reduction in EEG Signals Based on Adaptive Filtering, Regression and Blind Source Separation. 2008, Universitat Politècnica de Catalunya: Barcelona.

[41] Julie Onton, Marissa Westerfield, Jeanne Townsend, Scott Makeig , Imaging human EEG dynamics using independent component analysis. 2006, University Of California : San Diego.

[42] Fazel-Rezai et al., P300 brain computer interface: current challenges and emerging trends. 2012.

[43] Walter Karlen, Claudio Mattiussi, Dario Floreano, Improving actigraph sleep/wake classification with cardio-respiratory signals. 2008, Vancouver.