



REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE

UNIVERSITE IBN KHALDOUN - TIARET

MEMOIRE

Présenté à :

FACULTÉ MATHÉMATIQUES ET INFORMATIQUE
DÉPARTEMENT D'INFORMATIQUE

Pour l'obtention du diplôme de :

MASTER

Spécialité : Génie Informatique

Par :

GUENADZA Salahddine
SAFA Nasreddine

Sur le thème

Conception d'un système de traitement du signal électroencéphalographique pour les systèmes d'interface cerveau-machine utilisant un casque EEG abordable

Soutenu publiquement le 13 / 10/ 2021 à Tiaret devant le jury composé de :

Mr MEGHAZI Hadj Madani	MAA	Université Tiaret	Président
Mr DAOUD Bachir	MAA	Université Tiaret	Co- Encadreur
Mr CHENINE Abdelkader	MAA	Université Tiaret	Examineur
Mlle AMMAR Sabrina	MCB	Centre Universitaire Aflou	Encadreur

2020-2021

REMERCIEMENTS

*Avant tout, nous remercions (**ALLAH**) le tout puissant, le miséricordieux, de nous avoir donné le courage, la force, la santé et la persistance et de nous avoir permis de finaliser ce travail,*

*Le travail présenté dans ce mémoire a été réalisé au sein du laboratoire
Mathématique et Informatique (LIM),*

*On commence par exprimer notre profonde reconnaissance et nos vifs remerciements à notre encadreur **Dr. AMMAR Sabrina** qui nous a honorées en acceptant de diriger ce travail, on l'a remercié également pour ses encouragements et ses précieux conseils,*

*Nos chaleureux remerciements vont à Monsieur **MEGHAZI Hadj Madani** et Monsieur **CHENINE Abdelkader** pour l'honneur d'accepter à examiner ce mémoire,*

*Sans oublier d'adresser nos remerciements aux **Dr. BAY Mehamed** et le Co-encadreur **Monsieur DAOUD Bachir**,*

*Nous tenons à remercier **Pr. SENOUCI Abdelkader** le chef de labo et **Dr. BELARBI Mostfa** le chef d'équipe pour le chaleureux accueil au sein du laboratoire Mathématique et Informatique, les moyens nécessaires fournis et pour leurs précieux conseils pour le bon déroulement de notre travail.*

Nos vifs remerciements aux enseignants de la Faculté de Mathématique et Informatique et aux staffs admiratifs.

Enfin, nous tenons également à remercier toutes les personnes qui ont participé de près ou de loin à la réalisation de ce travail.

Dédicace

En guise de reconnaissance envers mon DIEU

LE Tout puissant.

Je dédie ce modeste travail à mes chers

Parents,

*Nos Mères Bakhta et Fatma zohra et nos pères Lakhel et Said pour
leurs Sacrifices et leur soutien tout au long de mes études.*

A nos sœurs et nos frères.

A toute la famille Safa et Guenadza

*A nos amis que nous vécûmes avec eux des beaux Moments au cours
de notre parcours.*

A nos amis et nos collègues de la promotion génie informatique.

Table des matières

Dédicace	3
Liste des abréviations	9
Résumé	10
Introduction Générale	13
Chapitre 1: Electroencéphalographique EEG	17
1.1 Introduction	17
1.2 Structure du cerveau	17
1.3 Neurone	19
1.3.1 Structure des neurones	19
1.3.2 Fonctionnement des neurones	19
1.4 Les techniques d'enregistrement d'activité cérébrale	21
1.4.1 Technique invasive.....	21
1.4.1.1 ICM invasive :	21
1.4.1.2 ICM partiellement invasive :	22
1.4.2 Techniques non invasives	23
1.4.2.1 Imagerie par résonance magnétique fonctionnelle	23
1.4.2.2 Magnétoencéphalographie.....	24
1.5 La technique Electroencéphalographique	25
1.5.1 Historique	25
1.5.2 Définition	26
1.5.3 Positionnement des électrodes selon le système international 10-20.....	26
1.5.4 Les perturbations	27
1.5.4.1 Les artefacts.....	28
1.5.4.2 Le bruit	29
1.5.5 Avantages et Inconvénients de l'EEG.....	29
1.6 Comparaison entre les différentes techniques de mesures	30
1.7 Conclusion.....	31
Interface Cerveau Machine ICM basées sur le signal SSVEP	32
Chapitre 2: Interface Cerveau Machine ICM basées sur le signal SSVEP	33
2.1 Introduction	33

2.2 Les Interfaces Cerveau Machine	34
2.3 Phénomènes neurophysiologiques utiles pour les ICMs	34
2.3.1 Potentiel cortical lent.....	35
2.3.2 Potentiel évoqué P300.....	36
2.3.3 L'imagination motrice.....	37
2.3.4 Réponses steady-state visuelles.....	39
2.4 Caractéristiques du signal SSVEP.....	41
2.5 Evaluation des phénomènes neurophysiologiques utilisés en ICM	43
2.6 Domaines d'application des ICMs	45
2.6.1 Exemple d'application de communication	45
2.6.2 Exemple d'application d'aide au contrôle.....	47
2.6.3 Exemple d'application d'aide à la mobilité.....	48
2.6.4 Exemple d'application : jeux vidéo.....	51
2.7 Conclusion.....	52
Chapitre 3 Comparaison entre les trois méthodes : Combinaison de l'énergie minimale, d'indice de synchronisation multivariée et l'analyse canonique de corrélation pour la détection de SSVEP	54
3.1 Introduction	54
3.2 Base de données	55
3.3 Méthodes utilisées pour la reconnaissance des fréquences SSVEP	56
3.3.1 Combinaison de l'énergie minimale	56
3.3.2 Analyse canonique de corrélation	60
3.3.3 Indice de synchronisation multi-varié.....	61
3.4. Résultats et discussions	62
3.5 Conclusion.....	67
Conclusion Générale	69
Références	71

liste des figures

Figure 1. 1 : Architecture du cerveau humain.	18
Figure 1. 2 : Quatre lobes.	18
Figure 1. 3 : Structure d'un neurone.	19
Figure 1. 4 : Fonctionnement des neurones.	20
Figure 1. 5 : Electroencéphalographie ou ECoG. Implantation d'électrodes à la surface du cortex.	22
Figure 1. 6 : Un exemple d'électrodes implantées. a : Le capteur BrainGate, posé sur un penny. b : les 100 électrodes du capteur. Elles mesurent 1 mm de long et sont espacées de 0.4 mm c : IRM du sujet, la flèche indique le lieu de l'implantation. d : Le premier participant de l'expérience Brain Gate. Il regarde l'écran et doit diriger le curseur vers la case orange.	22
Figure 1. 7 : Technique de mesure IRMF.	24
Figure 1. 8 : Technique de mesure MEG.	24
Figure 1. 9 : Premier enregistrement des signaux EEG réalisés par Hans Berger, (a) Hans Berger (1873-1941), (b) Enregistrements d'EEG réalisés par Berger et (c) Patient de Berger	25
Figure 1. 10: Vue sagittale du positionnement des électrodes selon le système international 10-20. Modifié de la figure originale par Malmivuo et al.	26
Figure 1. 11: Vue axiale du positionnement des électrodes selon le système international 10-20. Modifié de la figure originale par Malmivuo et al.	27
Figure 1. 12 : Signal EEG contaminé avec l'artefact de tremblements de visage.	28
Figure 1. 13: Méthodes EEG, MEG, IRMF et TEP.	299
Figure 2. 1: Interface Cerveau-Machine.	34
Figure 2. 2: Mesure du Potentiel cortical lent.	35
Figure 2. 3: Potentiel évoqué P300.	37
Figure 2. 4: Effet de l'imagination motrice de la main gauche et de la main droite sur les signaux EEG.	38
Figure 2. 5: Excitation des zones cérébrales appropriées par l'imagination motrice des deux mains.	39
Figure 2. 6: Spectre d'amplitude du signal SSVEP évoquée par le clignotement d'une cible à 10 Hz.	40
Figure 2. 7: Réponse SSVEP en fonction de la fréquence de stimulation.	40
Figure 2. 8: (a) Signal EEG et (b) ses caractéristiques spectrales.	43
Figure 2. 9 : Comparaison des modalités utilisées pour les approches ICMs.	44
Figure 2. 10: Matrice de caractères (6x6) utilisée dans le système "P300 Speller".	46
Figure 2.11: Exemple d'interface utilisateur d'un clavier virtuel basé sur l'imagination motrice.	46
Figure 2. 12: Exemple d'interface utilisateur d'un clavier virtuel basé sur le signal SSVEP.	47
Figure 2. 13: Exemple de contrôle de la navigation d'une chaise roulante dans une scène virtuel	49
Figure 2. 14: Interface utilisateur pour le contrôle de la navigation d'une chaise roulante à l'aide du signal SSVEP.	49

Figure 2. 15: Informations de l'entourage avec la matrice des destinations possibles.	50
Figure 2. 16: Exemple de menu de destinations.....	50
Figure 2. 17: Le caractère perd l'équilibre pendant le jeu.....	51
Figure 3. 1: Positions des canaux et des électrodes utilisés.	55
Figure 3. 2: L'interface utilisateur du speller ICM 40-cibles et Les valeurs de fréquence pour tous les caractères.....	56
Figure 3. 3: Organigramme de la méthode MEC.	57
Figure 3. 4: CCA utilisé pour l'analyse du signal SSVEP.	61
Figure 3. 5:Schéma de principe de la méthode basée sur le CCA.	61

Liste des tableaux

Tableau 1. 1: Signification des lettres utilisées dans la nomenclature des électrodes.....	27
Tableau 1. 2: Comparaison entre les différentes techniques de mesures utilisées pour les ICMs. Sources Nicolas-Alonso and Gomez Gil.....	30
Tableau 2. 2: Comparaison entre les ICMs selon le phénomène neurophysiologique utilisé...44	
Tableau 3. 1: Taux de précision détaillé pour des segments de 3 s en utilisant la fréquence principale et deux harmoniques.....	63
Tableau 3. 2: Taux de précision moyenne pour la méthode CCA en fonction des différentes longueurs de segment et fréquences utilisées (%)......	64
Tableau 3. 3: Taux de précision moyenne pour la méthode MSI en fonction des différentes longueurs de segment et fréquences utilisées (%)......	65
Tableau 3. 4: Taux de précision moyenne pour la méthode MEC en fonction des différentes longueurs de segment et fréquences utilisées (%)......	65
Tableau 3. 5: Temps de calcul moyen en ms pour des segments de 3 s	66
Tableau 3. 6: Comparaison en fonction des taux de transfert de l'information en bit par mn pour des segments de 3 s et différentes fréquences utilisées (à reformuler)	66

Liste des abréviations

CCA:	Canonical Correlation Analysis
CSP:	Common Spatial Patterns
ECoG:	Electrocorticographie
EEG:	Electroencéphalographie
EP:	Evoked Potential
ERD/ERS:	Event-Related Desynchronization / Event-Related Synchronization
FFT:	Fast Fourier Transform
ICM:	Interface Cerveau Machine
IRMf:	Imagerie par Résonance Magnétique Fonctionnelle
ITR:	Information Transfer Rate
LDA:	Linear Discriminant Analysis
MEC:	Minimum Energy Combination
MEG:	Magnétoencéphalographie
MSI:	Multivariate Synchronization Index
P300:	Potentiel évoqué P300
PCA:	Principal Component Analysis
SNR:	Signal to Noise Ratio
SSEP:	Steady State Evoqued Potential
SSVEP:	Steady-State Visual Evoked potentials
SVM :	Séparateurs à Vaste Marge ou Support Vector Machines
VEP:	Visually Evoked Potentials

Résumé

Les interfaces cerveau-machine (ICMs) exploitent les signaux cérébraux émis par le cerveau pour contrôler des appareils ainsi que des machines. L'électroencéphalographie (EEG) est la technique d'imagerie la plus adéquate à la conception des ICMs grâce à sa haute résolution temporelle. Les ICMs basées sur le signal SSVEP (Steady-State Visual Evoked Potential) sont des sujets d'étude populaires. Le SSVEP se base sur les potentiels évoqués somatosensoriels lié à l'œil (visuel). À certaines fréquences de stimulation, l'application d'un stimulus sensoriel visuel évoque une réponse électroencéphalographique, de fréquence identique à la fréquence de stimulation.

Ce projet de fin d'étude aborde les enjeux et problématiques de la réalisation d'une ICM utilisant le signal SSVEP. En particulier, nous nous intéressons à l'étude, l'implémentation et la comparaison des méthodes de traitement du signal EEG capables d'améliorer les performances des ICMs. Le problème principal ici est de trouver la méthode la plus efficace pour assurer l'utilisation la plus satisfaisante possible.

Mots clés : Interfaces cerveau-machine (**ICM**) ; Electroencéphalographie (**EEG**) ; Indice de synchronisation multi-varié (**MSI**) ; Combinaison de l'énergie minimale (**MEC**) ; Analyse canonique de corrélation (**CCA**).

Abstract

Brain-computer interfaces (BCI) use the cerebral signals emitted by the brain to control devices as well as machines. Thanks to its high temporal resolution, the electroencephalography (EEG) is the most suitable imaging technique for the design of BCIs. The Steady-State Visual Evoked Potential (SSVEP) based BCIs are popular topics of study. The SSVEP is based on somatosensory evoked potentials related to the eye (visual). At certain stimulation frequencies, the application of a visual sensory stimulus evokes an electroencephalographic response with a frequency similar to the stimulation one.

This project addresses the challenges and issues of carrying out a BCI using the SSVEP signal. In particular, we are interested in the study, implementation and comparison of EEG signal processing methods capable of improving the performance of BCI. The main problem here is to find the most efficient method to ensure the most satisfactory use possible.

Key words: Brain-computer interface (BCI); Electroencephalography (EEG); Multivariate synchronization index (MSI), Minimum Energy Combination (MEC), Canonical Correlation Analysis (CCA).

Introduction générale

Introduction Générale

Une Interface Cerveau Machine (ICM) est un système qui permet de contrôler un dispositif au moyen des signaux cérébraux émis par le cerveau à la suite des tâches mentales spécifiques. Il crée un nouveau canal de communications non musculaires entre le cerveau et la machine qui fait référence à tous systèmes électroniques (téléviseur), électromécaniques (chaise roulante), ou purement informatiques (navigation dans une scène virtuelle). Pour contrôler la machine, l'utilisateur doit donc exécuter une tâche mentale particulière pour chaque commande. Par exemple, il doit fixer le regard vert une cible lumineuse clignotante qui correspond à une commande spécifique. De l'autre côté, l'ICM utilise les propriétés spatiales (la zone cérébrale impliquée), temporelle et fréquentielle de la séquence des états mentaux qui forment la tâche mentale pour distinguer les différentes commandes.

Le contrôle des machines directement par le cerveau est un sujet d'actualité de plus en plus intégré dans diverses applications. Les ICMs sont principalement destinées aux personnes gravement handicapées qui ont perdu toutes leurs capacités d'expression ou de mouvement. En effet, cette technique peut leur offrir une nouvelle possibilité de regagner le lien avec leur environnement en remplaçant les mouvements des organes humains par des actions d'une machine. En plus, cette nouvelle technologie peut servir à créer des applications grand public de divertissement comme les jeux vidéo et la navigation dans une scène virtuelle contrôlée par la pensée.

Ce domaine de recherche est en croissance continue d'une part dans l'investigation de nouveaux phénomènes neurophysiologiques plus efficaces pour rendre l'usage de l'ICM plus naturel, d'autre part, dans le développement de nouvelles techniques de traitement du signal qui respectent mieux les propriétés des signaux cérébraux. L'étude des ICMs disponibles dans la littérature montre que les systèmes basés sur le signal SSVEP (Steady State Visual Evoked Potential) présentent les meilleures performances.

En effet, ces systèmes sont les plus robustes phases au bruit et artefact, de même ils permettent d'atteindre le plus grand nombre de commandes possibles, pour cette raison on a choisi d'étudier les ICMs basées sur le signal SSVEP.

Durant ces dernières années, les techniques utilisées pour la conception des ICMs basées sur le signal SSVEP sont largement développées. Ainsi, des nouvelles méthodes de traitement du signal dédiées à la découverte de la fréquence de stimulus sont introduites.

Le but de l'amélioration de la précision des systèmes est d'amener les ICMs à l'extérieur d'un environnement de laboratoire contrôlé. Cependant, malgré les développements

technologiques, il existe de nombreux obstacles devant la construction d'une ICM efficace. Les plus grands défis sont liés à la précision, à la rapidité et à l'efficacité. En raison de ces limitations, aucun système d'ICM complet n'est encore disponible sur le marché. Dans la littérature, il est courant de mesurer les performances des ICMs en calculant les taux de transfert d'informations (ITR : Information Transfer Rate) en bits/min, qui tiennent compte des valeurs de la précision et du temps d'exécution. Les systèmes d'ICMs réalisent généralement un ITR entre 10 et 25 bits/min, toutefois, les périphériques conventionnels, comme la souris et le clavier, ont été connus pour atteindre plus que 300 bits/min. Ainsi, l'avenir de la technologie des ICMs repose sur l'amélioration des taux de transfert d'information des systèmes d'ICM ce qui signifie l'amélioration de la précision et du temps nécessaire pour l'exécution d'une commande.

Objectifs

Le but de ce mémoire est d'étudier, évaluer et comparer les ICMs basées sur le signal SSVEP disponible dans la littérature, ainsi que de trouver la méthode de traitement du signal la plus efficace qui permet une utilisation quotidienne, facile et confortable en dehors du laboratoire.

Les objectifs spécifiques sont :

- Etude bibliographique sur les ICMs basées sur le signal SSVEP les plus utilisées dans la littérature ;
- Implémentation de ces méthodes avec le code Matlab ;
- Test et évaluation de ces méthodes avec une base de données des signaux EEG réel ;
- Comparaison entre ces méthodes en termes de précision et de taux de transfert de l'information afin de trouver la méthode la plus efficace.

Organisation du document

Le mémoire est organisé en trois chapitres :

- Le premier chapitre détaille les phénomènes neurophysiologiques et les connaissances nécessaires pour comprendre l'origine et les propriétés des activités cérébrales et du signal EEG.
- Le deuxième chapitre présente les compétences et les connaissances nécessaires à la conception d'une ICM basée sur le signal SSVEP. Ensuite, il montre quelques applications des ICMs.
- Le troisième chapitre expose les méthodes de traitement de signal les plus utilisées dans l'état de l'art. Les résultats de l'implémentation de ces méthodes avec des données EEG

réel sont ensuite détaillés. Enfin, la comparaison entre ces résultats permet de déduire la meilleure méthode.

- Ce mémoire est achevé par une conclusion générale qui résume l'ensemble de nos contributions ainsi que quelques perspectives ouvrant le chemin pour les futurs travaux.

Chapitre 1

Electroencéphalographique EEG

Chapitre 1: Electroencéphalographique EEG

1.1 Introduction

1.2 Structure du cerveau

1.3 Neurone

1.4 Les techniques d'enregistrement d'activité cérébrale

1.5 La technique Électroencéphalographique

1.6 Comparaison entre les différentes techniques de mesures

1.6 Conclusion

1.1 Introduction

Le cerveau est le système biologique le plus complexe du corps humain. Sa protection est assurée essentiellement par la boîte crânienne. Il remplit les fonctions de régulations des autres organes, mais également les fonctions cognitives permettant de ressentir l'environnement, de penser et de réagir. [1]

La première partie de ce chapitre a pour objectif de mettre en évidence la source des activités cérébrales et plus particulièrement le mécanisme de la création des signaux électrochimiques. La seconde partie montre les techniques principales utilisées pour l'enregistrement de l'activité cérébrale. Nous avons mis l'accent sur la technique non invasive la plus utilisée est l'Électroencéphalographie (EEG).

1.2 Structure du cerveau

Le cerveau se compose de deux hémisphères, droit et gauche, quasi-symétriques. [2]

Le cortex cérébral est la couche externe du cerveau. Il comprend une écorce de plusieurs couches de cellules et il possède une surface fortement plissée présentant des scissures et des sillons. Le cortex peut être divisé en quatre zones ou lobes selon les fonctions cognitives. [3]



Figure 1. 1 : Architecture du cerveau humain.

- **Le lobe frontal :** C'est la partie avant du cerveau. Il est responsable du contrôle des mouvements volontaires. De même, il intervient dans les fonctions liées à la planification et au langage. [4]
- **Le lobe pariétal :** Il se trouve derrière le lobe frontal dans la partie supérieure du cerveau. Il est responsable essentiellement des fonctions somato-sensorielles qui assurent le traitement des informations en provenance de la peau comme la chaleur et la texture. [4]
- **Le lobe occipital :** C'est la partie arrière du cerveau. Il est responsable des fonctions liées à la vision.
- **Le lobe temporal :** C'est la partie qui se situe entre l'arcade auxiliaire et l'oreille. Il intervient dans certaines fonctions sensorielles, émotionnelles, de mémorisation et de compréhension.

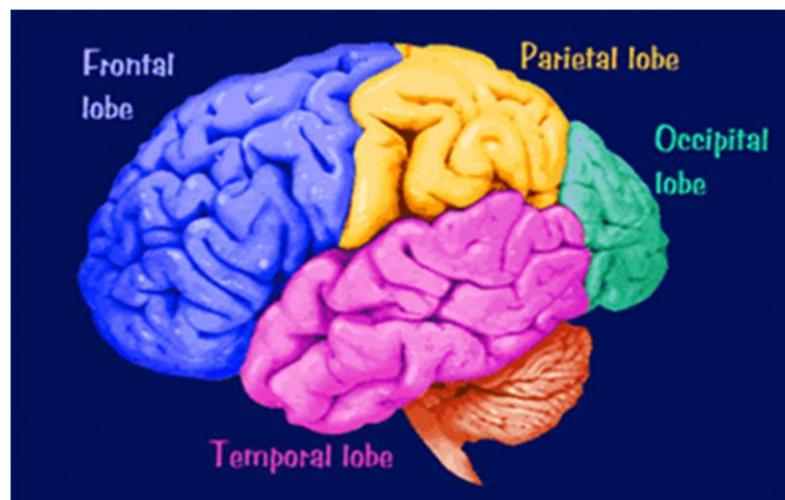


Figure 1. 2 : Quatre lobes.

1.3 Neurone

Le système nerveux est essentiellement constitué par les neurones. Il existe plus de 100 milliards de neurones dans le système nerveux humain, dont un peu moins de 20 milliards dans le cortex. [5]

1.3.1 Structure des neurones

Un neurone est divisé en trois éléments principaux comme illustré dans la figure 1.3 [6] :

- **Corps cellulaire** : Cette partie dispose de tous les éléments essentiels qui constituent une cellule, tels que le noyau qui contient de l'ADN (Acide Désoxyribonucléique).
- **Les axones** : Cette partie sous forme de câble mince et long transporte les messages électrochimiques tout au long de la cellule. Les axones des neurones sensoriels et moteurs sont recouverts d'une fine couche de myéline, comme un fil électrique isolé. La myéline est faite de matières grasses, elle permet d'accélérer la transmission d'une impulsion nerveuse vers le bas d'un long axone ;[6]
- **Les dendrites ou les terminaisons nerveuses** : Cette partie permet d'établir une connexion avec d'autres cellules voisines. [6]

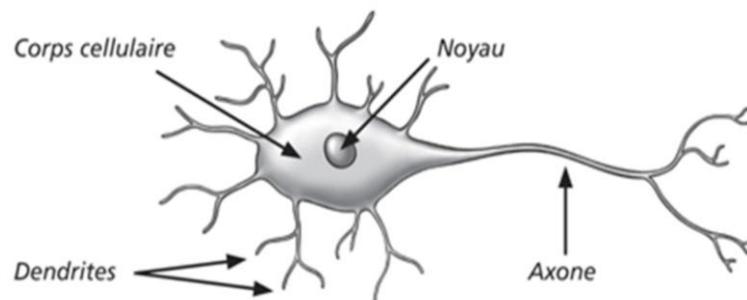


Figure 1.3 : Structure d'un neurone.

1.3.2 Fonctionnement des neurones

Chaque neurone (voir figure 1.4) reçoit, par l'intermédiaire des synapses disposées sur ses dendrites, des informations d'autres neurones. Il les intègre et les transmet à son tour par son axone. Cette transmission et intégration d'information sont le résultat de plusieurs

processus chimiques et électriques. D'une façon extrêmement simplifiée, on peut résumer le fonctionnement des neurones comme suit : [7]

- Quand le potentiel électrique du soma (ou corps cellulaire) d'un neurone dépasse un certain seuil, un potentiel d'action est émis.
- Ce potentiel d'action (qui est une hausse locale du potentiel électrique) est transmis le long de l'axone et est ré-amplifié à chaque nœud de Ranvier.
- Quand il atteint les synapses présentes au bout de l'axone, il déclenche la libération de neurotransmetteurs.
- Les neurotransmetteurs traversent la fente synaptique et se fixent sur les récepteurs du neurone post-synaptique (dit afférent).
- Suivant le type de neurotransmetteurs, excitateurs ou inhibiteurs, s'active différents canaux ioniques qui vont provoquer l'augmentation ou la diminution du potentiel électrique
- Ces variations électriques du potentiel se propagent le long des dendrites jusqu'au soma.
- L'ensemble des stimulations reçues sur les différentes synapses présentes sur les dendrites sont donc intégrées au cours du temps.
- Quand le potentiel électrique de ce neurone afférent atteint le seuil, un potentiel d'action est émis et ainsi de suite. [7]

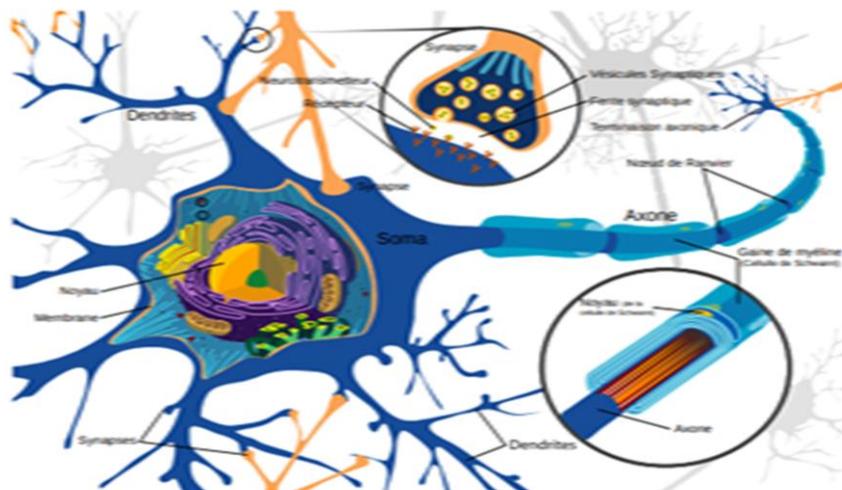


Figure 1. 4 : Fonctionnement des neurones.

1.4 Les techniques d'enregistrement d'activité cérébrale

1.4.1 Technique invasive

Ce principe consiste à poser les électrodes directement sur la surface du cortex cérébrale et mesurer les potentiels d'actions enregistrés sur l'axone d'un neurone individuel. De telles interfaces fournissent d'excellents résultats tant au niveau de la mesure qu'au niveau du décodage de l'activité cérébrale. Néanmoins, ces systèmes sont actuellement peu utilisés dans le cadre de la palliation des handicaps car ils sont encore controversés. En effet, ils causent sur les tissus des dommages irréversibles, et peuvent engendrer des risques d'infection. De plus, la durée de vie des électrodes implantées est limitée. De ce fait, la plupart des expérimentations d'interfaces ICMs invasives ont été réalisées jusqu'alors sur des animaux et particulièrement sur des primates dont la neuroanatomie du cortex moteur est assez proche de celle de l'homme [8]. Ces méthodes se divisent en deux sous catégories.

1.4.1.1 ICM invasive :

L'électrocorticographie (ECoG) est une technique d'imagerie cérébrale invasive. Depuis son invention par W. Penfield et H. Jasper dans les années 1950, elle restait utilisée jusqu'à maintenant.

L'ECoG est basée sur la mesure du potentiel d'action dans les neurones pyramidaux corticaux. Cette technique nécessite une opération chirurgicale pour implanter une grille d'électrodes, sur/sous la dure-mère, entre l'os du crâne et la surface du cortex (figure 1.5). Ainsi, les amplitudes des signaux électriques acquis sont au maximum (50-100 μV) puisqu'ils ne seront pas conduits à travers le crâne qui diminue leurs potentiels en raison de la faible conductivité de l'os. Cela entraîne une augmentation de la résolution spatiale de l'ECoG par rapport à l'EEG (dizaines de millimètres par rapport aux centimètres) et de la bande passante des fréquences des signaux (supérieure à 300 Hz). En plus, les enregistrements ECoG sont moins influencés par les artefacts.

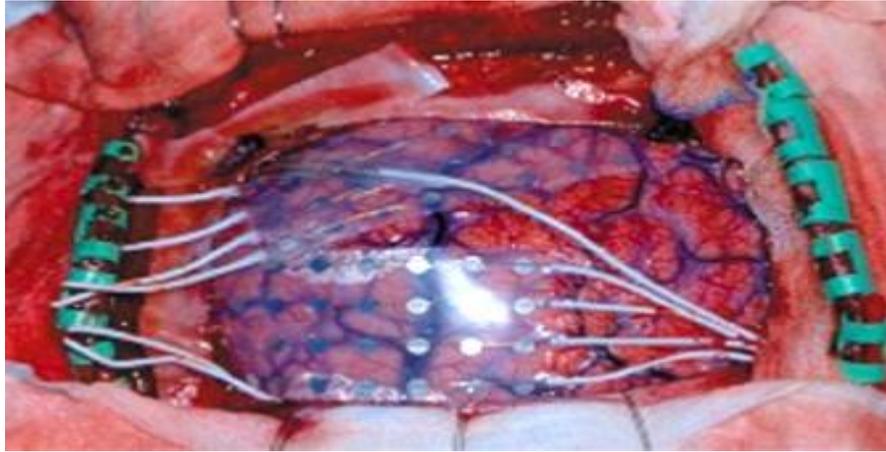


Figure 1. 5 : Electroencéphalographie ou ECoG. Implantation d'électrodes à la surface du cortex. [7]

1.4.1.2 ICM partiellement invasive :

Ces capteurs sont placés seulement sur la zone du cerveau souhaitée, minimisant ainsi les risques de blessures. On connecte alors un fixateur externe afin d'établir une connexion avec un ordinateur en reliant un câble à la sortie présente sur le crâne (figure 1.6). [9]

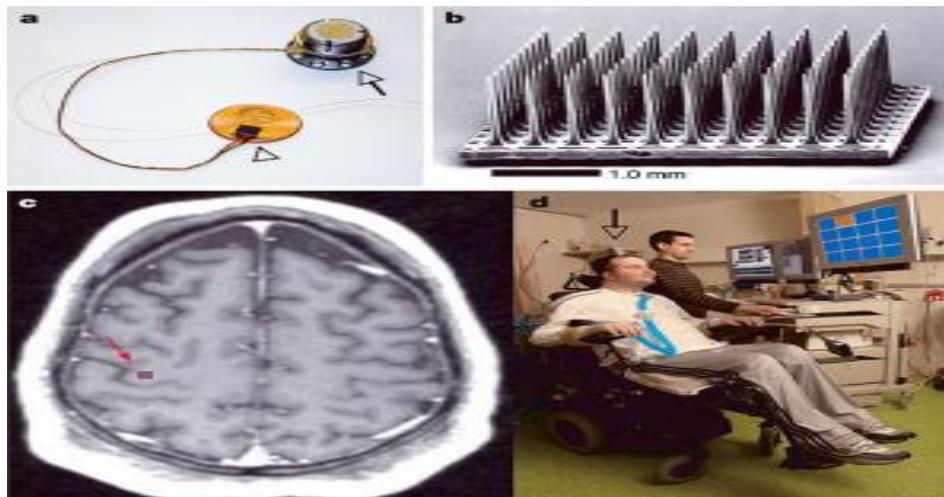


Figure 1. 6 : Un exemple d'électrodes implantées. **a :** Le capteur BrainGate, posé sur un penny. **b :** les 100 électrodes du capteur. Elles mesurent 1 mm de long et sont espacées de 0.4 mm **c :** IRM du sujet, la flèche indique le lieu de l'implantation. **d :** Le premier participant de l'expérience Brain Gate. Il regarde l'écran et doit diriger le curseur vers la case orange. [7]

1.4.2 Techniques non invasives

Les nouvelles techniques d'imagerie médicale permettent à l'heure actuelle d'accéder précisément à l'anatomie du cerveau (CT scan, Imagerie par Résonance Magnétique (IRM - MRI) ainsi qu'à l'activité cérébrale (Tomographie à Emission de Positons (TEP - PET), imagerie par résonance magnétique fonctionnelle (IRMf - fMRI), électroencéphalographie (EEG) et magnétoencéphalographie (MEG)). Ces dernières techniques, dites d'imagerie fonctionnelle, mesurent la variation des paramètres physiques et/ou physiologiques liés à la perception ou à la réalisation d'une tâche cognitive (tâches linguistiques, mémoire, reconnaissance de visages...) ou en relation avec un dysfonctionnement local cérébral, comme l'épilepsie. Cependant, la méthode la plus utilisée est l'EEG. En effet, cette méthode est relativement bon marché, non envahissante, portable et fournit une bonne résolution de temps. En conséquence, dans le domaine de la recherche elle est utilisée pour réaliser des ICMs afin d'aider les handicapés moteurs. Actuellement, elle s'utilise aussi pour diagnostiquer des foyers épileptiques, des tumeurs cérébrales, des lésions, et permet de trouver l'origine de migraines, de problèmes d'étourdissements, ou encore de somnolence.

[10]

1.4.2.1 Imagerie par résonance magnétique fonctionnelle

Contrairement aux techniques d'enregistrement décrites jusqu'à présent l'IRMf donne une mesure indirecte de l'activité cérébrale (figure I.7) [7] basée sur l'effet BOLD (Blood-oxygen-leveldependent). En quelques mots : l'augmentation de l'activité neuronale engendre une plus grande consommation d'oxygène qui est surcompensée par le système vasculaire. L'hémoglobine n'ayant pas les mêmes propriétés magnétiques quand elle est liée au dioxygène, c'est l'augmentation du flux sanguin qui est mesurée en IRMf, reflétant indirectement l'activité cérébrale. Il en résulte que l'IRMf a une très bonne résolution spatiale, de l'ordre du millimètre, mais une résolution temporelle supérieure à la seconde qui la rend difficilement utilisable pour des traitements en temps réel et à fortiori pour développer des ICMs. Comme la MEG, l'IRMf est très coûteuse et non transportable. [11]

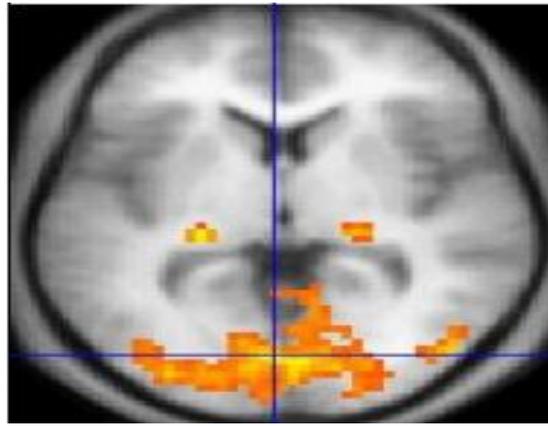


Figure 1. 7 : Technique de mesure IRMF.

1.4.2.2 Magnétoencéphalographie

La MEG (figure 1.8) a le même principe que l'EEG si ce n'est que l'on mesure le champ magnétique et non le potentiel électrique. Elle permet théoriquement une meilleure précision spatiale.

Le champ magnétique étant moins sensible à la traversée du crâne. Cependant, celui qui est émis à l'extérieur du crâne étant extrêmement faible (de l'ordre de quelques femto-Teslas, soit 10⁻¹⁴T à comparer au 10⁻⁴T du champ magnétique terrestre) cela génère de fortes contraintes :

- Les mesures doivent être réalisées dans une chambre isolée magnétiquement 10.
- Les capteurs sont des magnétomètres à SQUID qui doivent être maintenus à 4K et donc refroidis à hélium liquide. Pour ces raisons, la MEG n'est pas transportable et plus coûteuse que l'EEG. Donc c'est une technique intéressante pour la recherche en ICM mais qui ne pourra pas être sortie du laboratoire dans un avenir proche. [7]



Figure 1. 8 : Technique de mesure MEG.

1.5 La technique Électroencéphalographique

1.5.1 Historique

Le premier EEG humain a été enregistré par Hans Berger dans les années 1920 (figure 1.9). En tant qu'un pionnier dans le domaine, c'est lui qui a inventé le terme électroencéphalogramme. Son travail était basé sur les études initiales de la fonction du cerveau animal réalisées par Richard Caton au 19^{ème} siècle. Caton et Berger ont décrit plusieurs modèles d'EEG normaux et anormaux, parmi lesquels les ondes α et β [12]. Dans le domaine de la détection des crises épileptiques, les premières études ont été réalisées dans les années 1930 lorsque Fisher et Lowenback ont décrit des pointes épileptiformes [13]. Tout au long de la seconde moitié du XX^e siècle, avec l'aube des techniques d'enregistrement numérique et de la puissance informatique largement accessible, nous avons vu une poussée d'études décrivant à la fois les origines de l'EEG et ce que les cliniciens et les chercheurs peuvent en déduire. Aujourd'hui, l'EEG est largement accepté comme une technique de mesure standard.

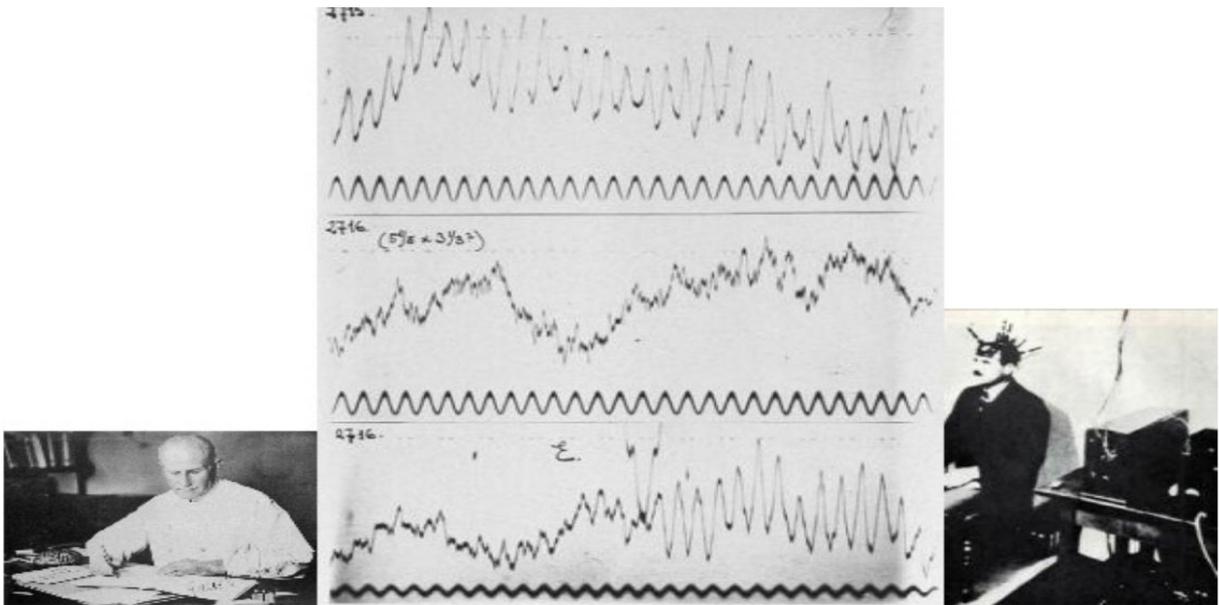


Figure 1. 9 (a)

Figure 1. 9 (b)

Figure 1. 9 (c)

Figure 1. 9 : Premier enregistrement des signaux EEG réalisés par Hans Berger, (a) Hans Berger (1873-1941), (b) Enregistrements d'EEG réalisés par Berger et (c) Patient de Berger.

[14]

1.5.2 Définition

Naturellement les neurones du cerveau émettent une activité électrique, comme nous venons d'expliquer dans la partie précédente. La concentration de millions de neurones forme un dipôle de courant. Ces courants se propagent dans les dendrites et les axones du cerveau jusqu'au crâne puis le cuir chevelu où ils sont mesurables comme une différence de potentiels électriques engendrée entre deux électrodes. [15]

L'électroencéphalographie (EEG) est basée sur la mesure des variations de ces champs électriques. Cette technique a été utilisée dans plusieurs études chez des sujets sains [16] et des patients. A la différence de la MEG, L'EEG capture préférentiellement les activités électriques extracellulaires des assemblées de neurones pyramidaux formant un dipôle perpendiculaire à la surface du crâne. Les valeurs mesurées reflètent le niveau de l'activité cérébrale. [17]

1.5.3 Positionnement des électrodes selon le système international 10-20

Les capteurs EEG sont des électrodes Ag/AgCl (Argent/Chlorure d'argent) d'un rayon d'environ 5 mm généralement placés à des positions standardisées suivant la norme internationale 10/20. Ce système définit de façon proportionnelle l'emplacement des électrodes par rapport à des repères d'os fixes, tels que le nasion (jonction entre l'arête du nez et le front), l'inion (point défini sur l'occiput) et les deux points pré-auriculaires droit et gauche. Ensuite, les électrodes sont placées à des intervalles de 10 % ou 20 % par rapport à ces repères (figure 1.10 et figure 1.11) [18].

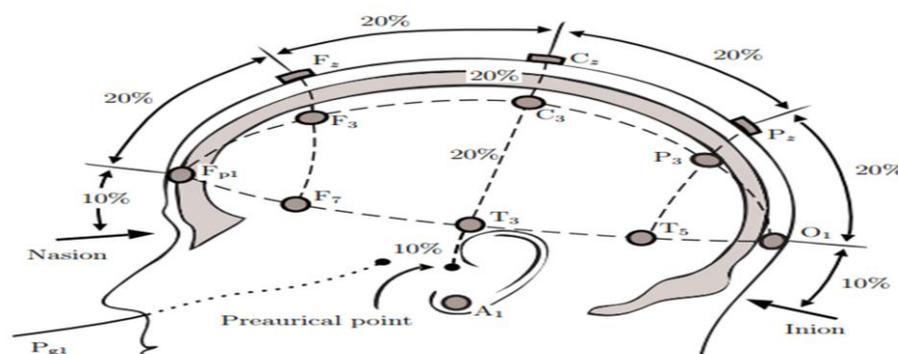


Figure 1. 10: Vue sagittale du positionnement des électrodes selon le système international 10-20. Modifié de la figure originale par Malmivuo et al. [19]

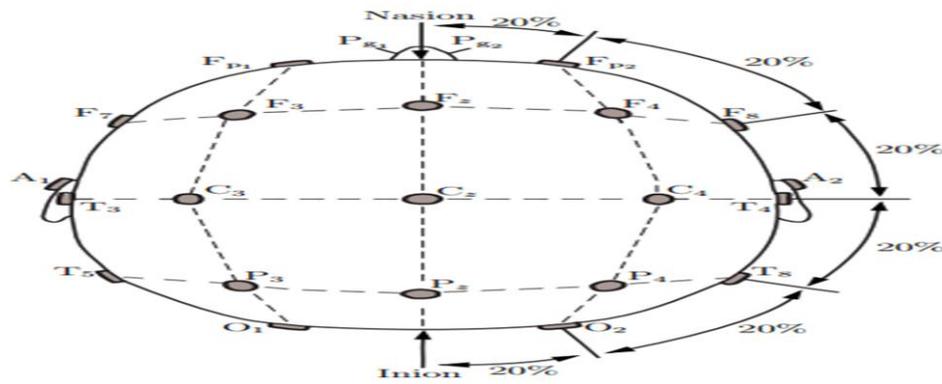


Figure 1. 11: Vue axiale du positionnement des électrodes selon le système international 10-20. Modifié de la figure originale par Malmivuo et al. [19]

Les électrodes impaires sont situées à la gauche du crâne tandis que les électrodes paires sont sur la droite. Les lettres contenues dans les noms des électrodes correspondent aux zones cérébrales sont données dans le tableau 1.1 [19, 20].

Tableau 1. 1: Signification des lettres utilisées dans la nomenclature des électrodes.

Lettre	C	F	AF	T	P	O
Zone	Centrale	Frontale	Antérieure Frontale	Temporale	Pariétale	Occipitale

Les électrodes utilisées en EEG sont caractérisées par leur faible coût, leur faible impédance de contact et leur bonne stabilité. Il faut environ 10^4 neurones, dans quelques millimètres cube du cortex prêt du crâne, orientés dans le même sens et fonctionnant de manière synchrone pour que le potentiel post-synaptique engendré puisse être observable au niveau du scalp à l'aide des capteurs EEG.

1.5.4 Les perturbations

Dans l'analyse de l'EEG, il est important de reconnaître les modèles des signaux qui ne sont pas générés par le cerveau pour éviter les mauvaises interprétations. Les signaux EEG de surface résultent d'une combinaison des signaux cérébraux et des perturbations. Ces perturbations peuvent faire l'objet d'énergies importantes qui peuvent perturber

considérablement l'interprétation clinique ou l'analyse automatique. Les signaux EEG sont très sensibles à toutes sortes de perturbations qui peuvent être classés en artefacts et bruit.

1.5.4.1 Les artefacts

Les artefacts EEG sont d'origine physiologique tandis que le bruit est d'origine non physiologique. Les artefacts sont généralement dus aux clignotements et aux mouvements des yeux, aux mouvements musculaires et à l'électrocardiogramme. Les artefacts oculaires dus aux mouvements des yeux sont causés par la différence de potentielle de quelques millivolts entre la cornée et la rétine. Lorsque les yeux se déplacent, la différence dans le champ électrique provoquée par le mouvement est captée par des électrodes à proximité [20]. De même, les potentiels musculaires peuvent être localisés sur le cuir chevelu en provoquant diverses formes d'artefacts dans une seule ou plusieurs zones. Dans de nombreux cas, les artefacts peuvent être reconnus s'il existe des potentiels de moyenne ou haute amplitude qui ne se produisent que dans une seule électrode ou une activité rythmique ou irrégulière qui apparaisse simultanément dans des régions du cerveau indépendantes [21]. Par exemple, les mouvements du visage et de la mâchoire sont observés dans le signal comme des rafales qui sont synchronisées avec le mouvement et qui sont superposées à des formes d'onde plus lentes [13]. La figure 1.12 illustre un exemple d'artefact d'un tremblement de visage.

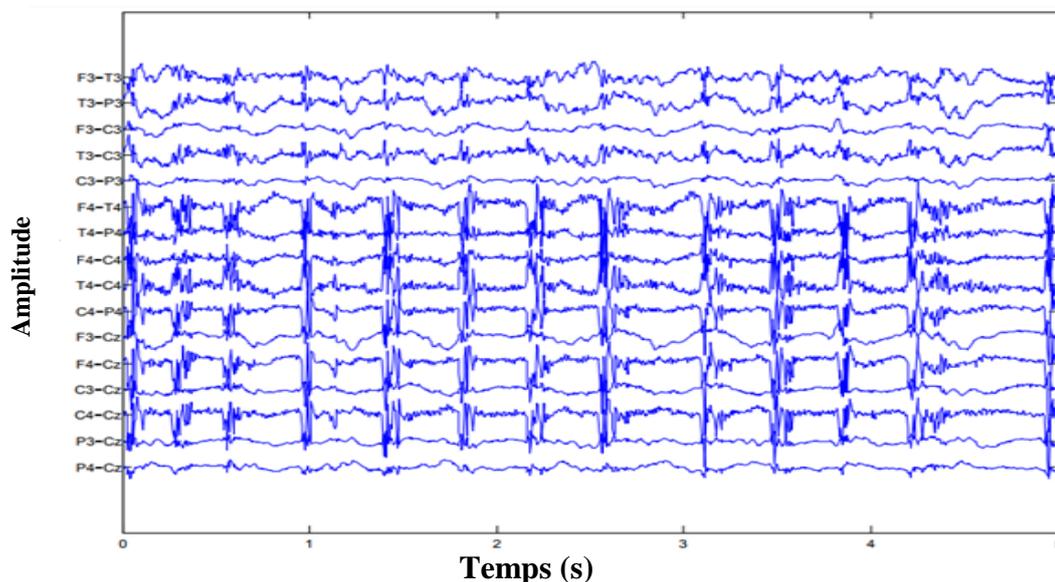


Figure 1. 12 : Signal EEG contaminé avec l'artefact de tremblements de visage.

Les artefacts de l'électrocardiogramme proviennent du champ électrique associé à l'action cardiaque. Ce champ électrique peut être capté sur le signal EEG, mais peut

également provoquer un mouvement des électrodes à proximité des artères en raison de l'onde de pression d'impulsion qu'il produit dans le système artériel [20]. Les artefacts peuvent être réduits par la relaxation du patient, le changement de sa posture ou, si nécessaire, avec des algorithmes de filtrage. La difficulté dans l'élimination des artefacts est que les artefacts physiologiques sont des signaux qui peuvent être extrêmement informatifs sur l'état du patient. En plus, les méthodes d'élimination des artefacts, telles que le filtrage, peuvent affecter les caractéristiques fréquentielles du signal. [22]

1.5.4.2 Le bruit

Le bruit est causé par les interférences électriques et la déformation du signal causée par les électrodes et l'instrument d'enregistrement. L'interférence est causée principalement par les champs électriques et magnétiques du réseau électrique. De même, lorsque le contact de l'électrode est imparfait, il provoque un affaiblissement du courant entre l'électrode et le tissu. Aussi, les câbles d'électrode donnent lieu à des bruits lorsqu'ils se déplacent ou vibrent.

1.5.5 Avantages et Inconvénients de l'EEG

Contrairement aux autres techniques d'imagerie fonctionnelle classiquement utilisées (IRMf et TEP) en clinique et en recherche, l'EEG présente une excellente résolution temporelle (figure 1. 13). [23]

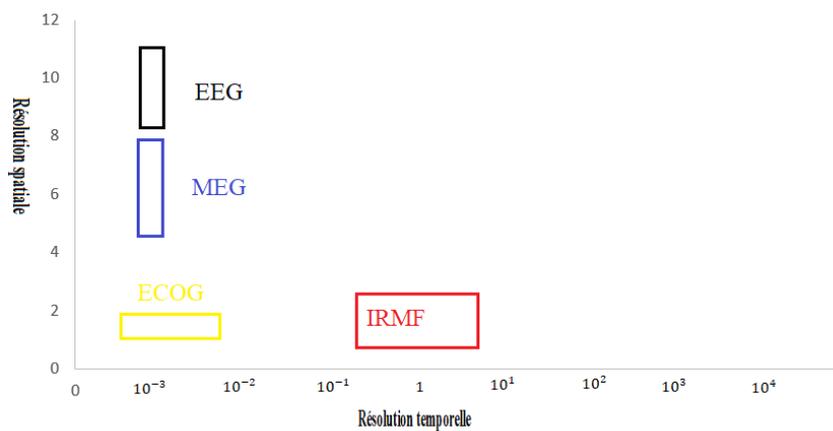


Figure 1. 13: Méthodes EEG, MEG, IRMF et TEP.

En EEG, la résolution temporelle dépend uniquement de la fréquence d'échantillonnage de l'enregistrement (i.e. $1/T$ où T est l'intervalle de temps entre deux mesures). Une fréquence d'échantillonnage de 512 Hz (voire 1024 Hz) peut être utilisée pour

l'acquisition des données EEG. Celle-ci permet d'obtenir un signal avec une résolution temporelle de l'ordre de la milliseconde (ms). Avec ce type de technique, il est donc possible d'enregistrer l'activité cérébrale quasiment en temps réel. C'est pour cette raison que l'EEG est très utilisé en clinique pour le diagnostic de pathologies neurologiques telle que l'épilepsie. De plus, cette technique a l'avantage d'être non invasive (contrairement à la TEP) et relativement peu coûteuse (comparée à l'IRMf). Enfin, les mesures fournies par l'EEG sont reproductibles (chez l'homme et l'animal). [23]

1.6 Comparaison entre les différentes techniques de mesures

Le tableau 1.2 résume les principales propriétés des techniques d'activité cérébrale présentées dans cette section.

Tableau 1. 2: Comparaison entre les différentes techniques de mesures utilisées pour les ICMs. Sources : Nicolas-Alonso and Gomez-Gil.

Technique de mesure	Nature du signal	Résolution spatiale	Résolution temporelle	Invasive	Portabilité
ECoG	Electrique	1 mm	30 ms	Oui	Oui
IRMf	Métabolique	5 mm	1 s	Non	Non
MEG	Magnétique	5 mm	50 ms	Non	Non
EEG	Electrique	1 cm	50 ms	Non	Oui

La résolution spatiale indique la capacité de la technique à distinguer ou séparer deux ou plusieurs activités cérébrales spatialement proches tandis que la résolution temporelle indique sa sensibilité aux changements rapides dans le traitement neuronal. Ce critère est très important dans le domaine des ICMs. Ainsi, parmi toutes les méthodes, l'EEG est la plus utilisée dans les systèmes ICMs pratiques. Les autres méthodes sont principalement utilisées pour des recherches fondamentales et des fins médicales.

1.7 Conclusion

Dans ce premier chapitre, nous avons présenté les notions de base de la neurophysiologie afin de comprendre l'origine et les caractéristiques des activités cérébrales. Puis, nous avons mis l'accent sur la technologie de la détection des données EEG qui est la technique de mesure de l'activité cérébrale la plus utilisée pour concevoir ce système. Dans le chapitre suivant, nous aurons décrit les notions fondamentales des systèmes d'interface cerveau machine (ICM) basées sur le signal SSVEP.

Chapitre 2

Interface Cerveau Machine ICM basée sur le signal SSVEP

Chapitre 2: Interface Cerveau Machine ICM basées sur le signal SSVEP

2.1 Introduction

2.2 Les Interfaces Cerveau Machine

2.3 Phénomènes neurophysiologiques utiles pour les ICMs

2.4 Caractéristiques du signal SSVEP

2.5 Evaluation des phénomènes neurophysiologiques utilisés en ICM

2.6 Domaines d'application des ICMs

2.7 Conclusion

2.1 Introduction

L'ICM basée sur le signal SSVEP semble être assez simple dans son principe mais un certain nombre de problèmes doit être résolu afin d'aboutir à des résultats satisfaisants. Au cours de la mise en œuvre de l'ICM on doit prendre en considération plusieurs facteurs liés au dispositif de stimulation (fréquences de clignotement, couleurs de stimulus...), liés à l'acquisition du signal (nombre d'électrodes, positions des électrodes...) et liés à la nature du signal traité (faible rapport signal sur bruit, artefacts de haute amplitude...). De ce fait, L'acquisition du signal EEG doit être réalisée dans les meilleures conditions afin d'améliorer la qualité du signal SSVEP.

Dans ce chapitre nous présentons la structure générale des ICMs, ensuite les différents phénomènes neurophysiologiques les plus couramment utilisés dans la mise en place des ICMs et enfin des exemples sur ses différentes applications.

2.2 Les Interfaces Cerveau Machine

Certains patients victimes d'un accident vasculaire cérébral grave restent dans un état de paralysie musculaire complète (un handicap qui n'atteint pas leurs facultés mentales), mais qui leur interdit toute forme de communication avec leur entourage. C'est pour cela que les chercheurs ont pensé à un système (figure 2.1) qui les aide à communiquer avec leur entourage seulement par la pensée. Les ICMs sont l'approche qui semble actuellement la plus prometteuse pour pallier ces handicaps. Le concept d'ICM est apparu il y a une quinzaine d'années pour définir un système qui instaure un canal de communication entre le cerveau et le monde extérieur sans utiliser les voies usuelles nerveuses et musculaires. [24]

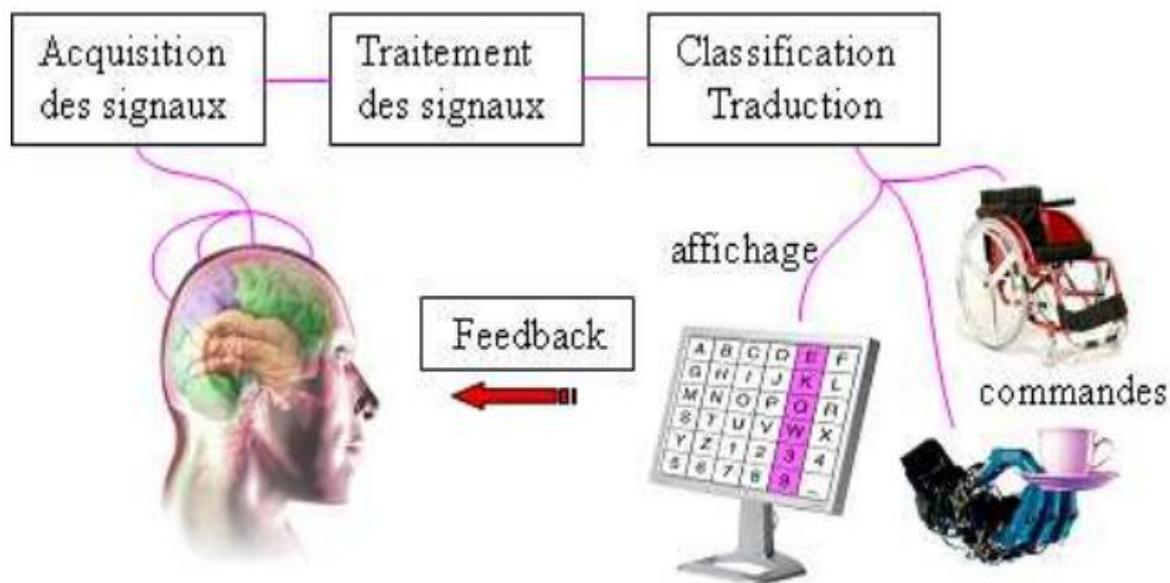


Figure 2. 1: Interface Cerveau-Machine.

2.3 Phénomènes neurophysiologiques utiles pour les ICMs

Les activités synchrones d'un grand nombre de neurones peuvent donner lieu à des oscillations macroscopiques, rythmiques et répétitives qui peuvent être observées par la technique d'imagerie EEG. Les rythmes cérébraux découverts depuis lors ont été dénommés avec des lettres grecques, et les limites entre les différentes bandes de fréquence ont été désignées (δ 0.5-4 Hz ; θ 4-8 Hz ; α 8-12 Hz ; β 12-30 Hz ; γ >30 Hz). D'autres activités plus spécifiques peuvent être utilisées pour concevoir une ICM. Les principaux phénomènes neurophysiologiques convenables utilisés en ICMs sont les SCP

(Slow Cortical Potentials), le P300 (Potentiel évoqué P300), le SSVEP et les signaux ERD/ERS (Event-Related Desynchronization / Event-Related Synchronization). [25]

2.3.1 Potentiel cortical lent

Les SCP sont des changements des potentiels du cortex cérébral, qui se produisent sur la plage de fréquence de 1 à 2 Hz pour une durée de quelques secondes [26]. Ils sont généralement enregistrés à partir de l'électrode Cz [27]. Les SCP sont générés par la décharge synchrone des dendrites apicales des neurones corticaux. Ils peuvent être un changement de potentiel négatif (c'est-à-dire une diminution de l'amplitude du signal) ou un changement de potentiel positif (c'est-à-dire une augmentation de l'amplitude du signal) comme présenté dans la figure 2.2.

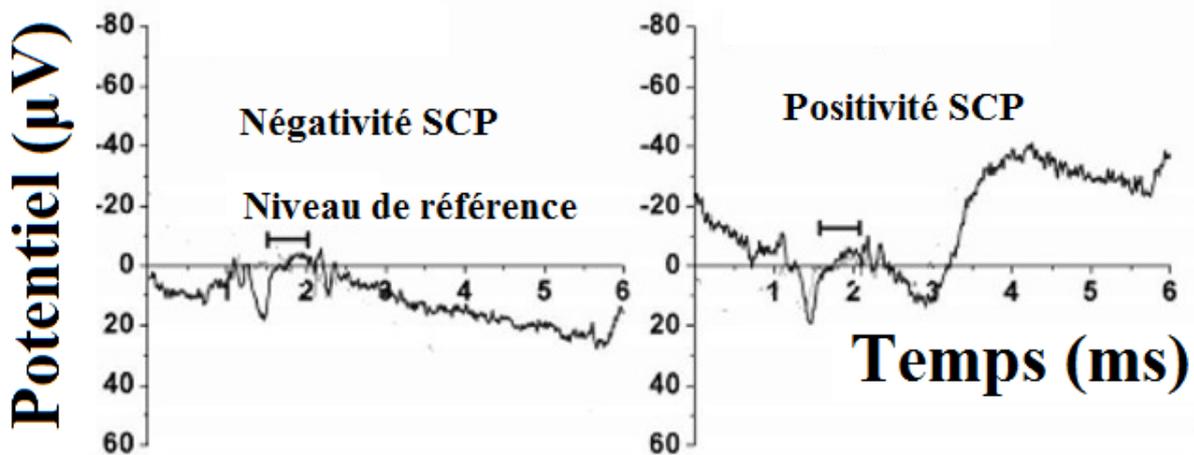


Figure 2. 2: Mesure du Potentiel cortical lent. [28]

Les SCP négatifs sont généralement liés à la mobilisation ou à la préparation d'une action tandis que les SCP positifs sont associés à l'inhibition de l'activité neuronale. Par exemple, lorsqu'un sujet utilise une chaise roulante, il se prépare à commander la navigation, un SCP négatif peut être mesuré. Un SCP positif peut être détecté lorsque le cerveau est très occupé avec le traitement de l'information. L'amplitude du SCP peut être contrôlée après une période d'entraînement de quelques mois. Ainsi, le SCP est utilisé pour le contrôle des ICMs. Néanmoins, le contrôle basé sur le SCP est relativement lent car des changements détectables dans les SCP nécessitent au moins plusieurs secondes d'enregistrement. De même, plusieurs

mois d'entraînement peuvent réduire l'enthousiasme des personnes en bonne santé ou paralysées pour l'utilisation de ces ICMs.

2.3.2 Potentiel évoqué P300

Les potentiels évoqués PE ou (ERP : Event Related Potentials) sont des activités cérébrales provoquées par des stimulations externes comme l'excitation des cellules sensorielles ou internes comme les activités cognitives. Ils peuvent être divisés en deux classes :

- Exogènes : qui sont le résultat d'un traitement automatique du stimulus (résultats tôt) ;
- Endogènes : qui sont le résultat d'un traitement plus conscient du stimulus (résultats plus tard).

Les signaux de la classe endogène peuvent être utilisés dans le domaine de l'ICM car ils dépendent du stimulus et de l'attention du sujet ce qui peut refléter un choix ou une décision.

Le P300 appartient à la famille endogène des signaux PE. Il s'agit d'une variation positive de l'EEG visible environ 300 ms après la présentation d'un stimulus rare ou surprenant accompagné d'une tâche cognitive, comme le fait de compter les apparitions de la cible [29]. Afin de déclencher ce type de réponse chez le sujet, on lui présente successivement dans un ordre aléatoire deux types de stimuli : le stimulus « cible » celui qui est visé par le sujet et les stimuli « non-cibles » qui sont neutres pour le sujet. Il est également important que le stimulus « cible » apparait beaucoup moins fréquemment que les stimuli « non-cibles » afin que son apparition puisse provoquer un effet de surprise et ainsi générer un signal P300.

On peut détecter le signal P300 à partir du lobe occipital. Les électrodes qui fournissent les signaux les plus pertinents sont : Fz, Cz, et Pz. [30]

La figure 2.3 illustre la forme du signal P300. Le temps entre le stimulus et la réponse est variable (entre 250 et 350 ms) tandis que la durée de la réponse est assez courte (entre 50 et 100 ms) [31].

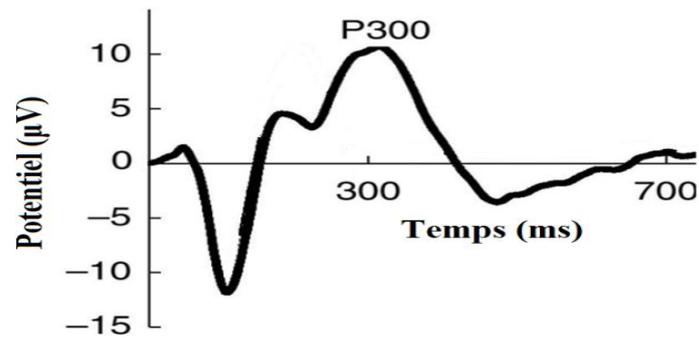


Figure 2. 3: Potentiel évoqué P300.

Plusieurs facteurs peuvent influencer l'amplitude du signal P300 ce qui rend son interprétation plus complexe. Ces facteurs sont :

- L'intervalle inter-stimuli ;
- L'effet d'habituation ;
- La probabilité du stimulus ;
- La difficulté de la tâche et de l'attention.

En effet, lorsque la probabilité de l'événement qui provoque le P300 diminue et le nombre des stimuli non cible qui précède le stimulus cible augmente, l'amplitude du P300 augmente. En plus, le sujet peut s'habituer à la tâche à force de la répétition des mêmes stimuli ciblés ce qui provoque le manque de l'attention et en conséquence la diminution de l'amplitude du signal P300 ou même sa disparition. Finalement, l'amplitude du signal augmente si la dissemblance entre le stimulus cible et les stimuli non cible augmente.

2.3.3 L'imagination motrice

L'imagination motrice est la répétition mentale des actes moteurs sans mouvements apparents. Elle peut impliquer la simulation mentale du mouvement et par la suite l'activation d'une grande partie du lobe frontale par la génération d'activités cérébrales similaires à celles générées lors de la préparation et de l'exécution réelle du moteur. En conséquence, l'imagination motrice produit des changements dans les oscillations sensorimotrices du cerveau naturellement présents dans la planification et l'exécution de l'action.

Les signaux ERD/ERS peuvent être utilisés pour représenter les processus moteurs. Il s'agit d'une diminution (ERD) ou d'une augmentation dans l'amplitude des composantes oscillatoires du signal EEG [32]. On peut distinguer les différents types d'imaginations motrices suivant la zone correspondante dans le cortex moteur primaire conformément à la figure 2.4. Par exemple, l'imagination du mouvement de la main droite, de la main gauche et

des pieds peut être détectée avec les signaux EEG en provenance des électrodes C3, C4 et Cz respectivement [33]. Les oscillations cérébrales les plus importantes impliquées dans l'imagination motrice des mouvements des mains sont le rythme mu rolandique (7-13 Hz) et le rythme bêta centrale (13-30 Hz). La figure 2.4 présente un exemple sur la génération des signaux ERD/ERS lors de l'imagination des mouvements de la main droite et de la main gauche.

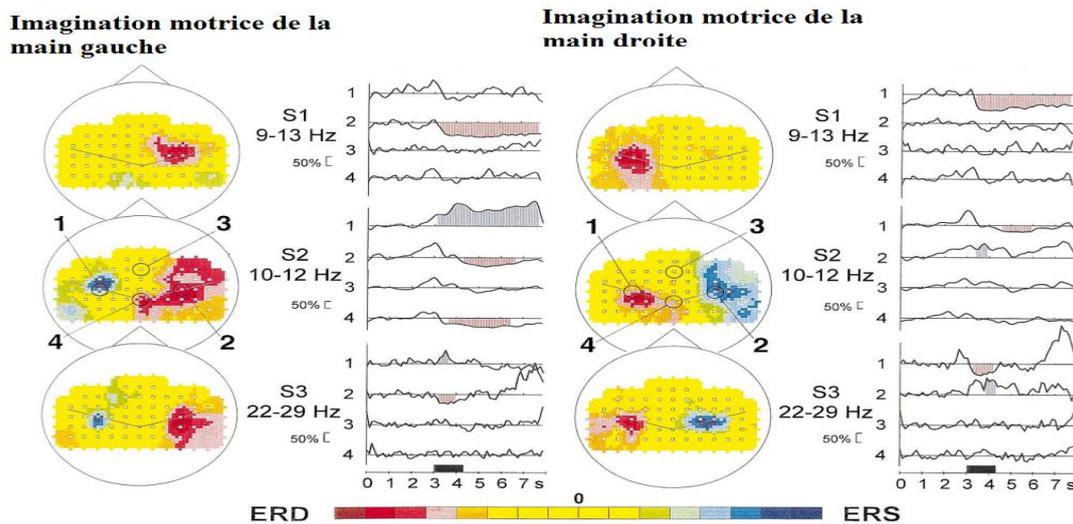


Figure 2. 4: Effet de l'imagination motrice de la main gauche et de la main droite sur les signaux EEG. [34]

Quatre signaux temporels en provenance de différentes zones cérébrales (indiquées par les numéros 1, 2, 3 et 4) sont présentés par trois bandes de fréquences. L'ERD est représenté en rouge tandis que L'ERS est représenté en bleu. Les résultats montrent qu'une forte désynchronisation est détectée sur la zone appropriée lors de l'imagination du mouvement pour toutes les bandes des fréquences. Une synchronisation est aussi détectée dans la zone opposée du cortex pour les deux bandes de fréquences entre 10 et 12 Hz et entre 22 et 29 Hz. La figure 2.5 illustre les réponses fréquentielles des signaux en provenance des électrodes C3 et C4 pour deux sujets différents durant les imaginations des mouvements de la main droite et de la main gauche.

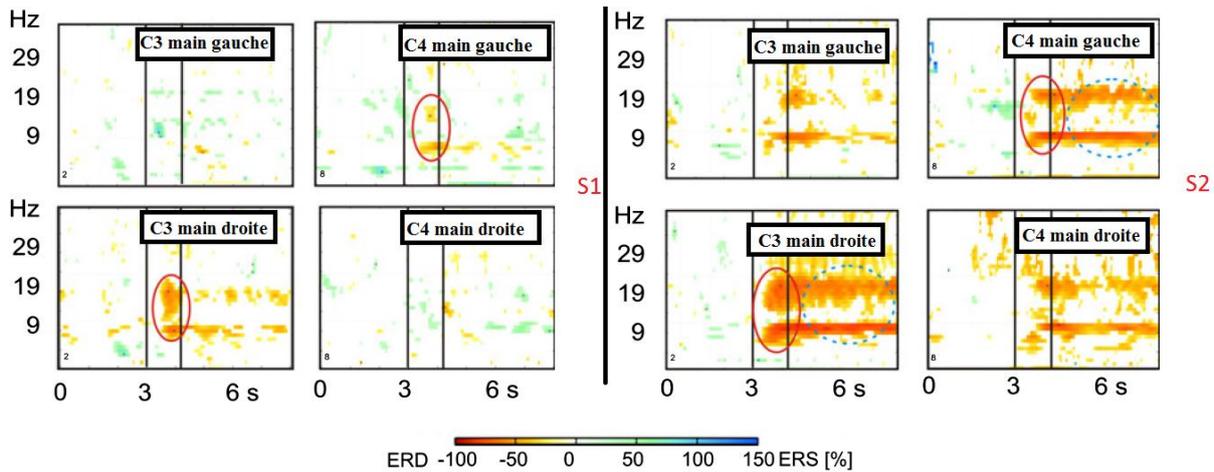


Figure 2. 5: Excitation des zones cérébrales appropriées par l'imagination motrice des deux mains. [35]

Les résultats montrent que les réponses fréquentielles de l'imagination motrice varient d'une personne à une autre, d'où la nécessité de l'apprentissage dans la classification.

2.3.4 Réponses steady-state visuelles

Les signaux potentiels évoqués visuels PEV ou (VEP : Visual Evoked Potentials) reflètent le traitement de l'information visuelle dans le cortex. Ces informations peuvent être utilisées pour déterminer la direction du regard. Par exemple, lorsque le sujet fixe le regard sur une source lumineuse qui clignote avec une fréquence fixe, une augmentation de l'amplitude dans le spectre fréquentiel du signal réponses steady-state visuelles (SSVEP : Steady-State Visual Evoked Potentials) sera repérée dans la même fréquence du clignotement de la cible [36]. Par conséquent, l'amplitude du signal SSVEP est régulée par le regard ou par l'attention spatiale.

On peut détecter le signal SSVEP à partir du lobe occipital. Les électrodes qui fournissent les signaux les plus pertinents sont : PO3, O1, O2, PO4. [37]

La figure 2.6 présente un exemple du spectre du SSVEP (avec un bruit réduit et sans artefact) pendant que le sujet fixe le regard sur la seule cible visuelle présentée sur l'écran qui clignote à 10 Hz. On peut distinguer une augmentation de l'amplitude à la fréquence principale, celle du clignotement de la cible (10 Hz), et aux fréquences harmoniques, multiples de la fréquence du stimulus (20 Hz : première harmonique, 30 Hz : seconde harmonique et 40 Hz : troisième harmonique).

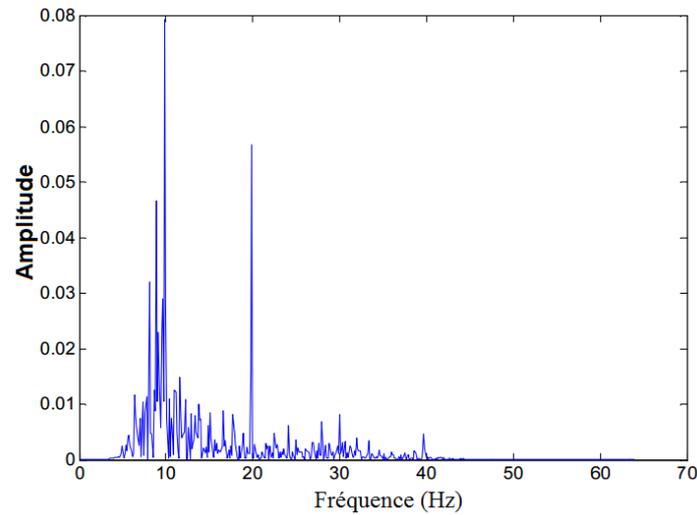


Figure 2. 6: Spectre d'amplitude du signal SSVEP évoquée par le clignotement d'une cible à 10 Hz.

Généralement l'assemblage des neurones qui produisent des fréquences plus basses inclut un nombre plus grand de neurones que celles qui produisent des fréquences plus hautes. Donc, l'augmentation des fréquences des oscillations des signaux diminue généralement leurs amplitudes. Afin de choisir les fréquences de stimulation les plus adéquates à une ICM il faut étudier les signaux SSVEP sur une large bande de fréquence. La figure 2.7 illustre un exemple de la variation de l'amplitude de la réponse SSVEP en fonction de la fréquence.

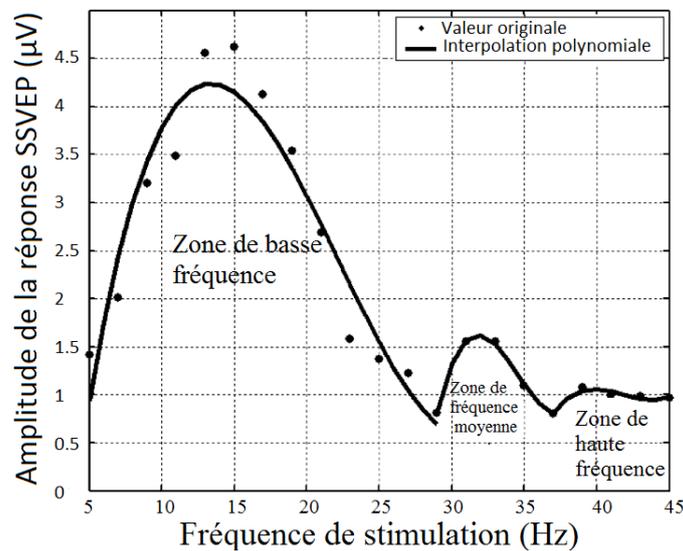


Figure 2. 7: Réponse SSVEP en fonction de la fréquence de stimulation. Selon ces résultats, on peut distinguer trois régions différentes :

- La zone de basse fréquence : les fréquences des stimuli appartiennent à la bande des fréquences les plus faibles centrées autour de 15 Hz. Cette zone fournit les signaux d'amplitudes les plus hautes ;
- La zone de fréquence moyenne : les fréquences moyennes sont centrées autour de 31 Hz. Elles fournissent des réponses d'amplitudes largement inférieures à celle de la première zone (de l'ordre d'un quart) ;
- La zone de haute fréquence : avec des fréquences centrées autour de 41 Hz, cette zone possède les signaux d'amplitudes les plus faibles.

Malgré la grande différence entre les amplitudes, les trois zones possèdent un rapport signal sur bruit presque identique ce qui les rend toutes utiles pour concevoir une ICM.

2.4 Caractéristiques du signal SSVEP

La stimulation des organes sensoriels (visuels, auditifs ou somato-sensoriels) peut créer des potentiels électriques nommés Potentiels Evoqués PE ou (EP : Evoked Potential). Chaque organe des sens possède un PE spécifique qui peut être enregistré à partir de la zone appropriée du cuir chevelu. En conséquence, le PE est appelé Potentiel Evoqué Visuel (PEV) ou (VEP : Visually Evoked Potentials) lorsqu'il est lié aux yeux et aux stimulations visuelles.

On distingue deux types de potentiels évoqués :

- Les potentiels évoqués brefs sont des réponses cérébrales induites transitoires générées suite à des stimuli soudains et instantanés. Ces signaux sont caractérisés par leur courte durée synchronisée avec le déclenchement du stimulus. Le signal P300 est le potentiel évoqué bref le plus utilisé en ICM ;
- Les potentiels évoqués maintenus (SSEP : Steady State Evoqued Potential) sont des réponses cérébrales générées par la répétition des stimuli sensoriels. Ces signaux représentent des activations successives d'une zone spécifique du cerveau avec une fréquence égale à celle de la répétition des stimuli. Le SSVEP est le potentiel évoqué maintenu le plus utilisé en ICM.

Le signal SSVEP se produit lorsqu'un sujet fixe le regard sur une source lumineuse qui clignote avec une fréquence fixe. Il peut être détecté comme une augmentation de la puissance du signal à la même fréquence du stimulus. En plus, un certain nombre de fréquences harmoniques, multiples de la fréquence principale, peut être détecté [38]. Pour exploiter ce phénomène, plusieurs cibles sont présentées devant le sujet. Chaque cible

clignote avec une fréquence unique, par la suite une commande est attribuée à chaque cible. Afin d'exécuter une commande, le sujet doit regarder directement la cible appropriée.

En raison de l'effet de la magnification corticale, la qualité du signal SSVEP s'améliore si le sujet fixe le regard directement sur un objet de stimulation situé au centre de son champ de vision. En effet, la distribution des cônes rétiniens montre que la fovéolée située au centre du champ visuel est plus sensible à la lumière [39]. De ce fait, comme il est prouvé par A. González-Mendoza et al. [40], l'amplitude du signal SSVEP augmente proportionnellement avec la taille de la surface du stimulus visuel. Ainsi, le niveau de bruit augmente si le stimulus n'existe pas au centre du champ de vision ou si l'intensité lumineuse n'est pas suffisante.

Le bruit et les artefacts peuvent être additionnés au signal pertinent tout en modifiant ses caractéristiques. Le bruit est un signal non physiologique principalement causé par la fréquence 50 ou 60 Hz du rayonnement électromagnétique du réseau électrique ou par les changements des tensions causés par le déplacement d'une ou de quelques électrodes qui peut se produire durant l'acquisition du signal EEG. Les artefacts sont des signaux physiologiques résultant du mouvement involontaire des organes tels que le clignotement des yeux ou le battement du cœur. Pour éliminer la fréquence du secteur, il suffit d'appliquer un filtrage coupe-bande. La plupart des systèmes d'enregistrement EEG possèdent un filtrage Notch (coupe bande très spécifique) destiné à cet effet. En plus, si les perturbations dues aux déplacements des électrodes causent des détériorations du système, il suffit d'appliquer un filtrage spatial pour réduire leurs effets.

La figure 2.8 représente un exemple du signal EEG et de son spectre fréquentiel. Durant l'acquisition des données, quatre diodes LED, clignotant avec les fréquences 5, 6, 7 et 8 Hz respectivement, étaient présentées devant le sujet qui fixe le regard sur celle de 6 Hz. La figure 2. 8 illustre le signal EEG, en provenance de l'électrode O2, dans les deux bases temporelles (de durée égale à 8s) et fréquentielle (entre 0 et 128 Hz) pour une fréquence d'échantillonnage égale à 256 Hz.

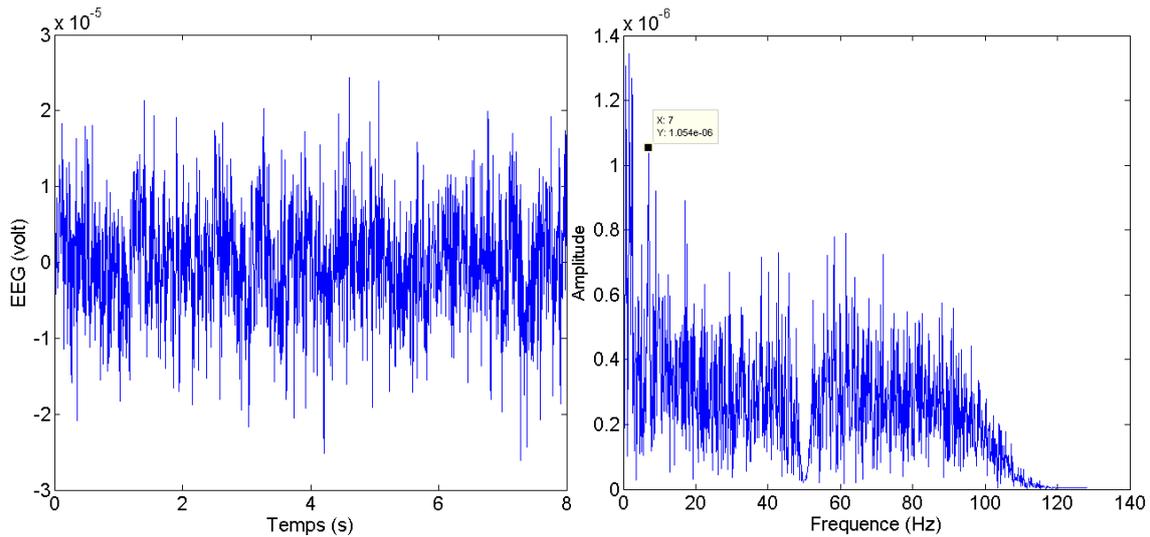


Figure. 2.8 (a)

Figure. 2.8 (b)

Figure 2. 8: (a) Signal EEG et (b) ses caractéristiques spectrales.

Les deux représentations de la figure 2.8 ont montré que le faible rapport signal sur bruit rend la détection de la fréquence de la cible impossible. En plus, l'effet du filtre Notch qui élimine la composante fréquentielle de 50 Hz peut être facilement distingué.

Avant de penser à traiter et à améliorer le signal, il faut commencer par l'étude des paramètres qui peuvent affecter les performances du système.

2.5 Evaluation des phénomènes neurophysiologiques utilisés en ICM

La figure 2.9 présente une comparaison générale des différents phénomènes neurophysiologiques utilisés pour la conception des ICMs [41].

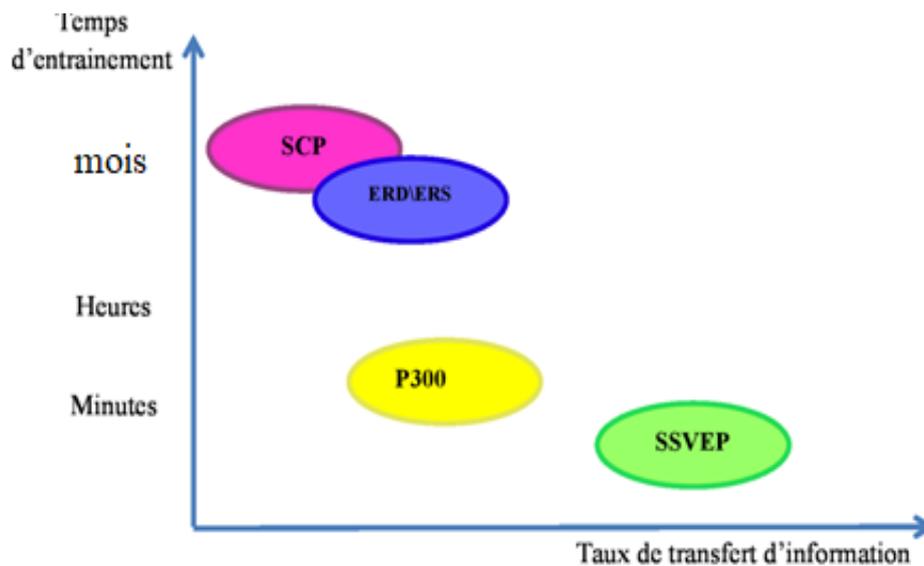


Figure 2. 9 : Comparaison des modalités utilisées pour les approches ICMs.

Le système ICM basé sur l'SSVEP a l'avantage d'avoir une précision et un taux de transfert d'informations plus élevés. En plus, le temps d'entraînement court (ou nuls pour la plupart des applications) et le nombre réduit de canaux EEG nécessaires sont préférables. Cependant, le niveau de vigilance nécessaire empêche cette technique d'être acceptée par quelques utilisateurs.

Le tableau 2.1 présente une deuxième modalité de comparaison entre les systèmes d'ICM qui utilisent les phénomènes neurophysiologiques présentés précédemment.

Tableau 2. 1: Comparaison entre les ICMs selon le phénomène neurophysiologique utilisé.

Signal	Temps d'entraînement	Stimulation	Précision	Intervalle entre l'émission des commandes
SCP	D'un à cinq mois	Non	Faible (typiquement 60%-70%)	Long (typiquement 10-20s)
P300	Presque nul	Visuel, auditif ou tactile présentant de façon aléatoire	Elevé (typiquement 90%)	Long (typiquement 10-20s)
ERD/ERS	Plusieurs mois ou plus	Non	Faible (typiquement 60%-70%)	Court (typiquement 0,5-4s)
SSVEP	Presque nul	Visuel modulée à une fréquence	Elevé (typiquement 80%-90%)	Court (typiquement 2-4s)

		fixe		
--	--	------	--	--

On peut facilement déduire que la technique SSVEP et l'imagination motrice sont les meilleurs choix pour des applications plus performantes et plus faciles à l'utilisation.

2.6 Domaines d'application des ICMs

Le contrôle des appareils électroniques sans besoin de voies neuromusculaires comme dans le cas de l'utilisation du clavier, peut créer une diversité de nouveaux champs d'applications. Notamment, il peut offrir aux personnes qui souffrent de troubles neuromusculaires graves une nouvelle occasion de retrouver le contact avec leur environnement. On peut distinguer principalement les applications de communication qui permettent de créer des messages textes, les applications d'aides au contrôle qui permettent aux utilisateurs de contrôler les appareils électroniques qui les entourent comme les dispositifs d'éclairage et le téléviseur et les applications d'aide à la mobilité qui offrent un moyen de se déplacer librement sans l'aide d'une autre personne. En plus, les ICMs peuvent être utilisées pour créer un nouveau paradigme de jeux vidéo ou de réalité virtuelle dont l'utilisateur peut contrôler la direction ou les actions d'un personnage par la pensée uniquement.

2.6.1 Exemple d'application de communication

Farewell et Donchin [42] furent les premiers à utiliser le P300 comme un signal de commande dans une ICM. Ils ont conçu le système "P300 Speller" qui permet aux sujets de choisir une séquence de caractères afin de créer des mots et des phrases.

Une matrice 6x6, contenant 36 caractères (26 lettres d'alphabet, les chiffres de 1 à 9 et un symbole pour effacer le dernier choix), comme présenté dans la figure 2.10, est affichée sur un écran d'ordinateur.

A	B	C	D	E	F
G	H	I	J	K	L
M	N	O	P	Q	R
S	T	U	V	W	X
Y	Z	1	2	3	4
5	6	7	8	9	—

Figure 2. 10: Matrice de caractères (6x6) utilisée dans le système "P300 Speller".

Les lignes et les colonnes, contenant 6 caractères, vont être aléatoirement intensifiées individuellement pour une période de 100 ms. Le sujet peut donc choisir la lettre désirée en portant son attention sur elle et en exécutant une tâche cognitive lors de son activation. Le système peut ainsi détecter le signal P300 et déterminer à chaque fois quelle ligne ou quelle colonne contient le caractère cible. Après un nombre suffisant de répétitions, le système sera capable de sélectionner le nouveau caractère du message.

Birbaumer et al. [26, 43] ont développé une interface qui permet de sélectionner une lettre de l'alphabet par dichotomies successives en utilisant le signal SCP. Les sujets ont été d'abord entraînés pour produire des SCP positifs ou négatifs volontairement. Après avoir atteint plus de 70% de contrôle, ils étaient invités à utiliser l'ICM. Avec les techniques de l'ICM, la variation du SCP est reconnue et utilisée pour sélectionner une partie de l'alphabet parmi deux possibilités. Ainsi, la partie 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.

B. Obermaier et al. ont proposé un exemple de clavier virtuel commandé par l'imagination motrice. L'utilisateur doit imaginer le mouvement de sa main droite ou de sa main gauche pour choisir un sous groupement parmi les 32 caractères (26 lettres de l'alphabet et 6 caractères spéciaux). Le choix d'une seule lettre passe à travers cinq niveaux de dichotomie. En plus, deux autres niveaux sont nécessaires pour valider le choix. En cas de refus, deux possibilités seront présentées au sujet : soit de rejeter la lettre en cours et revenir au niveau précédent soit de recommencer la procédure de nouveau.

Scherer et al. [44] ont proposé d'ajouter l'imagination du mouvement des pieds. Seulement cinq caractères sont affichés sur l'écran à la fois comme illustré dans la figure 2.11.

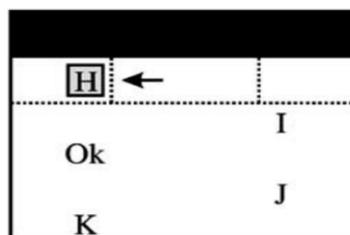


Figure 2. 11: Exemple d'interface utilisateur d'un clavier virtuel basé sur l'imagination motrice.

La lettre située en haut peut être sélectionnée par l'imagination du mouvement de l'une des mains. Pour défiler les lettres du bas vers le haut, le sujet doit imaginer le mouvement de ses pieds ainsi la lettre qui atteint la zone de sélection disparaît et une nouvelle lettre apparaît. Après l'affichage de 5 caractères, une commande "DELETE" et une commande "OK" sont insérées afin de valider ou d'annuler le dernier choix.

Volosyak et al. [45] ont proposé un clavier virtuel basé sur le signal SSVEP. 32 caractères et cinq zones de stimulations clignotantes avec des fréquences différentes sont présentés sur l'écran d'un ordinateur comme illustré dans la figure 2.12.

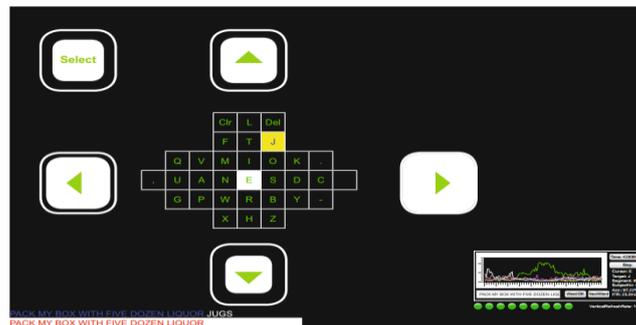


Figure 2. 12: Exemple d'interface utilisateur d'un clavier virtuel basé sur le signal SSVEP.

Les lettres sont organisées du centre vers l'extérieur en fonction de leur fréquence d'occurrence dans la langue anglaise et les caractères spéciaux supplémentaires sont situés au bord. Initialement, le curseur est localisé dans le centre au-dessus de la lettre 'E'. Le sujet peut déplacer le curseur au moyen des quatre stimuli sous forme des flèches et il peut sélectionner la lettre désirée à l'aide du cinquième stimulus 'Select'. Après chaque choix, le curseur revient à la position initiale au-dessus de la lettre 'E'.

2.6.2 Exemple d'application d'aide au contrôle

Corralejo et al. [55] ont conçu un système d'ICM qui sert à contrôler certains appareils domotiques qui sont présents dans la maison du sujet : le lecteur DVD (Digital Versatile Disc), le téléviseur, la chaîne stéréo et l'éclairage. Initialement, un menu de quatre boutons, représentant les appareils, est affiché sur l'écran. L'activation de l'un de ces boutons affiche sur l'écran un sous-menu constitué de plusieurs boutons montrant les différentes actions possibles appropriées à l'appareil. Pour passer d'un bouton au suivant, le sujet doit imaginer le mouvement de sa main droite. Ensuite, si son choix est sélectionné, il doit imaginer le mouvement de sa main gauche pour effectuer l'action.

Corralejo et al. [55] ont proposé aussi un système similaire basé sur le signal P300. L'application permet aux utilisateurs de contrôler plusieurs appareils liés aux besoins de confort, de communication et de divertissement. Plus précisément, il gère les périphériques suivants : téléviseur, lecteur DVD, chaîne stéréo, disque dur multimédia, téléphone, chauffage, ventilateur et lumières.

2.6.3 Exemple d'application d'aide à la mobilité

Un dispositif d'aide à la mobilité comme la chaise roulante commandée par les signaux EEG offre aux gens sévèrement handicapés la capacité de se déplacer librement sans l'aide d'une autre personne. Le système est destiné aux personnes qui ont toutes leurs facultés mentales mais qui sont incapables de toutes formes de communication avec leur entourage. Par exemple, certains patients victimes d'un accident vasculaire cérébral grave qui restent dans un état de paralysie musculaire complète (LIS : Locked-In Syndrom). Le même handicap moteur très sévère touche les personnes atteintes de sclérose latérale amyotrophique (SLA : Sclérose Latérale Amyotrophique ou maladie de Lou Gehrig) durant les derniers stades de la maladie. Plusieurs travaux ont été réalisés dans ce domaine. L'objectif est de concevoir un système sécurisé, facile à l'emploi et à prix réduits.

Leeb et al. [46] ont présenté un travail dans lequel ils ont démontré pour la première fois qu'un tétraplégique (paralysie des quatre membres causés généralement par une lésion de la moelle épinière) est capable de contrôler par ses signaux cérébraux le mouvement d'une chaise roulante dans un environnement virtuel. Le principe du système, illustré dans la figure 2.13, consiste à imaginer le mouvement des pieds pour déplacer la chaise dans un environnement virtuel d'un avatar à un autre jusqu'à la fin de la rue. Chaque avatar a sa propre sphère de communication invisible. Le sujet doit s'arrêter dans cette sphère, pas trop près et pas trop loin de l'avatar.



Figure 2. 13: Exemple de contrôle de la navigation d'une chaise roulante dans une scène virtuel. [46]

Lorsque l'ICM détecte l'imagination motrice, le système fait avancer l'avatar, si non l'avatar reste dans sa position actuelle.

Il est difficile de contrôler le mouvement d'une chaise roulante avec une ou deux commandes. Afin de faciliter la navigation, Jing et al. [47] ont proposé un système de navigation basé sur le signal SSVEP.



Figure 2. 14: Interface utilisateur pour le contrôle de la navigation d'une chaise roulante à l'aide du signal SSVEP. [47]

Dans ce travail la zone vers laquelle le sujet peut se déplacer est présentée sur l'écran au moyen d'une caméra. 6 anneaux de Newton, clignotants avec les fréquences 5,45 ; 6,67 ; 7,5 ; 8,57 ; 10 et 12 Hz respectivement, sont ajoutés à la scène comme montré dans la figure 2.14. Le sujet choisit l'endroit vers lequel il veut se déplacer en fixant le regard sur l'un de ces anneaux. Le système effectue donc le contrôle de la vitesse, de la distance et l'angle du déplacement pour atteindre l'endroit choisi. Iturrate et al. [48] ont proposé une approche proche de la précédente basée sur le signal P300. Le système collecte les informations de l'environnement et affiche en temps réel sur l'écran une matrice de points de stimulation représentant les différents endroits vers lesquels la chaise peut se déplacer. Les différentes destinations se situent à une distance de 2, 4 et 8 mètres avec un angle de -60° , -30° , 0° , 30° et 60° par rapport à la position actuelle de la chaise (figure 2.15). Les obstacles sont représentés par des murs qui peuvent cacher les points des destinations.

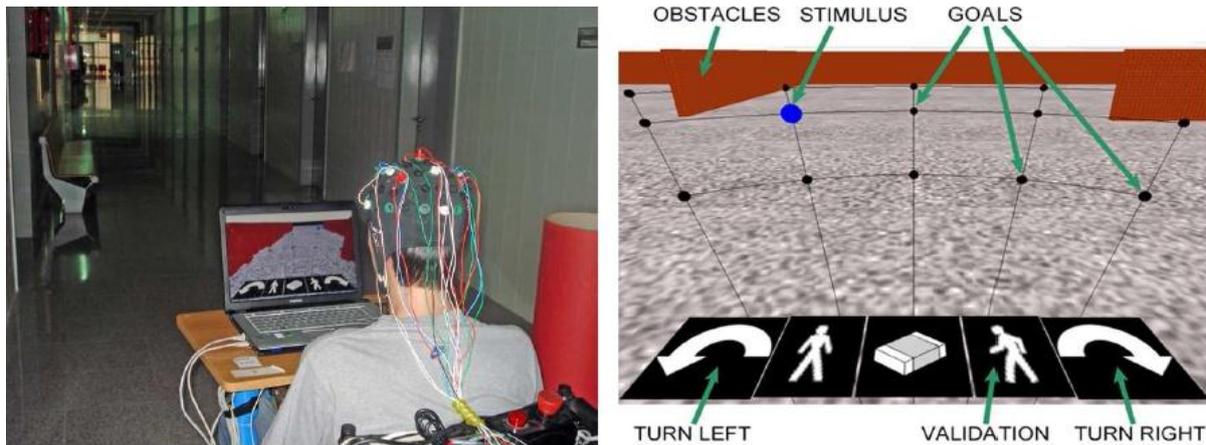


Figure 2. 15: Informations de l'entourage avec la matrice des destinations possibles [48]

Suite à un choix, la chaise se déplace automatiquement et en sécurité vers la nouvelle position en évitant les obstacles. L'avantage principal de cette technique est de permettre à l'utilisateur de se déplacer avec un scénario inconnu et non prédéfini. En plus, il existe 4 boutons en dessous de l'écran qui permettent de : tourner à 90°, valider l'action, arrêter le véhicule et annuler l'action.

Afin de faciliter l'utilisation du système, Rebsamen et al. [49] ont conçu une technique qui permet de minimiser le nombre de commandes nécessaires pour diriger la chaise vers la position de destination. Le dispositif est destiné à être utilisé à l'intérieur des hôpitaux ou tous autres locaux sans le besoin d'une grande modification. Un menu de différentes zones vers lesquelles le sujet peut se déplacer est affiché sur l'écran comme présenté dans la figure 2.16. Les différentes zones et les différents chemins entre eux sont prédéfinis par un outil logiciel.

my desk	printer	main door
john's office	smith's office	toilets
lift	applications	lock

Figure 2. 16: Exemple de menu de destinations. [49]

Le sujet peut choisir une destination depuis le menu qui est affiché à l'aide de la technique P300 donc la chaise se déplace automatiquement vers cette destination.

Le système est équipé de plusieurs détecteurs et d'un programme pour détecter et éviter les obstacles. En plus, il peut enregistrer un nouveau chemin quand une personne pousse la chaise. Lorsque la chaise s'arrête devant un obstacle une liste de choix possibles s'affiche pour résoudre la situation :

- Compléter le chemin si l'obstacle disparaît ;
- Éviter l'obstacle par l'application d'une déformation élastique du chemin à gauche ou à droite ;
- Appeler l'assistance ;
- Devant un ascenseur l'écran affiche l'étage à choisir.
- L'utilisateur peut interrompre le processus à tout moment.

2.6.4 Exemple d'application : jeux vidéo

Bien que le contrôle des jeux vidéo nécessite une latence quasi nulle entre la commande et l'exécution de l'action, certains chercheurs ont proposé de simples jeux basés sur la technologie des ICMs. Par exemple, Chumerin et al. [50] ont introduit un jeu, basé sur l'exploitation du signal SSVEP, dans lequel le joueur guide un avatar à travers un labyrinthe en utilisant quatre commandes (haut, bas, gauche et droite). Pour choisir une direction, l'utilisateur doit fixer son regard sur l'un des quatre flèches, clignotant avec les fréquences 15 ; 12 ; 10 ; et 8,57 Hz respectivement, qui sont affichés aux quatre côtés de l'écran.

De même, Lalor et al. ont proposé un jeu vidéo dont l'objectif est de maintenir l'équilibre d'un personnage animé sur une corde, comme illustré dans la figure 2.17, en utilisant uniquement le signal EEG de l'utilisateur.



Figure 2. 17: Le caractère perd l'équilibre pendant le jeu.

Le signal EEG était acquis à partir des électrodes O1 et O2. Après une phase d'adaptation de l'interface au patient, les deux fréquences de stimuli qui engendrent les plus distinctes fréquences SSVEP sont identifiées à partir de la bande de fréquences entre 6 et 25 Hz. Elles sont utilisées plus tard pour commander le clignotement des deux zones de stimulations.

2.7 Conclusion

Ce chapitre s'intéresse aux principes fondamentaux des systèmes d'interface cerveau machine basées sur le signal SSVEP.

Tout d'abord, nous avons présenté les différents blocs fonctionnels de l'ICM comme étant une chaîne de traitement temps réel de l'activité cérébrale. Ensuite, nous avons mis l'accent sur les phénomènes neurophysiologiques convenables pour la conception des ICMs en se basant sur le SSVEP. Finalement, nous avons cité les principales applications développées pour la communication et le contrôle des machines au moyen des ICMs.

Dans le chapitre suivant, nous allons étudier les techniques avancées de traitement du signal les plus utilisées pour la conception des ICMs basées sur le signal SSVEP.

Chapitre 3

*Comparaison entre les trois méthodes :
Combinaison de l'énergie minimale,
d'indice de synchronisation multivariée et
l'analyse canonique de corrélation pour la
détection de SSVEP*

Chapitre 3 Comparaison entre les trois méthodes : Combinaison de l'énergie minimale, d'indice de synchronisation multivariée et l'analyse canonique de corrélation pour la détection de SSVEP

3.1 Introduction

3.2 Base de données

3.3 Méthodes utilisées pour la reconnaissance des fréquences SSVEP

3.4 Résultats et discussions

3.5 Conclusion

3.1 Introduction

Les interfaces cerveau machine (ICMs) offrent aux humains un nouveau canal de communication basé sur le décodage de l'information représentant l'activité cérébrales. Au cours des dernières années, les ICMs basées sur le signal SSVEP ont réalisé des progrès rapides en termes de performance, de fonctionnalité et de praticité. Cependant un certain nombre de problèmes peut être rencontré. Ces problèmes doivent être résolus afin d'obtenir des résultats satisfaisants.

Pour cette raison les techniques de traitement du signal doivent être adéquates aux différentes caractéristiques de ce phénomène neurophysiologique.

Plusieurs méthodes de traitement du signal ont été proposées pour améliorer la qualité des signaux SSVEP en éliminant les artefacts, en réduisant le bruit et en isolant les fréquences d'intérêt. Les principales méthodes qui existent dans la littérature sont de combinaison de l'énergie minimale (MEC : Minimum Energy Combination), l'analyse canonique de corrélation CCA : Canonical Correlation Analysis) et la méthode d'indice de synchronisation multivariée (MSI : Multivariate Synchronization Index).

Dans ce chapitre, nous pressentons en détail ces trois méthodes et nous illustrons les résultats de l'implémentation de ces méthodes. Enfin, nous comparons et discutons les résultats trouvés.

3.2 Base de données

Dans notre travail nous avons utilisé des données EEG réelles. En effet, la complexité du signal EEG rend sa création avec des méthodes synthétiques ou semi synthétiques impossible. Par conséquent, l'utilisation des signaux réelles garantit des résultats crédibles. Les données utilisées dans ce travail se trouvent sur la base de données disponible gratuitement en ligne sous le nom **Benchmark Dataset**. [Web1]

Ces données étaient enregistrées à partir de Trente-cinq sujets sains (17 femmes, âgées de 17 à 34 ans, âge moyen : 22 ans) avec une vision normale.

Parmi tous les sujets, huit d'entre eux avaient une expérience d'utilisation des ICMs basées sur SSVEP. [13], [21].

Les signaux étaient extraits à partir de 64 électrodes suivant le système 10-20. L'électrode de référence a été placée dans la position Cz. Les coordonnées polaires de ces électrodes sont enregistrées dans un fichier spécifique. Dans notre travail, on a utilisé les signaux des 8 canaux les plus proches à la zone occipitale (figure 3.1).

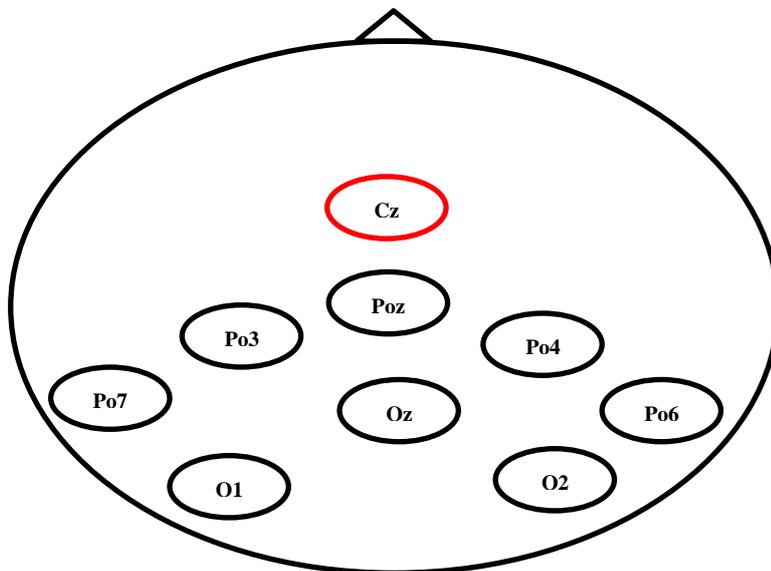


Figure 3. 1: Positions des canaux et des électrodes utilisés.

Le matériel utilisé pour l'acquisition de signal EEG fonctionne avec une fréquence d'échantillonnage de 1000 Hz. Cependant, les signaux étaient sous échantillonnées à la fréquence de 250 Hz afin de réduire la taille de la base. Comme résultats, la base contient 35 fichiers Matlab d'environ 3,3 Go. La matrice de stimulation visuelle est composée de 5*8

cibles comme présentée dans la figure 3.2 Au total, 40 caractères (26 alphabets anglais, 10 chiffres et quatre symboles) sont présentés devant le sujet dans un moniteur présenté sur un moniteur LCD de 23,6 pouces. La distance de vision à l'écran était de 70 cm. Chaque cible clignote avec une fréquence déférente dans l'intervalle de 8 à 15,8 Hz. Durant un essai, le sujet a été invité à fixer le regard vert une seule cible pour une durée de 6s. Donc, la durée d'un segment EEG égale à 6s ($6 \times 250 = 1500$ échantillons). En total, le sujet était ramené à réaliser 6 essais pour chaque cible. Donc, dans cette base de données on dispose 240 enregistrements pour chaque sujet.

>>								>>								
A	B	C	D	E	F	G	H	8.0Hz 0	9.0Hz 0.5 π	10.0Hz π	11.0Hz 1.5 π	12.0Hz 0	13.0Hz 0.5 π	14.0Hz π	15.0Hz 1.5 π	
I	J	K	L	M	N	O	P	8.2Hz 0.5 π	9.2Hz π	10.2Hz 1.5 π	11.2Hz 0	12.2Hz 0.5 π	13.2Hz π	14.2Hz 1.5 π	15.2Hz 0	
Q	R	S	T	U	V	W	X	8.4Hz π	9.4Hz 1.5 π	10.4Hz 0	11.4Hz 0.5 π	12.4Hz π	13.4Hz 1.5 π	14.4Hz 0	15.4Hz 0.5 π	
Y	Z	0	1	2	3	4	5	8.6Hz 1.5 π	9.6Hz 0	10.6Hz 0.5 π	11.6Hz π	12.6Hz 1.5 π	13.6Hz 0	14.6Hz 0.5 π	15.6Hz π	
6	7	8	9		,	.	<-	8.8Hz 0	9.8Hz 0.5 π	10.8Hz π	11.8Hz 1.5 π	12.8Hz 0	13.8Hz 0.5 π	14.8Hz π	15.8Hz 1.5 π	

Figure 3. 2: L'interface utilisateur du speller ICM 40-cibles et Les valeurs de fréquence pour tous les caractères.

3.3 Méthodes utilisées pour la reconnaissance des fréquences SSVEP

La section suivante présente en détail les méthodes les plus utilisées pour la détection des fréquences SSVEP.

3.3.1 Combinaison de l'énergie minimale

MEC est basé sur la comparaison des différents SNR correspondant aux fréquences de stimulation puis sur la sélection de la fréquence qui a le SNR le plus élevé.

Afin d'avoir des SNR significatifs pour les fréquences d'intérêt (stimulus et harmoniques), le niveau de bruit est d'abord diminué. Cela est fait en deux étapes. Dans la première étape, toutes les fréquences principales et harmoniques sont exclues du signal EEG original. Les signaux restants sont considérés comme bruit ou signaux non intéressants. Dans

la deuxième étape, la PCA est utilisée pour créer une combinaison linéaire qui minimise la variance de la somme pondérée du bruit. L'application de cette combinaison linéaire sur le signal d'origine réduit le niveau du bruit et accentue les fréquences d'intérêt. [51]

La méthode PCA consiste à combiner linéairement l'ensemble de données initiales, généralement corrélées, afin de créer un nouvel ensemble de données non corrélées, de variances maximales, appelées composantes principales. La PCA est l'une des techniques les plus populaires pour la réduction de la dimensionnalité. Elle garantit la description de l'ensemble de départ avec un nombre plus réduit de variables tandis que la perte d'information est 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 sont ordonnées $\lambda_0 \geq \lambda_1 \geq \dots \geq \lambda_{(m-1)}$: $A = [v_0, v_1, \dots, v_{(m-1)}]$, ou $m < N$.

La figure 2.6 présente l'organigramme de la méthode MEC.

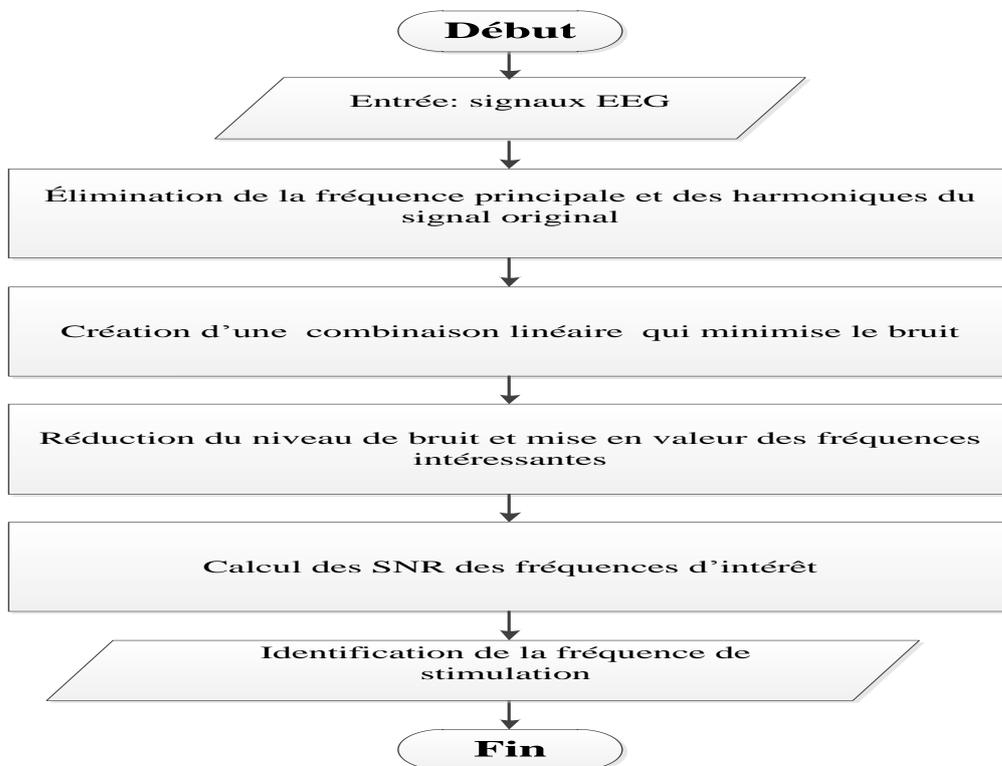


Figure 3. 3: Organigramme de la méthode MEC.

Un modèle linéaire est choisi pour représenter le signal EEG durant la génération du signal SSVEP.

$$y_i(t) = \sum_{k=1}^{N_h} a_{i,k} \sin(2\pi kft + \Phi_{i,k}) + \sum_j b_{i,j} z_j(t) + e_i(t) \quad (3.1)$$

Avec $y_i(t)$ est le signal EEG, i est l'identifiant de l'électrode, f est la fréquence de stimulus et N_h est le nombre d'harmoniques.

On peut distinguer trois quantités différentes dans le modèle. La première représente les fréquences d'intérêt où $a_{i,k}$ et $\Phi_{i,k}$ sont respectivement les amplitudes et les phases spécifiques du signal SSVEP. La seconde représente les signaux nuisibles $z_j(t)$ tels que les artefacts où $b_{i,j}$ est le facteur de poids. Enfin, la troisième quantité représente le bruit. Le modèle peut être exprimé sous forme vectorielle plus généralisé.

$$Y = XA + ZB + E \quad (3.2)$$

Avec Y est une matrice d'indices d'électrodes en colonnes et d'échantillons en lignes.

$$X = [x_1 x_2 \dots x_{N_y}] \quad (3.3)$$

Avec N_y est le nombre des électrodes et

$$x_i = [x_{i,1} x_{i,2} \dots x_{i,N_y}] \quad (3.4)$$

Avec x_i est de taille $N_t \times 2N_h$ où N_t est le nombre des échantillons et $x_{i,1}$ est une sous-matrice contenant une paire de $\sin(2\pi kft)$ et de $\cos(2\pi kft)$ dans ses colonnes. A et B sont deux matriciels qui contiennent les facteurs d'amplitude des signaux intéressants et nuisibles respectivement. Tandis que Z et E représentent les signaux nuisibles et le bruit respectivement.

Dans la première étape, les fréquences d'intérêt (stimulus et harmoniques) sont éliminées en projetant la matrice Y du signal EEG sur le complément orthogonal de la matrice X .

$$\ddot{Y} = Y - X(X^T X)^{-1} X^T Y \quad (3.5)$$

Avec \ddot{Y} est la matrice des signaux non intéressants et

$$X = \begin{bmatrix} \sin\left(2\pi \frac{1}{F_s} f_1\right) & \cos\left(2\pi \frac{1}{F_s} f_1\right) & \dots & \sin\left(2\pi \frac{1}{F_s} N_h f_n\right) & \cos\left(2\pi \frac{1}{F_s} N_h f_n\right) \\ \vdots & \vdots & & \vdots & \vdots \\ \sin\left(2\pi \frac{N_t}{F_s} f_1\right) & \cos\left(2\pi \frac{N_t}{F_s} f_1\right) & \dots & \sin\left(2\pi \frac{N_t}{F_s} N_h f_n\right) & \cos\left(2\pi \frac{N_t}{F_s} N_h f_n\right) \end{bmatrix} \quad (3.6)$$

Avec F_s est la fréquence d'échantillonnage et $f_1 \dots f_n$ sont les fréquences des stimuli.

Dans la deuxième étape, la PCA est utilisée pour trouver une combinaison linéaire minimisant la variance de la matrice \ddot{Y} . Les composantes principales (CP) sont estimées comme les vecteurs propres de la matrice de covariance de \ddot{Y} correspondant aux valeurs propres λ_{N_y} . Le groupement de N_s valeurs propres λ_i , avec N_s est la valeur minimale pour laquelle l'équation 3.7 est satisfaisante, correspond au groupe de vecteurs propres qui forme la matrice V_k utilisée pour réduire la variance du bruit plus que la variance des signaux d'intérêt.

$$\frac{\sum_{i=1}^{N_s} \lambda_i}{\sum_{i=1}^{N_y} \lambda_i} > 0.1 \quad (3.7)$$

Le choix de la valeur de seuil doit être pris avec le plus grand soin possible. Avec un nombre réduit de CP une grande partie de l'information utile sera perdue. En contrepartie, avec un nombre important de CP, une grande partie de bruit peut persister. La valeur la plus adéquate du seuil est considérée égale à 0,1 [53].

Dans la troisième étape, la multiplication de la matrice V_k par la matrice Y permet de créer une matrice S avec un niveau de bruit réduit.

$$S = YV_k \quad (3.8)$$

Pour une fréquence d'intérêt f , le SNR est défini comme suit :

$$SNR(f) = P(f)/\sigma(f) \quad (3.9)$$

Avec $P(f)$ est la fonction de puissance du signal et $\sigma(f)$ est une estimation de la puissance du bruit.

$$P(f) = \left(\sum_t s(t) \sin(2\pi ft) \right)^2 + \left(\sum_t s(t) \cos(2\pi ft) \right)^2 \quad (3.10)$$

L'application des équations de Yule-Walker sur le vecteur $R = \ddot{Y}V_k$ permet d'estimer les paramètres $\alpha_1 \dots \alpha_p$ du modèle autorégressif d'ordre p qui sera utilisé pour interpoler la puissance de bruit dans les fréquences SSVEP. Ces équations permettent également d'estimer la variance $\hat{\sigma}$ du bruit blanc qui entraîne le processus autorégressif. En conséquence, $\sigma(f)$ est une approximation de la puissance de la matrice R pour la fréquence f .

$$\sigma(f) = \frac{\pi N_t}{4} \frac{\hat{\sigma}^2}{\left| 1 - \sum_{j=1}^p \alpha_j \exp(-2\pi i j f / F_s) \right|} \quad (3.11)$$

Avec $i = \sqrt{-1}$

Pour chaque fréquence de stimulation, nous combinons le SNR pour la fréquence principale et les harmoniques comme suit :

$$Q(f) = \frac{1}{N_s(N_h + 1)} \sum_{k=1}^{N_s} \sum_{h=1}^{N_h} P_k(h_f) / \sigma_k(h_f) \quad (3.12)$$

Finalement, la valeur de la fréquence de la cible est la fréquence f pour laquelle la valeur de $Q(f)$ est maximale.

3.3.2 Analyse canonique de corrélation

Le CCA est une méthode statistique utilisée sur les vecteurs de variables aléatoires. Elle calcule la combinaison linéaire des variables dans chaque vecteur pour maximiser la corrélation entre ces combinaisons.

Soit $M = (M_1, \dots, M_n)$ et $V = (V_1, \dots, V_n)$ deux vecteurs de variables aléatoires. Le CCA permet de trouver deux vecteurs a et b qui minimisent la corrélation $corr(aM, bV)$ en résolvant le problème suivant :

$$\max_{a,b} \rho(M, V) = \frac{a^T M^T V b}{\sqrt{a^T M M^T a b^T V V^T b}} \quad (3.13)$$

Les méthodes de reconnaissance de la fréquence du stimulus qui sont basées sur le CCA calculent les coefficients de corrélation entre le signal EEG et des signaux références. Un signal de référence est une représentation des caractéristiques recherchées sans bruit et artéfacts. Dans le cas du traitement du signal SSVEP, un signal sinusoïdal pur avec une fréquence égale à la fréquence d'intérêt peut être utilisé comme signal de référence. Le CCA est utilisé pour la comparaison entre le signal EEG multicanal et un signal de référence R_f incluant les fréquences de stimulation et les harmoniques.

$$R_f = \begin{pmatrix} \sin(2\pi f t) \\ \cos(2\pi f t) \\ \vdots \\ \sin(2\pi N_h f t) \\ \cos(2\pi N_h f t) \end{pmatrix} \quad (3.14)$$

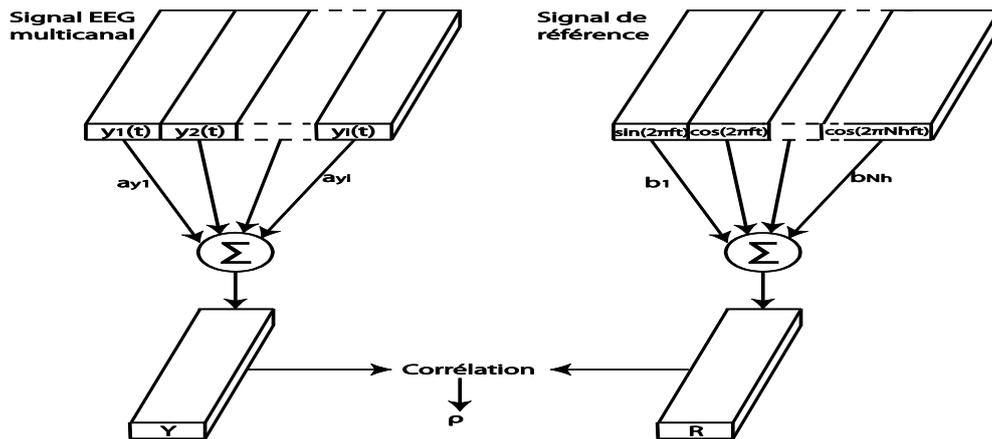


Figure 3. 4: CCA utilisé pour l'analyse du signal SSVEP.

Pour chaque référence, qui représente une stimulation unique, la valeur de corrélation indique son degré de similarité avec la donnée EEG. Ces valeurs sont utilisées comme caractéristiques qui seront transmises vers le bloc de décision afin de sélectionner la commande adéquate.

La figure 3.5 illustre les différentes étapes de la méthode basée sur le CCA.

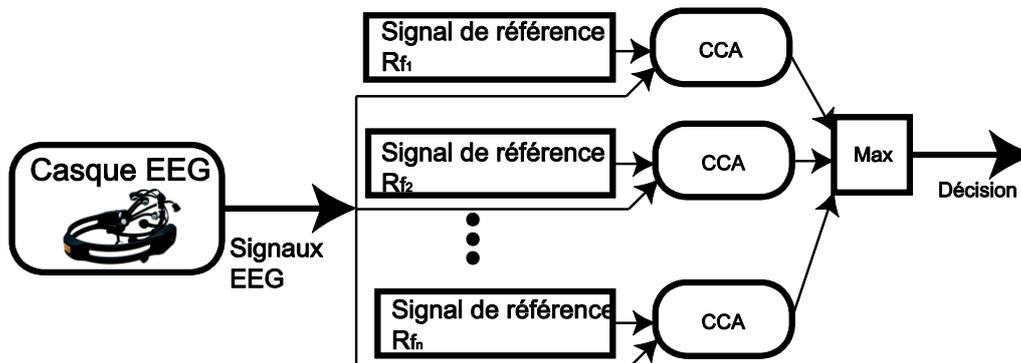


Figure 3. 5: Schéma de principe de la méthode basée sur le CCA.

La valeur de la fréquence d'intérêt est la même que la fréquence de référence qui maximise le coefficient de corrélation.

3.3.3 Indice de synchronisation multivarié

La méthode MSI estime l'indice de synchronisation entre le signal EEG noté Y et le signal de référence R_f [38].

Soit C est la matrice de corrélation entre Y et R_f . C est donnée par :

$$C = \begin{bmatrix} C_{xx} & C_{xy} \\ C_{yx} & C_{yy} \end{bmatrix} \quad (3.15)$$

Avec

$$C_{xx} = \frac{1}{N_t} Y Y^t \quad (3.16)$$

$$C_{xy} = C_{yx} = \frac{1}{N_t} Y R_f^t \quad (3.17)$$

$$C_{yy} = \frac{1}{N_t} R_f R_f^t \quad (3.18)$$

Rappelant que N_t est le nombre des échantillons.

Pour réduire l'effet de l'autocorrélation, la transformation linéaire suivante est appliquée à la matrice C produisant la matrice \check{C} .

$$\check{C} = U C U^T \quad (3.19)$$

Tel que :

$$U = \begin{bmatrix} C_{xx}^{-\frac{1}{2}} & 0 \\ 0 & C_{yy}^{-\frac{1}{2}} \end{bmatrix} \quad (3.20)$$

Une normalisation des valeurs propres λ_i de la matrice \check{C} est donnée par :

$$\check{\lambda}_i = \frac{\lambda_i}{\sum_{j=1}^P \lambda_j} \quad (3.21)$$

Avec P est le nombre des valeurs propres.

Finalement, l'indice de synchronisation est donné par l'équation suivante :

$$S = 1 + \frac{\sum_{i=1}^P \check{\lambda}_i \log(\check{\lambda}_i)}{\log(P)} \quad (3.22)$$

La valeur de la synchronisation tend vers 0 si les deux matrices R_f et Y (de référence et de la donnée EEG) sont décorréliées et vers 1 si elles sont de plus en plus corréliées. Par conséquent, la fréquence de la référence qui a l'indice de synchronisation maximum est considérée comme la fréquence d'intérêt.

3.4. Résultats et discussions

Les critères d'évaluation des ICM les plus connues sont le taux de précision et le taux de transfert de l'information.

- Le taux de précision est le rapport entre le nombre des tâches mentales bien détecté par le système et le nombre total des tâches mentales.
- Le taux de transfert de l'information (ITR : Information Transfer Rate) proposé par Wolpaw et al. [Wol1998], tel qu'il est présenté dans l'équation (3.23), est le critère le plus utilisé dans l'évaluation des ICM. Il reflète la vitesse et la précision du système.

$$B = \log_2 N + P \log_2 P + (1 - P) \log_2 [(1 - P)/(N - 1)] \quad (3.23)$$

Avec B est le ITR (en bits/symbole), N est le nombre de tâches mentales possibles et P est le taux de précision.

Un deuxième ITR (Bt en bits/minute) dérivé du premier ITR était proposé pour simplifier l'interprétation :

$$B_t = B * (60/CTI) \quad (3.24)$$

Avec CTI est l'intervalle de transfert de commande qui est le temps moyen nécessaire pour convertir les caractéristiques en une commande.

Un système satisfaisant doit posséder un taux de précision et un débit élevé. Le débit d'un système augmente par l'amélioration de la précision et par l'augmentation du nombre de commandes. Par exemple, pour une ICM à base du P300 avec quatre commandes, une amélioration de la précision de 75% à 90% a presque doublé le débit binaire [53]. Une précision d'au moins 70% est considérée acceptable pour une communication efficace.

Pour évaluer les trois méthodes, on a commencé par mesurer les taux de précision en utilisant des segments de 3 s avec des références qui représentent la fréquence principale et deux harmoniques.

Tableau 3. 1: Taux de précision détaillé pour des segments de 3 s en utilisant la fréquence principale et deux harmoniques.

Sujet	CCA	MSI	MEC
Sujet 03	99,58	97,91	92,08
Sujet 04	99,58	90,58	80
Sujet 05	100	100	90,25
Sujet 06	100	100	89,16
Sujet 07	93,75	89,16	90
Sujet 08	95,41	90,25	90
Sujet 09	86,66	86,25	72,08
Sujet 10	98,75	90	85,91
Sujet 11	85,00	85,75	90,83
Sujet 12	96,66	96,25	82,50

Sujet 13	96,66	95,58	92,91
Sujet 14	100	99,58	90,83
Sujet 15	99,58	99,16	92,91
Sujet 16	57,50	54,58	91,66
Sujet 17	99,167	99,58	80,83
Sujet 18	76,20	50,25	70,25
Sujet 19	90,00	91,16	80,41
Sujet 20	99,58	98,16	71,66
Sujet 21	77,91	73,33	92,08
Sujet 22	91,17	96,50	87,66
Sujet 23	95,83	94,83	91,25
Sujet 24	96,25	95,66	91,25
Sujet 25	99,58	98,58	94,25
Sujet 26	100	80	91,41
Sujet 27	97,33	97,50	86,25
Sujet 28	84,16	70,91	83,41
Sujet 29	62,91	78,75	85,41
Sujet 30	99,58	97,58	82,91
Sujet 31	100	100	70,66
Sujet 32	100	100	81,83
Sujet 33	62,91	65,75	51,66
Sujet 34	100	100	91,66
Sujet 35	100	100	93,00
Taux de précision	92,03	92,61	87,78

Les résultats montrent que les trois systèmes permettent de trouver des bonnes performances pour tous les sujets. En effet, la longue durée de segment permet d'inclure une grande quantité d'informations dans le signal. Par exemple, pour des fréquences principales de 8 Hz et 15,8 Hz, nous avons trouvé 40 et 79 respectivement. De même, la comparaison du signal EEG par rapport aux trois fréquences (Fréquence principale +2 harmoniques) va affiner les résultats.

Les deux facteurs principaux qui peuvent influer les résultats des systèmes sont la longueur des segments et le nombre des fréquences utilisées. Les trois tableaux suivants illustrent une étude détaillée des taux de précision en fonction de ces deux paramètres.

Tableau 3. 2: Taux de précision moyenne pour la méthode CCA en fonction des différentes longueurs de segment et fréquences utilisées (%).

Fréquence	Fréquence principale	Fréquence principale	Fréquence principale
-----------	----------------------	----------------------	----------------------

	principale	+1 harmonique	+2 harmoniques	+3 harmoniques
5s	86,74	91,75	92,03	92,19
4s	83,92	89,50	89,94	90,10
3s	76,76	84,24	84,93	85,14
2s	60,88	72,90	74,21	74,96
1s	26,50	39,19	42,11	43,42

Tableau 3. 3: Taux de précision moyenne pour la méthode MSI en fonction des différentes longueurs de segment et fréquences utilisées (%).

	Fréquence principale	Fréquence principale +1 harmonique	Fréquence principale +2 harmoniques	Fréquence principale +3 harmoniques
5s	86,08	91,97	92,61	92,61
4s	83,21	89,57	90,24	90,24
3s	76,19	84,74	85,46	85,64
2s	59,28	73,62	75,04	75,33
1s	24,50	39,12	40,68	41,96

Tableau 3. 4: Taux de précision moyenne pour la méthode MEC en fonction des différentes longueurs de segment et fréquences utilisées (%).

	Fréquence principale	Fréquence principale +1 harmonique	Fréquence principale +2 harmoniques	Fréquence principale +3 harmoniques
5s	84,80	85,75	87,78	87,81
4s	73,31	76,75	78,45	78,24
3s	60,19	64,64	66,64	67,94
2s	52,28	54,52	59,08	60,03
1s	18,58	29,67	30,86	31,67

À partir de ces résultats, Il est clair que le taux de précision diminue avec la diminution la longueur du segment. En effet, la quantité d'informations incluse dans le signal diminue si on diminue la longueur de segment. En général, la durée d'un signal avec un bruit ou artefacts ne dépasse pas 1 s, donc il est plus probable de trouver des segments non utiles (bruité ou artefacté) si on diminue la taille de segment.

Il est aussi clair que le taux de précision augmente si on augmente le nombre de fréquences utilisées. En fait, chaque harmonique est une représentation de la fréquence

principale, donc l'ajout d'une harmonique va ajouter l'information utile. Il est aussi clair d'après les trois tableaux que les deux méthodes CCA et MSI sont meilleures que la méthode MEC.

Demander à un patient de fixer le regard sur une cible pendant 5s ou 4s sont des clignements de la paupière est une tâche fatigante. D'autre part les taux de transfert trouvés pour 1 et 2s sont insatisfaisants. Pour cela on a choisi d'utiliser des segments de 3s de longueur.

Le tableau suivant présente le temps de calcul moyen pour l'exécution des trois méthodes avec des segments de 3s. La configuration présentée précédemment a été utilisée.

Tableau 3. 5: Temps de calcul moyen en ms pour des segments de 3 s

	Fréquence principale +1 harmonique	Fréquence principale +2 harmoniques	Fréquence principale +3 harmoniques
CCA	33,74	41,20	53,45
MSI	46,32	52,88	55,95
MEC	53,20	62,71	73,46

Les résultats montrent que le temps de calcul augmente si on augmente le nombre d'harmoniques ce qui est logique puisque la quantité de données à analyser augmente. Aussi on remarque que la méthode MEC est la plus lente.

Ceci est dû au temps nécessaire pour le filtrage et le calcul du rapport signal sur bruit. Le tableau suivant présente les taux de transfert de l'information pour les trois méthodes en utilisant le segment de 3s. Le taux de transfert de l'information est la métrique la plus représentative des performances des systèmes. Elle combine le taux de précision et le temps nécessaire pour l'acquisition et le traitement du signal.

Tableau 3. 6: Comparaison en fonction des taux de transfert de l'information en bit par mn pour des segments de 3 s et différentes fréquences utilisées (à reformuler)

	Fréquence principale +1 harmonique	Fréquence principale +2 harmoniques	Fréquence principale +3 harmoniques
CCA	76,49	77,21	77,22
MSI	76,796	76,92	77,16
MEC	49,439	51,72	53,14

Les trois méthodes permettent d'atteindre des taux de transfert d'information élevés (> 50bit/mn).

En fait le grand nombre de cible est la raison pour laquelle ces taux sont élevés.

Seul des systèmes SSVEP permet d'utiliser un grand nombre de commandes sans nécessiter de répéter la tâche mentale comme pour les systèmes P300. Ceci est la raison principale pour laquelle on a choisi les ICMs basées sur le signal SSVEP. Finalement on remarque que la méthode CCA surpasse les deux autres méthodes et donne le meilleur résultat pour des segments de 3s en utilisant la fréquence principale et trois harmoniques.

3.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons testé et évalué les trois méthodes les plus utilisées dans les ICMs basées sur le signal SSVEP pour que le système soit proche de l'utilisation finale en utilisant les signaux EEG réels.

Les méthodes sont comparées en fonction des taux de précision et du taux de transfert de l'information qui sont les métriques les plus utilisées dans la littérature. Les résultats montrent que le système le plus performant est celui basé sur la méthode CCA. Cette méthode atteint un taux de précision de 85,14% avec un taux de transfert de l'information de 77,22 bit/min pour les segments de 3s en utilisant la fréquence principale et les trois harmoniques.

Conclusion générale

Conclusion Générale

Le premier souci dans le domaine des interfaces cerveau machine (ICM) est de concevoir des systèmes capables de concourir les outils ordinaires de commandes comme le clavier de l'ordinateur. De ce fait, le premier objectif des chercheurs dans ce domaine devient l'amélioration du taux de précision et du taux de transfert de l'information de l'ICM.

Dans ce projet de fin d'étude, nous nous intéressons à la comparaison des méthodes de traitement du signal EEG capables d'améliorer les performances des ICMs. Nous avons fourni pour la première fois les diverses connaissances nécessaires à la compréhension de la neurophysiologie fonctionnelle et, ainsi, offert des informations pertinentes liées aux techniques d'imagerie cérébrale, aux phénomènes neurophysiologiques utiles pour la conception de l'ICM. Ainsi, le travail de l'ICM et quelques exemples de domaines d'application.

Dans la dernière étape, nous avons appliqué une comparaison des méthodes de détection de fréquence SSVEP les plus fréquemment utilisées dans la littérature. Le but de ces tests est de vérifier l'efficacité de ces méthodes en termes de précision et taux de transfert de l'information.

En perspectives nous envisageons de mener des recherches pour :

- Etudier les méthodes de traitement du signal SSVEP qui exploite l'information liée à la phase du clignotement du stimulus et choisir la meilleure méthode.
- Intégrer des méthodes de détection des artefacts afin de corriger ou éliminer les segments de données erronés. Concevoir un système de stimulation optimale adaptatif pour chaque sujet afin de garantir le confort maximale lors de l'utilisation.
- Etudier la possibilité d'utiliser l'apprentissage approfondie afin d'améliorer les performances de l'ICM basée sur le signal SSVEP

Références

Références

- [1] R. Romo-Vazquez, “Contribution à la détection et à l’analyse des signaux EEG épileptiques : débruitage et séparation de sources”, Thèse de Doctorat de l'Institut National Polytechnique de Lorraine - INPL, Lorraine, France, (2010).
- [2] X. Artusi, “Interface Cerveau Machine avec adaptation automatique à l’utilisateur”, Thèse de Doctorat de l’École Centrale de Nantes, Nantes, France, (2012).
- [3] M. Besserve, “Analyse de la dynamique neuronale pour les Interfaces Cerveau-Machines : un retour aux source”, Thèse de Doctorat de l'Ecole Doctorale Sciences et Technologies de l’Information, des Télécommunications et des Systèmes, Faculté des sciences d’Orsay, Université PARIS- SUD 11, Paris, France, (2007).
- [4] A. Sabrina “Analyse et Diagnostic des Données Médicales Interprétation des Données issues de l’EEG”, Thèse de Doctorat, Université IBN Khaldoun – Tiaret (2019)
- [5] F. A. Azevedo, L. R. Carvalho, L. T. Grinberg, J. M. Farfel, R. E. Ferretti, R. E. Leite, W. Jacob Filho, R. Lent et S. Herculano-Houzel, “Equal numbers of neuronal and nonneuronal cells make the human brain an isometrically scaled-up primate brain”, *journal of comparative neurology*, pp. 513-532, (2009).
- [6] N. RocheLabarbe “Couplage de l'EEG et le la spectroscopie dans le proche infrarouge (NIRS) pour l’étude de la fonction et de la maturation cérébrale chez les nouveaux nés, en particulier prématurés”, Thèse de Doctorat, Université de Picardie Jules Verne, Amiens, (2007).
- [7] J. Fruitet “Interfaces Cerveau-Machines basées sur l’imagination de mouvements brefs : vers des boutons contrôlés par la pensée”, Thèse de Doctorat Université DE NICE - SOPHIA ANTIPOLIS ECOLE DOCTORALE STIC, (2013).
- [8] A. Ramadan, S. Refat, A. Elshahed and A. Ali He, “Basics of Brain Computer Interface”, Springer International Publishing Switzerland, pp.5-21, (2015).
- [9] A. Mikhail and A. Miguel L. Nicolelis “Brain-machine interfaces: past, present and future department of Neurobiology and Center for Neuroengineering”, Duke University, Durham, NC 27710, USA, (2006).
- [10] G. Adde “Méthodes de Traitement d’Image Appliquées au Problème Inverse en MagnétoElectro-Encéphalographie”, Thèse de doctorat, Ecole Nationale des Ponts et Chaussées, (2005).

-
- [11] D. WELCH “The use of fast fourier transform for the estimation of power spectra : A method based on time averaging over short, modified periodograms”. *Audio and Electroacoustics IEEE Transactions on*, 15(2),PP.70 – 73, (1967).
- [12] L. Bi, X. A. Fan et Y. Liu, “EEG-Based Brain-Controlled Mobile Robots: A Survey”, *IEEE Transactions On Human-Machine Systems*, Vol. 43, No. 2, pp. 161-176, (2013).
- [13] A. Choucha, A. Hellal, L. Mokrani et S. Arif, “New Approach to the Optimization of Power System Stabilizers: Genetic Algorithm with Dynamic Constraints”, *Control and Intelligent Systems*, Vol. 40, No. 3, pp. 129-143, (2012).
- [14] H. Berger, “Uber das Electroencephalogram des Menschen”, *Archives of Psychiatry*, pp. 527-570, (1929).
- [15] J. R. Wolpaw, G. E. Loeb, B. Z. Allison, E. Donchin, O. F. Nascimento, W. Heetderks, F. Nijboer, W. G. Shain et J. N. Turner, “BCI Meeting 2005–workshop on signals and recording methods”, *IEEE transactions on neural systems and rehabilitation engineering: a publication of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, Vol. 14, No. 2, pp. 138-141, (2006).
- [16] A. Barachant, “Commande robuste d'un vecteur par une interface cerveau-machine EEG asynchrone”, *Thèse de Doctorat de l'Université Grenoble Alpes*, Grenoble, France, (2012).
- [17] T. Kirschstein et R. Kohling, “What is the Source of the EEG”, *Clinical EEG and Neuroscience*, Vol. 40, No. 3, pp. 146-149, (2009).
- [18] H. Kong Wanchai, *Trans Cranial Technologies*, “10/20 System Positioning Manual”,(2012).
- [19] J. Malmivuo et R. Plonsey, “Bioelectromagnetism: principles and applications of bioelectric and biomagnetic fields”, *Oxford University Press*, USA, (1995).
- [20] A. G. Correa, E. Laciari, H. D. Patiño et M. E. Valentinuzzi, “Artifact removal from EEG signals using adaptive filters in cascade”, *16th Argentine Bioengineering Congress and the 5th Conference of Clinical Engineering*, pp. 1-10, (Decembre 2007).
- [21] P.J. Durka, H. Klekowicz, K.J. Blinowska, W. Szelenberger et SZ. Niemcewicz, “A simple system for detection of EEG artifacts in polysomnographic recordings”, *IEEE Transactions on Biomedical engineering*, Vol. 50, No. 4, pp. 526-528, (2003).
- [22] L. Zoubek, “Automatic classification of human sleep recordings combining artifact identification and relevant features selection”, *Thèse de Doctorat de l'Université Joseph Fourier GRENOBLE*, Grenoble, France, (2008).

-
- [23] C. LEROY “L’electroencephalographie : un bio-marqueur pour le developpement clinique de nouveaux traitements pharmacologiques de la maladie d’alzheimer”, Thèse de Doctorat de l’Université lille 2, (2016).
- [24] M. H .Bekaert, C. B .Lecocq, F. Cabestaing and A. Rakotomamonjy “Les interfaces Cerveau Machine pour la palliation du handicap moteur sévère”, LAGIS - UMR CNRS 8146.
- [25] L. Fernando, N. Alonso et J. Gomez-Gil, “Brain Computer Interfaces, a Review”, *Sensors*, Vol. 12, No. 2, pp. 1211-1279, (2012).
- [26] N. Birbaumer, N. Ghanayim, T. Hinterberger, I. Iversen, B. Kotchou-bey et A. Kubler, “A spelling device for the paralysed”, *Nature*, Vol. 398, pp. 297–298, (1999).
- [27] P. Studer, O. Kratz, H. Gevensleben, A. Rothenberger, G. H. Moll, M. Hautzinger et H. Heinrich, “Slow cortical potential and theta/beta neurofeedback training in adults: effects on attentional processes and motor system excitability”, *Frontiers in Human Neuroscience*, Vol. 8, No. 555, pp.1-13, (2014).
- [28] R. S. Pathak, “The Wavelet Transform”, *Atlantis Studies in Mathematics for Engineering and Science*, (2009).
- [29] U. Hoffmann, J. Vesin, T. Ebrahimi et K. Diserens, “An efficient P300-based brain–computer interface for disabled subjects”, *Journal of Neuroscience Methods*, Vol. 167, No. 1, pp. 115-125, (2008).
- [30] E. Donchin, D. Karis, T. Bashore, M. Coles et G. Gratton, “Cognitive Psychophysiology and human information processing”, In Coles MGH, Donchin E and Porges SW editors, *Psychophysiology: Systems, processes, and applications*, New York: Guilford Press, pp. 244–267, (1986).
- [31] C. Vernet, “Caractérisation des hypersomnies centrales chez l’homme : approche clinique et électrophysiologique”, Thèse de doctorat de l’université Pierre et Marie Curie – Paris 6, Paris, France, (2010).
- [32] Y. Jeona, C. S. Namb, Y.-J. Kimc et M. C. Whang, “Event-related (De)synchronization (ERD/ERS) during motor imagery tasks: Implications for brain computer interfaces”, *International Journal of Industrial Ergonomics*, Vol. 41, No. 5, pp. 428-436, (2011).
- [33] R. Scherer, A. Mohapp, P. Grieshofer, G. Pfurtscheller et C. Neuper, “Sensorimotor EEG patterns during motor imagery in hemiparetic stroke patients”, *International Journal of Bioelectromagnetism*, Vol. 9, No. 3, pp. 155-162, (2007).

-
- [34] G. Pfurtscheller et C. Neuper, “Motor imagery activates primary sensorimotor area in humans”, *Neuroscience Letters*, Vol. 239, No. 2-3, pp. 65-68, (1997).
- [35] G. Pfurtscheller, R. Scherer, G. R. Müller-Putz et F. H. Lopes da Silva, “Short-lived brain state after cued motor imagery in naive subjects”, *European Journal of Neuroscience*, Vol. 28, No. 7, pp. 1419-1426, (2008).
- [36] A. M. Norcia, L. G. Appelbaum, J. M. Ales, B. R. Cottreau et B. Rossion, “The steady-state visual evoked potential in vision research: A review”, *Journal of Vision*, Vol. 15, No. 6, pp. 1-46, (2015).
- [37] G. Li et D. Zhang, “Brain-Computer Interface Controlling Cyborg: A Functional Brain-to-Brain Interface Between Human and Cockroach”, *Brain-Computer Interface Research*, book series (BRIEFSELECTRIC), pp. 71-79, (2017).
- [38] Y. Zhang, P. Xu, K. Cheng et D. Yao, “Multivariate synchronization index for frequency recognition of SSVEP-based brain-computer interface”, *Journal of Neuroscience Methods*, Vol. 221, No. 32-40, pp. 32-40, (2014).
- [39] E. E. Sutter, “The brain response interface: communication through visually-induced electrical brain responses”, *Journal of Microcomputer Applications*, Vol. 15, No. 1, pp. 31-45, (1992).
- [40] A. González-Mendoza, J. L. Pérez-Benítez, J. A. Pérez-Benítez et J.H. Espina-Hernández, “Brain Computer Interface based on SSVEP for controlling a remote control car”, *International Conference on Electronics, Communications and Computers (CONIELECOMP)*, Cholula, Mexico, pp. 93-97, (25-27 Février 2015).
- [41] S. Amiri, A. Rabbi, L. Azinfar et R. Fazel-Rezai, “A Review of P300, SSVEP, and Hybrid P300/SSVEP Brain-Computer Interface Systems”, *Brain-Computer Interface Systems - Recent Progress and Future Prospects*, INTECH, pp. 195-213, (2013).
- [42] L. Farwell et E. Donchin, “Talking off the top of your head : toward a mental prosthesis utilizing event-related brain potentials”, *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, Vol. 70, No. 6, pp. 510-523, (1988).
- [43] N. Birbaumer, “Breaking the silence: Brain-computer interfaces (BCI) for communication and motor control”, *Psychophysiology*, Vol. 43, No. 6, pp. 517-532, (2006).
- [44] R. Scherer, G. R. Müller, C. Neuper, B. Graimann et G. Pfurtscheller, “An Asynchronously Controlled EEG-Based Virtual Keyboard: Improvement of the Spelling Rate”, *IEEE Transactions On Biomedical Engineering*, Vol. 51, No. 6, pp. 979-984, (2004).
- [45] I. Volosyak, H. Cecotti, D. Valbuena et A. Graser, “Evaluation of the Bremen SSVEP

- based BCI in real world conditions”, International Conference on Rehabilitation Robotics, Kyoto, Japan, pp. 322-331, (23-26 Juin 2009).
- [46] R. Leeb, D. Friedman, G. R. Muller-Putz, R. Scherer, M. Slater, et G. Pfurtscheller, “Self-Paced (Asynchronous) BCI Control of a Wheelchair in Virtual Environments: A Case Study with a Tetraplegic”, Computational Intelligence and Neuroscience, Vol. 2007, No. 79642, pp. 1-8, (2007).
- [47] W. Jing, X. Guanghua, X. Jun, Z. Feng, L. Lili, H. Chengcheng, L. Yeping et S. Jingjing, “EEG processing and its application in brain-computer interface”, Engineering Sciences, Vol. 11, No.1, pp. 54-61, (2013).
- [48] I. Iturrate, J. Antelis et J. Minguez, “Synchronous EEG Brain-Actuated Wheelchair with Automated Navigation”, International Conference on Robotics and Automation, Kobe, Japan, pp. 2318-2325, (12-17 Mai 2009).
- [49] B. Rebsamen, C. Leong Teo, Q. Zeng, Marcelo H. Ang Jr., E. Burdet, C. Guan, H. Zhang et C. Laugier, “Controlling a Wheelchair Indoors Using Thought”, IEEE Intelligent Systems, Vol. 22, No. 2, pp. 18-24, (2007).
- [50] N. Chumerin, N. V. Manyakov, M. V. Vliet, A. Robben, A. Combaz et M. M. V. Hulle, “Steady-State Visual Evoked Potential-Based Computer Gaming on a Consumer-Grade EEG Device”, IEEE Transactions On Computational Intelligence and AI in Games, Vol. 5, No. 2, pp. 100-110, (2013).
- [51] N. Chumerin, N. V. Manyakov, A. Combaz, Ar. Robben, M. vanVliet et M. M. Van Hulle, “Steady State Visual Evoked Potential Based Computer Gaming – The Maze”, Intelligent Technologies for Interactive Entertainment, Vol. 78, pp. 28-37, (2011).
- [52] W. Nan, C. M. Wong, B. Wang, F. Wan, P. Un Mak, P. In Mak et M. I Vai, “A Comparison of Minimum Energy Combination and Canonical Correlation Analysis for SSVEP Detection”, International IEEE EMBS Conference on Neural Engineering Cancun, Mexico, pp. 469-472, (27 Avril - 1 Mai 2011).
- [53] Y. Zhang, D. Guo, P. Xu, Y. Zhang, D. Yao, “Robust frequency recognition for SSVEP-based BCI with temporally local multivariate synchronization index”, Springer Science+Business Media Dordrecht, PP. 1-7, (2016)
- [54] R. Corralejo, R. Hornero et D. Álvarez, “A Domotic Control System Using Brain-Computer Interface (BCI)”, International Work-Conference on Artificial Neural Networks, Advances in Computational Intelligence, Spain, pp. 345-352, (8-10 Juin 2011).
- [55] R. Corralejo, L. F. Nicolás-Alonso, D. Álvarez et R. Hornero, “A P300-based brain-computer interface aimed at operating electronic devices at home for severely disabled people”, Medical & Biological Engineering & Computing, Vol. 52, No. 10, pp. 861-

872, (2014).

Webographie

[Web1] Benchmark Dataset,

<http://bci.med.tsinghua.edu.cn/download.html>