

N° d'ordre : 3131

THESE

En vue de l'obtention du : **DOCTORAT**

Structure de Recherche : Laboratoire Conception et Systèmes
Discipline : Sciences de l'ingénieur
Spécialité : Informatique

Présentée et soutenue le : **08/09/2018** par :

Rihab BOUSSETA

**Utilisation d'une Interface Cerveau Machine pour la
commande d'un bras robotique**

JURY

<i>Mourad EL BELKACEMI</i>	<i>PES, Faculté des Sciences, Rabat</i>	<i>Président</i>
<i>Mourad GHARBI</i>	<i>PES, Faculté des Sciences, Rabat</i>	<i>Directeur de Thèse</i>
<i>Mohammed Majid HIMMI</i>	<i>PES, Faculté des Sciences Rabat</i>	<i>Rapporteur</i>
<i>Laamari HLOU</i>	<i>PES, Faculté des Sciences Kénitra</i>	<i>Rapporteur</i>
<i>Lhoussaine MASMOUDI</i>	<i>PES, Faculté des Sciences Rabat</i>	<i>Examineur</i>
<i>Fakhita REGRAGUI</i>	<i>PES, Faculté des Sciences Rabat</i>	<i>Invitée</i>

Année Universitaire : 2017/2018

Avant-propos

Ce mémoire de thèse a été réalisé au sein du laboratoire LIMIARF (Laboratoire Informatique, Mathématique appliquées, Intelligence Artificielle et Reconnaissance de Forme) de la faculté des sciences de Rabat.

Je tiens à remercier vivement le professeur GHARBI MOURAD, Directeur de thèse, pour la confiance qu'il m'a témoignée en acceptant la direction scientifique de mes travaux. Je lui suis reconnaissante de m'avoir fait bénéficier tout au long de ce travail de sa grande compétence, de sa rigueur intellectuelle, de son dynamisme et de son efficacité certaine que je n'oublierai jamais. Soyez assuré de mon attachement et de ma profonde gratitude.

Je tiens également à exprimer ma reconnaissance au Professeur REGRAGUI FAKHITA, pour son soutien permanent pour mes travaux de recherches, je suis très honorée par sa présence au jury

Ainsi je tiens à remercier :

Monsieur MOURAD EL BELKACEMI, professeur de l'enseignement supérieur et Doyen de la Faculté des Sciences de Rabat, pour l'honneur qu'il m'a fait en acceptant d'être Président de mon jury de thèse. Je tiens à l'assurer de ma profonde reconnaissance pour l'intérêt qu'il porte à ce travail.

Monsieur MOHAMMED MAJID HIMMI, professeur de l'enseignement supérieur à la Faculté des Sciences de Rabat, pour l'honneur qu'il m'a fait pour sa participation à mon jury de thèse en qualité de rapporteur de mon travail, pour le temps consacré à la lecture de cette thèse, et pour les suggestions et les remarques judicieuses qu'il m'a indiquées.

Monsieur LAAMARI HLOU, professeur de l'enseignement supérieur à la Faculté des Sciences de Kénitra, pour sa participation à mon jury de thèse en qualité de rapporteur de mon travail et pour toutes remarques intéressantes qu'il m'a fait et m'ayant permis de l'améliorer.

Monsieur LHOUSSAINE MASMOUDI, professeur de l'enseignement supérieur à la Faculté des Sciences de Rabat, d'avoir accepté de faire partie du jury de cette thèse en qualité d'examineur. Je le remercie pour les conseils scientifiques qu'il a apportés, ainsi que pour son immense aide pour mener à bien ces travaux.

A titre plus personnel, je remercie tous mes amis les thésards et les autres membres du LIMIARF-OSST et le LCS, notamment ceux avec qui j'ai eu l'occasion de travailler et les autres simplement pour les bons moments partagés.

Dédicace

*A la mémoire de mes grands-pères **Abdessalam et Laarbi** : Qu'Allah bénisse leurs âmes, et leur ouvre les portes du Paradis !*

*A ma chère mère **El HACHIMI Fatima** : Tu as su porter pour moi les soins et consentir les efforts pour mon éducation. Aucune dédicace ne saurait exprimer tout le respect et l'amour que je te porte, tu m'as toujours fait confiance. Puisses-tu trouver en ce travail la consolation et le témoin de la patience.*

*A mon cher père **BOUSSETA Abdelilah** : Malgré les grandes responsabilités que tu assumes dans ton travail en tant que père de famille, tu as toujours été près de moi, pour m'écouter, me soutenir, me suivre et m'encourager. Puisse ce travail diminuer ta souffrance et te porter bonheur.*

*A ma petite famille : mon Mari **Issam El Ouakouak**, aucun mot ne saurait t'exprimer mon profond attachement et ma reconnaissance pour l'amour, la tendresse et la gentillesse dont tu m'as entouré. Cher mari j'aimerais bien que tu trouves dans ce travail l'expression de mes sentiments de reconnaissance les plus sincères car grâce à ton aide et à ta patience avec moi que ce travail a pu voir le jour..., ma Petite **Joudia** adorée que dieu te garde et te protège.*

*A mes chers frères : **Ryad, Soufiane, Achraf**.*

*A ma famille : Ma grand-mère **Fatna**, Ma grand-mère **Lakbira**, mon Oncle **Mohammed** et sa femme tata **Rabia**, ma tante **Samira** et son Mari **Jilali**, A mes chers : **Khaoula** et **Sanaa**, **Chems** et **Mohamed-Tita**, A ma belle-sœur **Dounia** et ma tata **Samira** ainsi que ma famille paternelle.*

*A ma sœur et sa famille : **Laila** et les deux princesses **Rim** et **Lyn** ainsi que tata **Nawal**, puisse Dieu conserver notre amitié.*

*A mon beau-père, ma belle-mère et ma belle-sœur : **Abderrahim El Ouakouak**, **Fatima Belfqih** et **Safaa**.*

A tous ceux qui ont eu et qui ont confiance en moi.

Table de matière

Avant-propos	ii
Dédicace	iii
Table des figures	vi
Liste des tableaux	vii
Résumé	8
Abstract	9
Introduction Générale.....	10
1. Objectif et motivation.....	11
2. Organisation du manuscrit	11
Chapitre 1 : Les interfaces cerveau machine et application.	14
Introduction	14
1. Interface cerveau-machine	14
1.1 Définition d'une ICM	14
1.2 Les notions neurophysiologiques.....	15
1.3 Mesure de l'activité cérébrale	17
1.4 Les signaux électro-physiologiques	24
2. Fonctionnement et Types des ICM	27
2.1 Fonctionnement des ICM.....	27
2.2 Types des ICM.....	28
3. Les applications dédiées aux ICM	29
Conclusion	34
Chapitre 2 : Les méthodes d'extraction de caractéristiques et de classification pour les ICM.36	
Introduction	36
1. Prétraitement des signaux EEG.....	36
1.1 Filtre temporel.....	36
1.2 Filtre spatial	37
2. Extraction des caractéristiques	40
2.1 Méthodes temporelles	40
2.2 Méthodes fréquentielles	41
2.3 Méthodes temps-fréquences.....	42
3. Les méthodes de classification	44
3.1 Analyse Discriminante Linéaire	44
3.2 Séparateur à vaste marge	45
3.3 Chaîne de Markov Cachée	46
Conclusion.....	46
Chapitre 3 : ICM- Environnement de travail et d'analyse et de commande	48

Introduction	48
1. Description des conditions d'expérimentation	48
2. Description du matériel	50
2.1. Système d'acquisition	50
2.2. Enregistrement et prétraitement des données	52
3. Environnement du Robot	53
4. Protocole expérimental.....	55
4.1. Présentation des sujets	55
4.2. Protocole d'analyse	55
4.3. Scénario de la commande	56
Conclusion	58
Chapitre 4 : Implémentation et test du système « ICM ».....	60
Introduction	60
1. Protocole d'analyse	60
1.1. Extraction des caractéristiques.....	61
1.2. Classification.....	64
2. Scénario de commande.....	66
2.1. Extraction des caractéristiques :.....	67
2.2. Classification.....	67
Conclusion	68
Chapitre 5 : Détection et planification de mouvement pour la saisie de l'objet.	70
Introduction	70
1. Scénario de la commande.....	70
1.1. Description du scénario adopté.....	70
1.2. Taux de performance de la commande	70
1.3. Commande du bras	72
2. Test final.....	Erreur ! Signet non défini.
2.1. L'analyse de la P300.....	73
2.2. Planification du mouvement du robot :.....	75
Conclusion	79
Conclusion Générale	80
Références :.....	83
Annexes:.....	92
Annexe 1 :.....	92
Annexe 2 :.....	93
Annexe 3 :.....	94

Table des figures

Figure 1 : L'interaction (interface) entre l'homme et la machine.	14
Figure 2 : Vue latérale gauche des différents lobes du cerveau humain	15
Figure 3 : Cartographie des différents membres du corps sur le cortex moteur primaire	16
Figure 4 : La technique de mesure EEG	19
Figure 5 : Positionnement des électrodes selon le système 10-20.	20
Figure 6 : Représentation d'un signal EEG (amplitude) de l'ordre du micro volt par rapport au temps (1 seconde) chez un être humain dans différents états psychologiques.....	21
Figure 7 : La technique de mesure MEG	22
Figure 8 : Capteurs sous forme de fils implantés directement à l'intérieur du cortex.	23
Figure 9 : Une matrice d'électrodes espacées placée sur le cortex.	24
Figure 10 : P300 apparait sous forme de pic positif sur le cortex pariétal après 300 ms, lorsque le choix désiré apparait.....	25
Figure 11 : Temps de la DLE lors de l'imagination du mouvement de la main gauche et de droite. L'imagination commence vers la 3 ^{ème} seconde (image de [54]).	26
Figure 12 : Rythmes sensorimoteurs enregistrés sur le cortex moteur. L'utilisateur doit contrôler le rythme mu [8-12 Hz] et bêta [16-26 Hz] pour faire bouger un curseur vers une cible (haut-bas) de l'écran. Le spectre de la fréquence (top) de la cible (haut-bas) montre que le contrôle se focalise clairement dans la bande de fréquence mu.	26
Figure 13 : Contrôle de cette prothèse par la pensée : ouverture-fermeture (imagination de la main droite-gauche respectivement) [6].....	33
Figure 14 : Ecran P300 Speller contenant [6x6] soit 36 symboles qui permet de dicter des mots par la pensée [41].	30
Figure 15 : L'interface hex-o-spell, composée de 6 hexagones contenant 5 symboles, utilisée pour la sélection des caractères dans les ICM. Image sélectionnée de [79].....	31
Figure 16 : SVM trouve l'hyperplan optimal pour la généralisation.....	45
Figure 17 : Scénario complet du système proposé.....	48
Figure 18 : L'alphabet généré entre l'utilisateur et le robot.....	49
Figure 19 : L'environnement du travail	50
Figure 20 : Préparation d'un sujet et installation du casque Electrocap	51
Figure 21 : Casque Emotiv Epoc.....	52
Figure 22 : Electrodes du casque Emotiv Epoc.....	52
Figure 23 : Signal EEG brute mesuré par l'électrode F3 pendant 2 secondes	53
Figure 24 : Bras robotique ARM 2.0.....	53
Figure 25 : servo Pololu Micro Maestro	54
Figure 26 : Système de commande du bras robotique.	55
Figure 27 : Un essai du protocole d'analyse.	56
Figure 28 : Protocole de d'entraînement.	57
Figure 29 : Phase de test en temps réel	57
Figure 30 : Diagramme de la méthodologie d'analyse.	61
Figure 31 : Résultat de l'application de CWT sur l'EEG quand le sujet imagine le mouvement de la main droite. (a) l'électrode C3, (b) l'électrode C4.	62
Figure 32 : Résultat de l'application de CWT sur l'EEG quand le sujet imagine le mouvement de la main gauche. (a) l'électrode C3, (b) l'électrode C4.	62

Figure 33 : FFT des six IMF du signal EEG quand le sujet imagine le mouvement de la main gauche.....	63
Figure 34 : Diagramme des résultats de la précision en utilisant SVM linéaire avec le couple (CWT,PCA) et (EMD,PCA) pour les 5 sujets	65
Figure 35 : Diagramme des résultats de la précision en utilisant SVM-RBF Kernel avec le couple (CWT,PCA) et (EMD,PCA) pour les 5 sujets.....	65
Figure 36 : Diagramme de la méthodologie d'analyse du scénario de la commande 2	67
Figure 37 : Algorithme de calcul des meilleurs paramètres de classification C et γ	68
Figure 38 : Bloc de la traduction en commande et la détection de l'objet.....	73
Figure 39 : Signal EEG brute du sujet 2, mesuré par l'électrode O2, pendant le Feedback de l'imagination des dix essais.....	74
Figure 40 : l'objet à détecté.....	75
Figure 41 : Binarisation de l'image de l'objet.....	76
Figure 42 : Modélisation du bras.....	77
Figure 43 : Modèle représentant la planification du mouvement du bras vers l'objet.....	78
Figure 44 : Modèle représentant l'atteinte de l'objet.	78

Liste des tableaux

Tableau 1 : L'alphabet généré entre l'utilisateur et le robot.	49
Tableau 2 : Résultats expérimental de la précision en utilisant SVM linéaire avec le couple (CWT,PCA) et (EMD,PCA) pour les 5 sujets	65
Tableau 3 : Résultats expérimental de la précision en utilisant SVM-RBF Kernel SVM avec le couple (CWT,PCA) et (EMD,PCA) pour les 5 sujets.....	66
Tableau 4 : Taux de réussite du contrôle du bras du robot (%) obtenu avec les 5 Sujets. (MD: main droite, MG: main gauche, DMs: les deux mains, Pd: pieds.).....	71
Tableau 5 : Matrice de confusion du sujet 4	71
Tableau 6 : Matrice de confusion du sujet 3	71
Tableau 7 : La performance (%) atteinte par Sujet 2 dans les deux cas ; aléatoirement et successivement.....	72
Tableau 8 : Mouvements bien classés pour les quatre sujets (1,2,4,5)	72
Tableau 9 : la détection de la P300 pour les 5 enregistrements (✓ : P300 détectée, ✗ : P300 non détectée)	75

Résumé

Les Interfaces Cerveau Machine (ICM) sont des dispositifs permettant une communication directe entre le cerveau d'un utilisateur et une machine. Cette technologie peut apporter de l'aide à des personnes handicapées en améliorant leur indépendance et maximisant leurs capacités telles que l'atteinte d'un objet dans l'environnement proche. De tels dispositifs peuvent être réalisés par la mesure d'informations générées par le cortex cérébral à l'aide de techniques non invasives telle que l'électroencéphalographie (EEG).

Notre travail propose un système ICM de type indirect, synchrone et indépendant qui consiste à contrôler un bras robotique basée sur la pensée de l'utilisateur. Cinq sujets (1 femme et 4 hommes) âgés de 20 à 29 ans ont participé à nos expériences. Le casque du système EMOTIV EPOC a été utilisé pour enregistrer les activités électriques neuronales du sujet en se basant sur l'EEG.

Afin d'accomplir l'objectif de notre thèse, nous avons tout d'abord, conçu un protocole d'analyse qui consiste à étudier les bandes de fréquences responsables des rythmes sensorimoteurs lorsque le sujet imagine le mouvement de la main droite et celui de la main gauche. Ensuite, nous avons établi un scénario de commande destiné à traduire les signaux d'imagination de l'exécution des mouvements de la main droite, de la main gauche, des deux mains simultanément ou du mouvement des pieds pour commander le bras robotique. Il introduit aussi un point d'arrêt de l'action imaginée par la détection de l'onde P300 une fois l'objet recherché est repéré.

Après une phase d'entraînement des sujets, l'extraction des caractéristiques a été effectuée sur la base des maxima du spectre dans la bande (8Hz-22Hz) en utilisant pour le protocole d'analyse les deux méthodes la transformée en ondelettes continues (CWT) et la décomposition empirique modale (EMD) combinées chacune avec l'analyse des composantes principales (PCA). Tandis que pour le scénario de commande l'extraction a été effectué uniquement par la Transformé de Fourier Rapide (FFT) associée à la méthode PCA. Ces caractéristiques (features) ont été introduites dans le classificateur séparateur à vaste marge (SVM) utilisant deux noyaux linéaires et fonction de base radiale (RBF). L'étape de la commande du bras s'est basée sur la méthode Pick-Peaking (PP) pour la détection de la P300.

Selon le scénario établi, l'ICM proposé a permis sur la base de quatre sujets le contrôle du bras robotique dans les directions : droite, gauche, haut et bas, en atteignant une précision moyenne de classification de 85,45%. Quant à la planification du mouvement du bras pour atteindre l'objet, après la détection de la P300, elle a été vérifiée par deux sujets. L'entraînement des sujets était une étape essentielle car la précision des performances peut être affectée par le niveau de concentration pendant l'imagination du mouvement.

Les résultats obtenus par le système proposé encourageraient, avec des développements ultérieurs, son utilisation pour contrôler le bras du robot en effectuant des tâches plus complexes telles que l'exécution de mouvements successifs. L'ajout de capteurs de distances améliorera sûrement la planification de la trajectoire du robot surtout en présence d'obstacles dans l'environnement. Cela constituerait un moyen d'assistance très utile pour les personnes handicapées.

Abstract

Brain Computer Interfaces (BCI) are devices that allow direct communication between a user's brain and a machine. This technology can help people with disabilities by improving their independence and maximizing their abilities such as reaching an object in the environment. Such devices can be made by measuring information generated by the cerebral cortex using non-invasive techniques such as electroencephalography (EEG).

Our work proposes an indirect, synchronous and independent type of BCI system that consists of controlling a robotic arm based on the user's thought. Five subjects (1 female and 4 men) aged between 20 to 29 participated in our experiments. The EMOTIV EPOC headset system based on the EEG was used to record the subject's neuronal electrical activity.

In order to accomplish the goal of our thesis, we first designed an analysis protocol that consists in studying the frequency bands responsible for sensorimotor rhythms when the subject imagines the movement of the right hand and the movement of the left hand. Then, we established a scenario intended to translate the imagined movement of the right hand, the left hand, both hands or the movement of the feet to control the robotic arm, it also introduces a stopping mark of the action imagined by the detection of the P300 wave once the desired object is located.

After training the subjects, feature extraction was carried out on the basis of the maxima of the spectrum in the band (8Hz-22Hz) by using, for the analysis protocol, the two methods the continuous wavelet transform (CWT) and Modal Empirical Decomposition (EMD), each combined with Principal Component Analysis (PCA). While for the control scenario the extraction was performed only by the Fast Fourier Transform (FFT) associated with the PCA method. These features were introduced in the wide margin separator classifier (SVM) using two linear kernels and radial base function (RBF). The arm control step was based on the Pick-Peaking (PP) method for detecting the P300. According to the established scenario, the proposed BCI allowed on the basis of four subjects to control the robotic arm in the directions: right, left, up and down, reaching an averaged accuracy of 85.45%. As for planning the movement of the arm to reach the object successful results were obtained once the P300 is detected by two subjects.

The training of the subjects was an important step because the performances can be affected by the level of concentration during the imagination of the movement.

The results obtained by the proposed system would encourage, with later developments, its use to control the robot arm by performing more complex tasks such as executing successive movements. The addition of distance sensors will surely improve the planning of the robot's trajectory, especially in the presence of obstacles in the environment. This would be a very useful means of assistance for people with disabilities.

Introduction Générale

Les personnes ayant une déficience motrice font face à diverses difficultés dans leur vie quotidienne. Une personne qui souffre d'un Accident Vasculaire Cérébral (AVC), qui a causé une paralysie, ne peut pas être en mesure de gérer les actions de routine quotidiennes des plus simples telles que la prise de son médicament : cette personne aura toujours besoin d'aide pour continuer sa vie normale. Ces gestes importants semblent normaux et très simples pour les personnes en bonne santé, mais sont difficiles et parfois impossibles pour les personnes paralysées. C'est la raison principale qui nous a motivé de proposer cette contribution.

Depuis des générations, l'Homme n'a cessé d'étudier et d'imaginer la capacité de communication qui pourrait s'établir entre les machines et la pensée. Ces études ont nourri l'imagination de l'humanité sous la forme antique d'anciens mythes et plus moderne d'histoires de science fictions.

C'est un vieux rêve, un fantasme qui n'était pas censé se réaliser un jour : repousser les limites de la condition humaine. Aujourd'hui le progrès de la science nous donne les moyens de tutoyer ce rêve. Nous sommes la première espèce à prendre le contrôle de notre propre évolution, non dans un futur lointain mais là maintenant grâce à l'intelligence artificielle qui permet d'améliorer la vie quotidienne de l'homme et construire des machines qui hantent l'imaginaire de la science-fiction.

Les technologies de la neuroscience cognitive ont récemment progressé de manière spectaculaire et ont permis d'avancer sur la compréhension de certains mécanismes de fonctionnement du cerveau et de la pensée humaine. Cette avancée a été réalisée grâce aux développements dans le domaine de technologie de pointe et au progrès en informatique.

Depuis l'apparition des premières expériences de l'électroencéphalogramme (EEG) sur les humains en 1929 [1] par Hans Berger, l'idée de l'activité cérébrale qui peut être utilisée comme canal de communication a rapidement émergé pour permettre aux personnes paralysées de passer de la dépendance à l'indépendance.

En outre, depuis 1960, les chercheurs [2] ont introduit le terme cyborg dans un travail scientifique ; l'idée étant de contrôler un système électronique utilisant l'activité cérébrale. C'est en 1973 que les chercheurs [3] ont testé la première expérimentation réelle sur un humain. Ce dernier disposait d'un système de contrôle électronique via une activité cérébrale mesurée par EEG.

En réalité, ce qui était autrefois un domaine de science-fiction est devenu une réalité avec « Brain Interface Computer » ou « Interface Cerveau Machine » (ICM). Cette approche est devenue possible par l'utilisation d'un ensemble de technologies et d'approches mathématiques décrivant certains processus physiques se produisant dans le cerveau et correspondant à des tâches mentales spécifiques.

Les ICM sont des dispositifs, s'appuyant uniquement sur l'activité cérébrale, qui permettent l'interaction de personnes avec des périphériques externes et des systèmes qui peuvent être utilisés dans les systèmes d'aide aux patients ou de réadaptation. La recherche scientifique dans ce domaine s'est développée de manière spectaculaire et touche plusieurs applications

notamment l'assistance à des personnes entièrement paralysées, le domaine de robotique et même le multimédia en manipulant des jeux ou en se déplaçant dans un environnement de réalité virtuelle [4], [5]. Durant ces dernières années, les chercheurs du monde entier ont développé ce type d'interface afin de redonner aux personnes qui souffrent de sévères handicaps une certaine autonomie dans la vie active [6], [7].

1. Objectif et motivation

Notre système nerveux contrôle les différentes fonctions du corps. Chaque zone du cerveau est responsable d'une fonction spécifique, comme les mouvements des bras et des jambes, la vision, l'ouïe ou l'odorat. La moelle épinière est un prolongement de notre cerveau qu'il utilise pour transmettre des messages de contrôle aux muscles. Nous parlons de paralysie quand la moelle épinière présente des problèmes connexes. Par conséquent, les patients qui souffrent de problèmes graves, tels que les incapacités motrices, ne peuvent pas gérer les routines quotidiennes les plus simples et ont besoin d'un grand soutien pour améliorer leur quotidien pour mener un semblant de vie normale. En conséquence, ce problème a un impact sur la qualité de vie d'une personne et ajoute un coût élevé pour les programmes de soins résidentiels, car une aide est toujours nécessaire pour servir le patient. Aider ces patients à surmonter leurs déficiences est la motivation majeure de nos travaux, ce qui nous ramène à la problématique de notre thèse :

- Concevoir une ICM afin de contrôler un bras robotique par la pensée, qui sera par la suite l'assistant de ces patients.

Afin de résoudre cette problématique, nous avons établi une ICM synchrone non invasive en effectuant notre propre expérimentation basée sur l'imagerie motrice ; ou bien l'imagination de mouvement, à l'aide de quatre tâches mentales réalisées par un volontaire (sujet) qui imagine les mouvements de la main droite et gauche séparément, le mouvement des deux mains et celui des pieds. Cette ICM permettra la commande de notre bras robotique jusqu'à trouver un objet attendu (cherché par le sujet).

Un système d'acquisition basée sur l'EEG mesure les signaux du cerveau des sujets. Ces signaux sont traités en utilisant des méthodes d'analyse et classés par le classifieur Machine à vecteurs de support (SVM) dont la sortie contrôle le mouvement du bras. L'utilisateur peut voir les décisions du système en temps réel via un moniteur affichant le streaming d'une webcam embarquée sur le robot. Cette information est utilisée comme feedback pour le sujet. La commande s'appuie sur la détection d'une onde P300 qui déclenche l'arrêt de la commande du bras robotique qui devrait se libérer ainsi de la tâche mentale et deviendrait autonome jusqu'à l'atteinte de l'objet.

2. Organisation du manuscrit

A travers ce rapport, nous présentons notre travail comme suit :

Chapitre 1 : il est divisé en quatre parties. Dans la première, nous présenterons d'une manière constructive les différentes définitions d'une ICM ainsi que des notions neurophysiologiques qui entrent en jeu dans le domaine des ICM. La deuxième partie est consacrée quant à elle aux différents types des ICM. Nous détaillerons dans la troisième partie les différentes étapes pour concevoir une ICM tout en développant les méthodes et les techniques de la mesure d'une ICM

qui existent dans la littérature. Nous nous intéresserons aux phénomènes électro physiologiques actuellement connus et utilisés dans ce domaine pour provoquer différents phénomènes neurophysiologiques cible. Dans la quatrième partie, nous exposerons les différentes applications dédiées aux ICM et développées ces dernières années.

Chapitre 2 : il introduit en premier lieu les concepts généraux des méthodes d'extraction de caractéristiques divisées en méthodes temporelles, fréquentielles et temps-fréquence.

En second lieu, il expose les méthodes de classification appliquées dans les travaux de recherche afin de discriminer entre les différentes imageries motrices effectuées par les sujets.

Chapitre 3 : il présente le protocole expérimental de l'ICM réalisée. Nous décrivons tout d'abord l'environnement de travail ainsi que les aspects matériels et logiciels de nos expériences. Nous nous intéressons ensuite au protocole expérimental : nous désignons par protocole expérimental tout mécanisme d'enregistrement de l'activité cérébrale des sujets qui ont participé aux séances d'enregistrement. Les expériences d'ICM sont considérées comme une étape non négligeable dans nos travaux de recherche vu le temps consacré d'une part pour l'organisation des enregistrements des sujets et d'autre part pour l'application et l'adaptation des protocoles de stimulation implémentés en temps réel.

Chapitre 4 : il est consacré tout d'abord à la détection et l'analyse des rythmes sensorimoteurs de l'imagerie motrice effectuée par les sujets tout en utilisant quatre méthodes d'extraction de caractéristiques, ensuite nous passerons aux premiers tests de l'ICM proposé en nous basant sur le classificateur Machine à vecteurs de support (SVM) en utilisant deux noyaux.

Chapitre 5 : Enfin, dans ce chapitre, on décrit l'implémentation du scénario de la commande qui permet de planifier le mouvement du bras robotique par la pensée, ainsi que la détection de l'objet désiré par l'onde P300.

Nous terminerons notre manuscrit par une conclusion générale et des perspectives.

Chapitre I :

Les interfaces cerveau machine et application.

Chapitre 1 : Les interfaces cerveau machine et application.

Introduction

Ce chapitre s'organise de la manière suivante : Puisque le but général de notre thèse est de concevoir une ICM pour contrôler un bras robotique par la pensée, nous commencerons tout d'abord par définir d'une manière globale le concept des Interfaces Cerveau-Machines (ICM) ; dans la même partie, nous décrirons les notions de base dans le domaine de neurophysiologie. Dans la deuxième partie, nous définirons les différents types d'une ICM. La troisième partie exposera en détail les six étapes principales pour le fonctionnement des ICM, ensuite, décrira les différents types de mesures de l'activité cérébrale ainsi que les différents signaux neurophysiologiques utilisés pour concevoir une ICM. Enfin, nous présenterons une étude de l'état de l'art des applications dédiées aux ICM dans les domaines du handicap, de la robotique et du multimédia (réalité virtuelle, jeux et autres applications).

1. Interface cerveau-machine

1.1 Définition d'une ICM

Une Interface Cerveau Machine (ICM) est un dispositif qui peut être défini comme un canal de communication et de contrôle direct s'appuyant uniquement sur l'activité cérébrale sans aucune intervention musculaire entre une personne et un système électrique ou mécanique tel qu'un robot, chaise roulante, etc. Le développement de ces interfaces cerveau-machine permet de mettre en œuvre des dispositifs capables de restaurer les fonctions motrices chez les patients atteints de paralysie sévères et améliorer ainsi leur qualité de vie. Cette approche se divise en deux parties : une partie qui concerne la mesure de l'activité cérébrale d'un individu, l'autre partie nécessite une analyse et un traitement des signaux générés de l'activité. La conception d'une ICM schématisée sur la figure 1 se base sur des flux de données générés par l'homme (cerveau) via une interface afin d'être traités par une machine et renvoyé de nouveau à l'homme.

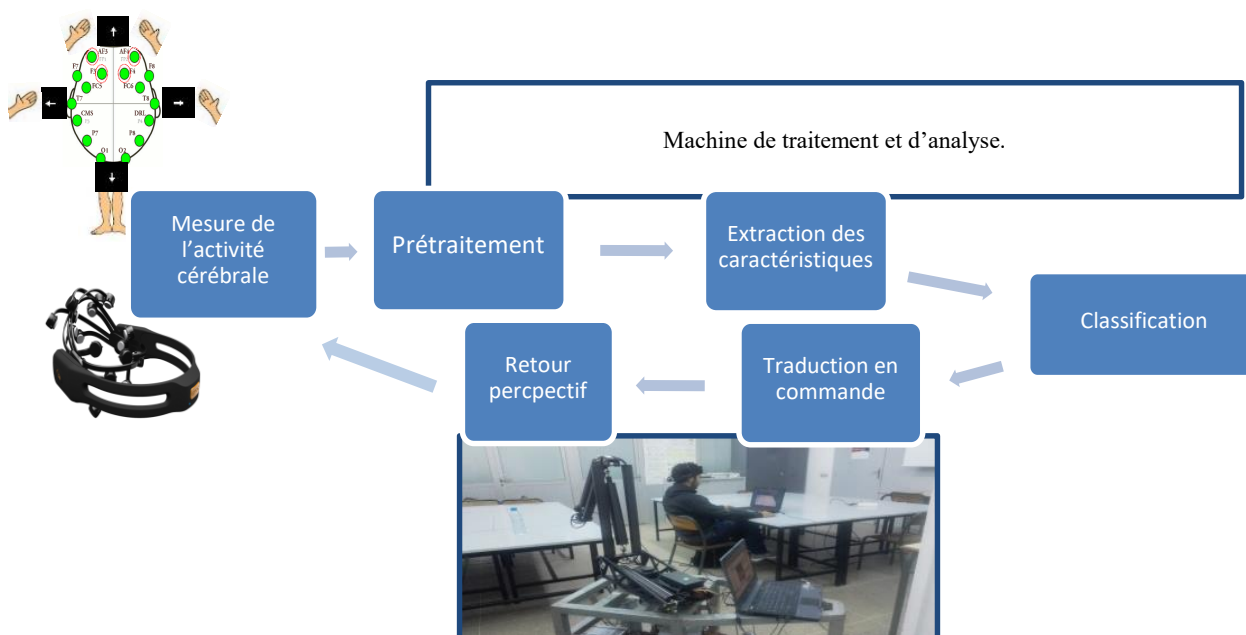


Figure 1 : L'interaction (interface) entre l'homme et la machine.

1.2 Les notions neurophysiologiques

La neurophysiologie est l'étude des fonctions du système nerveux reposant sur tous les niveaux de description, du niveau moléculaire jusqu'au niveau le plus intégré des réseaux neuronaux. Le domaine des ICM repose essentiellement sur des connaissances dans le domaine des neurosciences afin de comprendre l'origine de l'activité cérébrale générée par un individu et pouvoir l'étudier.

- **Le cerveau**

Le cerveau est le quartier général du système nerveux central. Il est constitué de plusieurs milliards de cellules pour transmettre et recevoir des messages des différentes parties de l'organisme. Ces cellules sont appelées neurones.

Toute la couche externe du cerveau est constituée par une fine couche de tissu nerveux appelée cortex cérébral. Le cerveau est divisé en deux moitiés relativement symétriques appelées hémisphères (gauche et droit) qui constituent la partie la plus importante du cerveau. Chaque hémisphère est divisé en quatre lobes (voir figure 2) :

- Lobe frontal : le lobe frontal est responsable de la coordination motrice volontaire. Il contient les centres chargés du contrôle musculaire. Il contient aussi le centre de la pensée, de la mémoire et du raisonnement.
- Lobe pariétal : il assimile l'information provenant des sens relatifs au toucher et de la mémoire. Il est ainsi situé entre le sillon central en avant, le sillon pariéto-occipital en arrière.
- Lobe occipital : il est situé à l'arrière de la tête. Ce lobe est le centre visuel c'est-à-dire il permet de reconnaître les orientations et les contours des images.
- Lobe temporal : le lobe temporal a un rôle dans plusieurs processus cognitifs. Il contient les centres de l'audition, du goût et de la mémoire.

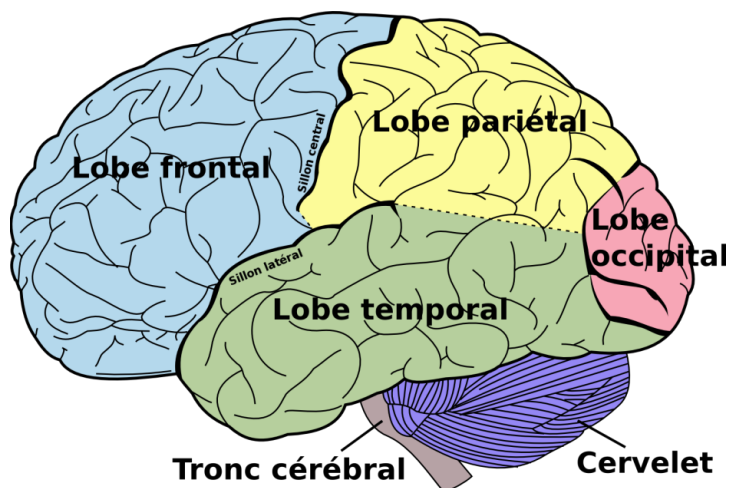


Figure 2 : Vue latérale gauche des différents lobes du cerveau humain¹

¹ [http://fr.wikipedia.org/wiki/Fichier: Brain diagram fr.png](http://fr.wikipedia.org/wiki/Fichier:Brain_diagram_fr.png)

• Le Cortex Moteur

Le cortex moteur est situé à l'arrière du lobe frontal, juste avant le sillon central qui sépare le lobe frontal du lobe pariétal. Une des régions les plus impliquées dans la planification, le contrôle et l'exécution des mouvements volontaires provient du cortex moteur.

Chaque mouvement est lié à une zone spécifique du cortex moteur. En effet, en 1870 Hitzig et Fritsch [8] en stimulant électriquement certaines parties du cortex moteur et selon la région stimulée, ont observé la contraction du membre concerné du corps. L'expérience ne s'est pas arrêtée seulement à ce stade car ils ont même constaté qu'en détruisant la même partie corticale, ils créent une paralysie de la partie du corps correspondante.

La figure 3 montre que la surface allouée aux mains et au visage est disproportionnée par rapport aux autres membres du corps car la main est un organe important de manipulation de divers objets, quant à la bouche, elle est un moyen indispensable de communication.

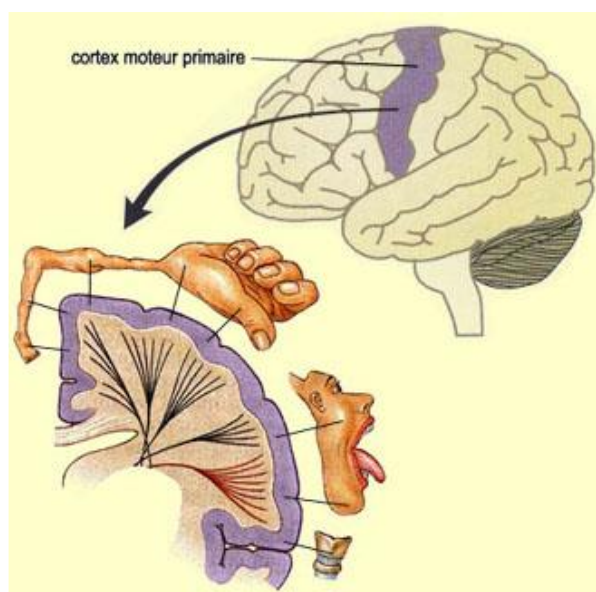


Figure 3 : Cartographie des différents membres du corps sur le cortex moteur primaire²

Le célèbre neurologue et chercheur Korbinian Brodmann était le premier à diviser le cortex cérébral de l'homme en 47 aires différentes selon la densité, la taille des neurones et le nombre de couches, qu'on appelle par la suite les aires de Brodmann [9]–[11] :

1. Le cortex moteur primaire : appelé aussi aire motrice primaire, correspond à l'aire 4 de Brodmann. Il intervient dans l'exécution du mouvement.[12]

'Cette aire comporte une représentation topographique des groupes musculaires du corps similaire à la représentation sensitive du cortex somatosensoriel : on parle d'organisation somatotopique du cortex moteur. Depuis la scissure de Sylvius en bas et en remontant vers le haut, se succèdent les régions contrôlant les muscles de région buccale, du visage, des doigts,

² <http://lecerveau.mcgill.ca>

du bras, du tronc, de la jambe et du pied. La représentation du membre inférieur se situe sur la face médiane des hémisphères.’³

2. Le cortex moteur supplémentaire est composé de trois parties :

- Le cortex pré-moteur latéral situé en avant du cortex moteur primaire. Sa principale fonctionnalité est le contrôle et l’organisation des mouvements des muscles proximaux et du tronc[12].
- L’aire motrice supplémentaire (AMS) située en avant du cortex moteur sur la face interne des deux hémisphères. Cette partie se charge de coordonner et de planifier les mouvements complexes ou la coordination de plusieurs membres. Cette aire est active lorsque le sujet réalise réellement le mouvement ou l’imagine activement. Cela est dû à l’évaluation du flux sanguin cortical au cours d’une tâche mentale. A l’inverse, le flux sanguin n’augmente dans le cortex moteur primaire que lorsque le mouvement est effectivement réalisé[12].
- Le cortex pariétal postérieur impliqué dans le guidage des mouvements[12].

3. L’aire pré-motrice correspond à l’aire 6 de Brodmann. Elle intervient dans la planification et la programmation du mouvement. L’organisation somatotopique de cette aire est presque la même que celle du cortex moteur primaire au niveau de la bouche, des mains et des membres inférieurs[12].

Puisque l’objectif de nos travaux est de concevoir une ICM basée sur l’imagination des mouvements de la main droite et gauche séparément, le mouvement des deux mains et celui des pieds, donc l’aire 6 de Brodmann (l’aire pré-motrice) qui nous intéresse lors de la mesure de l’activité cérébrale.

1.3 Mesure de l’activité cérébrale

La première étape requise pour utiliser une ICM consiste à mesurer l’activité cérébrale du sujet. Avant de commencer par présenter comment mesurer l’activité cérébrale, nous allons tout d’abord présenter l’origine de cette activité et comment elle se forme dans le cerveau de l’être humain.

Les cellules nerveuses et satellites dites respectivement neurones et cellules gliales forment le système nerveux (tissu organique). Les neurones forment les unités fonctionnelles élémentaires du tissu nerveux. Leur membrane est excitable c’est à dire qu’elle peut engendrer un influx nerveux ou potentiel d’action, créé par des déplacements ioniques. Les neurones maintiennent alors une différence de potentiel de l’ordre de 50 à 80 μV entre le milieu intra et extracellulaire due à une différence de concentration ionique grâce à des mécanismes actifs.

Les chercheurs Kolb et Whishaw [13] ont montré que : *‘‘Les potentiels d’action véhiculent l’information à l’intérieur du cerveau et vers les effecteurs. Les neurones possèdent deux types d’extension cytoplasmique nécessaire à la réception et à la transmission des potentiels d’actions. Les dendrites sont des extensions afférentes où sont collectées les informations*

³ <https://sites.google.com/site/aphysionado/home/fonctionssn/systmoteur/cortexmoteur>

arrivant au neurone. Les axones sont des extensions efférentes conduisant les potentiels d'action générés vers d'autres cellules. Les échanges d'information entre cellule sont réalisés au niveau des synapses. Les synapses sont des régions d'intime contiguïté entre deux structures excitables où la communication s'établit par simple couplage électrique des deux membranes ou par libération d'un neuromédiateur par l'élément pré synaptique. Ce neuromédiateur se fixe sur l'élément post-synaptique grâce à un récepteur adéquat produisant un potentiel post-synaptique excitateur ou inhibiteur. Le rôle du neurone est d'intégrer ces potentiels post-synaptiques pour moduler sa production propre de potentiels d'action''.

Il est également possible d'enregistrer une image de l'activité des cellules nerveuses grâce à la propagation des champs électriques ou magnétiques induits vers la surface du scalp. En surface nous pourrions donc recueillir l'activité spontanée du cerveau ou des activités évoquées par une stimulation ou une tâche particulière.

Jusqu'à maintenant, environ une demi-douzaine de différents types de signaux cérébraux ont été identifiés comme appropriés pour une ICM, c'est-à-dire facilement observables et contrôlables [14], [15]. Cette partie décrit d'abord les différentes techniques disponibles pour mesurer l'activité du cerveau, puis les signaux du cerveau susceptibles de conduire une ICM tels que les Potentiels évoqués cognitives (PEC).

De nombreuses techniques sont disponibles et utilisées, afin de mesurer l'activité cérébrale [16]. Parmi ces techniques, nous pouvons citer :

- MagnétoEncéphaloGraphie (MEG) [17], [18],
- Imagerie par résonance magnétique fonctionnelle (fMRI) [19],
- Spectroscopie Near In-FraRed (NIRS) [20],
- ElectroCorticoGraphy (ECoG) [21] ou des électrodes implantées, placées sous le crâne [22].
- ElectroEncéphaloGraphie (EEG) [16].

Cependant, la méthode la plus appropriée pour L'ICM est l'ElectroEncéphaloGraphie (EEG) [16]. En effet, cette méthode est relativement peu coûteuse, non invasive, portable et offre une bonne résolution.

1.3.1 L'Electroencéphalogramme (EEG)

L'électroencéphalographie mesure l'activité électrique générée par le cerveau à l'aide d'électrodes placées sur le cuir chevelu [23]. La concentration de millions de neurones forme un dipôle de courant. Ces courants se propagent dans les dendrites et les axones jusqu'à la peau où ils sont mesurables [16].

Les premières mesures EEG sur un sujet humain ont été conduites en 1924 par le neurologue allemand Hans Berger [1]. C'est à cette époque qu'il a élaboré le nom d'électroencéphalogramme.

Sur la figure 4 nous visualisons le casque et les électrodes posés sur le scalp d'une personne pour relever l'EEG.

Les signaux enregistrés par EEG ont une amplitude très faible, de l'ordre de quelques microvolts. Il est donc nécessaire d'amplifier ces signaux avant de les numériser et de les traiter. Typiquement, les mesures des signaux EEG sont effectuées en utilisant un nombre d'électrodes qui varie de 1 à environ 256 ; ces électrodes sont généralement fixées en utilisant un capuchon élastique. Le contact entre les électrodes et la peau est généralement amélioré par l'utilisation d'un gel ou d'une pâte conductrice [24]. Cela rend la procédure d'agencement des électrodes une opération généralement fastidieuse et longue [25]. Les électrodes sont généralement placées et nommées selon un modèle standard, à savoir le système international 10-20 [26] (voir la figure 5). Ce système a été initialement conçu pour 19 électrodes, mais des versions étendues ont été proposées pour traiter un plus grand nombre d'électrodes [27].

Cette méthode présente aussi bien des avantages que des inconvénients. Au nombre des avantages du EEG, nous pouvons citer :

- Sa bonne résolution temporelle : phénomènes électriques rapides.
- Une mise en place facile et non invasive : possibilité d'étude de l'activité sur des sujets valides et non valides sans aucune intervention chirurgicale dans plusieurs environnements.
- Coût réduit : coût de l'EEG relativement réduit par rapport à d'autres techniques existantes de mesure de l'activité cérébrale.

En revanche, l'EEG est limité dans sa résolution spatiale et sa gamme de fréquence. D'ailleurs, Il peut être contaminé par des artefacts soit musculaires (EMG) soit oculaires (EOG) qui peuvent altérer le signal.



Figure 4 : La technique de mesure EEG

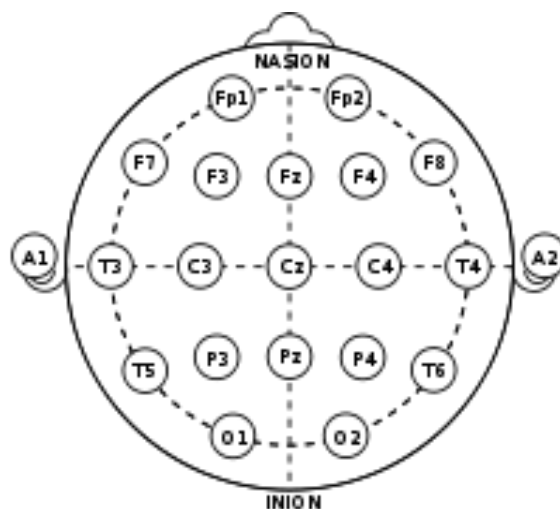


Figure 5 : Positionnement des électrodes selon le système 10-20.

Le signal EEG se compose de différentes bandes d'oscillations appelées "rythmes" définies selon leur fréquence d'ondes afin de caractériser et d'identifier des états psychologiques en neurosciences [23]. Il existe 6 rythmes cérébraux classiques :

- Delta [0.1-4 Hz], c'est un rythme lent, avec une amplitude relativement grande Elle est observée chez l'adulte pendant un sommeil profond.
- Thêta [4-8 Hz], elle caractérise certains états de somnolence ou d'hypnose ainsi que dans les processus émotionnels et cognitifs.
- Alpha [8-13 Hz], elle se situe principalement dans les régions postérieures de la tête (lobe occipital). Cette bande est caractérisée lorsque le sujet est en état de relaxation avec des yeux ouverts ou fermés.
- Mu (≈ 10 Hz), Ce rythme apparaît spécialement dans le cortex moteur et sensorimotrice. Son amplitude varie lorsque le sujet se prépare ou imagine un mouvement. Par conséquent, ce rythme est également connu sous le nom de "sensorimotor rhythm" [28]. Beaucoup de travaux de recherche dont les travaux de cette présente thèse sont basés pratiquement sur cette bande de fréquence [29].
- Beta [12-30 Hz], Cette bande est observée chez l'adulte éveillé et conscient et surtout lors de l'exécution ou l'imagination des mouvements.
- Gamma (≈ 40 Hz), Elle est associée à divers processus cognitifs et motrices supérieurs [30].

La figure 6 résume l'allure de ces différentes bandes de fréquence du signal EEG.

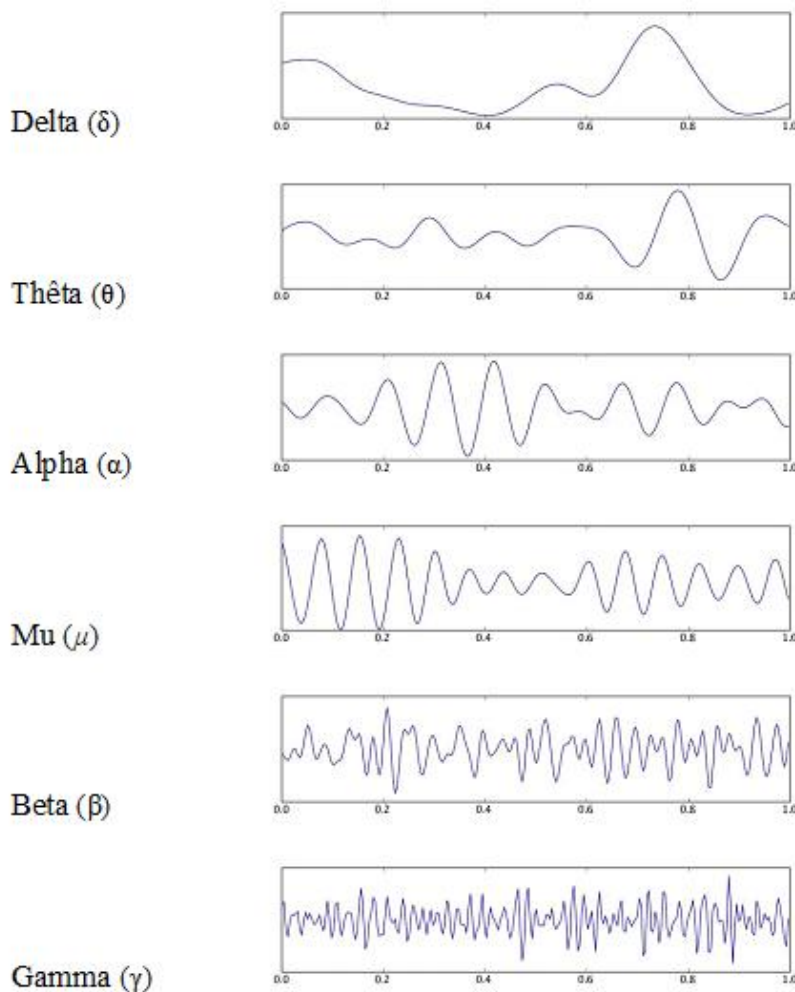


Figure 6 : Représentation d'un signal EEG (amplitude) de l'ordre du micro volt par rapport au temps (1 seconde) chez un être humain dans différents états psychologiques⁴

1.3.2 La Magnétoencéphalographie (MEG)

La MEG (figure 7) est d'un principe similaire à l'EEG si ce n'est que l'on mesure le champ magnétique et non le potentiel électrique. Cette technique est employée dans divers domaines avec une visée clinique en neurologie (notamment pour l'étude de l'épilepsie), en cardiologie, ainsi que dans la recherche en neurosciences cognitives.

L'apparition de la MEG est plus tardive que l'EEG, car c'est en 1972, que David Cohen (physicien) a procédé aux premiers enregistrements de champs magnétiques cérébraux [31]. Elle permet théoriquement une meilleure précision spatiale, le champ magnétique étant moins sensible à la traversée du crâne. Cependant le champ magnétique émis à l'extérieur du crâne étant extrêmement faible (de l'ordre de quelques femto-Teslas, soit 10^{-14} Tesla à comparer avec 10^{-4} Tesla du champ magnétique terrestre) ; cela génère de fortes contraintes :

- Les mesures doivent être réalisées dans une chambre isolée magnétiquement.

⁴ http://fr.wikipedia.org/wiki/Rythme_c%3%A9r%3%A9bral

- Les capteurs sont des magnétomètres qui doivent être maintenus à 4°K et donc refroidis à hélium liquide.
- De plus, le coût, la maintenance de l'équipement et le refroidissement des capteurs avec de l'hélium liquide jouent un rôle dans son utilisation limitée dans le domaine des ICM.



Figure 7 : La technique de mesure MEG

Le champ magnétique, qui provient des courants intracellulaires, n'est que peu affecté par les différences de conductivité des différents tissus traversés, et donne des résultats beaucoup plus résolus spatialement que l'EEG.

Enfin, il est aussi important de mentionner la différence entre l'EEG, qui capture l'activité cérébrale des neurones pyramidaux formant un dipôle perpendiculaire sur le crâne, et la MEG qui permet d'accéder aux dipôles qui sont orientés parallèlement à la surface du scalp. Cette différence permet aux MEG et EEG de donner des réponses complémentaires, pour les chercheurs, pour mieux inférer l'origine des sources [32].

1.3.3 Les microélectrodes

Certaines microélectrodes sont prévues pour être implantées directement dans la matière grise du cerveau humain après une intervention chirurgicale très délicate. Ces microélectrodes sont des capteurs invasifs conçus dans le but de restaurer la mobilité chez l'être humain et sont sous forme de fils sur lesquels se trouvent des capteurs espacés (figure 8). Elles peuvent alors enregistrer les champs électriques locaux (Local Field Potentials ou LFP) provenant des activités synaptiques des neurones environnants ou même, pour les plus fines d'entre elles, enregistrer les potentiels d'action (ou Spikes) émis par un ou plusieurs neurones. De telles méthodes d'enregistrement permettent d'obtenir des signaux d'une extrême précision mais posent des problèmes car elles sont extrêmement invasives et même plus sensible aux artefacts oculaires et musculaires. Cependant, la qualité des signaux peut baisser dans les mois qui suivent l'implantation suite à une réaction de l'organisme face à la présence d'un corps étranger.

Bien que ce type de capteurs présente un grand espoir dans le domaine des ICM, leur utilisation chez l'homme est moins fructueuse que chez certains animaux comme le singe. Parmi les expériences les plus marquantes dans le domaine des ICM, le dispositif 'BrainTV' a permis d'interpréter l'activité cérébrale de certaines zones du cerveau d'une personne épileptique [33].



Figure 8 : Capteurs sous forme de fils implantés directement à l'intérieur du cortex.

1.3.4 L'Electrocorticographie (ECoG)

Il s'agit de placer une matrice d'électrodes implantée à l'intérieur de la boîte crânienne entre le cortex et la dure-mère (voir figure 9). Les électrodes ne pénètrent donc pas dans le cortex. On enregistre des signaux électriques de même nature qu'en EEG. Cependant, le champ électrique n'ayant pas à traverser le crâne, les signaux sont de meilleure qualité : meilleur rapport signal sur bruit, meilleure précision spatiale et temporelle (en particulier pour les hautes fréquences) avec moins de risques pour l'homme. En outre, les signaux enregistrés, bien que moins précis que dans le cas de microélectrodes, restent très peu bruités et ne contiennent pas d'artefacts oculaires et musculaires [16].

Plusieurs chercheurs se sont intéressés aux avantages de cette méthode pour concevoir des applications dans le domaine des ICM surtout dédiées pour les patients épileptiques. D'ailleurs les expériences de Hill et al et Demirer et al ont déjà montré que les personnes épileptiques sont capables d'influencer volontairement les signaux ECoG pour discriminer entre différentes imageries motrices [34], [35].

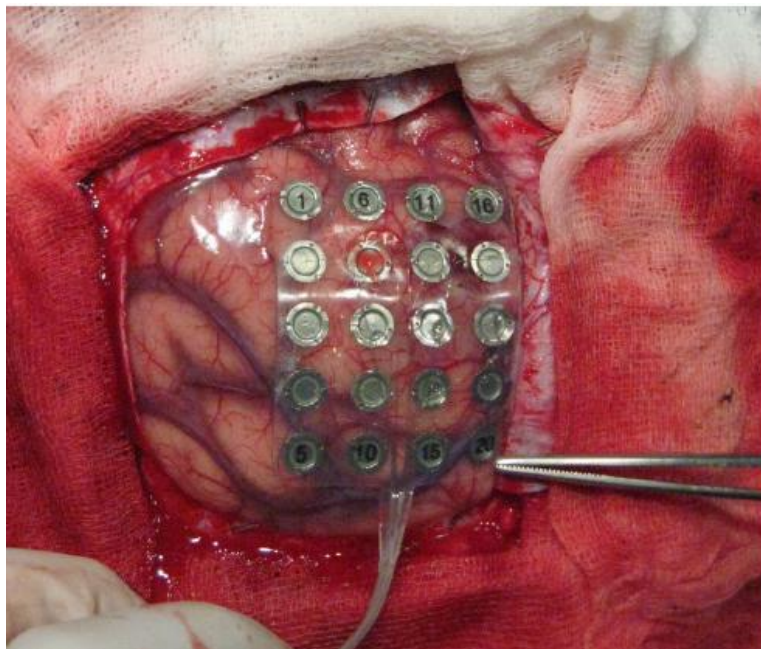


Figure 9 : Une matrice d'électrodes espacées placée sur le cortex.

1.4 Les signaux électro-physiologiques

L'ICM vise à identifier, dans les mesures d'activité cérébrale d'un sujet donné, un ou plusieurs signaux neurophysiologiques spécifiques (c'est-à-dire des modèles d'activité cérébrale), dont le but est d'associer une composante à chacun de ces signaux. Divers signaux ont été étudiés et certains d'entre eux ont été révélés relativement faciles à identifier. Ces signaux peuvent être divisés en deux catégories principales [14], [36]:

- Signaux évoqués qui sont générés par le cerveau lorsque le sujet perçoit un stimulus externe spécifique. Ces signaux sont également connus sous le nom de Potentiels Evoqués Visuels (PEV) pour un stimulus visuel.
- Signaux spontanés générés volontairement par l'utilisateur suite à un processus cognitif interne, qu'on nomme Potentiels Evoqués Cognitifs ou Moteurs (PEC ou PEM).

1.4.1 Potentiels évoqués visuels

Ces signaux peuvent être utilisés efficacement pour conduire une ICM [14], [36]. Néanmoins, ils peuvent engendrer une fatigue de l'utilisateur lorsque le temps de stimulation est long. Ils se composent :

- L'onde P100 : cette onde constitue le premier pic dominant d'un PEV. L'instant de l'apparition de cette onde correspond au temps qui s'écoule entre la perception de la stimulation et la réaction du cerveau. La mesure de ce temps, connu par temps de latence, peut révéler des anomalies d'ordre neurologiques (atteinte de la myéline des nerfs optiques dans le cas de la sclérose en plaques)[37], [38].
- L'onde N170 : Cette onde est souvent utilisée dans l'étude du processus de l'encodage structural des visages. Des études ont permis de mettre en évidence l'existence de ces négativités occipitotemporales bilatérales, qui culminent vers 150 à 200 millisecondes,

et qui sont particulièrement amples en réponse aux stimulations constituées de visages par comparaison à d'autres objets visuels, et à des motifs sans signification [39], [40].

- L'onde P300: la P300 se compose d'une forme d'onde positive apparaissant environ 300 ms après l'apparition d'un objet attendu (voir la figure 10) [41]. Elle est généralement utilisée dans le paradigme "odd-ball", dans lequel l'utilisateur doit assister à une séquence aléatoire composée de deux types de stimuli, l'un de ces stimuli étant moins fréquent que l'autre. Si le stimulus rare est pertinent pour l'utilisateur, son apparence actuelle déclenche une P300 observable dans l'EEG de l'utilisateur. Ce potentiel se situe principalement dans les zones pariétales.

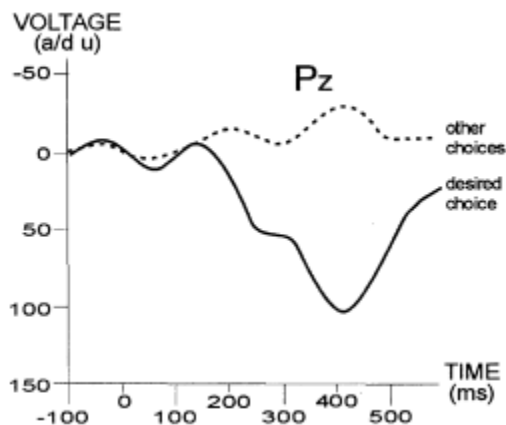


Figure 10 : P300 apparaît sous forme de pic positif sur le cortex pariétal après 300 ms, lorsque le choix désiré apparaît.

1.4.2 Potentiels évoqués cognitifs

Dans la catégorie des potentiels évoqués cognitifs, les signaux les plus utilisés sont sans aucun doute des rythmes sensori-moteurs. Cependant, d'autres signaux neurophysiologiques sont utilisés, tels que les potentiels corticaux lents.

- Rythmes moteur et sensori-moteur : les rythmes sensori-moteurs sont des rythmes cérébraux liés à des actions motrices (par exemple des mouvements de bras). Ces rythmes, qui se situent principalement dans les bandes de fréquences mu (8-13Hz) et bêta (13-30 Hz), sur le cortex moteur, peuvent être volontairement contrôlés en amplitude par un utilisateur. En ce qui concerne l'ICM, deux stratégies différentes ont été proposées afin de permettre à l'utilisateur de contrôler ces rythmes sensori-moteurs.
 - Imagerie motrice: pour un utilisateur, réaliser l'imagerie motrice consiste à imaginer les mouvements de ses propres membres (mains ou pieds par exemple) [28], [29], [46]. Les signaux résultant de l'exécution ou de l'imagination d'un mouvement d'un membre ont des caractéristiques fréquentielles et spatiales spécifiques, ce qui les rend relativement faciles à reconnaître automatiquement [29], [47], [48]. Par exemple, imaginer un mouvement de la main gauche est connu pour déclencher une diminution de puissance (Désynchronisation lié aux événements (DLE)) dans les rythmes mu et bêta, sur le cortex moteur droit [49] (voir la figure 11).

Un phénomène symétrique apparaît lorsque l'utilisateur imagine un mouvement de la main droite. Dans l'imagerie motrice basée sur l'ICM, la tâche d'imagination du mouvement qui a été identifiée (par exemple mouvement imaginé de la main gauche, mouvement imaginé de la langue, etc.) sera associée à une commande, afin de contrôler le mouvement d'un curseur ou de l'ouverture / fermeture d'une prothèse, [6], [46], [50]. L'utilisation d'une ICM basée sur l'imagerie motrice nécessite généralement plusieurs sessions d'entraînement de sujets avant d'être efficace [51],[52], [53].

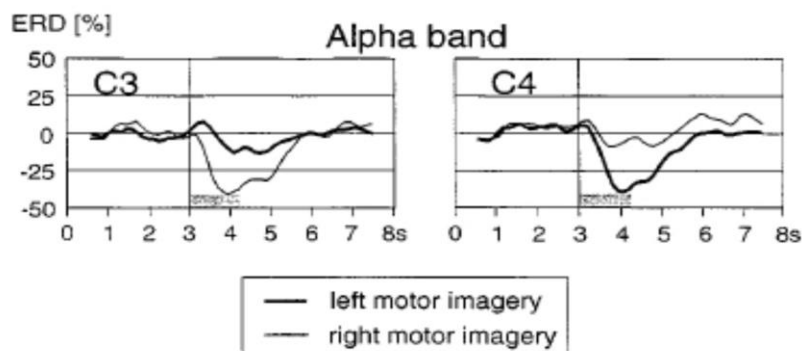


Figure 11 : Temps de la DLE lors de l'imagination du mouvement de la main gauche et de droite. L'imagination commence vers la 3^{ème} seconde (image de [54]).

- Conditionnement opérateur: un sujet peut apprendre à modifier volontairement l'amplitude de ses rythmes sensori-moteurs à travers un entraînement (très long) connu sous le nom de "operant conditioning" [55]–[58] (voir la figure 12).

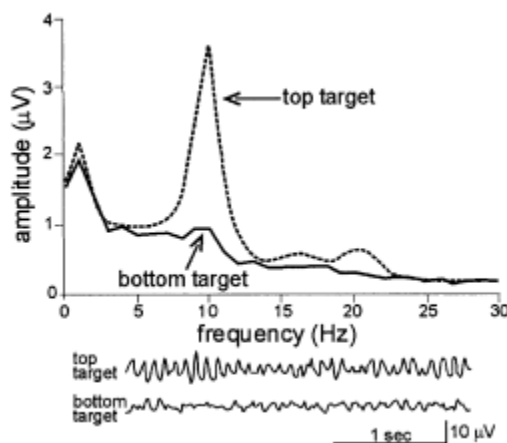


Figure 12 : Rythmes sensorimoteurs enregistrés sur le cortex moteur. L'utilisateur doit contrôler le rythme mu [8-12 Hz] et bêta [16-26 Hz] pour faire bouger un curseur vers une cible (haut-bas) de l'écran. Le spectre de la fréquence (top) de la cible (haut-bas) montre que le contrôle se focalise clairement dans la bande de fréquence mu.

Pour atteindre cet objectif, l'utilisateur est libre de sélectionner la stratégie mentale avec laquelle il se sent le plus confortable. L'imagerie motrice est une stratégie possible qui est souvent utilisée. Lors de l'utilisation du conditionnement opératoire, le rôle de la rétroaction est essentiel, car il permet à l'utilisateur de comprendre

comment il doit modifier son activité cérébrale afin de contrôler le système. En général, dans l'ICM basé sur le conditionnement opérant, la puissance des rythmes mu et bêta dans différents emplacements d'électrodes est combinée de manière linéaire afin de construire un signal de contrôle qui sera utilisé pour effectuer le contrôle du curseur 1D, 2D ou 3D [55], [58]. Le principal inconvénient de cette méthode est le temps d'entraînement très long nécessaire. En effet, la formation d'un utilisateur donné peut durer plusieurs semaines ou même plusieurs mois [55], [56]. Cependant, une fois cette formation terminée, de très bonnes performances (en termes de taux de transfert d'informations) peuvent être obtenues.

2. Fonctionnement et Types des ICM

2.1 Fonctionnement des ICM

La conception d'une ICM qui est un système composé de six étapes est une tâche complexe qui nécessite des compétences multidisciplinaires [59]. Chaque étape appartient en effet à un domaine bien spécifique et nécessite l'assemblage de plusieurs notions de bases pour pouvoir fonctionner telles que l'informatique, le traitement du signal, la neuroscience ou la psychologie. Ce système peut être décrit par une chaîne de traitement en temps réel. En effet, pour utiliser une ICM, deux phases sont généralement requises : 1) une phase de formation hors ligne qui étalonne le système et 2) une phase en ligne qui utilise l'ICM pour reconnaître les états mentaux et les traduire en commandes par un ordinateur[59].

Pour réussir à contrôler en ligne ce type de système, les données de chaque utilisateur doivent être traitées auparavant : comme paramétrer, calibrer et sélectionner des bandes de fréquences spécifiques. Par ailleurs dans ce type de système, les méthodes d'extraction de caractéristiques et de classification doivent être adaptées hors ligne pour chaque individu. Toutes les étapes qui constituent le cycle d'ICM seront détaillées dans le chapitre 2.

Dans nos travaux de recherche, l'activité cérébrale que nous allons étudier est décrite par un ensemble de caractéristiques physiologiques basé sur l'imagerie motrice ; lorsqu'un sujet imagine un mouvement volontaire (main gauche, droite, les deux en même temps et pieds).

La figure 1 décrit le déroulement des étapes pour faire fonctionner une ICM en ligne.

- Mesure de l'activité cérébrale : cette étape consiste à utiliser différents types de capteurs afin d'obtenir des signaux reflétant l'activité cérébrale de l'utilisateur [16] tel que le EEG.
- Prétraitement des données : Les signaux EEG étant connus pour leurs faible rapport signal sur bruit, l'étape de prétraitement consiste à enlever le bruit des signaux (débruiter) afin d'améliorer les informations contenues dans les signaux [60].
- Extraction de caractéristiques : Le but de cette phase est de construire un vecteur caractéristique représentatif de la tâche mentale en gardant les informations les plus pertinentes du signal [60].
- Classification : L'étape de classification consiste à attribuer une classe à chaque tâche mentale (imagination d'un mouvement) de l'individu [61]. La classification des signaux est réalisée sur les vecteurs caractéristiques.

- Traduction en commande : Une fois la classe identifiée, il ne reste qu'à la traduire en une commande afin de contrôler un système comme par exemple déplacer un fauteuil roulant, contrôler un robot ou se déplacer dans un environnement virtuel [62].
- Feedback : Cette dernière étape consiste à renvoyer à l'individu un retour par une information visuelle ou sonore sur la tâche mentale effectuée. Ce retour est nécessaire pour que l'utilisateur s'entraîne à bien contrôler son activité cérébrale et à augmenter ses performances [14].

2.2 Types des ICM

2.2.1 ICM invasive et non invasive

Un système ICM peut être classé comme invasif ou non invasif en fonction de la façon dont l'activité cérébrale est mesurée [14], [22]. Si les capteurs utilisés pour la mesure sont placés dans le cerveau, l'ICM est considérée comme invasive, elle exploite le signal neuronal sur un ensemble d'axone et nécessite une intervention chirurgicale pour implanter ces électrodes sous le scalp [22]. Si les capteurs sont placés sur le cuir chevelu, l'ICM est non invasive. Cette technique est appelée « électroencéphalographie » (EEG) [1].

2.2.2 ICM synchrone et asynchrone

Une première distinction se fait souvent en considérant les ICM synchrones et asynchrones. On parle d'une ICM synchrone lorsque l'utilisateur peut interagir avec l'application ciblée uniquement pendant des périodes spécifiques, générées par le système [14], [46], [63]. En conséquence, le système informe l'utilisateur grâce à des stimuli (généralement visuels ou auditifs), sur les créneaux temporels pendant lesquelles il doit interagir avec l'application. L'utilisateur doit effectuer des tâches mentales pendant ces périodes seulement. S'il effectue des tâches mentales en dehors de ces périodes, rien ne se produira.

Contrairement, avec une ICM asynchrone, reconnue sous le nom de 'self-paced' [51], [64], l'utilisateur peut produire une tâche mentale afin d'interagir avec l'application à tout moment [64]–[67]. Ce système nécessite un apprentissage humain, c'est à dire que l'humain doit contrôler volontairement son activité cérébrale [14]. Ceci revient à dire que dans les ICM asynchrones, le système contrôle d'une manière continue les signaux du cerveau d'un individu qui interagit avec le système en effectuant une tâche mentale spécifique. Il peut également choisir de ne pas interagir avec le système, en n'effectuant aucun des états mentaux utilisés pour le contrôle. Dans un tel cas, la demande ne réagirait pas (si l'ICM fonctionne correctement).

Naturellement, les ICM synchrones sont les plus flexibles et confortables à utiliser. Cependant, il convient de noter que la conception d'une ICM asynchrone est beaucoup plus complexe à mettre au point que la conception d'une ICM synchrone. En effet, avec l'ICM synchrone, le système sait déjà quand les états mentaux devraient être classés. Avec une ICM asynchrone, le système doit analyser continuellement les signaux du cerveau d'entrée afin de déterminer si l'utilisateur essaie d'interagir avec le système en effectuant une tâche mentale. Si c'est le cas, le système doit également déterminer quelle est la tâche mentale que l'utilisateur exécute. Pour ces raisons, la grande majorité des ICM existants sont synchrones [14], [68]. La conception

d'une telle ICM efficace est actuellement l'un des plus grands défis de la communauté ICM sachant qu'un nombre croissant de groupes abordent ce sujet [64]–[67].

2.2.3 ICM dépendante et indépendante

Une autre distinction qui est généralement faite concerne les ICM dépendantes par rapport à l'ICM indépendante [69]. Une ICM dépendante est une interface qui nécessite un certain niveau de contrôle du moteur du sujet alors qu'une ICM indépendante ne nécessite aucun contrôle moteur [70].

Afin d'aider et assister les personnes handicapées qui n'ont aucun contrôle moteur, une ICM doit être indépendante [14], [45]. Cependant, ICM dépendantes peuvent s'avérer très intéressantes pour les personnes en bonne santé, afin d'utiliser les jeux vidéo par exemple [71]. De plus, cette ICM doit être plus confortable et plus facile à utiliser.

3. Les applications dédiées aux ICM

Les ICM représentent de nos jours un domaine de recherche en pleine expansion. Les principales équipes pionnières travaillant sur ce domaine sont [72] :

- Equipe de Jonathan Wolpaw au laboratoire des désordres du système nerveux du Wadsworth Center Albany, NY, USA⁵.
- Equipe de Guert Pfurtscheller au département d'informatique médicale de l'Université de Technologie de Graz Autriche⁶.
- Equipe de Klaus-Robert Müller du groupe Intelligent Data Analysis de Fraunhofer Berlin Allemagne⁷.

Le concept des ICM a permis la réalisation et le développement de plusieurs applications. L'évolution vers cette symbiose entre l'homme et la machine semble désormais irréversible, porteuse d'autant d'espoirs que de dangers. Car si cette symbiose peut être appliquée dans le domaine du handicap pour redonner aux personnes atteintes une certaine autonomie de vie, elle pourrait aussi être employée dans d'autres domaines notamment la robotique et le multimédia (les jeux et la réalité virtuelle). Les applications développées dépendent principalement de la vitesse et de la précision du signal de l'activité cérébrale enregistré lors de l'application ICM.

- Communication palliative

La communication palliative est un remède et un soin actif qui va aider un handicapé à communiquer avec le monde extérieur sans connaître la cause de son handicap. Les principales applications de communication palliative utilisées dans les ICM sont par exemple les claviers virtuels pour la saisie d'un texte ou le contrôle d'un curseur sur un écran sans aucune intervention musculaire. Nous présenterons par la suite les différents travaux de communication palliative réalisés et dédiés pour les ICM.

⁵ <http://www.ICMresearch.org>

⁶ <http://www.ICM.tugraz.at/>

⁷ <http://ida.first.fraunhofer.de/homepages/ida/>

-P300 Speller

La P300 speller est la communication la plus répandue depuis 1988. Proposée par Farwell et Donchin [41], elle permet de saisir un texte sur un écran. Ce traitement remplace le clavier traditionnel par un autre virtuel. Ce dernier est constitué d'une matrice [6 x 6] soit 36 symboles. Les lignes et les colonnes dans la figure 14 qui constituent la matrice, s'intensifiaient d'une manière aléatoire plusieurs fois par seconde. L'utilisateur doit focaliser son attention sur le symbole souhaité en comptant le nombre de ses intensifications. Cette tâche cognitive de comptage entraîne la génération d'ERP de type P300 détecté par l'ICM, ce qui permet à cette dernière de sélectionner la ligne et la colonne contenant le symbole désiré. En fait, les effets de la taille de la matrice et l'intervalle de temps séparant deux séquences successives jouent un rôle important dans les performances de la P300 speller [76].



Figure 13 : Écran P300 Speller contenant [6x6] soit 36 symboles qui permet de dicter des mots par la pensée [41].

L'interface P300 speller a été appliquée aussi en 2006 par Sellers et ses collègues sur des patients atteints du syndrome d'enfermement (ALS). Effectivement, le taux de reconnaissance obtenus par deux patients souffrants de ce syndrome est le même que celui obtenu par des personnes valides [76].

-Thought-Translation Device TTD

En 2000, l'équipe de Birbaumer [77] a développé une interface non invasive et asynchrone qui permet de détecter le PCL chez l'individu. Le principe général de cette interface, destinée spécialement aux sujets atteints de la Sclérose Latérale Amyotrophique SLA, est de sélectionner une lettre de l'alphabet par dichotomies successives dans un programme LSP 'Langage Support Program'. Ce dernier permet d'avoir une large sélection de lettres dans plusieurs langages. Le fonctionnement de sélection génère une variation du PCL chez le sujet. Avec les techniques de l'ICM, cette variation est reconnue et la partie de l'alphabet ainsi sélectionnée est divisée à son tour en deux nouveaux sous-ensembles. Le processus est récursif jusqu'à ce que l'utilisateur soit mené à sélectionner un caractère parmi deux.

De nombreuses améliorations ont été proposées par des chercheurs afin de remplacer les informations visuelles par d'autres auditives [78]. Cette interface a été testée par [7] sur trois sujets atteints du SLA afin de leur permettre de communiquer sans aucune activité motrice. Plus précisément, les sujets doivent apprendre à contrôler leurs PCLs dans un rythme de 2s pour produire selon la tâche exigée la négativité ou la positivité corticale. L'expérience a nécessité une formation de plus de 100 sessions jusqu'à atteindre un taux de reconnaissance entre 70 et 80% pour deux patients. La compétence corticale a permis à ces derniers de sélectionner des lettres et des mots dans un langage d'appui LSP même pour les personnes atteintes d'un handicap moteur sévère.

-Hex-o-Spell

En 2006, l'équipe de Blankertz [53], [79] a créé un nouveau type d'écran de saisie intitulé interface 'Hex-o-Spell' basée sur l'analyse des variations spontanées des signaux EEG. Cette interface de communication de type non invasive asynchrone a permis aux volontaires de saisir 2 à 7 caractères par minute. Cette interface est composée de 6 hexagones contenant chacun 5 symboles comme le montre la figure 15 formant un cercle dans lequel se trouve une flèche pour la saisie du texte.

Le fonctionnement est alors divisé en trois phases :

- La 1ère phase est une phase de rotation dans laquelle le sujet doit imaginer le mouvement de sa main droite jusqu'à ce que la flèche tourne dans le sens des aiguilles d'une montre.
- Dans la 2ème phase de sélection, le sujet doit imaginer le mouvement de son pied droit jusqu'à toucher et sélectionner l'hexagone correspondant.
- La dernière phase consiste à faire disparaître les autres hexagones et afficher de nouveau les six hexagones contenant les lettres dans l'hexagone sélectionné dans la phase précédente.

La procédure de sélection doit être répétée une seconde fois afin de sélectionner la lettre désirée.

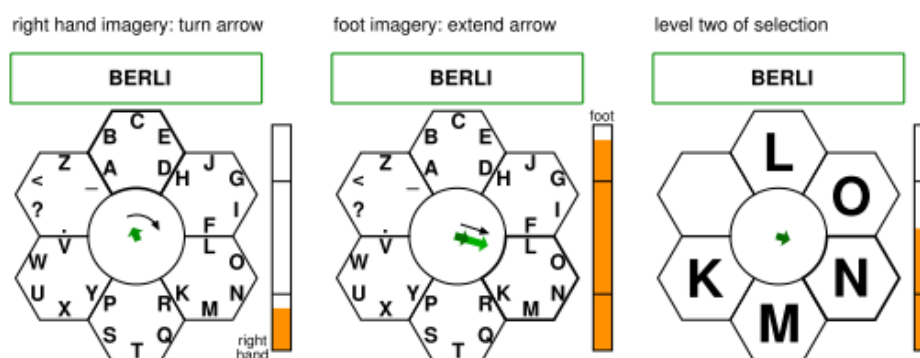


Figure 14 : L'interface hex-o-spell, composée de 6 hexagones contenant 5 symboles, utilisée pour la sélection des caractères dans les ICM. Image sélectionnée de [79]

- Réalité virtuelle, jeux et autres applications

La réalité virtuelle semble être un domaine d'application très prometteur dans les ICM. La majorité des travaux existants utilisent les ICM pour naviguer dans des environnements virtuels (EV). Leeb et ses collègues [80] se sont servis des signaux sensorimoteurs pour piloter une ICM. Ils ont mis au point une expérience permettant d'effectuer des rotations d'une caméra dans un EV. Lors de cette expérimentation, l'imagination du mouvement de la main gauche permet de faire tourner la caméra vers la gauche, tandis que l'imagination du mouvement de la main droite fait tourner naturellement la caméra vers la droite.

Se déplacer dans un environnement virtuel est aussi l'une des applications les plus importantes dans le domaine des ICM. Plusieurs chercheurs ont également étudié le déplacement dans l'environnement virtuel piloté par une ICM.

Pfurtscheller, Leeb et leurs collaborateurs [72], [81] ont mis au point une application dans laquelle le sujet peut se déplacer dans une rue virtuelle en imaginant le mouvement des pieds pour avancer et le mouvement de la main droite pour s'arrêter. Le système est en mode synchrone, il a également été évalué avec différents périphériques immersifs. Ces travaux ont confirmé que lorsque les sujets obtenaient de bonnes performances, l'immersion est donc beaucoup plus présente.

Ron-Angevin et ses collaborateurs [4], [5] ont étudié également le déplacement dans un EV piloté par une ICM. Les sujets portaient un casque de type 'Head Mounted Display (HMD)', pour conduire une voiture en évitant les obstacles sur la route. Le fonctionnement de cette application synchrone est le suivant : quand le sujet imagine le mouvement de sa main droite, la voiture se déplaçait sur la droite tandis que la tâche mentale de relaxation (aucune tâche mentale particulière) correspondait au déplacement de la voiture sur la gauche. Ils ont fait également des recherches sur l'étude du 'biofeedback', il a été montré qu'en EV les sujets obtenaient de meilleures performances qu'avec un retour classique.

Actuellement, l'engouement populaire des jeux vidéo grandit de jour en jour, puisque leur développement est en plein essor. La question qui s'est posée par les chercheurs a été : comment contrôler des jeux vidéo par la pensée ?

En 2003, Pineda et al [82] ont développé une ICM pour effectuer des rotations dans un jeu vidéo en 3D de type 'First Person Shooter' (FPS) . Le principe de cette application est de contrôler le rythme mu en amplitude par plusieurs sessions d'entraînement du sujet. Cette application est en mode asynchrone ; si le sujet produit un rythme mu élevé supérieur à un seuil déterminé cela entraînait des rotations vers la droite, par contre si mu est bas (inférieur à un seuil) cela entraînait des rotations vers la gauche.

Un autre jeu vidéo 3D immersif contrôlé par une ICM a été développé par Lalor et al [83]. Ce jeu consistait à maintenir l'équilibre d'un monstre pour marcher sur un bâton. Ils existaient deux échiquiers sur chaque extrémité du bâton. Ce clignotement émis de façon fréquentielle, déclenche le potentiel visuel évoqué. Ce signal a une fréquence similaire à la fréquence d'émission du stimulus. Les méthodes d'ICM permettent alors d'identifier quel échiquier le

sujet était en train de regarder afin de maintenir l'équilibre du monstre du côté de l'échiquier choisi.

Enfin, nous terminons cette partie par d'autres exemples qui vont plus loin que la réalité virtuelle et les jeux vidéo et qui touchent les domaines de musique et l'art visuel :

Le projet intitulé 'Plymouth Brain-Computer Music Interface (BCMI)' de Miranda et ses collaborateurs [84] fournit une interface de commande pour générer de la musique à partir des signaux EEG. Le piano de cette étude comporte une interface ICM avec un moteur de musique réglé et influencé par la sortie d'un classificateur qui identifie la fréquence la plus importante dans le signal EEG. Cette étude vise à former les utilisateurs pour produire des tracés EEG spécifiques lors de la production de musique.

Les ICM ont été aussi utilisés dans l'art visuel. En 2009, "Archinoetics" ont développé l'application "BrainPainting" pour une artiste qui souffre du syndrome d'enferment (SLA). Elle a pu créer une œuvre d'art avec un programme de peinture, tout en imaginant des tâches langagières pour influencer les couleurs et l'effet d'ombrage de l'œuvre [85].

- Contrôle de prothèse robotisée

En 1999, Guger et ses collègues ont déjà démontré qu'il est possible de contrôler une prothèse de main robotisée par la pensée et sans recours aux techniques invasives [6]. Dans ces travaux, cette prothèse de main présentée dans la figure 13 peut être fermée ou ouverte selon l'état de la pensée. En fait le principe est le suivant : il est demandé au sujet d'imaginer de bouger sa main gauche ou droite selon un stimulus. Lorsque les signaux cérébraux caractérisent l'imagination de la main gauche alors la prothèse se ferme, tandis que si le système reconnaît les signaux de la main droite la prothèse dans ce cas-là s'ouvre. Ces deux tâches mentales sont reconnues correctement avec un taux qui varie entre 80% et 90% pour un sujet sur 160 essais.

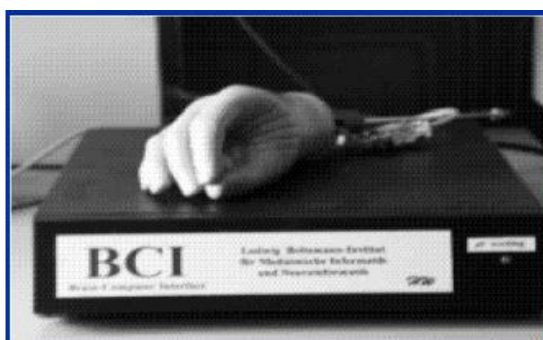


Figure 15 : Contrôle de cette prothèse par la pensée : ouverture-fermeture (imagination de la main droite-gauche respectivement) [6].

- Contrôle des robots

Différents types de robots (non autonome, semi-autonome, autonome et humanoïde) ont été développés dans le cadre des ICM. Ces travaux s'avèrent particulièrement nécessaires pour les personnes sévèrement handicapées.

L'équipe de Tanaka [73] à l'université de Tokyo a conçu un fauteuil roulant électrique commandé par la pensée pour se déplacer à 45° vers la droite ou vers la gauche. L'ICM utilisée dans ces travaux est de type non-invasive asynchrone basée sur l'imagination d'un mouvement à droite et d'un mouvement à gauche. Ces déplacements ont été reconnus avec un taux moyen de 80% pour cinq utilisateurs.

Millan et al ont mis au point un système ICM asynchrone pour contrôler un petit robot dans un labyrinthe pour deux utilisateurs [74]. Le système de reconnaissance des signaux EEG est chargé de discriminer entre trois tâches mentales : imagination des mains gauche/droite ou rotation mentale de cube en temps réel. Il fonctionne en mode semi-autonome car il est équipé de capteurs pour détecter les obstacles. Avec ce système, le robot se déplace beaucoup plus rapidement par la pensée que l'utilisation de trois boutons (associés aux trois commandes).

Enfin, avec l'ICM les chercheurs ont réussi à mettre au point un robot humanoïde qui permet de contrôler et analyser visuellement les déplacements dans un environnement [75]. Ce dernier détecte par traitement d'image les objets avec lesquelles il peut réagir. Le principe de ce fonctionnement se base essentiellement sur la détection de la P300, c'est à dire lorsque l'utilisateur veut interagir avec un objet qui l'intéresse, il doit compter le nombre de ses intensifications. La détection de cette P300 par le système permettait alors la sélection de l'image concernée.

Une fois ce traitement achevé, un ordre est renvoyé au robot pour lui demander d'interagir avec l'objet sélectionné par l'utilisateur. Ces travaux ont été évalués avec un taux de reconnaissance assez important pour 9 utilisateurs, seulement 2% d'erreurs pour la sélection de 4 classes (4 images).

Nos travaux s'inscrivent dans ce type d'application, en proposant une ICM synchrone et non-invasive basée sur l'imagerie motrices de quatre tâches mentales.

Conclusion

L'objectif de ce chapitre est de donner une vue globale sur la définition et le fonctionnement des ICM. Ceci nous a permis de comprendre tous les enjeux d'une ICM. Les notions de base dans les domaines de neurophysiologie et d'électrophysiologie nous ont été très utiles afin de mieux appréhender le fonctionnement du cerveau et optimiser l'utilisation de l'activité cérébrale dans nos expérimentations ce qui nous permettra par la suite de situer notre travail et atteindre notre objectif.

Ce chapitre a été enrichi par diverses applications des ICM développées jusqu'alors. L'intérêt a été porté, en particulier, sur celles dédiées à l'aide apportée aux personnes atteintes d'un handicap moteur sévère dans la communication ainsi que dans le contrôle de machines.

Chapitre II :

Méthodes d'extraction de caractéristiques et de classification pour les ICM.

Chapitre 2 : Méthodes d'extraction de caractéristiques et de classification pour les ICM.

Introduction

Rappelons que l'objectif est de concevoir une ICM pour contrôler un bras robotique par la pensée. Dans ce chapitre, nous allons développer les concepts généraux des trois parties de l'ICM comportant la phase de prétraitement la phase d'extraction de caractéristiques et de classification des signaux générés par le cerveau. La première partie concerne le prétraitement des signaux, la seconde développe certaines méthodes d'extraction de caractéristiques. La dernière partie définit les méthodes de classification utilisées dans l'ICM pour attribuer aux vecteurs caractéristiques une classe représentant une tâche mentale effectuée par le sujet.

1. Prétraitement des signaux EEG

Dans le cas des techniques non invasives, le problème du bruit du signal, dû à l'atténuation par le tissu et l'os crâniens, a souvent été souligné.

Une fois les données acquises, elles sont généralement prétraitées afin d'enlever le bruit des signaux (débruiter) et / ou d'améliorer les informations pertinentes intégrées dans ces signaux. En effet, les signaux EEG sont connus pour être très bruyants, car ils peuvent être facilement affectés par l'activité électrique des yeux (EOG: ElectroOculoGram) ou des muscles (EMG: ElectroMyoGram). Ces artefacts musculaires sont particulièrement gênants car ils ont une amplitude qui est beaucoup plus grande que celle des signaux EEG. Globalement, l'étape de prétraitement peut être définie comme une méthode qui transforme un ensemble de signaux en un nouvel ensemble de signaux débruités. En d'autres termes, l'étape de prétraitement vise à augmenter le rapport signal-bruit des signaux d'entrée c'est-à-dire obtenir une bonne transmission de l'information par rapport aux artefacts.

Plusieurs méthodes de filtrages spatiaux et temporels ont été utilisées dans le domaine des ICM pour rehausser le signal.

1.1 Filtre temporel

Le filtre temporel est utilisé soit pour séparer, soit pour supprimer certaines bandes de fréquences. Autrement dit, il permet d'atténuer certaines composantes dans un signal et en laisser passer d'autres. Les ICM basées sur les rythmes sensorimoteurs utilisent généralement des filtres passe-bandes afin d'extraire la bande de fréquence [8-30] Hz contenant les rythmes sensorimoteurs mu et bêta. Les filtres sont classés à partir de la forme de leur fonction de transfert ou par le comportement des éléments passifs qui les composent.

Différentes méthodes de conception de filtres existent, chacune est caractérisée par un point spécifique.

- *Filtrage à réponse impulsionnelle finie (RIF)*

Les filtres RIF sont des filtres linéaires qui utilisent les M derniers échantillons d'un signal brute $s(n)$ pour déterminer le signal filtré $y(n)$:

$$y(n) = \sum_{k=0}^M a_k s(n-k)$$

où les a_k sont les coefficients de filtre, ces valeurs dépendent du filtre à utiliser [86]. Les filtres RIF sont connus pour avoir d'excellentes performances dans le domaine fréquentiel [87], [88].

- *Filtrage à réponse impulsionnelle infinie (RII)*

En tant que filtres RIF, les filtres RII sont des filtres linéaires. D'autre part, les filtres RII sont des filtres récurrents, ce qui signifie que, en plus des M derniers échantillons, ils utilisent les sorties des P derniers filtrages :

$$y(n) = \sum_{k=0}^M a_k s(n-k) + \sum_{k=1}^P b_k y(n-k)$$

De cette manière, les filtres RII peuvent effectuer un filtrage avec un nombre de coefficients beaucoup plus petit que les filtres RIF. Cependant, leurs performances dans le domaine fréquentiel sont légèrement réduites [86]. Parmi les filtres RII utilisés pour le prétraitement EEG dans les ICM, on peut citer les filtres Butterworth, Tchebychev ou elliptiques [86], [89], [90].

1.2 Filtre spatial

Le filtre spatial permet de rehausser les caractéristiques spatiales d'un signal EEG représentant une tâche mentale spécifique. La localisation de ces caractéristiques est répartie sur des endroits bien précis du scalp. Il est alors préférable d'utiliser un nombre réduit d'électrodes positionnées judicieusement. Ceci permettra de gagner le temps de la préparation de l'expérience et de diminuer la gêne de l'utilisateur. Les filtres spatiaux extraient les caractéristiques du signal en combinant les données à partir de deux ou plusieurs endroits du scalp afin de se concentrer sur l'activité cérébrale avec une distribution spatiale particulière.

Parmi les filtres spatiaux utilisés dans le domaine des ICM, le plus simple est la dérivation bipolaire de référence, calculée en soustrayant le potentiel de l'électrode secondaire j de celui de l'électrode active i :

$$V_{\text{bipolar}(i)} = V(i) - V(j)$$

Le Laplacien est aussi un filtre simple à appliquer qui consiste à soustraire à un signal EEG la moyenne des signaux enregistrés sur les électrodes voisines :

$$V_{\text{LAP}(i)} = V(i) - \sum_{j \in S_i} V(j)$$

S_i représente le sous-ensemble d'électrodes entourant l'électrode i des quatre côtés,

$V(i)$ est le potentiel entre l'électrode active i et la référence.

Le Laplacien a été introduit initialement par McFarland [91]. Il est plus sensible aux sources de tensions avec des fréquences spatiales élevées (c'est à dire sources plus localisées) et moins sensibles à ceux qui ont des fréquences spatiales basses (c.à.d. sources largement distribuées) [14].

Cette méthode est beaucoup plus efficace que la méthode Common Average : (CAR) qui permet de soustraire la moyenne calculée sur la totalité des électrodes (y compris l'électrode active) à partir de l'électrode active :

$$V_{\text{CAR}}(i) = V(i) - \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N V(j)$$

Avec N : le nombre total des électrodes.

La mise en œuvre dans le domaine des ICM requiert des méthodes de traitement de signal qui soient, à la fois, robustes et rapides. Elles sont incontournables pour le prétraitement des signaux acquis et mais aussi pour l'extraction des caractéristiques discriminantes. Les méthodes que nous citerons dans la suite de cette partie, s'avèrent plus élaborées pour le filtrage spatial des signaux.

- *Analyse en Composantes Indépendante (ACI) et séparation aveugle de sources (SAS)*

La séparation aveugle de sources consiste à estimer un ensemble de signaux inconnus dits 'sources' à partir des signaux connus dits 'observations' (ou mélanges). Les observations sont des mélanges des signaux sources. Le terme aveugle signifie que la séparation est faite sans information a priori sur les signaux sources. La seule information exigée est l'indépendance statistique de ces signaux puisqu'elle suppose la connaissance a priori de :

- La linéarité ou non des mélanges.
- Le nombre m d'observations.

La difficulté de la séparation de sources est reliée directement à la nature des signaux séparés et la manière dont les sources sont mélangées.

En fonction du modèle de mélange et des hypothèses faites sur les sources, il existe un grand nombre de méthodes de séparation de sources, L'analyse en Composantes Indépendantes (ACI) (independent component analysis (ICA) est la technique la plus connue [92], [93] ;

L'analyse en Composantes Indépendantes (ACI) est une des classes de méthodes permettant la séparation, qui suppose que les sources sont statistiquement indépendantes entre elles. On cherche alors à obtenir, en sortie du dispositif de séparation, des signaux les plus indépendants possibles. Une condition nécessaire à la séparation pour ce type d'approche est la non-gaussianité : toutes les sources, sauf une éventuellement doivent être non-gaussiennes. En effet, elle représente une forme d'analyse multi variée dans laquelle on observe une variable X dont les composantes sont les mélanges linéaires d'une variable S non observable. Les composantes de S sont mutuellement indépendantes contrairement aux composantes de la méthode ACP qui sont indépendantes par paire [94].

Soit $S(t)$ un vecteur de n signaux statiquement indépendants dits sources :

$$S = [s_1, s_2, \dots, s_n]$$

et $X(t)$ le vecteur des observations :

$$X = [x_1, x_2, \dots, x_m]$$

L'ACI détermine une matrice A carrée ($n \times n$) qui est la matrice de mélange, Tel que :

$$X = A S.$$

Après l'estimation de la matrice A , on peut ensuite calculer son inverse, W , et obtenir les composantes indépendantes par :

$$S = W X.$$

Il faut souligner que cette méthode est non supervisée puisqu'elle n'utilise à priori aucune information sur les classes des tâches mentales effectuées. La résolution de ce problème pour l'extraction des sources, se fait donc par la minimisation d'un certain critère issu d'une mesure de dépendance mutuelle. En d'autres termes, Cette méthode est efficace lorsque le signal EEG et les artefacts ont des amplitudes comparables [95]. Le principe de cette technique est défini plus en détail dans [92] ;

- *Common Spatial Pattern (CSP)*

Contrairement à la méthode ACI qui est non supervisée, le CSP est une méthode d'apprentissage supervisée pour les filtres spatiaux. Cette technique permet d'analyser les différences spatiales, correspondantes à uniquement deux classes distinctes issues de plusieurs canaux [96]. Le but général de cette méthode est de maximiser la différence des variances du signal filtré EEG entre ces deux classes, en effectuant une combinaison linéaire entre les différentes électrodes utilisées. La méthode CSP reste très sensible aux artefacts oculaires et musculaires présents dans le signal EEG [97]. Ces artefacts peuvent entraîner plusieurs changements dans les filtres spatiaux construits par la CSP. Tout cela est dû à la covariance d'un échantillon (estimation non robuste) utilisée pour estimer la covariance lors du calcul des filtres spatiaux. En revanche, lors du fonctionnement des systèmes ICM, les filtres spatiaux forment une moyenne spatiale pondérée du signal EEG, ce qui réduit l'influence des artefacts présents [98].

Les fondements théoriques de cette approche ont été largement étudiés au cours de ces dernières années en proposant un grand nombre d'algorithmes. Des applications variées des CSPs ont par la suite vu le jour dans divers domaines et plus particulièrement dans les ICM basés sur l'EEG [25], [97], [99], [100].

Les méthodes présentées ont été utilisées pour éliminer les artefacts ; dans notre cas nous avons opté pour le filtre spatial et le filtre Butterworth bande d'arrêt pour éliminer le bruit du secteur (50Hz)

2. Extraction des caractéristiques

L'extraction des caractéristiques est une étape fondamentale du processus de l'ICM, préalable à la classification. L'analyse de ce type de signaux s'avère très compliquée due à la nature du signal et très importante dans le raisonnement scientifique qui mène à concevoir le système ICM. Ci-dessous, nous présentons les différentes méthodes temporelles, fréquentielles et temps-fréquence utilisées pour cette tâche.

Différentes méthodes temporelles, fréquentielles et temps-fréquence utilisées pour l'extraction des caractéristiques dans le domaine des ICM sont présentées ci-dessous.

2.1 Méthodes temporelles

Puisque l'EEG comparé aux autres techniques d'investigations fournit des informations en temps réel avec une très bonne résolution temporelle de l'ordre de la milliseconde, l'information temporelle présentée dans le signal est alors prometteuse et non négligeable. En d'autres termes, les variations temporelles du signal EEG sont donc considérées comme des caractéristiques significatives. Les méthodes temporelles utilisées dans les systèmes ICM sont adaptées particulièrement à la description des phénomènes neurophysiologiques se trouvant dans un signal EEG avec une signature de temps précise et spécifique comme la P300 [101] ou la désynchronisation du rythme mu déclenchée notamment lors de l'imagerie motrice [102].

Parmi les méthodes temporelles d'extraction des caractéristiques, nous pouvons citer :

2.1.1 Paramètres Hjorth

En 1970, Hjorth a proposé une méthode pour caractériser des mesures d'EEG, il s'agit de calculer trois paramètres à savoir l'activité, la mobilité et la complexité [103]. Les paramètres appelés Hjorth sont calculés à partir de la dispersion du signal EEG ainsi que sa première et seconde dérivation. Ils caractérisent la dynamique temporelle du signal.

- **Activité** : Ce paramètre représente la variance du signal EEG ou la mesure de la moyenne de la puissance du signal EEG X (la variance de $X(\text{var}(x))$).
- **Mobilité** : Ce paramètre représente la fréquence moyenne d'un signal.
- **Complexité** : Ce paramètre est considéré comme une mesure de la variabilité du signal.

Avec la méthode de Hjorth, nous obtenons pour chaque échantillon trois valeurs décrivant le signal EEG. Les principaux avantages de la méthode de Hjorth sont qu'il y a seulement trois valeurs qui représentent l'EEG pour chaque pas de temps et il se fait sans la description de fréquences de domaines conventionnels. Mais il y a un manque de clarté, si le signal d'entrée a plus d'un pic dans le spectre de puissance. Ce problème peut être supprimé si l'EEG est filtré en utilisant un passe-bande avant d'être transmis à l'algorithme.

Les paramètres que nous venons de définir ont été utilisés avec succès dans le domaine des ICM pour la classification des différentes imageries motrice et surtout dans les travaux de recherche de Pfurtscheller [102], [104].

2.1.2 Paramètres autorégressifs

La détermination des paramètres autorégressifs (AR) permet d'analyser les signaux EEG dans le domaine temporel. Les données sont donc divisées en plusieurs segments où les paramètres AR sont estimés. Ces paramètres sont alors des grandeurs du domaine du temps qui supposent que le signal courant est une combinaison linéaire de ses valeurs précédentes [105].

La méthode des paramètres AR adaptatives (ARA) fait évoluer les poids de la combinaison dans le temps. Le principe de cette méthode est de diviser les données en petits segments et d'estimer à partir de chaque segment les paramètres (AR). Le résultat est représenté alors par des paramètres AR dans une période donnée. Ces derniers décrivent des caractéristiques qui varient au cours du temps [28].

Plusieurs chercheurs [28], [48], [102] ont démontré que le taux de classification de l'imagerie motrice en utilisant les paramètres (ARA) est meilleur qu'en utilisant les paramètres (AR), alors que ce n'est pas le cas pour les tâches cognitives tel que le calcul mental et la rotation mentale qui est la capacité à faire tourner mentalement l'image d'un objet.

2.2 Méthodes fréquentielles

Dans le domaine fréquentiel, le signal EEG est représenté en fonction de la répartition statistique de sa fréquence et de son amplitude. Certaines tâches mentales comme l'imagerie motrice provoquent la variation de l'amplitude de certains rythmes. En outre, le signal potentiel évoqué visuel (PEV) est défini par des oscillations contenant des fréquences synchronisées avec la fréquence du stimulus. C'est pour cette raison, que l'information fréquentielle intégrée dans le signal EEG est étudiée par les méthodes définies ci-dessous.

2.2.1 La densité spectrale de puissance

La densité spectrale de puissance (DSP) est l'une des méthodes les plus utilisées dans l'extraction des caractéristiques des ICM. Elle représente par ailleurs la répartition de la puissance sur l'axe des fréquences. Les caractéristiques sont définies comme étant le carré du module de la transformée de Fourier, divisée par le temps d'intégration T ou par le calcul de la transformée de Fourier de la fonction d'auto corrélation.

Techniquement, certains phénomènes neurophysiologiques sont quantifiés par une désynchronisation (ou synchronisation) lié à un événement dans différentes bandes de fréquences [106].

2.2.2 La méthode de 'bandpower'

L'une des méthodes fréquentielles les plus connues dans les ICM pour l'extraction des caractéristiques est la méthode de 'bandpower' (BP). Cette méthode se base sur la variabilité de certains rythmes obtenus par exemple lors de l'imagerie motrice pour avoir une puissance dans les bandes de fréquence. La méthode de BP consiste tout d'abord à filtrer (passe-bande) un signal dans la bande de fréquence déjà étudiée. Ensuite, à élever au carré le signal filtré et, finalement, à additionner les valeurs obtenues selon une fenêtre glissante.

Les bandes de fréquence varient d'un sujet à un autre c'est pour cette raison que la méthode de BP est toujours précédée par une étude hors ligne pour étudier la variabilité de ces fréquences.

Les caractéristiques calculées par la méthode de BP ont été utilisées avec succès dans le domaine des ICM pour la classification de l'imagerie motrice [47], [106]–[108] ainsi que pour la classification des tâches cognitives [109].

2.3 Méthodes temps-fréquences

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

2.3.1 Transformée de Fourier à Court Terme : spectrogramme

L'analyse de la Transformée de Fourier à Court Terme en anglais Short-Time Fourier Transform (STFT) est une possibilité d'analyse des signaux EEG dans le domaine temps-fréquences [110]. C'est avec cette technique que l'image complexe des ondes de l'EEG est divisée en composantes d'oscillation de base du domaine du temps en domaine des fréquences. Cette méthode est une transformation liée aux transformées de Fourier utilisée pour déterminer la fréquence sinusoïdale et la phase d'une section locale d'un signal.

Le spectrogramme est le module carré de la transformée de Fourier à court terme dans une fenêtre.

2.3.2 Transformée en ondelettes continues :

Depuis quelques années, les chercheurs ont commencé à utiliser des ondelettes (wavelets) comme une alternative à la transformée de Fourier pour l'analyse des signaux acoustiques et sismiques qui posent habituellement des singularités et des transitoires irrégulières [111].

La première ondelette a été développée par Alfred Haar 1909 et consistait en une fonction de deux impulsions positives et négatives courtes, connues sous le nom d'ondelettes Haar. Depuis, les ondelettes ont été largement utilisées dans divers domaines. Yves Meyer est reconnu comme l'un des fondateurs de la théorie des ondelettes orthogonales. En 1986, Stéphane Mallat a présenté une analyse d'ondelettes multi-résolutions et, un an plus tard, Ingrid Daubechies a développé des ondelettes orthogonales, faciles à mettre en œuvre et utilisées dans la norme JPEG 2000 [112], [113].

L'analyse de la transformation en ondelettes est une technique d'estimation spectrale dans laquelle toute fonction générale peut être exprimée comme une série infinie d'ondelettes. L'idée de base sous-jacente à l'analyse des ondelettes consiste à exprimer un signal en tant que combinaison linéaire d'un ensemble particulier de fonctions (wavelet transform WT ou transformée en ondelettes), obtenue en décalant et en dilatant une seule fonction appelée l'ondelette mère $\psi(t)$.

La décomposition du signal conduit à un ensemble de coefficients appelés coefficients d'ondelettes. Par conséquent, le signal peut être reconstruit en tant que combinaison linéaire des fonctions d'ondelettes pondérées par les coefficients de traduction u et d'échelle s :

$$\psi_{s,u}(t) = \frac{1}{\sqrt{s}} \psi\left(\frac{t-u}{s}\right).$$

Afin d'obtenir une reconstruction exacte du signal, un nombre suffisant de coefficients doit être calculé. Ainsi, la transformée en ondelettes d'un signal continu f est donc écrite comme une décomposition du signal en fonction de $\psi_{s,u}$:

$$Wf(u, s) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \overline{\psi_{s,u}(t)} dt$$

ou,

$$Wf(u, s) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \frac{1}{\sqrt{s}} \bar{\psi}\left(\frac{t-u}{s}\right) dt.$$

Pour chaque valeur de (u, s) , nous obtenons un balayage du plan temps-fréquence. Chaque point de ce plan correspond à une décomposition spectrale locale du signal f [112], [113].

2.3.3 La méthode de décomposition modale empirique

La décomposition modale empirique (empirical mode decomposition EMD) est une méthode développée par N. Huang [114] qui représente tout signal temporel en un ensemble fini d'amplitude et de composantes oscillantes modulées en fréquence (AM-FM) et qui sont les bases de la décomposition. En outre, il ne nécessite aucune condition concernant la stationnarité et la linéarité du signal. Le principe de la technique EMD consiste à décomposer automatiquement un signal $x(t)$ en un ensemble de composantes. Chaque composante de l'EMD s'appelle une fonction de mode intrinsèque (intrinsic mode function (IMF)) [114] ;

Chaque IMF doit satisfaire à deux conditions de base :

- i. Dans l'ensemble complet de données, le nombre d'extrêmes et le nombre de passages à zéro doivent être identiques ou différer d'un maximum,
- ii. En tout point, la valeur moyenne de l'enveloppe définie par les maxima locaux et l'enveloppe définie par les minimums locaux est nulle.

La première condition est similaire à l'exigence de bande étroite pour un processus gaussien stationnaire. La deuxième condition est une exigence locale induite par le global. Il faut néanmoins s'assurer que la fréquence instantanée n'aura pas de fluctuations redondantes induites par des formes d'ondes asymétriques.

2.3.4 Analyse en Composantes Principales (ACP)

La méthode d'analyse en composante principale (ACP) (principal component analysis (PCA)) est l'une des techniques les plus populaires pour la réduction de la dimensionnalité. PCA peut être définie comme une projection linéaire transformant un certain nombre de variables éventuellement corrélées en un nombre plus petit de variables non corrélées appelées composantes principales. La première composante principale a une variance maximale. Chaque composante successive à son tour est orthogonale aux composantes existantes avec la variance

maximale. PCA souvent utilisée pour réduire la dimension des données en supprimant les composants indésirables dans le signal en garantissant que la perte d'information soit la plus faible possible.

Etant donné un vecteur aléatoire de N variables $S = [s_0, s_1, s_2, \dots, s_{(N-1)}]^T$, le but est d'appliquer une transformation linéaire pour obtenir un vecteur transformé :

$$X = A^T S.$$

de sorte que les composantes de X soient décorrélées. La matrice de transformation A est définie par les vecteurs propres dont les valeurs propres ordonnées

$$\lambda_0 \geq \lambda_1 \geq \dots \geq \lambda_{(m-1)}: A = [v_0, v_1, \dots, v_{(m-1)}], \text{ où } m < N.$$

Dans une deuxième étape, on choisit la plus importante de ces composantes [115].

Plusieurs travaux dans le domaine des ICM ont appliqué cette méthode pour garder seulement des composantes pertinentes du signal EEG représentant une tâche mentale [116], [117], ce qui nous a motivé à l'adapter dans nos travaux.

Ainsi, la caractéristique principale des ondelettes est une localisation temps-fréquence, cela signifie que la majeure partie de l'énergie de l'ondelette est limitée à un intervalle de temps fini. Cette technique a été utilisée avec succès dans plusieurs travaux d'ICM [118], [119], c'est pour cela, nous avons choisi d'appliquer la CWT en fonction de l'ondelette de chapeau mexicain pour localiser précisément les composants du PE, puisqu'elle donne une représentation très complète des signaux EEG dans le domaine de l'échelle temporelle et la méthode EMD afin de la comparer avec les résultats de la CWT.

3. Les méthodes de classification

Nous arrivons à l'étape de classification qui définit comment à partir des caractéristiques, déjà sélectionnées dans l'étape précédente, reconnaître l'état mental d'un individu.

Lors des deux dernières décennies, le domaine de l'apprentissage artificiel est devenu l'un des domaines scientifiques les plus féconds. Le but de cette étape dans le cycle d'ICM est de classer ou d'attribuer une classe à un vecteur caractéristique construit précédemment. Un des objectifs de notre travail est d'étudier les méthodes de classification "classifieurs" adaptées au domaine des ICM. Pour une présentation plus détaillée sur les notions de base de l'apprentissage ainsi que les différentes méthodes de classification, voir [120] qui est un ouvrage de référence instructif.

Cette partie est consacrée à la présentation d'un ensemble de méthodes de classification utilisées dans le contexte des ICM.

3.1 Analyse Discriminante Linéaire

L'Analyse Discriminante Linéaire (Linear Discriminant Analysis (LDA)) est une technique d'analyse discriminante prédictive. Cette méthode permet de prédire l'appartenance d'un échantillon à une classe déjà prédéfinie a priori par un ensemble de caractéristiques. D'une manière plus pratique, cette méthode cherche à trouver une projection des données d'origine

sur un espace plus réduit (lignes, hyperplans ou hyper cubes) pour que les échantillons de différentes classes soient bien séparés. Dans le chapitre 3, nous détaillerons le principe de cette méthode.

LDA est une technique rapide, simple à implémenter, à comprendre et fournit de bons résultats surtout sur des données linéairement séparables. En conséquence, elle a été largement utilisée dans la communauté des ICM et plus précisément dans l'imagerie motrice [28], [106], [121], [122], P300 [123], les ICM asynchrones [50] et multi classes [124].

3.2 Séparateur à vaste marge

Dans la recherche des ICM, les Séparateurs à vaste marge (Support Vector Machines (SVM)) sont considérés parmi les classificateurs les plus précis [125], [126]. Le principe général de cette méthode est de trouver un classificateur linéaire qui va séparer au mieux les données et maximiser la distance entre les classes de sorte que la distance entre l'hyperplan et les points les plus proches des deux classes soit maximale. En d'autres termes, maximiser la marge entre les classes (figure 16).

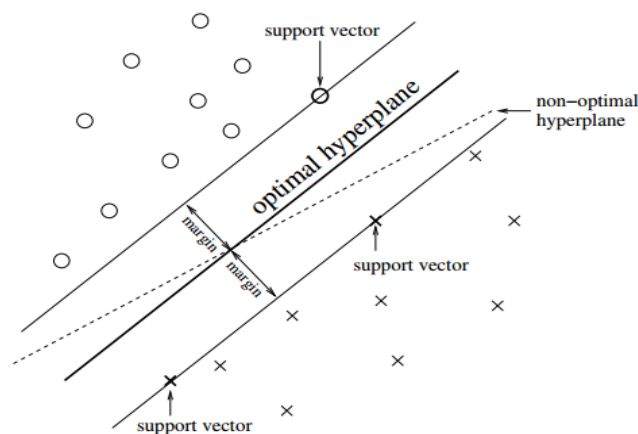


Figure 16 : SVM trouve l'hyperplan optimal pour la généralisation

La performance d'un SVM linéaire donné dépend d'un paramètre de compromis C qui équilibre l'importance relative à minimiser l'erreur de formation et de maximiser les marges entre les classes ; ceci affecte directement la capacité de généralisation du classificateur. Pour les grandes valeurs de C , l'optimisation choisira un hyperplan de marge plus petite si cet hyperplan fait un meilleur travail de classement correct de tous les points de formation. À l'inverse, une très petite valeur de C entraînera l'optimiseur à rechercher un hyperplan de séparation de plus grande marge, même si cet hyperplan classe de plus en plus de points.

Les séparateurs à vaste marge peuvent être transformés en une méthode non linéaire si une fonction de noyau non linéaire est utilisée. Il existe deux paramètres à déterminer dans le modèle SVM avec le noyau basé sur la fonction de base radiale ou Radial Basis Function (RBF) : C et γ . Le paramètre γ définit la similitude entre les échantillons. Avec un noyau RBF plus large, les fonctions qui sont éloignées les unes des autres sont considérées comme plus similaires qu'avec un RBF étroit. Ainsi, pour des largeurs de noyau plus grandes, l'effet de suralimentation de l'algorithme peut être réduit au minimum.

- *Crossvalidation (La validation croisée) :*

La validation croisée améliore la précision du modèle en évitant les dépassements. Dans la validation croisée en crochet K (K-fold), les données sont d'abord divisées en segments ou plis égaux (ou presque égaux). Pour chacune des expériences K, on utilise k-1 plis pour l'entraînement et le reste pour les tests.

La méthode de SVM a montré son efficacité dans le domaine des ICM et plus précisément dans la classification des données de la P300 [127], [128], de l'imagerie motrice [129], [130] et d'autres tâches cognitives [124].

3.3 Chaîne de Markov Cachée

Le modèle de Markov caché (HMM) est un outil puissant pour la modélisation statistique des séquences génératives qui peut être caractérisé par un processus sous-jacent générant une séquence observable. Les HMM ont été appliqués dans de nombreux domaines liés au traitement du signal en particulier en traitement de la parole [131]. Les HMM connaissent actuellement un net regain d'intérêt dans le domaine des ICM. Dans le domaine des ICM, plusieurs travaux ont utilisé la méthode de classification HMM dont [104], [116], [132].

Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons donné les bases et les connaissances suffisantes pour comprendre les méthodes d'extraction de caractéristiques et de classification utilisées pour concevoir les systèmes ICM.

Le phénomène neurophysiologique que nous avons opté dans notre thèse est l'imagerie motrice. Dans l'objectif de comprendre tout le mécanisme de ce phénomène, nous présenterons dans les chapitres qui suivent tout d'abord tout le protocole expérimental effectué au sein de notre laboratoire en terme d'enregistrement et de réalisation des protocoles et d'algorithmes de traitement des données implémentés en temps réel.

Chapitre III :

**ICM- Environnement de travail et d'analyse et de
commande**

Chapitre 3 : ICM- Environnement de travail et d'analyse et de commande

Introduction

Ce chapitre définit l'environnement de travail (système d'acquisition et environnement du robot) et présente les différents protocoles et scénarios utilisés ainsi que les différentes techniques de prétraitement appliquées aux signaux enregistrés afin d'établir l'ICM qui contrôlera le bras de robot.

1. Description des conditions d'expérimentation

Le contrôle de notre bras robotique est effectué à travers une IMC à l'aide de quatre tâches mentales réalisées par un volontaire (sujet) qui imagine les mouvements de la main droite et gauche séparément, le mouvement des deux mains et celui des pieds. L'objectif est de commander le bras par la pensée jusqu'à trouver l'objet recherché. Un système d'acquisition mesure les signaux du cerveau des sujets (EEG). Ces signaux sont traités et classés par un classificateur SVM dont la sortie contrôle le mouvement du bras. L'utilisateur peut voir les décisions du système en temps réel via un moniteur affichant le streaming d'une webcam embarquée sur le robot. Cette information est utilisée comme feedback pour le sujet. La commande s'appuie sur la détection de l'onde P300 qui déclenche l'arrêt de la commande du bras qui devrait se libérer ainsi de la tâche mentale et deviendrait autonome jusqu'à atteindre l'objet.

Cette interface est représentée sur la Figure 17.

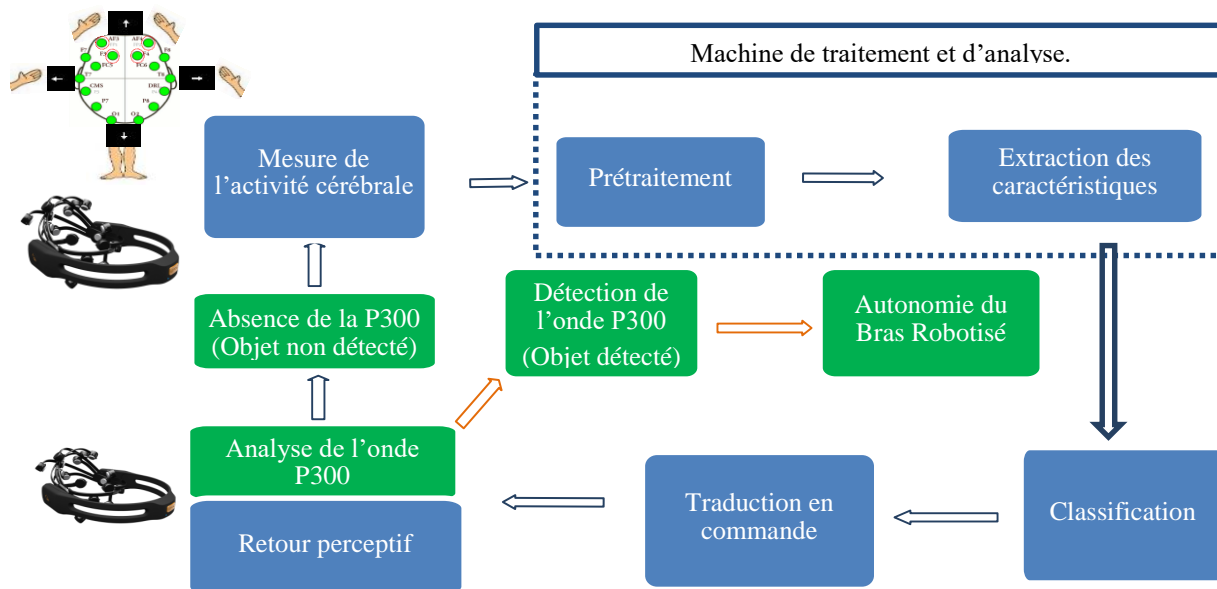


Figure 17 : Scénario complet du système proposé

Pour contrôler le robot, nous avons créé un alphabet de quatre symboles qui se composent de flèches pointant dans les quatre directions : droite, gauche, haut et bas. Lorsqu'une flèche est présentée sur l'écran du moniteur, l'utilisateur doit penser à un mouvement en fonction de la direction de la flèche. Comme le montrent la figure 18 et le tableau 1, il existe quatre options :

- si une flèche droite est affichée, l'utilisateur doit imaginer le mouvement de la main droite qui contrôlera par la suite la base du bras du robot dans une rotation vers la droite ;
- si la flèche gauche est affichée, le sujet doit imaginer le mouvement de la main gauche qui contrôlera par la suite la base du bras du robot dans une rotation vers la gauche ;
- si la flèche vers le haut est affichée, le sujet doit imaginer le mouvement de la main droite et gauche qui devrait contrôler le coude du bras du robot pour se déplacer vers le haut ;
- et enfin si la flèche vers le bas est affichée, le sujet doit imaginer le mouvement des pieds et cela devrait contrôler le coude du bras du robot pour pointer vers le bas.

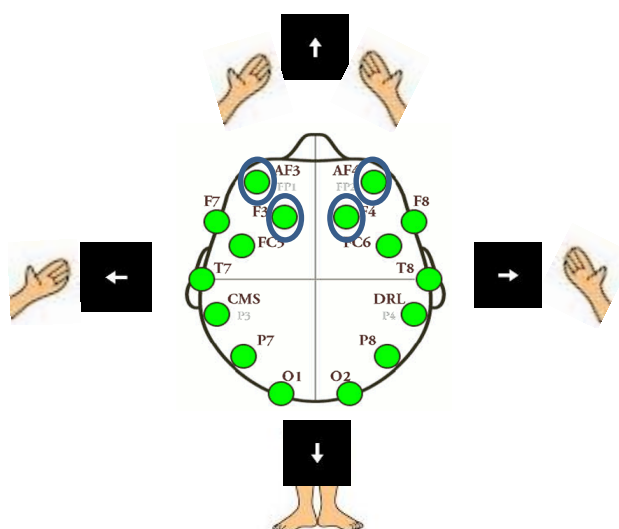


Figure 18 : L'alphabet généré entre l'utilisateur et le robot.

Flèche	Le mouvement imaginé	Le mouvement du Bras
Droite	De la main droite	La base bouge à droite
Gauche	De la main gauche	La base bouge à gauche
Haut	Des deux mains en même temps	L'épaule bouge en haut
Bas	Des pieds	L'épaule bouge en bas

Tableau 1 : L'alphabet généré entre l'utilisateur et le robot.

2. Description du matériel

L'environnement d'expérimentation est représenté sur la figure 19. Il se compose du système d'acquisition des signaux EEG et de l'environnement du bras de robot.



Figure 19 : L'environnement du travail

2.1. Système d'acquisition

2.1.1. Casque

Notre ICM est basée sur la technique d'électroencéphalographie afin de mesurer l'activité électrique générée par le cerveau. Les premières mesures ont été faites grâce à une chaîne d'acquisition des EEG utilisant un casque Electrocap de Micromed installée au sein de LIMIARF⁸- Faculté des sciences Rabat (Figure 20). La pose du casque nécessitait une manipulation assez minutieuse des électrodes sur le scalp pour s'assurer d'une bonne connexion ; ceci mettait souvent le sujet dans une situation d'inconfort avant et pendant l'enregistrement de l'activité cérébrale et prolonge la durée de la session. L'apparition de nouveaux casques beaucoup moins coûteux et sans fils nous a motivé à utiliser le casque Emotiv EPOC. Ce dernier muni d'un système de contrôle des positions des électrodes sur le scalp assure la fiabilité de la mesure au niveau des enregistrements. Il offre aussi la possibilité de réaliser les expériences ne nécessitant pas de cage de Faraday.

⁸ Laboratoire d'Informatique, Mathématiques Appliquées, Intelligence Artificielle et Reconnaissance de Formes



Figure 20 : Préparation d'un sujet et installation du casque Electrocap

Le casque Emotiv EPOC (Figure 21) est un système multi-canal, de haute résolution, portable et qui a été conçu pour les applications de recherche. Il réunit un gyroscope à son sommet, 14 électrodes salines réparties sur le scalp selon le système standard international 10-20 proposé par Jasper en 1958, 2 électrodes de référence et une batterie sur le côté. Les signaux enregistrés par le "casque" sont ensuite expédiés par Bluetooth à un « dongle » USB.

Ces électrodes étant reliées à un amplificateur intégré, fournissent des valeurs analogiques de l'activité EEG qui sont ensuite converties en données numériques avec une fréquence d'échantillonnage de 128Hz. La dénomination des électrodes est définie par deux critères :

- Les régions cérébrales ("F" pour frontale, "C" pour centrale, "T" pour temporale, "P" pour pariétale et "O" pour occipitale) ;
- Latéralité (hémisphère gauche, chiffres impairs "1, 3, 5 ou 7" et l'hémisphère droit, chiffres pairs "2, 4, 6 ou 8").

Toutes les électrodes ne sont pas destinées à recueillir uniquement les signaux EEG mais peuvent aussi servir à enregistrer les signaux EMG provoqués par la contraction des muscles du visage. Dans ces conditions, et sachant que l'activité musculaire peut influencer sur l'EEG, des précautions supplémentaires sont de rigueur. En effet, des fréquences de l'EEG peuvent se chevaucher avec celles de l'EMG ou être fortement perturbées par l'activité musculaire. Ainsi, on peut facilement croire agir par l'EEG alors que c'est l'EMG qui provoque un changement dans le mouvement d'un objet par exemple.

Les noms affectés aux canaux dans le système international 10-20 de localisation des électrodes sont: AF3, F7, F3, FC5, T7, P7, O1, O2, P8, T8, FC6, F4, F8, AF4 avec les références CMS / DRL.



Figure 21 : Casque Emotiv Epop

2.1.2. Electrodes et emplacement

Le principe de notre expérience est de recueillir les potentiels électriques traduisant l'imagination des mouvements des mains et des pieds. Pfurtscheller et ses collègues [28], [48] ont démontré que l'imagination du mouvement des mains ou des pieds par un sujet quelconque est semblable à l'action et elle est associée aux DLE et SLE qu'on peut apercevoir dans la région du cortex moteur. Les positions C3 et C4 du système 10-20 (figure 5) peuvent couvrir une région du cortex moteur et sont les positions privilégiées des électrodes pour exploiter la SLE et la DLE. Étant donné que le casque ne comporte pas ces positions, nous avons incliné le casque autour de l'axe passant par les électrodes de référence situées derrière les oreilles [133] afin que F3 et F4 puissent couvrir les positions de C3 et C4 (Figure 22).

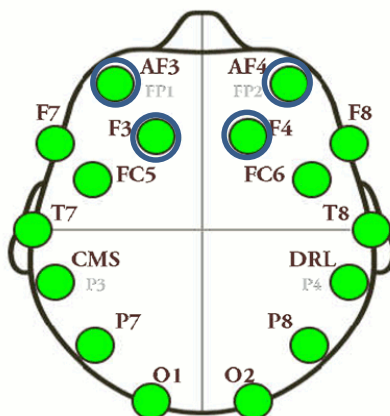


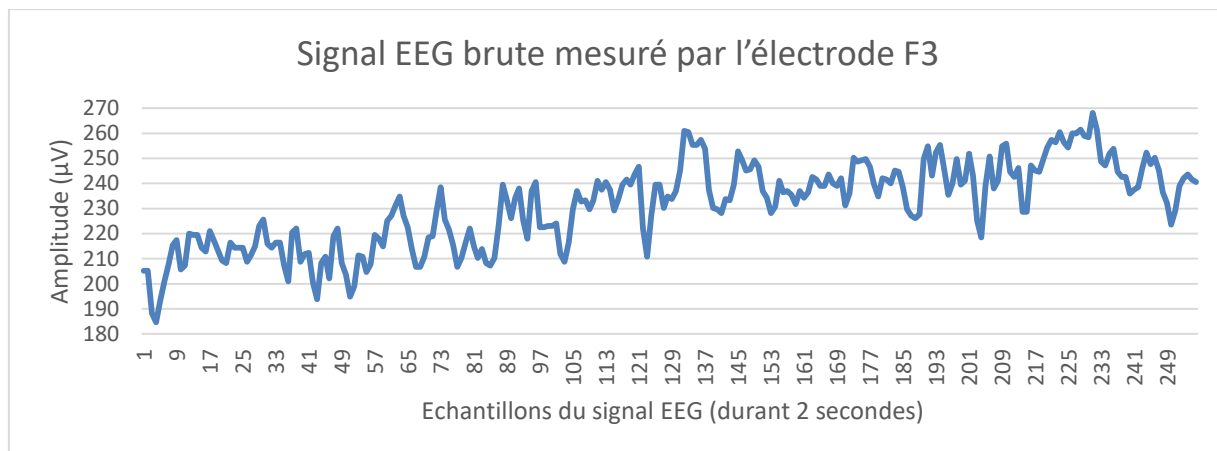
Figure 22 : Electrodes du casque Emotiv Epop

2.2. Enregistrement et prétraitement des données

Les sessions d'enregistrement des sujets ont été réalisées sur plusieurs jours selon la disponibilité des sujets. Les données utilisées dans ce travail ont été recueillies à partir de chaque sujet en utilisant quatre électrodes AF3, AF4, F3 et F4 avec une fréquence d'échantillonnage de 128Hz. Pour chacun des essais, les signaux subissent un prétraitement qui consiste d'abord à calculer la différence de potentiels entre les signaux recueillies avec les électrodes F3 et AF3 et entre celles collectées avec F4 et AF4 pour éliminer les artéfacts ; Nous

appliquons ensuite, un filtre de Butterworth à bande d'arrêt pour masquer l'interférence de la ligne d'alimentation (50 Hz).

La figure 23 représente une partie d'un signal EEG brute enregistré dans l'électrode F3 durant 2 secondes.



3. Environnement du Robot

La structure du bras robotique dont nous avons besoin, est une structure ouverte simple mettant en œuvre au plus deux articulations. Cette structure permet d'amener l'organe terminal (la pince) dans une situation donnée (position et orientation). Elle est la plus utilisée et a pour avantage essentiel d'augmenter la rigidité ainsi que la précision. Le bras manipulateur à étudier est un robot articulé à six degrés de liberté (D.D.L) qui sont suffisants pour positionner l'organe terminal dans une position dans l'espace comme représenté sur la figure 24.



Figure 24 : Bras robotique ARM 2.0

Le bras robotique utilisé est doté d'une construction robuste en aluminium avec deux sections de bras en fibre de carbone. Il peut manipuler des poids de plus de 13 kilogrammes lorsqu'il est rétracté ou d'environ 7 kilogrammes lorsqu'il est complètement déployé. Voici quelques caractéristiques du bras :

- Atteindre enveloppe : 2,74 m de diamètre
- Capacité de levage : 5-18 kg
- 6 degrés de liberté
- Poids : 10,6 kg
- Interface : MID RC
- Entrée: 12 VDC, 10A crête

Le contrôle du bras peut se faire par un séquenceur servo Pololu Micro Maestro qui permet soit un fonctionnement USB connecté, contrôlé par un PC ou une opération autonome. Le séquenceur SERVO fournit un certain nombre d'options de contrôle et de personnalisations lorsqu'il est connecté à un PC via son port mini USB. (Figure 25).

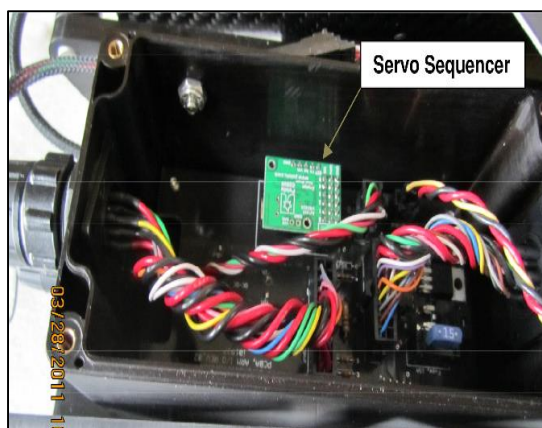


Figure 25 : servo Pololu Micro Maestro

Le système de commande que nous avons établi est basée sur le contrôle du bras par PC via son port USB, tout en implémentant un algorithme de commande sous le langage C#.

Le bras a été installé sur un socle métallique qui permet sa mobilité, l'installation du système de sa commande ainsi que les capteurs de détection d'objets et des obstacles. Notre travail se limite à l'installation du système de commande et de la caméra qui permettra la détection de l'objet attendu (Figure 26).



Figure 26 : Système de commande du bras robotique.

4. Protocole expérimental

4.1. Présentation des sujets

Cinq jeunes étudiants âgés de 20 à 29 ans (4 garçons, 1 fille) se sont portés volontaires pour participer à l'expérimentation. Tous les participants n'avaient aucun antécédent de troubles neurologiques ou psychologiques. Pendant l'expérimentation, les sujets sont tenus à rester calmes et éviter tout mouvement musculaire pendant l'expérience.

Il est important de garantir un environnement de travail adéquat afin d'assurer une prise de mesure correcte tout en assurant le confort, le bien-être et surtout la concentration des sujets d'autant plus que l'imagerie motrice requiert beaucoup d'entraînement et de concentration de la part des sujets. L'éclairage lumineux doit être généralement naturel favorisant le confort et limitant la fatigue visuelle du sujet. En effet, nous avons constaté qu'une fatigue visuelle pouvait entraîner un manque de concentration de la part du patient. Durant l'expérimentation, il est recommandé d'éteindre ou d'éloigner tout appareil électronique (comme les téléphones portables) et d'interdire toute perturbation de la lumière ambiante afin d'éviter toute interférence avec le système.

Chaque sujet doit être assis confortablement sur une chaise, à environ 1,5 mètre de l'écran d'ordinateur dans une pièce loin du bruit et du regard. Il doit garder ses mains relaxées sans bouger et surtout maintenir son regard sur l'écran de l'ordinateur tout au long de la session.

4.2. Protocole d'analyse

Ce protocole a été conçu afin d'établir une analyse pour mieux comprendre ce qui se passe réellement lors de l'imagination d'un mouvement et distinguer entre deux mouvements imaginés. À l'instant $t=0$, une croix de fixation blanche est présentée au centre du moniteur pendant 2 secondes, puis une image d'un bras droit ou gauche est affichée au hasard pendant 2 secondes. Le sujet devra imaginer un mouvement de la main gauche ou droite en fonction de la direction du bras affichée. Ensuite, un écran noir est affiché pendant 1 seconde pour permettre au sujet de se reposer (Figure 27).

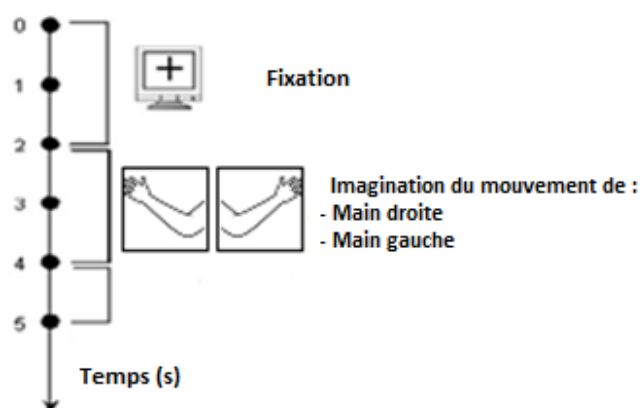


Figure 27 : Un essai du protocole d'analyse.

Le protocole se compose de deux blocs ; chaque bloc contient 30 essais (15 correspondent au bras droit et 15 au bras gauche présentés aléatoirement).

Puisque on ne s'intéresse que par le moment où le bras gauche et le bras droit sont affichés, nous n'avons extrait que les données des 2 secondes correspondantes de chaque essai. Cela signifie que pour chaque sujet nous avons $\langle 60 \text{ essais} * 2s * 128\text{Hz} \rangle$ pour chaque canal C3 et C4: C3: $\langle 60 \text{ essais} * 256 \text{ échantillons} \rangle$ et C4: $\langle 60 \text{ essais} * 256 \text{ échantillons} \rangle$; soit au total $\langle 120 \text{ essais} * 256 \text{ échantillons} \rangle$.

4.3. Scénario de la commande

Chaque session expérimentale (scénario) dure environ trente minutes : elle comprend la phase ou le protocole d'entraînement effectuée hors ligne et le test en ligne. Tout d'abord, une description des séquences de l'expérimentation est présentée à l'utilisateur et une période de cinq minutes lui est attribuée pour lui permettre de se familiariser avec le protocole.

- Protocole d'entraînement

Une croix de fixation blanche est affichée au centre du moniteur pendant 2 secondes au début, puis une indication est présentée au hasard sous la forme de flèche droite, gauche, haut ou bas pendant 2 secondes. Lorsque le stimulus est présenté, le sujet est sensé imaginer un mouvement de la main droite, la main gauche, les deux mains ou le mouvement des pieds en fonction de la direction de la flèche affichée comme décrit ci-dessous. Un écran noir s'affiche ensuite pendant 1 seconde comme période de repos (figure 28).

Pendant cette phase d'entraînement, les flèches ont été affichées 15 fois chacune ; l'utilisateur a exécuté alors les quatre mouvements imaginés soixante fois pendant environ cinq minutes. Cela a été suivi d'une période de dix minutes pour permettre à l'utilisateur de se reposer et se préparer pour le test en ligne visant à contrôler le bras du robot par sa pensée.

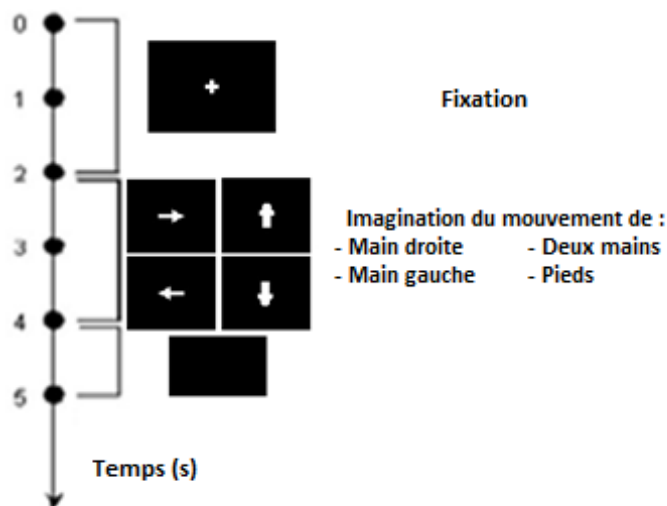


Figure 28 : Protocole de d'entraînement.

- Phase du test en temps réel

Le même protocole que celui d'entraînement est utilisé mais cette fois-ci l'utilisateur fixe un moniteur qui visualise l'enregistrement de la caméra installée sur le robot. Au début, une croix de fixation blanche apparaît dans le coin inférieur droit de l'écran pendant 2 secondes pour informer l'utilisateur qu'il doit se préparer à une tâche mentale, puis cette croix change en un carré vert pendant deux secondes indiquant le début de l'imagination du mouvement. Lorsque le carré vert devient rouge, le sujet doit s'arrêter d'imaginer et il peut par la suite voir en temps réel pendant trois secondes la réponse de sa pensée à travers le mouvement du bras affiché sur l'écran (Figure 29). Pour la validation, ce protocole a été répété dix fois pour chaque utilisateur.

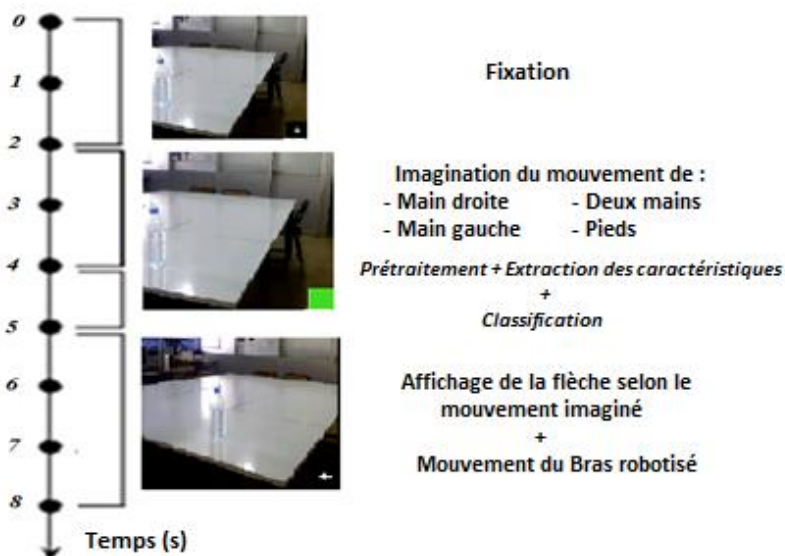


Figure 29 : Phase de test en temps réel

Le bloc de commande comporte 60 essais pour l'ensemble des données correspondant aux quatre mouvements imaginés représentés chacun par une étiquette de 15 essais. Chaque essai contient 500 échantillons.

La mesure d'un mouvement imaginé sur les deux canaux dure 2 secondes $< 2 \text{ secondes} * 128\text{Hz} * 2 \text{ canaux (F3-AF3, F4-AF4)} = 500 \text{ échantillons} >$

Étiquette 1 : 500 échantillons * 15 essais

Étiquette 2 : 500 échantillons * 15 essais

Étiquette 3 : 500 échantillons * 15 essais

Étiquette 4 : 500 échantillons * 15 essais

Les sessions avec feedback consistent à renvoyer en temps réel au sujet une réponse sur la tâche mentale qu'il est en train d'exécuter. Ce qui nous oblige à exécuter un prétraitement pour chaque essai enregistré sans savoir son étiquette : Étiquette X : 500 échantillons * 1 essai.

Ce scénario est la base du test final du bras robotique et se répète jusqu'à la détection de l'objet (i.e. la détection de l'onde P300). Ensuite le bras robotique devient autonome afin d'atteindre l'objet. Cet aspect sera développé au chapitre 5.

Conclusion

Le processus expérimental d'une ICM est une étape indispensable qui nécessite une étude approfondie de plusieurs concepts dans les domaines de neurophysiologiques. Avec le matériel que nous possédons dans notre laboratoire, nous avons pu concevoir et appliquer des protocoles d'acquisitions pour mieux comprendre les différents phénomènes physiologiques, les valider, mais aussi établir le scénario sur lequel se base notre propre ICM.

Une fois que les données sont enregistrées, il ne reste qu'à les analyser et appliquer les concepts généraux des différentes méthodes d'extraction de caractéristiques et de classification proposées dans nos travaux de thèse.

Chapitre IV :

Implémentation et test du système « ICM ».

Chapitre 4 : Implémentation et test du système « ICM ».

Introduction

Les rythmes moteur définis dans le chapitre 1 se situent principalement dans les bandes de fréquence μ ($\approx 8-13$ Hz) et β ($\approx 13-30$ Hz), sur le cortex moteur, et peuvent être volontairement contrôlés en amplitude par un utilisateur. Les signaux résultant lors de l'exécution ou de l'imagination d'un mouvement d'un membre ont des caractéristiques fréquentielles et spatiales spécifiques, par exemple, imaginer un mouvement de la main gauche est connu pour déclencher une diminution de puissance (DLE) dans les rythmes μ et β , sur le cortex moteur droit [49]. Dans ce chapitre nous nous concentrerons, sur l'analyse de ces bandes de fréquences responsables des rythmes sensorimoteurs tout en appliquant le protocole d'analyse afin de préparer la plateforme pour la commande du mouvement du bras robotique vers l'objet une fois ce dernier détecté. L'implémentation des méthodes d'analyse se fait sous la plateforme Matlab, le scénario est conçu sous Visual Studio à base du langage C#.

1. Protocole d'analyse

Dans une tentative d'explorer du point de vue énergétique ce qui se passe réellement dans les bandes de fréquences μ et β , nous avons commencé d'abord par analyser l'activité cérébrale résultant du mouvement imaginé de la main gauche et celui de la main droite. Le but principal de cette analyse est de proposer la méthode d'extraction des données qui distinguera au mieux l'effet de l'imagination des deux mouvements de la main gauche et celui de droite.

La méthode d'extraction des paramètres caractéristiques des signaux EEG dans la zone mu-bêta repose sur deux techniques : la transformée en ondelettes continues (CWT) et la décomposition empirique modale (EMD). Et pour réduire la dimensionnalité du vecteur d'attributs (features), nous appliquons l'analyse des composantes principales (PCA) en vue d'extraire les attributs les plus pertinents qui serviront comme entrée d'un classificateur basé sur SVM utilisant deux noyaux, linéaire et à base de kernel RBF (voir diagramme de la figure 30).

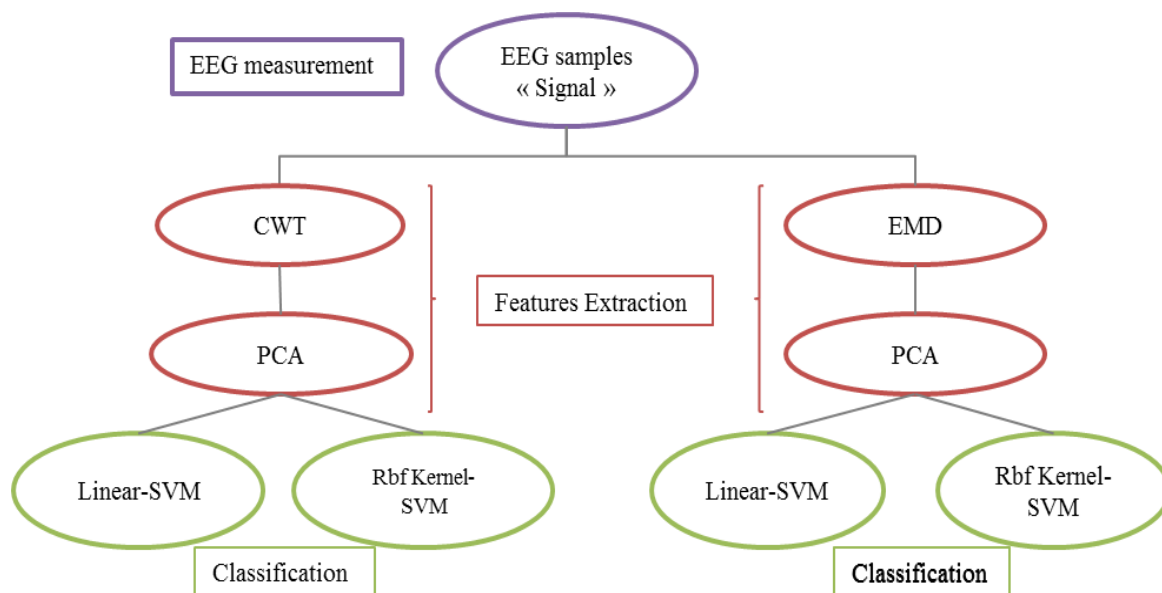


Figure 30 : Diagramme de la méthodologie d'analyse.

1.1. Extraction des caractéristiques

Etant donné que la caractéristique principale de CWT est la localisation temps-fréquence et que cette technique a été utilisée avec succès dans plusieurs travaux d'ICM [118], [119], nous avons choisi d'appliquer la CWT sur la base de chapeau mexicain comme ondelette pour localiser précisément les concentrations de l'énergie du signal EEG tout au long de la période d'imagination de la main gauche ou droite.

L'application de cette méthode a révélé que les maxima d'énergie représentés sur les figures 31 et 32 sous forme de taches blanchâtres sont concentrés dans la bande de fréquences μ - β [8Hz-22Hz].

Selon Pfurtscheller [47], quand on parle de l'imagination du mouvement de la main droite, une DLE se produit dans l'hémisphère moteur gauche ; ainsi, l'imagination du mouvement de la main gauche implique une DLE dans l'hémisphère moteur droit, et c'est ce que nous remarquons dans les résultats obtenus lors de l'imagination de la main droite : les maxima d'énergie sont plus important (la DLE) dans l'électrode C3, qui se situe dans l'hémisphère gauche, tandis que pour l'imagination du mouvement de la main gauche nous observons des maxima d'énergie (DLE) dans l'électrode C4.

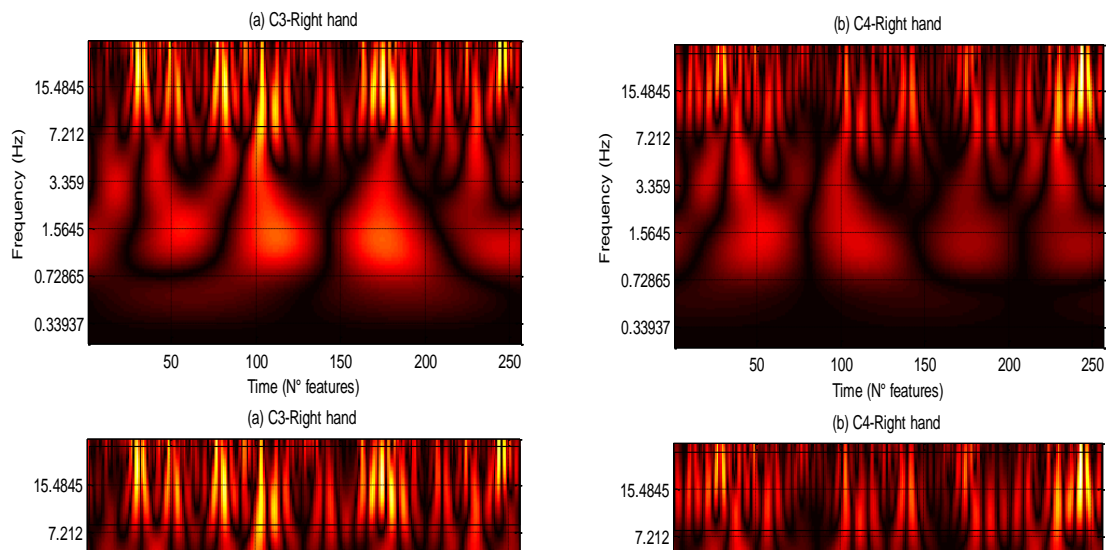


Figure 31 : Résultat de l'application de CWT sur l'EEG quand le sujet imagine le mouvement de la main droite.
(a) l'électrode C3, (b) l'électrode C4.

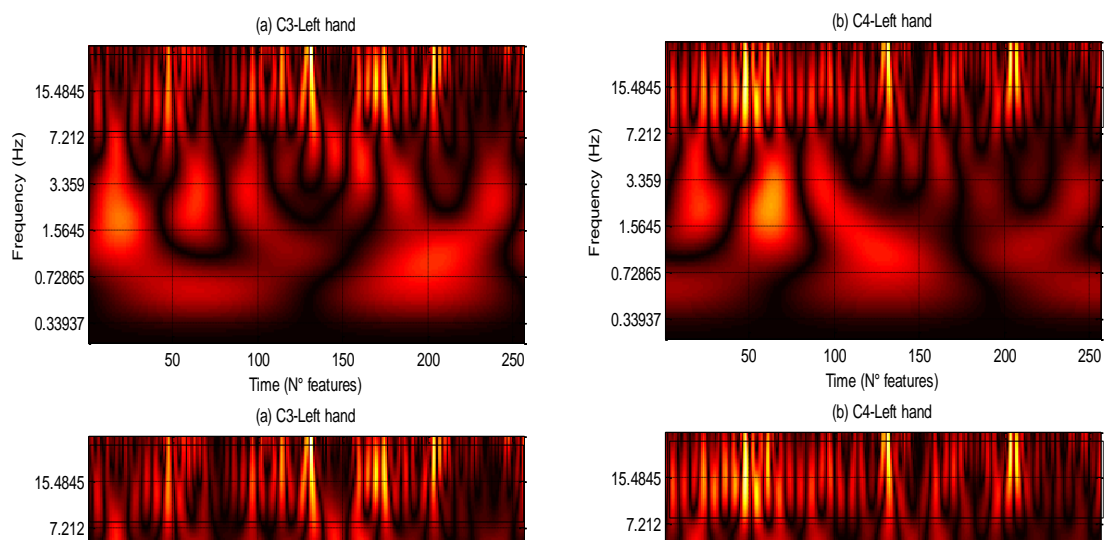


Figure 32 : Résultat de l'application de CWT sur l'EEG quand le sujet imagine le mouvement de la main gauche.
(a) l'électrode C3, (b) l'électrode C4.

Puisque les maxima d'énergie sont concentrés dans la bande de fréquences μ - β , nous avons opté à calculer l'énergie moyenne dans cette bande afin d'obtenir notre vecteur caractéristique de 256 échantillons et donc notre matrice de caractéristique pour la CWT est de la dimension : $\langle 120 \text{ stimulations} \times 256 \text{ échantillons} \rangle$.

Pour valider ces résultats, nous les avons comparés à ceux obtenus en appliquant la méthode de décomposition modale empirique (EMD). Rappelons que cette méthode permet de décomposer automatiquement chaque essai du signal EEG en un ensemble de composantes ou fonction de mode intrinsèque (IMF) durant l'action mentale.

L'application de la méthode EMD pour chaque essai dans notre étude a révélé une décomposition en six IMF qui représentent le mieux la diminution de puissance à la bande de

fréquence mu-beta. Le calcul de la FFT de chaque IMF en appliquant la Transformée de Fourier Rapide (FFT) permet de localiser l'énergie dans la bande de fréquences mu-beta et d'extraire ainsi les paramètres pertinents. La figure 33 montre la FFT des résultats des IMF lorsque le sujet imagine un mouvement de la main gauche.

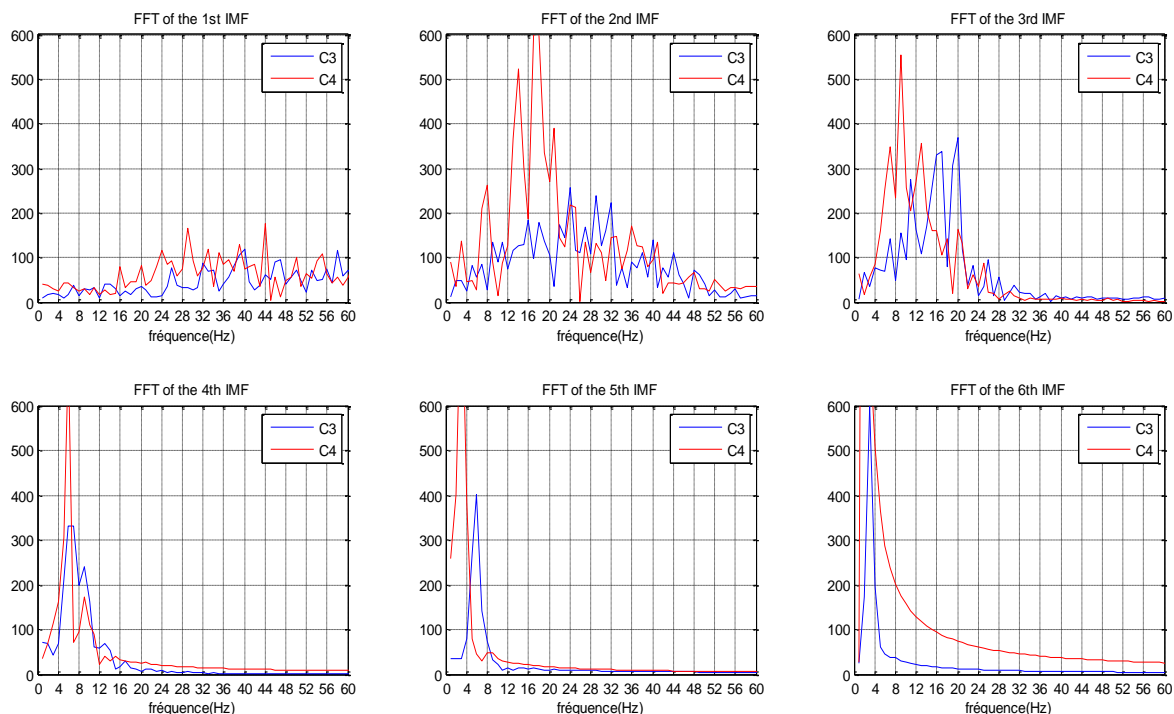


Figure 33 : FFT des six IMF du signal EEG quand le sujet imagine le mouvement de la main gauche.

En analysant les résultats de la figure 33, nous pouvons remarquer que les signaux recueillis au niveau de l'électrode C4, qui se situe dans l'hémisphère droit, produisent le maximum d'énergie dans la bande de fréquence μ - β par rapport à ceux recueillis au niveau de l'électrode C3 (hémisphère gauche), puisque le sujet imagine le mouvement de la main gauche.

Suite à une lecture visuelle préliminaire de la répartition de l'énergie, que nous avons effectué sur plusieurs essais (l'imagination de la main droite et la main gauche), nous avons pu conclure que la deuxième IMF de la méthode EMD est celle qui représente mieux l'énergie dans la bande de fréquence μ - β , en se basant sur ce critère nous avons retenu cette deuxième composante pour tous les essais de chaque sujet, ce qui nous ramène à une matrice de caractéristique de la dimension : <120 stimulations \times 256 échantillons>.

L'application de la méthode PCA nous a permis de réduire cette dimensionnalité. Rappelons que la PCA est définie comme une projection linéaire transformant un certain nombre de variables éventuellement corrélées en un nombre plus petit de variables non corrélées appelées composantes principales CPs.

Au lieu d'utiliser les CPs comme nouvelles variables, nous utilisons les informations de ces CPs pour trouver des variables importantes dans l'ensemble de données original ; nous calculons tout d'abord les CPs (comme définie dans le chapitre 2), puis nous déterminons le nombre k de variables importantes à conserver, pour ce protocole d'analyse k=100. Ensuite, nous

considérons le vecteur propre (eigenvector) correspondant à la plus petite valeur propre (eigenvalue) (la CP la moins important) et nous rejetons la variable qui a le plus grand coefficient dans ce vecteur. De la même façon, nous considérons le vecteur propre correspondant à la deuxième plus petite valeur propre et rejette la variable qui apporte le plus grand coefficient à ce vecteur, parmi les variables non écartées précédemment. Le processus est répété jusqu'à ce qu'il ne reste que k variables (qui est 100).

De cette manière, nous avons pu réduire la dimensionnalité des deux matrices de caractéristiques pour les méthodes d'extractions CWT et EMD qui en effet est passée de <120 stimulations × 256 échantillons> à <120 stimulations × 100 caractéristiques>.

1.2. Classification

La classification est basée sur les séparateurs à vaste marge (SVM) à base de noyau de type linéaire et kernel-RBF en utilisant le vecteur d'attributs (données caractéristiques) comme entrée.

La performance d'un SVM linéaire donné dépend du paramètre de compromis C comme expliqué dans le chapitre 2. Rappelons que ce paramètre équilibre l'importance relative de minimiser l'erreur d'apprentissage et de maximiser les marges entre les classes, ce qui affecte directement la capacité de généralisation du classificateur. Tandis que pour le noyau RBF, les performances du modèle dépendent du paramètre C mais également de la similitude entre les échantillons exprimée par le paramètre γ .

Dans ce travail, nous avons utilisé une stratégie binaire dans le système SVM tout en utilisant la validation croisée de 10 fois, puisque notre base de données se compose de <120 stimulations × 100 caractéristiques>, 80 essais (40 gauches et 40 droits) ont été utilisés pour la base de l'entraînement et 40 pour les tests (20 gauche, 20 droite). Cette validation croisée a été utilisée pour choisir les meilleurs paramètres C et γ et estimer les performances du modèle.

Les figures 34 et 35 illustrent la mesure de performance obtenue pour chaque sujet pour les méthodes proposées CWT combinée avec PCA et EMD combinée avec PCA pour l'extraction des paramètres utilisées comme entrée du classificateur SVM linéaire. Les résultats montrent que la combinaison CWT-PCA fournit la meilleure performance comparée à EMD-PCA pouvant atteindre les 90% (tableau 2). Ces résultats se confirment dans le cas d'un classificateur SVM avec un noyau RBF- Kernel qui s'avère quant à lui plus performant que le SVM linéaire avec une précision allant jusqu'à 97% [134] comme le montrent la figure 35 et le tableau 3.

La classification est effectuée en utilisant la bibliothèque Libsvm de la plateforme Matlab [135]. Il s'agit d'une classification en deux classes ; la mesure de la performance est estimée par

$$\text{l'Accuracy (Accuracy} = \frac{(TP+TN)}{TP+TN+FN+FP} \times 100\%)$$

Linear SVM:

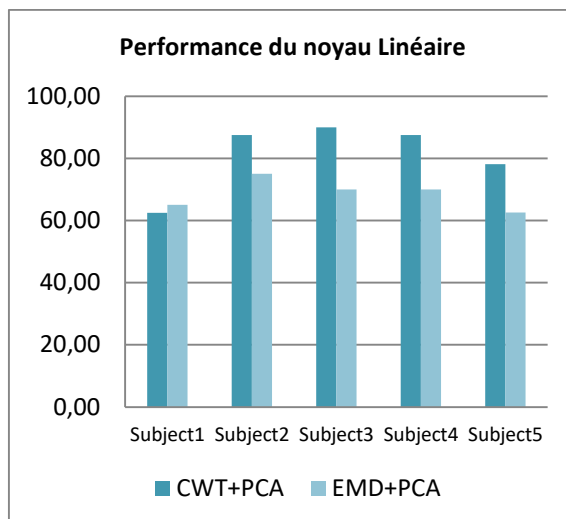


Figure 34 : Diagramme des résultats de la précision en utilisant SVM linéaire avec le couple (CWT,PCA) et (EMD,PCA) pour les 5 sujets

Performance Sujets	Précision du noyau Linéaire	
	Méthode	
	CWT+PCA	EMD+PCA
Sujet 1	62.5%	65%
Sujet 2	87.5%	75%
Sujet 3	90%	70%
Sujet 4	87.5%	70%
Sujet 5	78.125%	65.625%

Tableau 2 : Résultats expérimental de la précision en utilisant SVM linéaire avec le couple (CWT,PCA) et (EMD,PCA) pour les 5 sujets

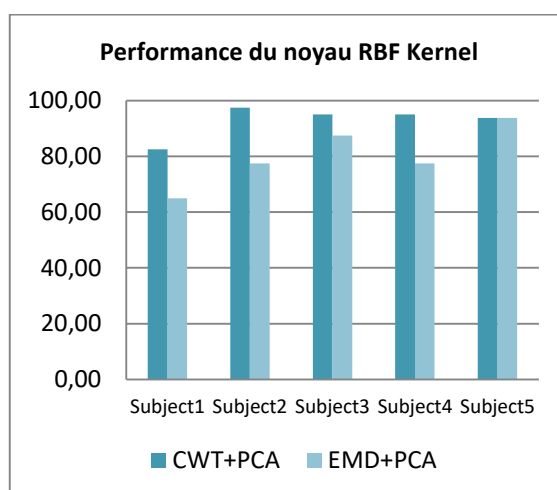


Figure 35 : Diagramme des résultats de la précision en utilisant SVM-RBF Kernel avec le couple (CWT,PCA) et (EMD,PCA) pour les 5 sujets

Performance Sujets	Précision du noyau RBF-Kernel	
	Méthode	
	CWT+PCA	EMD+PCA
Sujet 1	82.5%	65%
Sujet 2	97.5%	77.5%
Sujet 3	95%	87.5%
Sujet 4	95%	77.5%
Sujet 5	93.75%	93.75%

Tableau 3 : Résultats expérimental de la précision en utilisant SVM-RBF Kernel SVM avec le couple (CWT,PCA) et (EMD,PCA) pour les 5 sujets

Ces résultats suggèrent que les deux méthodes CWT et EMD sont suffisamment robustes pour distinguer au niveau de la bande de fréquence mu-beta [8hz-22hz] entre les signaux EEG pendant l'imagination de la main droite et de la main gauche captés par les électrode F3 et F4.

2. Scénario de commande

Le choix de la méthode FFT a été fait afin de réduire le temps d'analyse. Or, d'après les résultats obtenus lors de l'application du protocole précédent (protocole d'analyse), nous avons pu avoir une idée globale de ce qui se passe lors de l'imagination motrice. Ainsi les performances de la méthode CWT combiné avec PCA ont été satisfaisantes. Cependant le temps d'exécution de ces méthodes a été relativement long d'autant plus que nous avons affaire à quatre mouvements.

En effet, les données à analyser comprenant 60 essais, correspondants aux quatre mouvements imaginés, résultent en une matrice sous la forme d'étiquettes présentées dans le figure 36. Chaque étiquette est la classe correspondante à un mouvement imaginé, respectivement l'imagination de la main droite, la main gauche, les deux mains en même temps et les pieds.

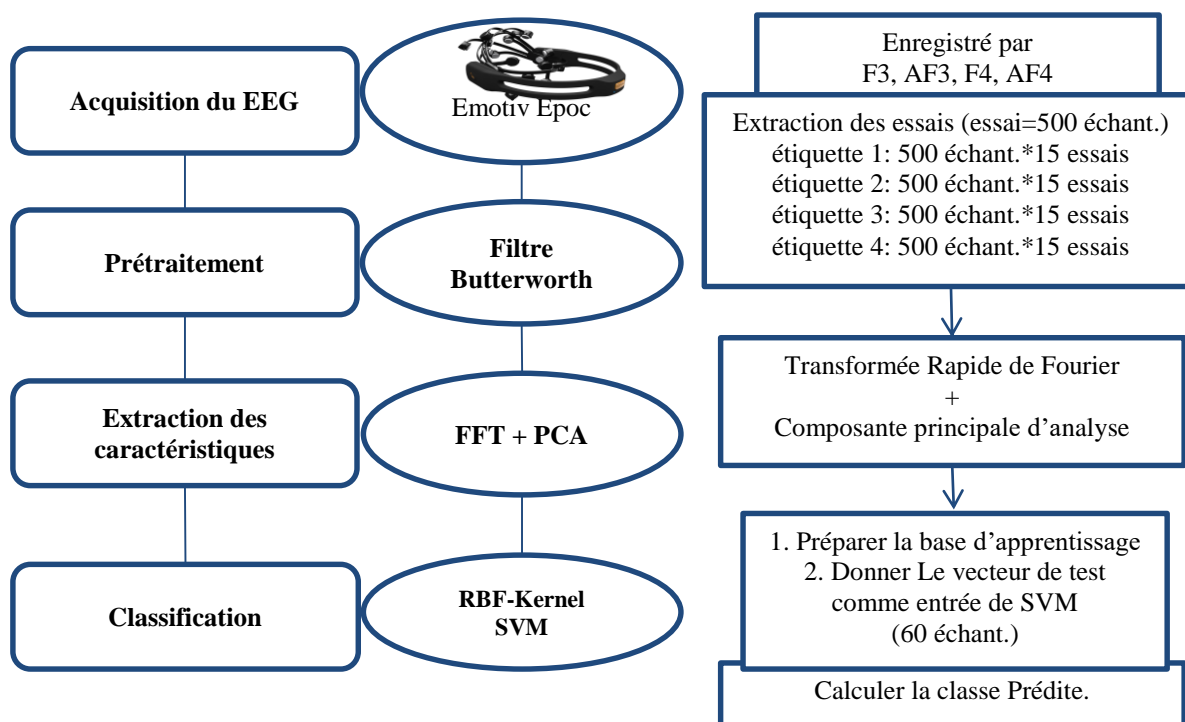


Figure 36 : Diagramme de la méthodologie d'analyse du scénario de la commande 2

2.1. Extraction des caractéristiques :

La méthodologie d'analyse est présentée dans l'organigramme ci-dessus (figure.36). L'extraction des caractéristiques a été réalisée en analysant les signaux EEG en utilisant la méthode de transformée de Fourier et en combinant la méthode d'analyse en composantes principales pour réduire la dimensionnalité des caractéristiques.

De la même façon que celle du protocole d'analyse, l'application de la PCA a permis de réduire la dimensionnalité des données à 60 échantillons (dans ce cas $k=60$) de sorte que la matrice des caractéristiques obtenues pour les étiquettes est présentée comme suit :

Étiquette 1: 60 caractéristiques * 15 essais

Étiquette 2: 60 caractéristiques * 15 essais

Étiquette 3: 60 caractéristiques * 15 essais

Étiquette 4: 60 caractéristiques * 15 essais

Cette matrice définit l'ensemble d'entraînement qui est la base d'apprentissage pour l'analyse en temps réel. Le vecteur de test a été ensuite introduit dans un classificateur basé SVM du noyau RBF qui calcule l'étiquette prédite parmi les quatre étiquettes en fonction de l'ensemble d'apprentissage.

2.2. Classification

La précision du classificateur basé sur SVM dépend du noyau utilisé, puisque le noyau RBF a donné de meilleures précisions lors de la classification du protocole précédant, nous avons utilisé une stratégie multiclass dans le système SVM basé sur le noyau RBF, ainsi nous avons conçu un algorithme (figure 37) en se basant sur la validation croisée qui permet de définir les meilleurs paramètres C et γ du classificateur afin d'obtenir une bonne classification. Les meilleures performances ont été obtenues avec C entre 370 et 500 et γ entre $3,5 \cdot 10^{-5}$ et $5 \cdot 10^{-3}$.

Algorithme : « GetBestParameter »
<pre> entrai <- ReadAndScale (entrainement) test <- ReadAndScale (test) svm <- SetClassification(type,C,gamma) accuracy <- GetAccuracy(CrossValidation) condition <- true bestaccuracy <- 0 while (condition) calculate (C) foreach (i = 0 to max(epoch)) calculate (gamma) svm <- SetClassification(type,C,gamma) accuracy <- GetAccuracy(CrossValidation) if (accuracy > bestaccuracy) bestaccuracy <- accuracy epoch <- next(epoch) if (epoch > max(epoch) or bestaccuracy > 99) condition = false exit while return (C,gamma); </pre>

Figure 37 : Algorithme de calcul des meilleurs paramètres de classification C et γ .

Cet algorithme lit tout d'abord le fichier d'entraînement et de test, ensuite définit les paramètres et le type du classifieur pour exécuter après la classification avec une validation croisée de 10 tout en retournant la performance (la précision). Une boucle commence ensuite pour calculer C et γ , exécute la classification et stocke les valeurs de ces deux paramètres si la performance est plus mieux, une fois la boucle est terminée, il retourne les paramètres stockés de la meilleure précision.

Conclusion

Dans ce chapitre nous avons établi tout d'abord une analyse approfondie du protocole d'analyse afin d'étudier la bande de fréquences responsable des rythmes sensorimoteurs. Nous avons ensuite décrit la méthodologie d'analyse du scénario de commande basé sur la FFT combinée avec la méthode PCA. Ceci nous a permis de produire des caractéristiques pertinentes que nous introduirons dans un classificateur SVM à base du noyau RBF pour discriminer entre les quatre mouvements.

Chapitre V :

**Détection et planification de mouvement pour atteindre
l'objet.**

Chapitre 5 : Détection et planification de mouvement pour atteindre de l'objet.

Introduction

Dans ce chapitre nous présentons dans un premier temps les résultats de la classification obtenus après avoir appliqué le scénario de la commande, et dans un second temps, nous décrirons le test final qui consiste à la détection de l'objet déclenchant la planification du mouvement du bras robotique. La planification du mouvement du bras robotique n'est qu'une introduction à un autre axe de recherche, que nous avons utilisé comme une petite application de notre ICM.

1. Scénario de la commande

Les résultats présentés dans le chapitre précédant nous ont largement inspiré dans la mise en œuvre de notre scénario de commande (Figure 17).

1.1. Description du scénario adopté

Pour pouvoir saisir l'objet convoité, le sujet devra commander le bras robotique de façon à l'amener en face de celui-ci. A priori le sujet ne connaît pas la position exacte de l'objet. Pour cela, une reconnaissance de l'environnement devra être effectuée : il devra commander le bras robotique (par la pensée) pour explorer l'espace de son environnement immédiat. Ainsi à l'aide des commandes de base (droite, gauche, haut et bas) il fera tourner la base du bras et déplacera verticalement son coude pour trouver l'objet. Une fois l'objet trouvé et reconnu, ceci se manifestera par le déclenchement d'un pic de l'onde P300. A ce stade, le bras se mettra en mode autonome et « ira » chercher l'objet. Ce scénario est donc scindé en deux étapes : i) la partie commande, ii) la partie autonome.

1.2. Taux de performance de la commande

Les résultats présentés dans le tableau 4 montrent les taux de succès obtenus pour chaque sujet lors de la commande du bras de robot par la pensée (en effectuant les quatre mouvements imaginés). La dernière colonne du tableau donne le taux de réussite moyen pour chaque utilisateur. Ces résultats ont montré de bonnes performances, supérieures à 85% en moyenne, obtenues pour quatre sujets sur cinq (1, 2, 4, 5) alors que pour le sujet 3 une performance faible a été relevée pour tous les mouvements imaginés. Ceci peut être lié à une perte de concentration pendant l'entraînement ou à une incapacité de l'utilisateur à imaginer un mouvement complet des mains. En fait, nous avons remarqué que tous les sujets ont montré moins de précision lors de l'exécution du mouvement imaginé des deux mains ; ceci est confirmé par les matrices de confusion formées par la probabilité d'accord entre l'étiquette vraie et l'étiquette prédite. Le tableau 5 et le tableau 6 représentent respectivement la matrice de confusion des sujets 4 et 3.

Sujet / Class	MD	MG	DMs	Pd	Moyenne
Sujet 1	93.6	79.5	79.12	89.7	85.48
Sujet 2	82.2	87.7	79.0	84.5	83.35
Sujet 3	57,4	59,7	68	49,7	58,7
Sujet 4	87.6	94.5	77.3	92.1	87.87
Sujet 5	89.2	86.5	73.7	91.1	85.12

Tableau 4 : Taux de réussite du contrôle du bras du robot (%) obtenu avec les 5 Sujets. (MD: main droite, MG: main gauche, DMs: les deux mains, Pd: pieds.).

True class	Predicted class			
	MD	MG	DMs	Pd
MD	98.2	0.1	1.7	0.3
MG	0.8	94.7	4.2	0.3
DMs	10.5	0.7	88.6	0.2
Pd	2.4	0.3	3.8	93.5

Tableau 5 : Matrice de confusion du sujet 4

True class	Predicted class			
	MD	MG	DMS	PS
MD	66,2	0,4	33,3	0,1
MG	0,4	74,7	24,6	0,3
DMS	3,5	17,4	78,6	0,5
PS	3,6	3,7	27,3	65,4

Tableau 6 : Matrice de confusion du sujet 3

Ces résultats suggèrent que la précision de la classification peut être affectée par le degré de concentration de l'utilisateur pendant la phase d'entraînement. Comme indiqué par certains sujets, une perte de concentration est ressentie lorsque les flèches étaient affichées de manière aléatoire. Cela a été confirmé en comparant les performances obtenues par le sujet 2 dans les deux cas ; (1) les quatre flèches ont été affichées aléatoirement 15 fois chacune et (2) chaque type de flèche a été affiché successivement 15 fois. Le tableau 7 montre l'amélioration des performances pour tous les mouvements et en particulier le mouvement des deux mains.

Sujet 2	MD	MG	DMS	PS	Moyenne
Training (1)	82.2	87.7	79.0	84.5	83.3
Training (2)	85.4	86.8	84.2	85.6	85.5

Tableau 7 : La performance (%) atteinte par Sujet 2 dans les deux cas ; aléatoirement et successivement.

Ces résultats démontrent la fiabilité de l'ICM proposée dans le contrôle des mouvements dans les quatre directions, gauche, droite et en bas sur la base de quatre tâches mentales motrices avec un taux de réussite global de 85,45%. [136]

Comme le révèle la matrice de confusion, l'ICM proposée est plus efficace (98,2% pour le mouvement de droite, 94,7% pour le mouvement de gauche) par rapport à la performance obtenue par Hortal [137] (78,4% pour le mouvement de droite, 89,7% pour le mouvement de gauche). De plus, l'extraction de caractéristiques effectuée avant la classification a considérablement réduit la dimensionnalité des données de 500 à 60 et donc le coût du temps de calcul.

1.3. Commande du bras

Le bras robotique démarre dans une position initiale connue qui est dans le même plan que les tables de l'environnement de l'expérience. Comme précisé dans le chapitre 3, le temps réservé à la commande du bras du robot est de 3 secondes. Lorsque la sortie du classificateur (soit '1' : imagination du mouvement la main droite, '2' : imagination du mouvement de la main gauche, '3' : imagination du mouvement des deux mains ou '4' : imagination du mouvement des pieds) est envoyée au système de commande du robot, la réponse est immédiate et le bras se déplace dans la direction correspondante en 3 pas. Chaque seconde est représentée par un pas de 10°.

En se basant sur l'alphabet que nous avons généré (voir Tableau 1), si '1' est reçu par le système de commande, la base du robot se déplace de 3 pas vers la droite, si '2' est reçu, la base du robot se déplace vers la gauche et si '3' ou '4' est reçu le coude du robot se déplace respectivement vers le haut ou vers le bas. Tous les mouvements exécutés par le bras ont été empilés afin de connaître à tout moment son emplacement.

Les quatre sujets (1, 2, 4 et 5) ont pu commander le bras robotique dans les quatre directions avec une moyenne de 7,75 mouvements correctement exécutés parmi 10 (voir tableau 8).

	Mouvements corrects sur 10
Sujet 1	8
Sujet 2	7
Sujet 4	8
Sujet 5	8

Tableau 8 : Mouvements bien classés pour les quatre sujets (1,2,4,5)

2. Résultats obtenus

L'étude de l'autonomie du bras robotique après détection de l'objet nécessite l'analyse de l'onde P300 une fois l'objet visualisé par le sujet. L'étude concerne également l'encadrement de l'objet, la distance entre l'objet et le bras et le mouvement de ses articulations. (Figure 38)

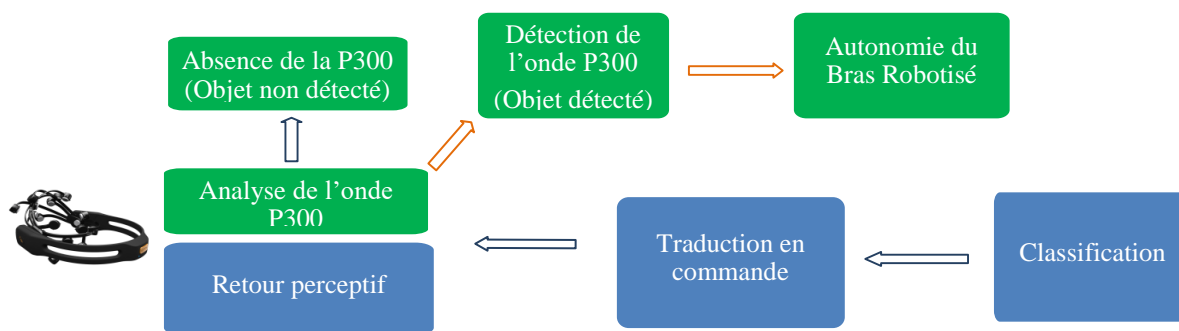


Figure 38 : Bloc de la traduction en commande et la détection de l'objet

2.1. L'analyse de la P300

Nous rappelons que la P300 est une onde positive apparaissant environ 300 ms après l'apparition d'un objet attendu. Plusieurs travaux ont démontré que les électrodes qui détectent bien l'onde P300 sont Pz et Oz ; parmi ces travaux, l'un d'entre eux réalisé au sein de LIMIARF a démontré qu'on pouvait visionner l'onde dans les PEs générés par ces électrodes et que Pz est l'électrode la plus adéquate pour ce phénomène [117].

Nous avons commencé par une analyse visuelle des signaux EEG enregistrés dans les deux électrodes O1 et O2, puisqu'elle se trouve dans la région des électrodes Oz et Pz, lorsque les sujets observent le feedback de l'ICM tout en se basant sur le scénario de la commande.

Puisque le temps du feedback (qui est le mouvement du bras) dure 3 secondes, nous avons analysé le signal tout au long de ce laps de temps ne sachant pas quand l'objet apparaîtra ce qui impliquera l'apparition de l'onde P300.

Deux des cinq sujets (Sujet 1 et Sujet 2) ont participé à cette phase de commande. La figure 39 montre les signaux enregistrés par l'électrode O2 pendant le feedback des dix essais du scénario de la commande du sujet 2.

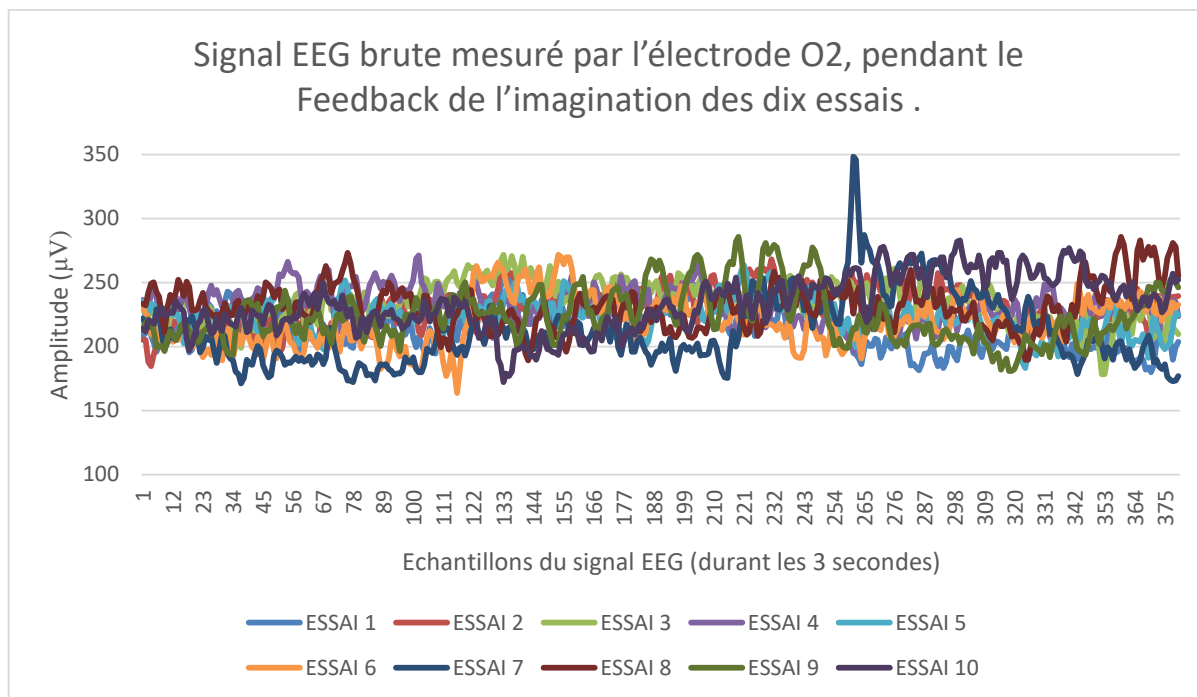


Figure 39 : Signal EEG brute du sujet 2, mesuré par l'électrode O2, pendant le Feedback de l'imagination des dix essais.

Nous pouvons clairement observer dans l'enregistrement du sujet 2 un pic important dans le 7^{ème} PE mesuré par l'électrode O2 : c'est à cet instant que l'objet apparaît sur l'écran que le sujet regarde.

Après cette lecture visuelle des signaux nous avons opté pour une méthode qui permettra la détection de l'onde P300 sans influencer sur le temps d'exécution de notre ICM et qui est la méthode Peak-picking (PP).

Peak-picking signifie l'extraction des fréquences au niveau des pics soit à partir de l'ensemble du spectre ou des régions sélectionnées. La méthode (PP) permet de détecter un modèle spécifique basé sur une valeur maximale correspondante à une composante cognitive dans une région associée. Elle est utilisée spécialement dans le domaine des ICM pour les potentiels évoqués comme les P300 [101], [138].

La P300 est détectée par l'algorithme (PP) en utilisant la différence entre le minimum et le maximum d'amplitude dans un essai. En fait, dans un essai enregistré avec le potentiel évoqué, la P300 se trouve être un pic remarquable allant de 300 à 400 ms ; PP reconnaît le signal P300 lorsque la différence d'amplitude est supérieure ou égale à une différence de tension comprise entre deux valeurs : le minimum ($\min(x)$) et le maximum ($\max(x)$) dans une fenêtre de temps spécifiée. Pour avoir une bonne reconnaissance, cette fenêtre de temps doit être entre 3 et 6 millisecondes [98].

Nous avons refait le scénario de la commande avec détection de la P300 (Figure 17) pour les deux sujets 5 fois ; les deux premiers enregistrements ont été effectués dans la même journée

et les trois autres dans une autre pour les deux sujets. Le tableau suivant présente les résultats de la détection pendant les 5 enregistrements.

	Enregistrement 1	Enregistrement 2	Enregistrement 3	Enregistrement 4	Enregistrement 5
Sujet 1	✓	✓	✓	✗	✓
Sujet 2	✓	✓	✗	✗	✓

Tableau 9 : la détection de la P300 pour les 5 enregistrements (✓ : P300 détectée, ✗ : P300 non détectée)

Pour le sujet 1, dans quatre sur cinq enregistrements le système a pu détecter la P300 tandis que pour le sujet 2, l'onde a été détectée trois fois sur cinq.

2.2. Planification du mouvement du robot :

Après la détection de l'objet matérialisé par l'apparition de la P300 notre système devient autonome, ce qui veut dire que le robot passe à l'action sans la moindre intervention de l'utilisateur, en suivant ces étapes :

- Détection, centrage et cadrage de l'objet par le robot,
- Calcul de la distance entre l'objet et le robot,
- Déduction des angles des articulations du robot.

La programmation de ces étapes est faite au niveau du système de commande du bras robotique basée sur le langage C# et en utilisant l'API Opencv.

L'objet que l'utilisateur cherche est un objet prédéfini par le système (figure 40) dont les dimensions et la couleur sont déjà connues.



Figure 40 : l'objet à détecté

Puisque le système connaît la couleur de l'objet, nous avons conçu, à l'aide de l'API opencv, un programme pour la détection, le cadrage et le centrage de cet objet.

La détection ou bien l'isolation consiste tout d'abord à appliquer la binarisation de l'image obtenue par la caméra du robot, afin de séparer les pixels de l'image en deux classes distinctes,

représentées par les deux couleurs, le blanc et le noir. La première classe correspond à notre couleur à isoler (qui est le rouge), la seconde à toutes les autres couleurs. Ainsi, nous voyons sur notre image binarisée tous les éléments rouges apparaître en blanc sur un fond noir (figure 41).

Pour le cadrage de cet objet, nous avons créé un masque qui nous permet de représenter l'image binarisée, mettant en blanc tous les pixels ayant les mêmes valeurs de notre couleur. Nous cherchons donc les pixels qui se situent dans un intervalle autour de cette couleur. Une fonction opencv nous permet d'appliquer cette opération directement à tous les pixels de notre image et met à jour directement notre masque.

Une fois l'objet isolé et cadré, nous calculons ses coordonnées (tâche blanche) par rapport à l'écran : nous avons donc les coordonnées de son barycentre (en image) et puisque nous connaissons le centre de l'écran, nous commandons le bras robotique afin de centrer l'objet sur l'écran.

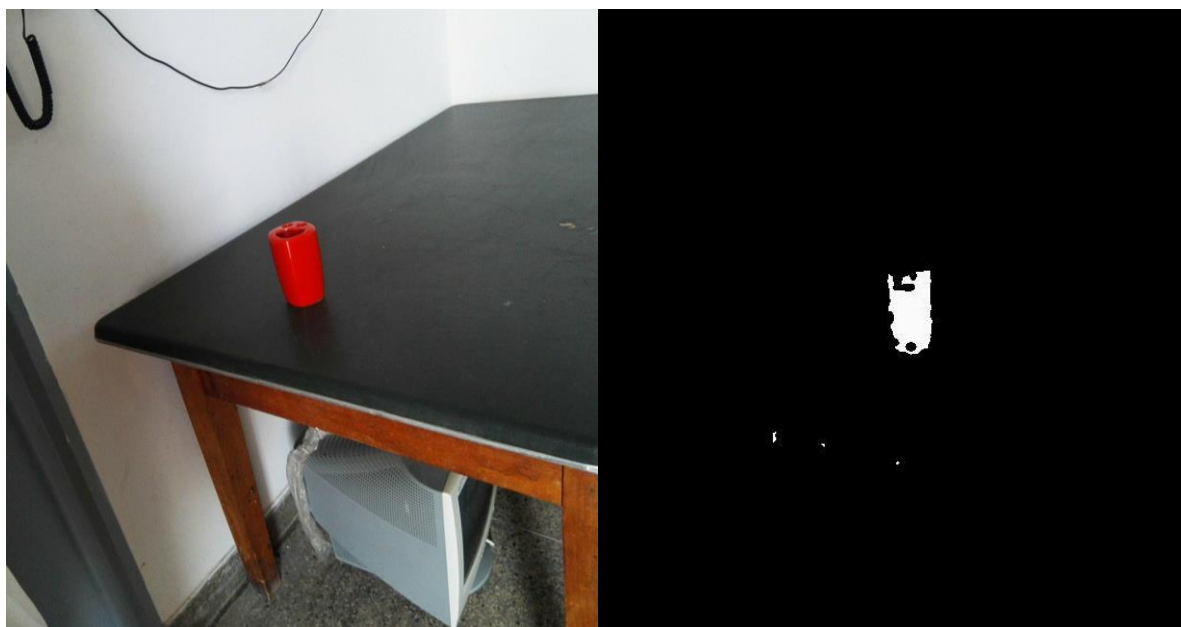


Figure 41 : Binarisation de l'image de l'objet.

- Calcul de la distance entre l'objet et le robot

Puisque nous faisons la détection de l'objet avec une seule caméra, nous avons préalablement pris plusieurs mesures afin de faciliter le calcul de la distance entre l'objet et le robot sous forme de la matrice $(D_i, (X_i, Y_i))$ où,

D_i désigne la distance entre la caméra et l'objet et (X_i, Y_i) les dimensions de l'objet sur la capture de la caméra.

Une fois l'objet centré et cadré, ayant comme données les dimensions de l'objet sur la capture, nous passons à la déduction de D_i ?? la distance entre la caméra et l'objet en nous basant sur les mesures déjà prises.

- Dédution des angles des articulations du robot

Sous la plateforme Matlab, nous avons établi un programme qui permet de générer une matrice contenant tous les angles possibles (α , β) pour le couple (épaule, coude) correspondant à une distance donnée D_c (i.e. distance entre la base du bras et l'organe terminal) comme indiqué sur la figure 42.

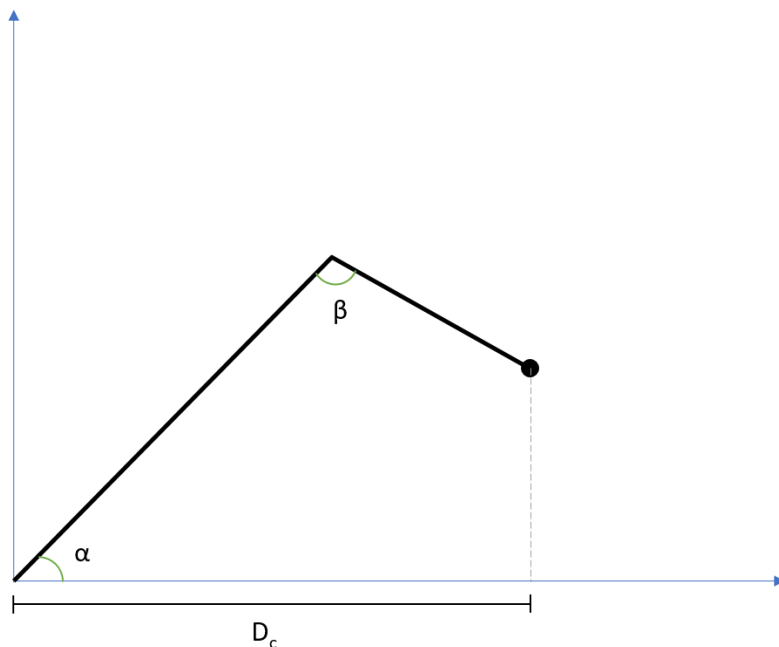


Figure 42 : Modélisation du bras

Nous connaissons la position actuelle du bras ; comme mentionné dans la partie 1.2, à chaque mouvement du bras, le pas d'angle ajouté est empilé ainsi que la distance calculée D_t entre la caméra (l'organe terminal) et l'objet. Le travail qui reste à faire est de calculer D_s la distance entre la projection perpendiculaire de l'organe terminal et l'objet, selon la figure 43,

$$D_s = \cos \theta * D_t$$

θ est déduit de l'angle β empilé.

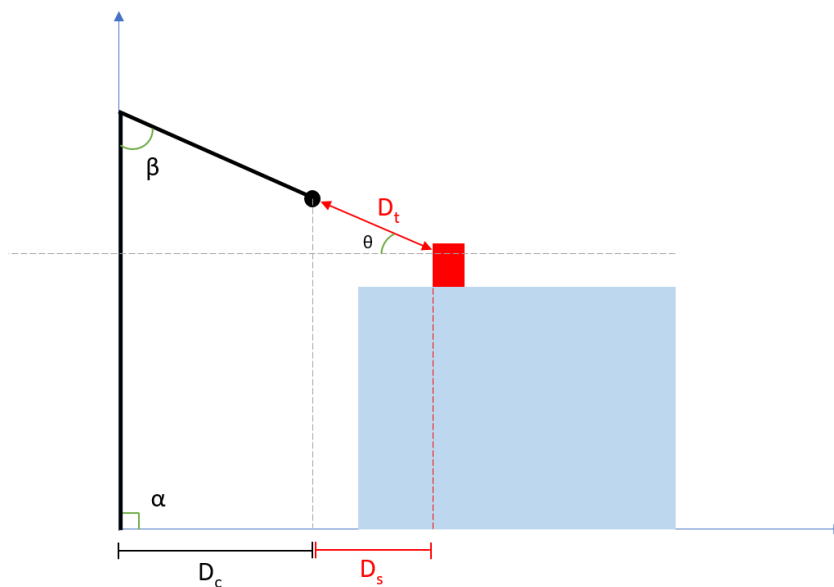


Figure 43 : Modèle représentant la planification du mouvement du bras vers l'objet.

Une fois la distance D_s calculée, la nouvelle distance D_c donnera le couple d'angles (α, β) permettant ainsi le mouvement du bras vers l'objet (Figure 44) :

$$D_c = D_c + D_s$$

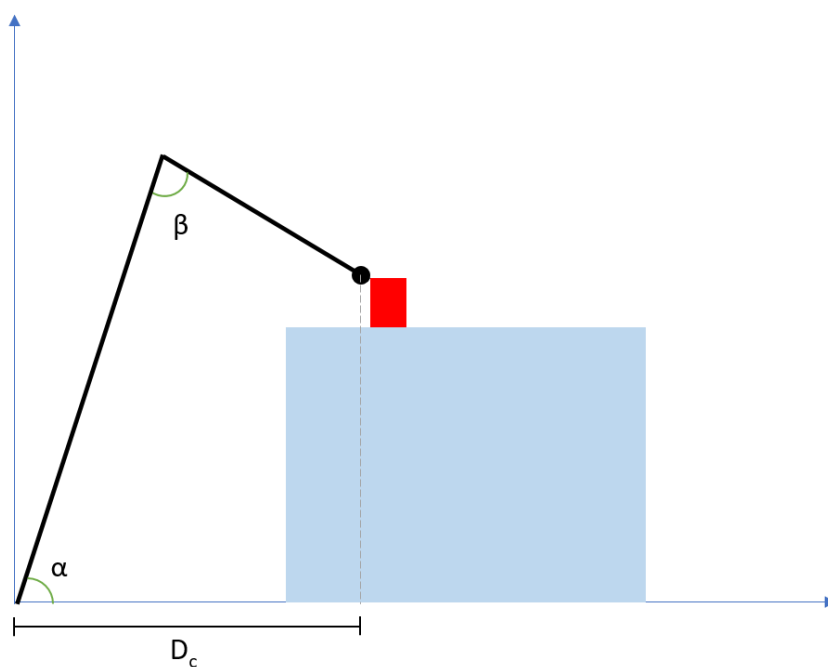


Figure 44 : Modèle représentant l'atteinte de l'objet.

Des images réelles de l'expérience sont présentées dans l'annexe 3.

Conclusion

Nous avons présenté, tout d'abord, les résultats des tests effectués par les quatre sujets, qui ont montré une précision moyenne de 85,45%. L'entraînement des sujets était une étape essentielle car la précision des performances peut être affectée par le niveau de concentration pendant l'imagination du mouvement. Les sujets ont pu commander le bras dans les quatre directions tout en cherchant un objet. En deuxième lieu nous avons établi un point d'arrêt de la pensée, une fois l'objet détecté, grâce à l'apparition de l'onde P300, ce qui a permis au bras de passer en mode autonome. Enfin nous avons étudié cette autonomie du robot qui se présente dans la planification de son mouvement pour atteindre l'objet. Deux sujets ont testé le système et ont pu atteindre l'objet.

Conclusion Générale

L'objectif de nos travaux est d'arriver à concevoir une ICM en utilisant le scénario de commande qui consiste à créer une ICM basée sur quatre tâches mentales pour commander notre bras robotique jusqu'à atteindre l'objet attendu. Ceci est réalisé à l'aide de la détection de l'onde P300 qui déclenche l'arrêt de la commande du bras pour qu'il se libère de la pensée et devient autonome et permettrait ainsi à un utilisateur (par exemple un handicapé) d'arriver à un objet recherché.

Nos travaux de recherche se basent sur les ICM de type indirect, synchrone qui présentent beaucoup d'avantages en termes de simplicité et de commodité pour la réalisation d'une application. La méthode que nous avons utilisée pour mesurer les micro-courants qui existent sur le scalp est l'Électroencéphalographie. Cette technique d'acquisition non invasive de l'activité cérébrale est la plus répandue ; elle se classe parmi les interfaces indirectes. Le choix du système d'acquisition utilisant le casque Emotiv Epoc a été motivé par la simplicité dans l'utilisation et la possibilité d'avoir un système d'acquisition portable. Nous avons réalisé notre propre expérimentation en étudiant les différents concepts et facteurs pour concevoir une ICM synchrone en utilisant 6 canaux au total F3, F4, AF3, AF4, O1, O2.

Cinq sujets sains ont participé dans la réalisation de ce processus en imaginant un couple de mouvements. Les changements fréquentiels au niveau des bandes des rythmes sensorimoteurs varient d'un individu à l'autre et ils évoluent fortement au cours du temps. C'est pour cette raison qu'il est indispensable d'effectuer des tests préalables pour chaque sujet. Une fois que les valeurs des rythmes sensorimoteurs sont déterminées pour chaque sujet, il est également plus facile que le sujet contrôle son activité cérébrale lorsqu'il réalise une imagerie motrice. Ce phénomène est réalisé grâce au feedback.

Dans cette phase expérimentale, il est important de garantir un environnement de travail adéquat afin d'assurer une prise de mesure correcte tout en préservant le confort, le bien-être et surtout la concentration des sujets, chose qui a été fait lors de nos expériences. L'imagerie motrice figure parmi les phénomènes électrophysiologiques les plus difficiles à effectuer puisqu'elle requiert beaucoup d'entraînement et de concentration de la part des sujets.

Les données utilisées ont concerné les potentiels différentiels entre les données recueillies avec F3 et AF3 et entre celles recueillies avec F4 et AF4 afin d'éliminer les artéfacts. Ces potentiels sont ensuite traités par un filtre Butterworth à bande d'arrêt (stop band) pour supprimer l'interférence due à la ligne d'alimentation (50 Hz).

Du fait que l'activité cérébrale enregistrée à l'aplomb du cortex moteur change durant l'activité motrice lors de la réalisation ou l'imagination d'un mouvement, il en résulte un phénomène de désynchronisation ou de synchronisation lié à un évènement de l'énergie des rythmes sensorimoteurs (SLE/DLE). Ceci se manifeste plus précisément au niveau de l'énergie des signaux dans les rythmes sensorimoteurs qui se désynchronise toujours dans l'hémisphère opposé où s'effectue le mouvement (contralatéral) et se synchronise dans la zone de même hémisphère (ipsilatéral). Une étude des changements en fréquence des signaux recueillis a été effectuée pour chaque sujet ayant participé à notre expérimentation.

Une attention particulière a été portée à l'optimisation des étapes d'extraction de caractéristiques et de classification dans la conception de notre système ICM. La quantification des fréquences des rythmes sensorimoteurs a été effectuée selon deux protocoles l'un pour l'analyse, l'autre pour la commande. En ce qui concerne l'analyse, la méthode d'extraction des caractéristiques basée sur la CWT combinée avec PCA s'est avérée plus performante que la méthode utilisant EMD combinée avec PCA en termes de classification. Tandis que pour la commande, l'extraction des caractéristiques effectuée en temps réel avec la FFT combinée avec PCA a permis de diminuer le temps d'exécution pour que le sujet puisse examiner le feedback de l'imagination en un temps très court. La classification quant à elle repose sur la méthode SVM basée sur le noyau linéaire pour les sessions d'entraînement alors que le noyau RBF a été utilisé pour les deux protocoles d'analyse et de commande. Le taux de classification atteint avoisinant 85% en moyenne révèle des performances supérieures à celles obtenues par d'autres chercheurs. En effet, notre ICM est plus efficace. Elle offre une performance estimée à 98,2% pour le mouvement de droite, et 94,7% pour le mouvement de gauche comparée à celle obtenue par Hortal : 78,4% pour le mouvement de droite et 89,7% pour le mouvement de gauche.

Il faut signaler que la précision de la classification peut être affectée par le degré de concentration de l'utilisateur pendant la phase d'entraînement. Une perte de concentration est ressentie par certains sujets lorsque l'affichage des flèches se fait de manière aléatoire. Ceci a été confirmé pour un sujet par le taux de classification qui s'améliore dans le cas où les flèches ont été affichées successivement dans la même direction par rapport au cas des flèches affichées aléatoirement. Quatre sujets sur cinq ont pu commander le bras robotique dans les quatre directions avec une moyenne de 7,75 mouvements correctement exécutés parmi 10 soit 77,5%.

Enfin, après avoir accompli la partie commande du scénario qui permet à l'utilisateur de commander le bras pour chercher un objet, nous avons pu réaliser la partie autonome du scénario, en s'appuyant sur la détection de la P300 par la méthode Peak-Picking, qui consiste à la planification du mouvement du bras jusqu'à l'atteinte de l'objet. Des résultats encourageants ont été obtenus.

Plusieurs lignes directives peuvent être envisagées pour la poursuite de notre travail. Tout d'abord, l'amélioration du traitement des signaux EEG pour une conception d'ICM plus fiable et plus robuste. En fait, l'amélioration de la résolution spatiale des signaux EEG pourrait jouer un rôle important pour mettre en évidence l'imagerie motrice dans le signal EEG. Cette amélioration pourrait être envisagée par l'application de nouvelles méthodes de filtrage spatiale plus avancées. Dans nos travaux, nous avons opté une méthode classique de filtrage spatial puisque tous nos enregistrements ont été effectués avec seulement deux canaux. En augmentant le nombre de canaux et en proposant de nouvelles méthodes de filtrage spatial pour l'analyse de ces signaux cérébraux, nous espérons donc avoir œuvré dans ce but afin de discriminer entre les imageries motrices effectuées par les sujets. Ensuite, les sessions d'enregistrement des mouvements imaginés ont été effectuées et validées sur uniquement 5 sujets vu la complexité de l'imagination de ces mouvements et la non disponibilité des sujets. Cela suppose cependant d'avoir un jeu de données complet et par la suite appliquer la méthode d'extraction de caractéristiques proposée et quantifier la performance des classificateurs par des méthodes statistiques.

En outre, nous pensons qu'une méthode hybride HMM et SVM pourrait améliorer significativement les résultats de classification. En effet, la méthode HMM permet de prendre en compte le contexte temporel tandis que la méthode SVM permet une meilleure discrimination entre les différentes classes.

De plus l'étude que nous avons fait concernant le calcul de la distance entre le bras et l'objet peut être amélioré en utilisant deux caméras afin d'avoir une vue de 360° et ainsi avoir la distance exacte. L'ajout de capteurs de distances améliorera sûrement la planification de la trajectoire du robot surtout en cas de présence d'obstacles dans l'environnement.

Enfin, le domaine des ICM présente encore des limites et des difficultés dues à la complexité du traitement de l'activité cérébrale. Dès lors, les méthodes non invasives ne cessent de laisser envisager de nouvelles applications afin de redonner aux personnes handicapées une certaine autonomie dans leur vie. De nouvelles méthodes invasives par exemple ECoG avec une durée de vie maximale sont envisagées directement dans le cortex moteur du sujet. Les défis soulevés par de telles approches seront forcément plus fiables en termes de diminution du temps d'apprentissage et de reconnaissance exacte des tâches mentales effectuées par le sujet.

Références :

- [1] H. Berger, “Über das Elektrenkephalogramm des Menschen,” *Arch. Psychiatr. Nervenkr.*, vol. 87, no. 1, pp. 527–570, Dec. 1929.
- [2] M. Clynes and N. Kline, “Cyborgs and Space (Clynes & Kline),” *Astronautics*, 1960. .
- [3] J. J. Vidal, “Toward direct brain-computer communication.,” *Annu. Rev. Biophys. Bioeng.*, vol. 2, pp. 157–80, Jan. 1973.
- [4] R. Ron Angevín, A. Reyes Lecuona, and A. Díaz Estrella, “The Use of Virtual Reality to Improve BCI Training Techniques,” *Biomedizinische Tech.*, vol. 49, no. 1, pp. 79–80, 2004.
- [5] Ron-Angevin, A. Estrella, and A. Reyes-Lecuona, “Development of a brain-computer interface (BCI) based on virtual reality to improve training techniques,” *Appl. Technol. Med. Neurosci.*, 2005.
- [6] C. Guger, W. Harkam, C. Hertnaes, and G. Pfurtscheller, “Prosthetic Control by an EEG-based Brain- Computer Interface (BCI),” in *AAATE 5th European Conference for the Advancement of Assistive Technology*, 1999, pp. 2–7.
- [7] A. K?bler *et al.*, “The thought translation device: a neurophysiological approach to communication in total motor paralysis,” *Exp. Brain Res.*, vol. 124, no. 2, pp. 223–232, Jan. 1999.
- [8] G. Fritsch and E. Hitzig, *Ueber die elektrische Erregbarkeit des Grosshirns*. Leipzig: Veit, 1870.
- [9] M. Strotzer, “One Century of Brain Mapping Using Brodmann Areas*,” *Clin. Neuroradiol.*, vol. 19, no. 3, pp. 179–186, Aug. 2009.
- [10] M. Loukas, C. Pennell, C. Groat, R. S. Tubbs, and A. A. Cohen-Gadol, “Korbinian Brodmann (1868–1918) and His Contributions to Mapping the Cerebral Cortex,” *Neurosurgery*, vol. 68, no. 1, pp. 6–11, Jan. 2011.
- [11] L. Garey, “Korbinian Brodmann (1868-1918),” *IBRO Hist. Neurosci.*, 2002.
- [12] K. Brodmann and L. Garey, *Brodmann’s Localisation in the cerebral cortex*. Imperial College Press, 1999.
- [13] B. Kolb and I. Q. Whishaw, *Cerveau et comportement*. De Boeck, 2008.
- [14] J. R. Wolpaw, N. Birbaumer, D. J. Mcfarland, G. Pfurtscheller, and T. M. Vaughan, “Brain–computer interfaces for communication and control,” *Clin. Neurophysiol.*, vol. 113, pp. 767–791, 2002.
- [15] D. J. McFarland and J. R. Wolpaw, “Brain-computer interfaces for communication and control,” *Commun. ACM*, vol. 54, no. 5, p. 60, May 2011.
- [16] J. R. Wolpaw *et al.*, “BCI Meeting 2005--workshop on signals and recording methods.,” *IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng.*, vol. 14, no. 2, pp. 138–41, Jun. 2006.
- [17] J. Mellinger *et al.*, “An MEG-based brain-computer interface (BCI).,” *Neuroimage*, vol. 36, no. 3, pp. 581–93, Jul. 2007.
- [18] M. Besserve, K. Jerbi, F. Laurent, S. Baillet, J. Martinerie, and L. Garnero, “Classification methods for ongoing EEG and MEG signals.,” *Biol. Res.*, vol. 40, no. 4, pp. 415–37, 2007.

- [19] N. Weiskopf *et al.*, “Principles of a Brain-Computer Interface (BCI) Based on Real-Time Functional Magnetic Resonance Imaging (fMRI),” *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 51, no. 6, pp. 966–970, Jun. 2004.
- [20] S. M. Coyle, T. E. Ward, and C. M. Markham, “Brain-computer interface using a simplified functional near-infrared spectroscopy system,” *J. Neural Eng.*, vol. 4, no. 3, pp. 219–226, Sep. 2007.
- [21] E. C. Leuthardt, K. J. Miller, G. Schalk, R. P. N. Rao, and J. G. Ojemann, “Electrocorticography-Based Brain Computer Interface?The Seattle Experience,” *IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng.*, vol. 14, no. 2, pp. 194–198, Jun. 2006.
- [22] M. A. Lebedev and M. A. L. Nicolelis, “Brain-machine interfaces: past, present and future,” *Trends Neurosci.*, vol. 29, no. 9, pp. 536–546, Sep. 2006.
- [23] F. H. Lopes da Silva and E. Niedermeyer, “Electroencephalography, Basic Principles, Clinical Applications and Related Fields,” 2005.
- [24] E. L. Reilly, *Electroencephalography : basic principles, clinical applications, and related fields, Chapter : EEG recording and operations of the apparatus*. Williams & Wilkins, 1999.
- [25] F. Popescu, S. Fazli, Y. Badoer, B. Blankertz, and K.-R. Müller, “Single Trial Classification of Motor Imagination Using 6 Dry EEG Electrodes,” *PLoS One*, vol. 2, no. 7, p. e637, Jul. 2007.
- [26] G. H. Klem, H. O. Lüders, H. H. Jasper, and C. Elger, “The ten-twenty electrode system of the International Federation. The International Federation of Clinical Neurophysiology.,” *Electroencephalogr. Clin. Neurophysiol. Suppl.*, vol. 52, pp. 3–6, 1999.
- [27] American Clinical Neurophysiology Society, “Guideline 5: Guidelines for standard electrode position nomenclature.,” *J. Clin. Neurophysiol.*, vol. 23, no. 2, pp. 107–110, Apr. 2006.
- [28] G. Pfurtscheller and C. Neuper, “Motor imagery and direct brain-computer communication,” *Proc. IEEE*, vol. 89, no. 7, pp. 1123–1134, Jul. 2001.
- [29] G. Pfurtscheller, C. Brunner, A. Schlögl, and F. H. Lopes da Silva, “Mu rhythm (de)synchronization and EEG single-trial classification of different motor imagery tasks,” *Neuroimage*, vol. 31, no. 1, pp. 153–159, 2006.
- [30] J. Bhattacharya, H. Petsche, U. Feldmann, and B. Rescher, “EEG gamma-band phase synchronization between posterior and frontal cortex during mental rotation in humans,” *Neurosci. Lett.*, vol. 311, no. 1, pp. 29–32, Sep. 2001.
- [31] D. Cohen, “Magnetoencephalography: evidence of magnetic fields produced by alpha-rhythm currents.,” *Science*, vol. 161, no. 3843, pp. 784–6, Aug. 1968.
- [32] C. C. Wood, D. Cohen, B. N. Cuffin, M. Yarita, and T. Allison, “Electrical sources in human somatosensory cortex: identification by combined magnetic and potential recordings.,” *Science*, vol. 227, no. 4690, pp. 1051–3, Mar. 1985.
- [33] J.-P. LACHAUX *et al.*, “BrainTV: a novel approach for online mapping of human brain functions,” *Biol. Res.*, vol. 40, no. 4, 2007.
- [34] N. J. Hill *et al.*, “Classifying EEG and ECoG Signals Without Subject Training for Fast BCI Implementation: Comparison of Nonparalyzed and Completely Paralyzed Subjects,” *IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng.*, vol. 14, no. 2, pp. 183–186, Jun. 2006.
- [35] R. M. Demirer, M. S. Ozerdem, and C. Bayrak, “Classification of imaginary movements in ECoG with a hybrid approach based on multi-dimensional Hilbert-SVM solution,” *J. Neurosci.*

- Methods*, vol. 178, no. 1, pp. 214–218, Mar. 2009.
- [36] E. Curran, “Learning to control brain activity: A review of the production and control of EEG components for driving brain–computer interface (BCI) systems,” *Brain Cogn.*, vol. 51, no. 3, pp. 326–336, Apr. 2003.
- [37] K. H. Chiappa and A. H. Ropper, “Evoked Potentials in Clinical Medicine,” *N. Engl. J. Med.*, vol. 306, no. 19, pp. 1140–1150, May 1982.
- [38] C. Wasterlain, “Introduction to EEG and evoked potentials. Charles M. Epstein and Mary R. Andriola, J.B. Lippincott Co., Philadelphia, 287 pp, \$22.50,” *J. Neurosci. Res.*, vol. 15, no. 2, pp. 274–274, 1986.
- [39] T. Allison, A. Puce, D. D. Spencer, and G. McCarthy, “Electrophysiological studies of human face perception. I: Potentials generated in occipitotemporal cortex by face and non-face stimuli,” *Cereb. Cortex*, vol. 9, no. 5, pp. 415–30.
- [40] Y. Mouchetant-Rostaing, “Bases neurophysiologiques des processus impliqués dans le traitement visuel des stimuli à forte connotation psychosociale chez l’homme (visage et mots),” <http://www.theses.fr>, Jan. 2001.
- [41] L. A. Farwell and E. Donchin, “Talking off the top of your head: toward a mental prosthesis utilizing event-related brain potentials,” *Electroencephalogr. Clin. Neurophysiol.*, vol. 70, no. 6, pp. 510–523, Dec. 1988.
- [42] B. Rivet and A. Souloumiac, “Subspace estimation approach to P300 detection and application to Brain-Computer Interface,” in *2007 29th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, 2007, vol. 2007, pp. 5071–5074.
- [43] D. J. Krusienski *et al.*, “A comparison of classification techniques for the P300 Speller,” *J. Neural Eng.*, vol. 3, no. 4, pp. 299–305, Dec. 2006.
- [44] E. W. Sellers and E. Donchin, “A P300-based brain?computer interface: Initial tests by ALS patients,” *Clin. Neurophysiol.*, vol. 117, no. 3, pp. 538–548, Mar. 2006.
- [45] F. Piccione *et al.*, “P300-based brain computer interface: Reliability and performance in healthy and paralysed participants,” *Clin. Neurophysiol.*, vol. 117, no. 3, pp. 531–537, Mar. 2006.
- [46] G. Pfurtscheller *et al.*, “Graz-BCI: state of the art and clinical applications,” *IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng.*, vol. 11, no. 2, pp. 1–4, Jun. 2003.
- [47] G. Pfurtscheller, C. Neuper, D. Flotzinger, and M. Pregenzer, “EEG-based discrimination between imagination of right and left hand movement,” *Electroencephalogr. Clin. Neurophysiol.*, vol. 103, no. 6, pp. 642–651, 1997.
- [48] G. Pfurtscheller, C. Neuper, A. Schlogl, and K. Lugger, “Separability of EEG signals recorded during right and left motor imagery using adaptive autoregressive parameters,” *IEEE Trans. Rehabil. Eng.*, vol. 6, no. 3, pp. 316–325, 1998.
- [49] G. Pfurtscheller and F. H. Lopes da Silva, “Event-related EEG/MEG synchronization and desynchronization: basic principles,” *Clin. Neurophysiol.*, vol. 110, no. 11, pp. 1842–1857, Nov. 1999.
- [50] R. Scherer, G. R. Muller, C. Neuper, B. Graimann, and G. Pfurtscheller, “An Asynchronously Controlled EEG-Based Virtual Keyboard: Improvement of the Spelling Rate,” *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 51, no. 6, pp. 979–984, Jun. 2004.
- [51] G. Pfurtscheller, B. Graimann, C. Neuper, G. Pfurtscheller, B. Graimann, and C. Neuper, “EEG-

- Based Brain-Computer Interface System,” in *Wiley Encyclopedia of Biomedical Engineering*, Hoboken, NJ, USA: John Wiley & Sons, Inc., 2006.
- [52] B. Blankertz, G. Dornhege, M. Krauledat, K.-R. Müller, and G. Curio, “The non-invasive Berlin Brain-Computer Interface: Fast acquisition of effective performance in untrained subjects,” *Neuroimage*, vol. 37, no. 2, pp. 539–550, Aug. 2007.
- [53] B. Blankertz *et al.*, “THE BERLIN BRAIN-COMPUTER INTERFACE PRESENTS THE NOVEL MENTAL TYPEWRITER HEX-O-SPELL.”
- [54] G. Pfurtscheller *et al.*, “Current trends in Graz brain-computer interface (BCI) research,” *IEEE Trans. Rehabil. Eng.*, vol. 8, no. 2, pp. 216–219, Jun. 2000.
- [55] J. R. Wolpaw and D. J. McFarland, “Control of a two-dimensional movement signal by a noninvasive brain-computer interface in humans,” *Proc. Natl. Acad. Sci. U. S. A.*, vol. 101, no. 51, pp. 17849–54, Dec. 2004.
- [56] J. R. Wolpaw, D. J. McFarland, G. W. Neat, and C. A. Forneris, “An EEG-based brain-computer interface for cursor control,” *Electroencephalogr. Clin. Neurophysiol.*, vol. 78, no. 3, pp. 252–259, Mar. 1991.
- [57] T. M. Vaughan *et al.*, “The Wadsworth BCI Research and Development Program: At Home With BCI,” *IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng.*, vol. 14, no. 2, pp. 229–233, Jun. 2006.
- [58] J. R. Wolpaw, “Brain-computer interfaces as new brain output pathways,” *J. Physiol.*, vol. 579, no. 3, pp. 613–619, Mar. 2007.
- [59] S. G. Mason and G. E. Birch, “A general framework for brain-computer interface design,” *IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng.*, vol. 11, no. 1, pp. 70–85, Mar. 2003.
- [60] A. Bashashati, M. Fatourehchi, R. K. Ward, and G. E. Birch, “A survey of signal processing algorithms in brain-computer interfaces based on electrical brain signals,” *J. Neural Eng.*, vol. 4, no. 2, pp. R32–57, 2007.
- [61] F. Lotte, M. Congedo, A. Lécuyer, F. Lamarche, and B. Arnaldi, “A review of classification algorithms for EEG-based brain-computer interfaces,” *J. Neural Eng.*, vol. 4, no. 2, pp. R1–R13, 2007.
- [62] A. Kübler, V. K. Mushahwar, L. R. Hochberg, and J. P. Donoghue, “BCI Meeting 2005--workshop on clinical issues and applications,” *IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng.*, vol. 14, no. 2, pp. 131–4, 2006.
- [63] J. Kalcher, D. Flotzinger, C. Neuper, S. Gilly, and G. Pfurtscheller, “Graz brain-computer interface II: towards communication between humans and computers based on online classification of three different EEG patterns,” *Med. Biol. Eng. Comput.*, vol. 34, no. 5, pp. 382–388, Sep. 1996.
- [64] S. Mason, J. Kronegg, J. Huggins, M. Fatourehchi, and A. Schlögl, “Evaluating the Performance of Self-Paced Brain-Computer Interface Technology,” 2006.
- [65] A. Bashashati, R. K. Ward, and G. E. Birch, “Towards Development of a 3-State Self-Paced Brain-Computer Interface,” *Comput. Intell. Neurosci.*, vol. 2007, pp. 1–8, 2007.
- [66] R. Scherer, A. Schloegl, F. Lee, H. Bischof, J. Jansa, and G. Pfurtscheller, “The self-paced graz brain-computer interface: methods and applications,” *Comput. Intell. Neurosci.*, vol. 2007, p. 79826, Aug. 2007.
- [67] J. del R. Millan and J. Mourino, “Asynchronous bci and local neural classifiers: an overview of

- the adaptive brain interface project,” *IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng.*, vol. 11, no. 2, pp. 159–161, Jun. 2003.
- [68] G. Pfurtscheller, C. Neuper, and N. Birbaumer, “Motor Cortex in Voluntary Movements,” 2005.
- [69] B. Z. Allison, E. W. Wolpaw, and J. R. Wolpaw, “Brain-computer interface systems: progress and prospects,” *Expert Rev. Med. Devices*, vol. 4, no. 4, pp. 463–474, Jul. 2007.
- [70] E. E. Sutter, “The brain response interface: communication through visually-induced electrical brain responses,” *J. Microcomput. Appl.*, vol. 15, no. 1, pp. 31–45, Jan. 1992.
- [71] B. Allison, B. Allison, B. Graimann, and A. Gräser, “Why Use A BCI If You Are Healthy,” *BRAINPLAY 07 BRAIN-COMPUTER INTERFACES GAMES Work. ACE (ADVANCES Comput. Entertain.* 2007.
- [72] R. Leeb and G. Pfurtscheller, “Walking through a virtual city by thought,” in *The 26th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, 2004, vol. 4, pp. 4503–4506.
- [73] K. Tanaka, K. Matsunaga, and S. Hori, “Electroencephalogram-based control of a mobile robot,” *Electr. Eng. Japan*, vol. 152, no. 3, pp. 39–46, Aug. 2005.
- [74] J. del R. Millan, F. Renkens, J. Mourino, and W. Gerstner, “Noninvasive Brain-Actuated Control of a Mobile Robot by Human EEG,” *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 51, no. 6, pp. 1026–1033, Jun. 2004.
- [75] C. J. Bell, P. Shenoy, R. Chalodhorn, and R. P. N. Rao, “An Image-based Brain-Computer Interface Using the P3 Response,” in *2007 3rd International IEEE/EMBS Conference on Neural Engineering*, 2007, pp. 318–321.
- [76] E. W. Sellers, D. J. Krusienski, D. J. McFarland, T. M. Vaughan, and J. R. Wolpaw, “A P300 event-related potential brain-computer interface (BCI): The effects of matrix size and inter stimulus interval on performance,” *Biol. Psychol.*, vol. 73, no. 3, pp. 242–252, Oct. 2006.
- [77] N. Birbaumer *et al.*, “The thought translation device (TTD) for completely paralyzed patients,” *IEEE Trans. Rehabil. Eng.*, vol. 8, no. 2, pp. 190–193, Jun. 2000.
- [78] M. Pham *et al.*, “An Auditory Brain-Computer Interface Based on the Self-Regulation of Slow Cortical Potentials,” *Neurorehabil. Neural Repair*, vol. 19, no. 3, pp. 206–218, Sep. 2005.
- [79] B. Blankertz, M. Krauledat, G. Dornhege, J. Williamson, R. Murray-Smith, and K.-R. Müller, “A Note on Brain Actuated Spelling with the Berlin Brain-Computer Interface,” in *Universal Access in Human-Computer Interaction. Ambient Interaction*, Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2007, pp. 759–768.
- [80] R. Leeb, R. Scherer, F. Lee, H. Bischof, and G. Pfurtscheller, “Navigation in Virtual Environments through Motor Imagery.”
- [81] G. Pfurtscheller *et al.*, “Walking from thought,” *Brain Res.*, vol. 1071, no. 1, pp. 145–52, Feb. 2006.
- [82] J. A. Pineda, D. S. Silverman, A. Vankov, and J. Hestenes, “Learning to control brain rhythms: making a brain-computer interface possible,” *IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng.*, vol. 11, no. 2, pp. 181–184, Jun. 2003.
- [83] E. C. Lalor *et al.*, “Steady-State VEP-Based Brain-Computer Interface Control in an Immersive 3D Gaming Environment,” *EURASIP J. Adv. Signal Process.*, vol. 2005, no. 19, pp. 3156–3164, 2005.

- [84] E. R. Miranda, A. Brouse, B. Boskamp, and H. Mullaney, "PLYMOUTH BRAIN-COMPUTER MUSIC INTERFACE PROJECT: INTELLIGENT ASSISTIVE TECHNOLOGY FOR MUSIC-MAKING."
- [85] D. S. Tan and A. Nijholt, *Brain-computer interfaces : applying our minds to human-computer interaction*. Springer, 2010.
- [86] S. W. Smith, *The scientist and engineer's guide to digital signal processing*. California Technical Pub, 1997.
- [87] G. Dornhege, B. Blankertz, M. Krauledat, F. Losch, G. Curio, and K.-R. Muller, "Combined Optimization of Spatial and Temporal Filters for Improving Brain-Computer Interfacing," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 53, no. 11, pp. 2274–2281, Nov. 2006.
- [88] C. Gouy-Pailler *et al.*, "Topographical Dynamics of Brain Connections for the Design of Asynchronous Brain-Computer Interfaces," in *2007 29th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, 2007, vol. 2007, pp. 2520–2523.
- [89] P. Martinez, H. Bakardjian, and A. Cichocki, "Fully online multicommand brain-computer interface with visual neurofeedback using SSVEP paradigm," *Comput. Intell. Neurosci.*, vol. 2007, p. 94561, 2007.
- [90] G. Dornhege, B. Blankertz, G. Curio, and K.-R. Muller, "Boosting Bit Rates in Noninvasive EEG Single-Trial Classifications by Feature Combination and Multiclass Paradigms," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 51, no. 6, pp. 993–1002, Jun. 2004.
- [91] D. J. McFarland, L. M. McCane, S. V. David, and J. R. Wolpaw, "Spatial filter selection for EEG-based communication," *Electroencephalogr. Clin. Neurophysiol.*, vol. 103, no. 3, pp. 386–394, Sep. 1997.
- [92] A. Hyv?rinen and E. Oja, "Independent component analysis: algorithms and applications," *Neural Networks*, vol. 13, no. 4–5, pp. 411–430, Jun. 2000.
- [93] R. Vig?rio, J. S?rel? , V. Jousm?ki, M. H?m?l?inen, and E. Oja, "Independent Component Approach to the Analysis of EEG and MEG Recordings," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 47, no. 5, 2000.
- [94] T.-P. Jung *et al.*, "Removing electroencephalographic artifacts: comparison between ICA and PCA," in *Neural Networks for Signal Processing VIII. Proceedings of the 1998 IEEE Signal Processing Society Workshop (Cat. No.98TH8378)*, pp. 63–72.
- [95] C. Brunner, M. Naeem, R. Leeb, B. Graimann, and G. Pfurtscheller, "Spatial filtering and selection of optimized components in four class motor imagery EEG data using independent components analysis," *Pattern Recognit. Lett.*, vol. 28, no. 8, pp. 957–964, Jun. 2007.
- [96] G. R. Muller-Putz, R. Scherer, C. Neuper, and G. Pfurtscheller, "Steady-State Somatosensory Evoked Potentials: Suitable Brain Signals for Brain-Computer Interfaces?," *IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng.*, vol. 14, no. 1, pp. 30–37, Mar. 2006.
- [97] J. M?ller-Gerking, G. Pfurtscheller, and H. Flyvbjerg, "Designing optimal spatial filters for single-trial EEG classification in a movement task," *Clin. Neurophysiol.*, vol. 110, no. 5, pp. 787–798, May 1999.
- [98] T. Al-ani and D. Tr, "Signal Processing and Classification Approaches for Brain-Computer Interface," in *Intelligent and Biosensors*, InTech, 2010.
- [99] C. Guger, H. Ramoser, and G. Pfurtscheller, "Real-time EEG analysis with subject-specific spatial patterns for a brain-computer interface (BCI).," *IEEE Trans. Rehabil. Eng.*, vol. 8, no. 4,

pp. 447–56, Dec. 2000.

- [100] F. Lotte and Cuntai Guan, “Regularizing Common Spatial Patterns to Improve BCI Designs: Unified Theory and New Algorithms,” *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 58, no. 2, pp. 355–362, Feb. 2011.
- [101] U. Hoffmann, J.-M. Vesin, T. Ebrahimi, and K. Diserens, “An efficient P300-based brain computer interface for disabled subjects,” *J. Neurosci. Methods*, vol. 167, no. 1, pp. 115–125, Jan. 2008.
- [102] A. Schloegl, K. Lugger, and G. Pfurtscheller, “Using adaptive autoregressive parameters for a brain-computer-interface experiment,” in *Proceedings of the 19th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. “Magnificent Milestones and Emerging Opportunities in Medical Engineering” (Cat. No.97CH36136)*, vol. 4, pp. 1533–1535.
- [103] B. Hjorth, “EEG analysis based on time domain properties,” *Electroencephalogr. Clin. Neurophysiol.*, vol. 29, no. 3, pp. 306–310, Sep. 1970.
- [104] B. Obermaier, C. Guger, C. Neuper, and G. Pfurtscheller, “Hidden Markov models for online classification of single trial EEG data,” *Pattern Recognit. Lett.*, vol. 22, no. 12, pp. 1299–1309, Oct. 2001.
- [105] B. H. Jansen, J. R. Bourne, and J. W. Ward, “Autoregressive Estimation of Short Segment Spectra for Computerized EEG Analysis,” *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. BME-28, no. 9, pp. 630–638, Sep. 1981.
- [106] D. Trad, T. Al-ani, E. Monacelli, and M. Jemni, “Nonlinear and nonstationary framework for feature extraction and classification of motor imagery,” in *2011 IEEE International Conference on Rehabilitation Robotics*, 2011, pp. 1–6.
- [107] D. J. McFarland, A. T. Lefkowitz, and J. R. Wolpaw, “Design and operation of an EEG-based brain-computer interface with digital signal processing technology,” *Behav. Res. Methods, Instruments, Comput.*, vol. 29, no. 3, pp. 337–345, Sep. 1997.
- [108] D. Trad, T. Al-ani, E. Monacelli, M. Jemni, and S. Delaplace, “Feature extraction based on empirical mode decomposition and band power approaches for motor imagery tasks classification,” *IADIS Int. Conf. Interfaces Hum. Comput. Interact.*, no. July, 2011.
- [109] R. Palaniappan, “Brain Computer Interface Design Using Band Powers Extracted During Mental Tasks,” in *Conference Proceedings. 2nd International IEEE EMBS Conference on Neural Engineering, 2005.*, pp. 321–324.
- [110] R. Lyons, “The sliding DFT,” *IEEE Signal Process. Mag.*, vol. 20, no. 2, pp. 74–80, Mar. 2003.
- [111] A. Grossmann and J. Morlet, “Decomposition of Hardy Functions into Square Integrable Wavelets of Constant Shape,” *SIAM J. Math. Anal.*, vol. 15, no. 4, pp. 723–736, Jul. 1984.
- [112] P. S. Addison, “The Illustrated Wavelet Transform Handbook: Introductory Theory and Applications in Science, Engineering, Medicine and Finance,” *CRC Press Book*, 2002. .
- [113] S. Mallat, “A Wavelet Tour of Signal Processing, Third Edition: The Sparse Way. 3rd Edition,” *Academic Press*, 2008. .
- [114] N. E. Huang *et al.*, “The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis,” *Proc. R. Soc. A Math. Phys. Eng. Sci.*, vol. 454, no. 1971, pp. 903–995, 1998.

- [115] I. T. Jolliffe, *Principal component analysis*. .
- [116] Hyekyung Lee and Seungjin Choi, "PCA+HMM+SVM for EEG pattern classification," in *Seventh International Symposium on Signal Processing and Its Applications, 2003. Proceedings.*, 2003, pp. 541–544 vol.1.
- [117] S. Tayeb, A. Mahmoudi, F. Regragui, and M. M. Himmi, "Efficient detection of P300 using Kernel PCA and support vector machine," in *2014 Second World Conference on Complex Systems (WCCS)*, 2014, pp. 17–22.
- [118] P. Herman, G. Prasad, and T. M. McGinnity, "Investigation of the Type-2 Fuzzy Logic Approach to Classification in an EEG-based Brain-Computer Interface," in *2005 IEEE Engineering in Medicine and Biology 27th Annual Conference*, 2005, vol. 5, pp. 5354–5357.
- [119] A. Ahmadi, R. Jafari, and J. Hart, "Light-weight single trial EEG signal processing algorithms: Computational profiling for low power design," in *2011 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, 2011, vol. 2011, pp. 4426–4430.
- [120] R. O. Duda, P. E. (Peter E. Hart, and D. G. Stork, *Pattern classification*. Wiley, 2001.
- [121] W.-Y. Hsu, "EEG-based motor imagery classification using enhanced active segment selection and adaptive classifier," *Comput. Biol. Med.*, vol. 41, no. 8, pp. 633–639, Aug. 2011.
- [122] K. Lugger, D. Flotzinger, A. Schlögl, M. Pregenzer, and G. Pfurtscheller, "Feature extraction for on-line EEG classification using principal components and linear discriminants," *Med. Biol. Eng. Comput.*, vol. 36, no. 3, pp. 309–314, May 1998.
- [123] V. Bostanov, "BCI Competition 2003—Data Sets Ib and Iib: Feature Extraction From Event-Related Brain Potentials With the Continuous Wavelet Transform and the α -Value Scalogram," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 51, no. 6, pp. 1057–1061, Jun. 2004.
- [124] D. Garrett, D. A. Peterson, C. W. Anderson, and M. H. Thaut, "Comparison of linear, nonlinear, and feature selection methods for eeg signal classification," *IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng.*, vol. 11, no. 2, pp. 141–144, Jun. 2003.
- [125] M. H., A. Samaha, and K. AlKamha, "Automated Classification of L/R Hand Movement EEG Signals using Advanced Feature Extraction and Machine Learning," *Int. J. Adv. Comput. Sci. Appl.*, vol. 4, no. 6, p. 6, Dec. 2013.
- [126] Fei Wang, Kijun Kim, Shiguang Wen, Yuzhong Zhang, and Chengdong Wu, "EEG based automatic left-right hand movement classification," in *2012 24th Chinese Control and Decision Conference (CCDC)*, 2012, pp. 1469–1472.
- [127] M. Thulasidas, C. Guan, and J. Wu, "Robust Classification of EEG Signal for Brain-Computer Interface," *IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng.*, vol. 14, no. 1, pp. 24–29, Mar. 2006.
- [128] A. Rakotomamonjy, V. Guigue, G. Mallet, and V. Alvarado, "Ensemble of SVMs for Improving Brain Computer Interface P300 Speller Performances," Springer, Berlin, Heidelberg, 2005, pp. 45–50.
- [129] R. Sitaram *et al.*, "Temporal classification of multichannel near-infrared spectroscopy signals of motor imagery for developing a brain-computer interface," *Neuroimage*, vol. 34, no. 4, pp. 1416–1427, Feb. 2007.
- [130] S.-M. Zhou, J. Q. Gan, and F. Sepulveda, "Classifying mental tasks based on features of higher-order statistics from EEG signals in brain-computer interface," *Inf. Sci. (Ny)*, vol. 178, no. 6, pp. 1629–1640, Mar. 2008.

- [131] L. R. Rabiner, "A tutorial on hidden Markov models and selected applications in speech recognition," *Proc. IEEE*, vol. 77, no. 2, pp. 257–286, 1989.
- [132] T. Yan, J. Tang, G. Andong, and W. Wang, "Classifying EEG Signals Based HMM-AR," in *2008 2nd International Conference on Bioinformatics and Biomedical Engineering*, 2008, pp. 2111–2114.
- [133] S. Dharmasena, K. Lalitharathne, K. Dissanayake, A. Sampath, and A. Pasqual, "Online classification of imagined hand movement using a consumer grade EEG device," in *2013 IEEE 8th International Conference on Industrial and Information Systems*, 2013, pp. 537–541.
- [134] R. Bousseta, S. Tayeb, I. El Ouakouak, M. Gharbi, F. Regragui, and M. M. Himmi, "EEG efficient classification of imagined right and left hand movement using RBF kernel SVM and the joint CWT_PCA," *AI Soc.*, Jul. 2017.
- [135] C.-C. Chang and C.-J. Lin, "LIBSVM," *ACM Trans. Intell. Syst. Technol.*, vol. 2, no. 3, pp. 1–27, 2011.
- [136] R. Bousseta, I. El Ouakouak, M. Gharbi, and F. Regragui, "EEG Based Brain Computer Interface for Controlling a Robot Arm Movement Through Thought," *IRBM*, Feb. 2018.
- [137] E. Hortal *et al.*, "SVM-based Brain–Machine Interface for controlling a robot arm through four mental tasks," *Neurocomputing*, vol. 151, pp. 116–121, 2015.
- [138] G. S. Khorshidi, a L. I. M. Nasrabadi, and M. R. H. Golpayegani, "Modifying the classic peak picking technique using a fuzzy multi agent for an accurate p300 detection," *New Dimens. Fuzzy Log. Relat. Technol.*, no. May 2014, pp. 2–6, 2007.

Annexes:

Annexe 1 :

Author's personal copy

AI & Soc
DOI 10.1007/s00146-017-0749-9



STUDENT FORUM

EEG efficient classification of imagined right and left hand movement using RBF kernel SVM and the joint CWT_PCA

Rihab Bousseta¹ · Salma Tayeb¹ · Issam El Ouakouak¹ · Mourad Gharbi¹ · Fakhita Regragui¹ · Majid Mohamed Himmi¹

Received: 23 May 2017 / Accepted: 20 July 2017
© Springer-Verlag London Ltd. 2017

Abstract Brain–machine interfaces are systems that allow the control of a device such as a robot arm through a person’s brain activity; such devices can be used by disabled persons to enhance their life and improve their independence. This paper is an extended version of a work that aims at discriminating between left and right imagined hand movements using a support vector machine (SVM) classifier to control a robot arm in order to help a person to find an object in the environment. The main focus here is to search for the best features that describe efficiently the electroencephalogram data during such imagined gestures by comparing two feature extraction methods, namely the continuous wavelet transform (CWT) and the empirical modal decomposition (EMD), combined with the principal component analysis (PCA) that were fed through a linear and radial basis function (RBF) kernel SVM classifier. The experimental results showed high performance achieving an average accuracy across all the subjects of 92.75% with an RBF kernel SVM classifier using CWT and PCA compared to 80.25% accuracy obtained with EMD and PCA. The proposed system has been implemented and tested using data collected from five male subjects and it

enabled the control of the robot arm in the right and the left direction.

Keywords Brain–machine interface · EEG · Continuous wavelet transform · Principal component analysis · Support vector machine

1 Introduction

People with motor disabilities face various difficulties in their daily lives. A person who suffers from cerebrovascular accident (CVA) cannot be able to handle the simplest daily routine actions such as taking his medicine that person will always need assistance and help to move on with his normal life. Those important gestures seem normal and very simple for healthy people, but they are difficult and sometimes impossible for the paralyzed ones. That was the main reason why we decided to come up with this contribution.

Since the appearance of the first experiments of the electroencephalogram (EEG) on humans by Berger (1929), the idea of brain activity that can be used as a communication channel has rapidly emerged to allow paralyzed people to pass from dependency to independency.

Moreover since 1960, researchers (Clynes and Kline 1960) introduced the term cyborg 1 in a scientific work, and the idea is to control an electronic system using brain activity. It was then in 1973 that the researchers (Vidal 1973) tested the first real experimentation on humans. The latter had an electronic control system via brain activity as measured by EEG.

In reality, what was once a science fiction field became a reality with the brain machine interface (BMI). This approach became possible by the use of a set of

✉ Rihab Bousseta
rihab.bousseta@gmail.com

Salma Tayeb
net.salma@gmail.com

Issam El Ouakouak
issamglobe@gmail.com

Mourad Gharbi
mourad.gharbi@gmail.com

¹ LIMIARF, Faculty of Sciences-Rabat, University Mohammed-V, Rabat, Morocco

Annexe 2 :

ELSEVIER
MASSON

Disponible en ligne sur

ScienceDirect
www.sciencedirect.com

IRBM 39 (2018) 129–135

Elsevier Masson France

EM|consulte
www.em-consulte.com

IRBM

Original Article

EEG Based Brain Computer Interface for Controlling a Robot Arm Movement Through Thought

R. Bousseta *, I. El Ouakouak, M. Gharbi, F. Regragui

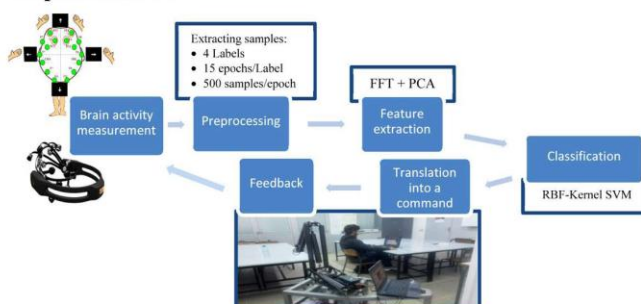
LIMIARF-OSSP (Laboratoire d'informatique, Mathématiques appliquées, intelligence artificielle et reconnaissance de formes), Department of Physics, Faculty of Sciences Rabat, Mohammed V University, Rabat, Morocco

Received 12 May 2017; received in revised form 7 February 2018; accepted 7 February 2018
Available online 14 February 2018

Highlights

- The use of Brain Computer Interface to help a handicapped user to find an object.
- Use of electroencephalogram based on four mental tasks to control the robot arm.
- The system enabled the control of the robot achieving an averaged accuracy of 85.45%.

Graphical abstract



Abstract

Background: The Brain Computer Interfaces (BCI) are devices allowing direct communication between the brain of a user and a machine. This technology can be used by disabled people in order to improve their independence and maximize their capabilities such as finding an object in the environment. Such devices can be realized by the non-invasive measurement of information from the cortex by electroencephalography (EEG).

Methods: Our work proposes a novel BCI system that consists of controlling a robot arm based on the user's thought. Four subjects (1 female and 3 males) aged between 20 and 29 years have participated to our experiment. They have been instructed to imagine the execution of movements of the right hand, the left hand, both right and left hands or the movement of the feet depending on the protocol established.

EMOTIV EPOC headset was used to record neuronal electrical activities from the subject's scalp, these activities were then sent to the computer for analysis. Feature extraction was performed using the Principal Component Analysis (PCA) method combined with the Fast Fourier transform (FFT) spectrum within the frequency band responsible for sensorimotor rhythms (8 Hz–22 Hz).

These features were then fed into a Support Vector Machine (SVM) classifier based on a Radial Base Function (RBF) whose outputs were translated into commands to control the robot arm.

Results: The proposed BCI enabled the control of the robot arm in the four directions: right, left, up and down, achieving an averaged accuracy of 85.45% across all the subjects.

Conclusion: The results obtained would encourage, with further developments, the use of the proposed BCI to perform more complex tasks such as execution of successive movements or stopping the execution once a searched object is detected. This would provide a useful assistance means for people with motor impairment.

* Corresponding author.

E-mail address: rihab.bousseta@gmail.com (R. Bousseta).

Annexe 3 :



Résumé

Les Interfaces Cerveau Machine (ICM) sont des dispositifs permettant une communication directe entre le cerveau d'un utilisateur et une machine. Cette technologie peut apporter de l'aide à des personnes handicapées en améliorant leur indépendance et maximisant leurs capacités. L'objectif de notre thèse est de concevoir une ICM de type indirect, synchrone et indépendant qui consiste à contrôler un bras robotique basée sur la pensée de l'utilisateur afin d'arriver à un objet voulu.

Cinq sujets (1 femme et 4 hommes) âgés de 20 à 29 ans ont participé à nos expériences. Le casque du système EMOTIV EPOC a été utilisé pour enregistrer les activités électriques neuronales du sujet en se basant sur l'Electroencéphalographie (EEG).

Selon le scénario établi, l'ICM proposé a permis le contrôle du bras robotique dans les directions: droite, gauche, haut et bas, en atteignant une précision moyenne de classification de 85,45%.

Les résultats obtenus par le système proposé encourageraient, avec des développements ultérieurs, son utilisation pour contrôler le bras du robot en effectuant des tâches plus complexes telles que l'exécution de mouvements successifs.

Abstract

Brain Computer Interfaces (BCI) are devices that allow direct communication between a user's brain and a machine. This technology can help people with disabilities by improving their independence and maximizing their abilities.

The aim of our thesis is to design an indirect, synchronous and independent type of ICM which consists in controlling a robotic arm based on the user's thought in order to achieve a desired object. Five subjects (1 female and 4 men) aged between 20 to 29 participated in our experiments. The EMOTIV EPOC system headset was used to record the subject's neuronal electrical activity based on the Electroencephalography (EEG).

According to the established scenario, the proposed ICM allowed the control of the robotic arm in the right, left, up and down directions, achieving an averaged accuracy of 85.45%.

The results obtained by the proposed system would encourage, with later developments, its use to control the robot arm by performing more complex tasks such as executing successive movements.

Mots-clefs : Interface Cerveau-Machine, Electroencéphalographie, Emotiv Epoc headset, Bras Robotique, Transformé de Fourier Rapide, Support Vector Machine.

Année Universitaire : 2017/2018

