



**HAL**  
open science

# Interface cerveau-machine hybride pour pallier le handicap causé par la myopathie de Duchenne

Alban Duprès

► **To cite this version:**

Alban Duprès. Interface cerveau-machine hybride pour pallier le handicap causé par la myopathie de Duchenne. Traitement du signal et de l'image [eess.SP]. Université Lille 1 - Sciences et Technologies, 2016. Français. NNT: . tel-01411217

**HAL Id: tel-01411217**

**<https://hal.science/tel-01411217v1>**

Submitted on 7 Dec 2016

**HAL** is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

N° d'ordre : 42201

# THÈSE

préparée en vue d'obtenir  
le grade de

# DOCTEUR

en

Automatique, Génie informatique, Traitement du Signal et des Images

par

Alban Duprès

DOCTORAT DÉLIVRÉ PAR L'UNIVERSITÉ LILLE 1, SCIENCES ET TECHNOLOGIES

Titre de la thèse :

## **INTERFACE CERVEAU-MACHINE HYBRIDE POUR PALLIER LE HANDICAP CAUSÉ PAR LA MYOPATHIE DE DUCHENNE**

*Soutenue le jeudi 01 décembre 2016 devant le jury d'examen :*

Guy BOURHIS	Rapporteur	Professeur à l'Université de Lorraine
Valérie LOUIS-DORR	Rapporteur	Professeur à l'Université de Lorraine
Vincent TIFFREAU	Examinateur	Maître de conférences à l'Université Lille 2
Franck TARPIN-BERNARD	Examinateur	Professeur à l'Université de Grenoble
José ROUILLARD	Co-Directeur de thèse	Maître de conférences à l'Université Lille 1
François CABESTAING	Co-Directeur de thèse	Professeur à l'Université Lille 1

Thèse préparée dans le laboratoire CRIStAL

*Ecole Doctorale SPI 072 (Lille I, Lille III, Artois, ULCO, UVHC, EC Lille)*



## Remerciements

Le travail présenté dans ce manuscrit a été réalisé au laboratoire CRISAL de l'Université Lille 1, Sciences et Technologies.

Mes premiers remerciements sont pour mes encadrants, José Rouillard et François Cabestaing, qui m'ont accordé leur confiance pour mener à bien ce projet de recherche. Je tiens à souligner leur encadrement dynamique qui m'a permis de réaliser mon doctorat dans les meilleures conditions. Je remercie également les autres membres de l'équipe BCI, Marie-Hélène Bekaert, Claudine Lecocq, et Jean-Marc Vannobel, pour leur soutien et leur bonne humeur durant ces trois années.

Je tiens bien sûr à remercier mes rapporteurs, Valérie Louis Dorr et Guy Bourhis, pour leur évaluation constructive de mon travail de thèse, ainsi que Franck Tarpin-Bernard et Vincent Tiffreau d'avoir accepté d'être membres de mon jury.

J'exprime également ma reconnaissance envers les collègues du bâtiment dans lequel j'ai travaillé, notamment Frédéric Durak, Philippe Hennin, et Kamel Ladrout, pour leurs aides précieuses afin de résoudre les problèmes techniques auxquels j'ai été confronté, ainsi que Christopher Coat pour ses compétences dans le développement d'environnements virtuels.

De plus, je tiens à exprimer ma reconnaissance envers Vincent Tiffreau et Stéphanie Leclercq de l'hôpital Swynghedauw, ainsi qu'envers Camille Delcour, Hélène Willebois et les patients du centre Hélène Borel, pour l'intérêt qu'ils ont porté à mes travaux de recherche. Cette collaboration a permis d'initier plusieurs expérimentations dans le but d'évaluer l'intérêt de notre ICM hybride pour les patients souffrant de myopathie de Duchenne.

Enfin, je remercie l'ensemble des personnes, collègues et étudiants, qui ont donné de leur temps pour réaliser les expérimentations dont les résultats sont présentés dans ce manuscrit.





# Table des matières

<b>Table des matières</b>	<b>I</b>
<b>Table des figures</b>	<b>V</b>
<b>Introduction</b>	<b>3</b>
I.1 Ma thèse par rapport aux projets de l'équipe . . . . .	3
I.2 Les ICM pour pallier le handicap moteur . . . . .	4
I.3 Notre interface cerveau-machine hybride . . . . .	5
I.4 Organisation du manuscrit de thèse . . . . .	7
<b>1 Etat de l'art</b>	<b>9</b>
1.1 Introduction . . . . .	9
1.2 Rappels physiologiques : commande motrice volontaire . . . . .	10
1.2.1 Planification du mouvement et élaboration de la commande motrice . . . . .	11
1.2.2 Envoi de la commande motrice . . . . .	12
1.2.3 Exécution du mouvement . . . . .	14
1.3 Interfaces exploitant la commande motrice volontaire . . . . .	18
1.3.1 Activité cérébrale . . . . .	19
1.3.1.1 Architecture d'une ICM . . . . .	20
1.3.1.2 Système d'exploration cérébrale : Electroencéphalographie. . . . .	22
1.3.1.3 Motifs neurophysiologiques : rythmes sensorimoteurs	25
1.3.1.4 Traitement du signal EEG . . . . .	29
1.3.1.5 Classification des signaux EEG : classifieur LDA . .	33
1.4 Niveau musculaire . . . . .	35
1.4.1 Electromyographie de surface . . . . .	35
1.4.2 Motif neurophysiologique : "bouffée EMG". . . . .	36
1.4.3 Traitement des signaux EMG . . . . .	36

1.5	Niveau distal . . . . .	38
1.6	Conclusion . . . . .	41
<b>2</b>	<b>Traitement du signal EEG</b>	<b>43</b>
2.1	Introduction . . . . .	43
2.2	Filtre spatial adaptatif : CSP . . . . .	44
2.3	Méthode . . . . .	47
2.3.1	Mode apprentissage . . . . .	48
2.3.2	Mode en ligne . . . . .	52
2.4	Evaluation de notre méthode . . . . .	52
2.4.1	Protocole expérimental . . . . .	53
2.4.2	Cas à deux classes . . . . .	54
2.4.2.1	Résultats et comparaison . . . . .	55
2.4.2.2	Discussion . . . . .	58
2.4.3	Cas à quatre classes . . . . .	59
2.4.3.1	Résultats et comparaison . . . . .	60
2.4.3.2	Discussion . . . . .	63
2.5	Conclusion . . . . .	64
<b>3</b>	<b>Contrôle de l'interface cerveau-machine hybride</b>	<b>67</b>
3.1	Introduction . . . . .	67
3.2	Signaux de contrôle $l(t)$ et $r(t)$ . . . . .	69
3.2.1	Traitement des signaux EEG . . . . .	70
3.2.2	Traitement des signaux EMG . . . . .	71
3.2.3	Traitement des signaux distaux . . . . .	73
3.3	Contrôle de trajectoire . . . . .	75
3.4	Applications . . . . .	79
3.5	Conclusion . . . . .	82
<b>4</b>	<b>Evaluations expérimentales</b>	<b>85</b>
4.1	Introduction . . . . .	85
4.2	Contrôle de trajectoire dans un environnement 3D et 2D . . . . .	86
4.2.1	Protocole expérimental . . . . .	86
4.2.1.1	Participants . . . . .	86
4.2.1.2	Préparation . . . . .	87
4.2.1.3	Organisation globale de l'expérimentation . . . . .	88

4.2.1.4	Séance 1 . . . . .	90
4.2.1.5	Séance 2 . . . . .	90
4.2.2	Résultats (séance 1) . . . . .	91
4.2.3	Discussion . . . . .	91
4.3	Contrôle de trajectoire utilisant les signaux joysticks et EMG. . . . .	93
4.3.1	Protocole expérimental . . . . .	93
4.3.1.1	Participants . . . . .	94
4.3.1.2	Préparation . . . . .	94
4.3.1.3	Organisation de l'expérimentation . . . . .	95
4.3.2	Résultats . . . . .	98
4.3.3	Discussion . . . . .	99
4.4	Analyse des signaux EEG . . . . .	100
4.4.1	Cas multi-classes . . . . .	101
4.4.1.1	Résultats . . . . .	101
4.4.1.2	Discussion . . . . .	104
4.4.2	Cas binaire . . . . .	107
4.4.2.1	Résultats . . . . .	107
4.4.2.2	Discussion . . . . .	111
4.5	Conclusion . . . . .	112
<b>Conclusion et perspectives</b>		<b>115</b>
C.1	Evaluation de notre méthode de traitement des signaux EEG . . . . .	116
C.2	Evaluation de notre contrôle de trajectoire . . . . .	118
C.3	Perspectives . . . . .	119
C.3.1	Perspectives à court terme . . . . .	119
C.3.2	Perspectives à moyen et long terme . . . . .	120
<b>A Protocoles expérimentaux</b>		<b>123</b>
A.1	Expérimentation 1 . . . . .	123
A.1.1	Questionnaire (échelle de Likert) . . . . .	125
A.2	Expérimentation 2 . . . . .	126
<b>B Ressources matérielles</b>		<b>129</b>
B.1	Signaux EEG et EMG . . . . .	129
B.2	Signaux joysticks . . . . .	130

<b>C Ressources logicielles</b>	<b>133</b>
C.1 Matlab . . . . .	133
C.2 OpenVIBE . . . . .	133
C.3 Unity 3D . . . . .	135
<b>D Curriculum vitae</b>	<b>137</b>
<b>E Publications liées à la thèse</b>	<b>139</b>
<b>Bibliographie</b>	<b>141</b>

## Table des figures

I.1	Fonctionnement de notre ICM hybride. . . . .	6
1.1	Aires motrices . . . . .	11
1.2	Somatotopie motrice . . . . .	11
1.3	Anatomie de la cellule neuronale . . . . .	13
1.4	Représentation d'une synapse entre deux neurones . . . . .	13
1.5	Voie cortico-spinale (latérale et ventrale) et voie cortico-bulbaire de la voie pyramidale . . . . .	14
1.6	Innervation des fibres musculaires par un nerf spinal . . . . .	15
1.7	Variation du potentiel membranaire (PM) à l'origine du potentiel d'action . . . . .	16
1.8	Les six étapes impliquées dans le fonctionnement d'une ICM . . . . .	20
1.9	Bonnet d'Electroencéphalographie. . . . .	23
1.10	Signal EEG brut. . . . .	23
1.11	Système international 10/20 : axes de référence . . . . .	25
1.12	ERD/ERS des rythmes mu et bêta lors d'un mouvement volontaire . . . . .	27
1.13	Différents types de retours visuels : protocole Graz, main virtuelle, et lunettes immersives . . . . .	29
1.14	Réponses impulsionnelles de filtres Butterworth d'ordres croissants. . . . .	31
1.15	Filtrage bipolaire autour de C3. . . . .	32
1.16	Filtrage Laplacien autour de C3. . . . .	33
1.17	Hyperplan de séparation d'un classifieur LDA . . . . .	34
1.18	Electromyogramme de surface . . . . .	35
1.19	Représentation d'une "bouffée EMG". . . . .	37
1.20	Signal EMG à différents niveaux de traitement . . . . .	37
1.21	Détection du mouvement par un accéléromètre et par traitement de l'image . . . . .	41
2.1	Signal non filtré . . . . .	45
2.2	Signal filtré . . . . .	45

2.3	Processus de traitement pour le mode apprentissage . . . . .	49
2.4	Ensemble de courbes pour l'analyse par l'expert d'une imagination motrice de la main gauche au niveau de l'électrode C4 . . . . .	50
2.5	Intervalles temps-fréquence et taux de bonne classification correspondants. . . . .	51
2.6	Processus de traitement pour le mode en ligne . . . . .	52
2.7	Chronologie du protocole expérimental . . . . .	53
2.8	Disposition des électrodes . . . . .	54
2.9	Premiers intervalles temps-fréquence pour chaque sujet, les lignes verticales noires en pointillé délimitent l'intervalle de temps. . . . .	56
2.10	Intervalles temps-fréquence pour chaque sujet. . . . .	57
2.11	Taux de bonne classification pour chaque sujet selon la méthode de traitement. . . . .	57
2.12	Boîtes à moustaches pour chaque méthode de traitement. . . . .	58
2.13	Scores kappa pour chaque sujet selon la méthode de traitement. . . . .	61
2.14	Boîte à moustaches pour chaque méthode de traitement. . . . .	61
2.15	Scores kappa obtenus pour chaque tâche motrice. . . . .	62
2.16	Premiers intervalles temps-fréquence pour chaque sujet, les lignes verticales noires délimitent l'intervalle de temps. . . . .	63
3.1	Processus de traitement pour les signaux EMG. . . . .	72
3.2	Traitement du signal EMG recueilli chez un patient myopathe. . . . .	73
3.3	Norme du signal provenant d'un joystick 2D. . . . .	75
3.4	Variation de la sortie de $S(t)$ en fonction de $A$ et de l'entrée $E(t)$ . . . . .	77
3.5	Passage de l'environnement 3D vers 2D. . . . .	78
3.6	Orientation finale du mobile selon la trajectoire. . . . .	78
3.7	Application "monde libre". . . . .	79
3.8	Application "labyrinthe". . . . .	80
3.9	Application "karting". . . . .	80
3.10	Application "circulation sur route". . . . .	81
3.11	Application "curseur orienté". . . . .	81
3.12	Mains virtuelles. . . . .	82
4.1	Vue générale. . . . .	87
4.2	Positionnement des mains. . . . .	87
4.3	Placement des électrodes EEG. . . . .	88
4.4	Organisation de l'expérimentation. . . . .	89

4.5	Phase de calibration. . . . .	89
4.6	Protocole expérimental . . . . .	90
4.7	(a) Temps de parcours obtenus pour chaque sujet lors de chaque phase. (b) Boîte à moustaches pour chaque phase. . . . .	91
4.8	Orientation du personnage avec latéralité similaire (a) et inverse (b) à celle de l'utilisateur. . . . .	93
4.9	Vue générale de l'expérimentation. . . . .	94
4.10	Positionnement des électrodes EMG. . . . .	94
4.11	Placement des électrodes EEG. . . . .	95
4.12	Organisation de l'expérimentation. . . . .	96
4.13	(a) Feu vert : possibilité d'envoyer une commande. (b) Feu rouge : période d'inaction. . . . .	97
4.14	(a) Résultats expérimentaux obtenus pour chaque sujet lors de chaque session. (b) Boîte à moustaches pour chaque session. . . . .	99
4.15	(a) Taux de bonne classification pour chaque sujet en fonction de la séance. (b) Boîtes à moustaches pour chaque séance. . . . .	102
4.16	Intervalles temps-fréquence du sujet 2 pour la séance 1 (première ligne) et 2 (deuxième ligne). Les lignes verticales noires en pointillés délimitent l'intervalle de temps. . . . .	103
4.17	Intervalles temps-fréquence du sujet 7 pour la séance 1 (première ligne) et 2 (deuxième ligne). Les lignes verticales noires en pointillés délimitent l'intervalle de temps. . . . .	103
4.18	Performances obtenues pour les classifieur de chaque tâche motrice lors des deux séances, pour le sujet 2 (a) et 7 (b). . . . .	104
4.19	Comparaison, pour chaque sujet, des performances inter-séances avec celles obtenues lors de la séance 1 et 2. . . . .	104
4.20	Intervalles temps-fréquence du sujet 2 sélectionnés à partir des signaux EEG de la séance 1 et appliqués aux signaux EEG de la séance 2. Les lignes verticales noires en pointillés délimitent l'intervalle de temps. . . . .	105
4.21	(a) Taux de bonne classification pour chaque sujet en fonction de la séance. (b) Boîtes à moustaches pour chaque séance. . . . .	108
4.22	Intervalles temps-fréquence des sujets 2 et 6 pour la séance 1 (première colonne) et 2 (deuxième colonne). Les lignes verticales noires en pointillés délimitent l'intervalle de temps. . . . .	109
4.23	Comparaison, pour chaque sujet, des performances inter-séances avec celles obtenues lors de la séance 1 et 2. . . . .	110
4.24	Cartes temps-fréquence pour chaque sujet selon la séance. . . . .	110
B.1	Electrodes EMG . . . . .	129
B.2	Electrodes EEG . . . . .	129



B.3	Amplificateur . . . . .	130
B.4	Adaptateur . . . . .	130
B.5	Joystick . . . . .	130
B.6	Carte arduino UNO . . . . .	130
C.1	Exemple de scénario OpenVIBE. . . . .	134
C.2	Editeur Unity 3D. . . . .	135

## Abréviations

ICM : Interface Cerveau-Machine.

EEG : ElectroEncéphaloGraphie ou ElectroEncéphalogramme.

EMG : ElectroMyoGraphie ou ElectroMyoGramme.

LDA : Linear Discriminant Analysis.

CSP : Common Spatial Pattern.

RII : filtre fréquentiel à Réponse Impulsionnelle Infinie.

ERD : Event-Related Desynchronization (Désynchronisation liée à l'événement).

ERS : Event-Related Synchronization (Synchronisation liée à l'événement).

## Notations mathématiques

$S \in \mathbb{R}^{e \times c}$  : signaux EEG bruts.

$e$  : nombre d'échantillons.

$c$  : nombre d'électrodes (ou de canaux).

$\hat{S} \in \mathbb{R}^{e \times c}$  : signaux EEG filtrés dans le domaine fréquentiel ou spatial.

$a$  et  $b \in \mathbb{R}^N$  : coefficients du filtre fréquentiel à RII.

$N$  : ordre du filtre RII.

$P \in \mathbb{R}^{c \times c}$  : matrice de projection du filtre spatial.

$x \in \mathbb{R}^d$  : vecteur de valeurs caractéristiques.

$d$  : dimension du vecteur de valeurs caractéristiques.

$w_0 \in \mathbb{R}^1$  et  $w \in \mathbb{R}^d$  : coefficients du classifieur LDA.

$\mu_+ \in \mathbb{R}^d$  : moyenne des  $x$  pour la classe +.

$\mu_- \in \mathbb{R}^d$  : moyenne des  $x$  pour la classe -.

$f \in \mathbb{R}^{c \times c}$  : filtres spatiaux CSP.

$i$  : classe des signaux EEG.

$\Sigma$  : matrice de covariance.

$E(t)$  : signal d'entrée.

$S(t)$  : signal de sortie.

$A$  et  $B$  : coefficients de la fonction de transfert dynamique.

$l(t)$  et  $r(t)$  : signaux de contrôle de trajectoire.

$s(t)$  : vitesse du mobile.

$d(t)$  : orientation du mobile.

# Introduction

## I.1 Ma thèse par rapport aux projets de l'équipe

Mon travail de préparation de thèse a été mené dans le cadre d'un projet de recherche du laboratoire CRISAL de l'université Lille1, sur le thème de la palliation du handicap par les interfaces cerveau-machine (ICM). Ce projet est porté par l'équipe "BCI" (pour Brain Computer Interface), dont les membres (cinq permanents) issus des domaines de l'automatique et de l'informatique assurent une interdisciplinarité des compétences dans plusieurs champs théoriques : traitement du signal spatio-temporel, théorie de l'évidence pour la fusion multi-capteur, classification de données, programmation sous contraintes et interaction homme-machine par le biais d'interfaces multimodales.

Les sujets de recherche de l'équipe BCI portent sur deux thèmes principaux liés aux interfaces cerveau-machine. Le premier sujet de recherche, ne faisant pas l'objet de travaux dans cette thèse, porte sur le développement de jeux dits sérieux ("serious game") dans le cadre de la palliation du handicap chez des patients souffrant de schizophrénie. L'équipe étudie l'apport de ces jeux, contrôlés par une ICM, dans la gestion des Hallucinations Verbales Auditives (HVA). L'interface propose au patient d'apprendre à contrôler ses rythmes gamma et thêta, connus pour être impliqués dans les HVA.

Le second sujet de recherche de l'équipe BCI, qui concerne mes travaux de thèse, porte sur la palliation du handicap moteur chez des patients souffrant de myopathie de Duchenne (ou DMD pour Dystrophie Musculaire de Duchenne). Cette maladie génétique, liée à une mutation du gène DMD, affecte essentiellement les hommes. La traduction de ce gène est responsable de la production de la dystrophine, protéine qui joue un rôle de structure des fibres musculaires. Par conséquent, une mutation du gène entraîne un déficit de dystrophine, et une dégénérescence musculaire. La maladie se déclare pendant l'enfance et se caractérise par une fonte musculaire progressive. Ce manque de tonus musculaire entraîne des difficultés à se déplacer, d'où le recours au fauteuil roulant dès l'adolescence. L'espérance de vie des patients myopathes est limitée entre 20 et 30 ans. Les principales causes

de mortalité sont dues à des complications cardiaques et respiratoires. Néanmoins, les progrès réalisés dans la prise en charge des patients, notamment grâce à la ventilation assistée et à la trachéotomie, ont permis d'améliorer leur espérance de vie.

## 1.2 Les ICM pour pallier le handicap moteur

La motricité d'un patient peut-être perturbée par certaines pathologies ou bien être partiellement ou totalement perdue en conséquence d'un traumatisme. C'est le cas chez des patients présentant des lésions cérébrales (accident vasculaire cérébral), neuronales (lésion haute de la moelle épinière, sclérose latérale amyotrophique), et bien sûr souffrant de maladies évolutives comme la dystrophie musculaire de Duchenne. Il en résulte alors des difficultés de la part du patient pour interagir avec son environnement, notamment pour saisir des objets et communiquer avec d'autres personnes.

Dans l'optique de permettre à ces patients de retrouver une autonomie partielle et par conséquent d'améliorer leur qualité de vie, différents outils d'assistance ont été développés. Parmi ces technologies on trouve des techniques de suivi du regard [Kosmyna et Tarpin-Bernard, 2012] et de la tête [Williams et Kirsch, 2008], des interfaces exploitant l'électromyographie [Choi *et al.*, 2013] et l'électrooculographie [Tsui *et al.*, 2007], des boules de commandes [Chen *et al.*, 2009], ou encore des systèmes de reconnaissance vocale [Hawley *et al.*, 2007]. Néanmoins, l'utilisation de telles techniques peut présenter un certain nombre de limitations chez des patients très lourdement handicapés. La principale d'entre elles porte sur la nécessité de disposer d'une capacité motrice résiduelle.

Dans ce contexte, les ICM portent de nombreux espoirs dans le but de pallier le handicap moteur sévère. En effet, une telle interface a pour but de permettre à un patient d'interagir avec son environnement uniquement par l'intermédiaire des signaux cérébraux reflétant son activité mentale. Pour contrôler l'ICM, l'utilisateur module son activité cérébrale en réalisant diverses tâches mentales. L'ICM est donc adaptée à des patients présentant un handicap moteur mais dont les fonctions cognitives restent intactes. Une telle interface a été étudiée pour contrôler diverses applications dans le contexte du handicap moteur. C'est le cas notamment de la thèse présentée par Kos'myna [Kosmyna, 2015], dont une partie des travaux porte sur le contrôle d'une application domotique par l'intermédiaire d'une ICM. Ces travaux présentent un intérêt pour un patient souffrant d'un handicap moteur, dans la mesure où il peut contrôler le fonctionnement de différents objets dans sa maison : télévision, bouilloire, rideau, lampe. On peut également citer les

travaux de Leeb *et coll.*, concernant le contrôle d'un fauteuil roulant virtuel par un patient souffrant d'une lésion de la moelle épinière [Leeb *et al.*, 2007a]. Afin de se déplacer en ligne droite dans l'environnement virtuel, le patient doit imaginer un mouvement des pieds.

Parmi les travaux portant sur la palliation du handicap moteur chez des patients myopathes, ceux présentés par Cincotti *et coll.* sont à ma connaissance les seuls de la littérature à utiliser une ICM [Cincotti *et al.*, 2008, 2007, 2006]. Le système développé propose à l'utilisateur de contrôler plusieurs applications grâce à différentes interfaces, dont l'ICM. Ces applications comprennent le contrôle d'un ordinateur, le déplacement d'un robot, et le fonctionnement de différents objets connectés (télévision, lampes, lit motorisé). L'intérêt de cette étude est de développer un système qui s'adapte à la motricité du patient, tout en lui proposant différentes interfaces de communication. En effet, le contrôle des applications est permis par l'intermédiaire d'interfaces classiques (clavier, souris, joystick, écran tactile, boutons), lorsque les capacités motrices des mains le permettent. Puis, lorsque la motricité des mains est très dégradée, le contrôle des applications est réalisé grâce à un système de reconnaissance vocale et de suivi de la tête. Enfin, l'ICM est proposée en dernier recours au patient lorsque sa perte de motricité, liée à la nature dégénérative de la maladie, ne lui permet plus d'interagir avec les interfaces proposées précédemment.

Etant donné que mon sujet de thèse porte sur la palliation du handicap pour des patients myopathes, nous avons envisagé de développer un système de communication qui puisse s'adapter à leur motricité, en nous inspirant des travaux de Cincotti *et coll.*. Nous souhaitons également développer un système de communication qui prenne en compte les signaux de plusieurs interfaces, dont une ICM. Néanmoins, nous voulions que l'envoi des commandes au travers du système de communication se fasse en réalisant les mêmes mouvements (ou les mêmes intentions de mouvements) quel que soit le signal utilisé. Cette condition présente un intérêt, dans la mesure où le patient n'a pas à réapprendre à utiliser le système, lorsque ce dernier prend en compte un signal différent à mesure que la maladie évolue.

### 1.3 Notre interface cerveau-machine hybride

Afin qu'elle puisse s'adapter à la motricité des patients myopathes, nous avons développé une interface cerveau-machine hybride. Ce système permet de contrôler une application au travers de différents signaux, dont au moins des signaux reflétant l'activité cérébrale de l'utilisateur. L'article présenté par Pfurtscheller *et coll.* décrit plus en détails les interfaces cerveau-machine hybrides [Pfurtscheller *et al.*,

2010]. La figure I.1 illustre le fonctionnement de notre ICM hybride pour contrôler une application, en détectant un mouvement ou une intention de mouvement de la main à différents niveaux de la commande motrice : cérébral, musculaire, distal.

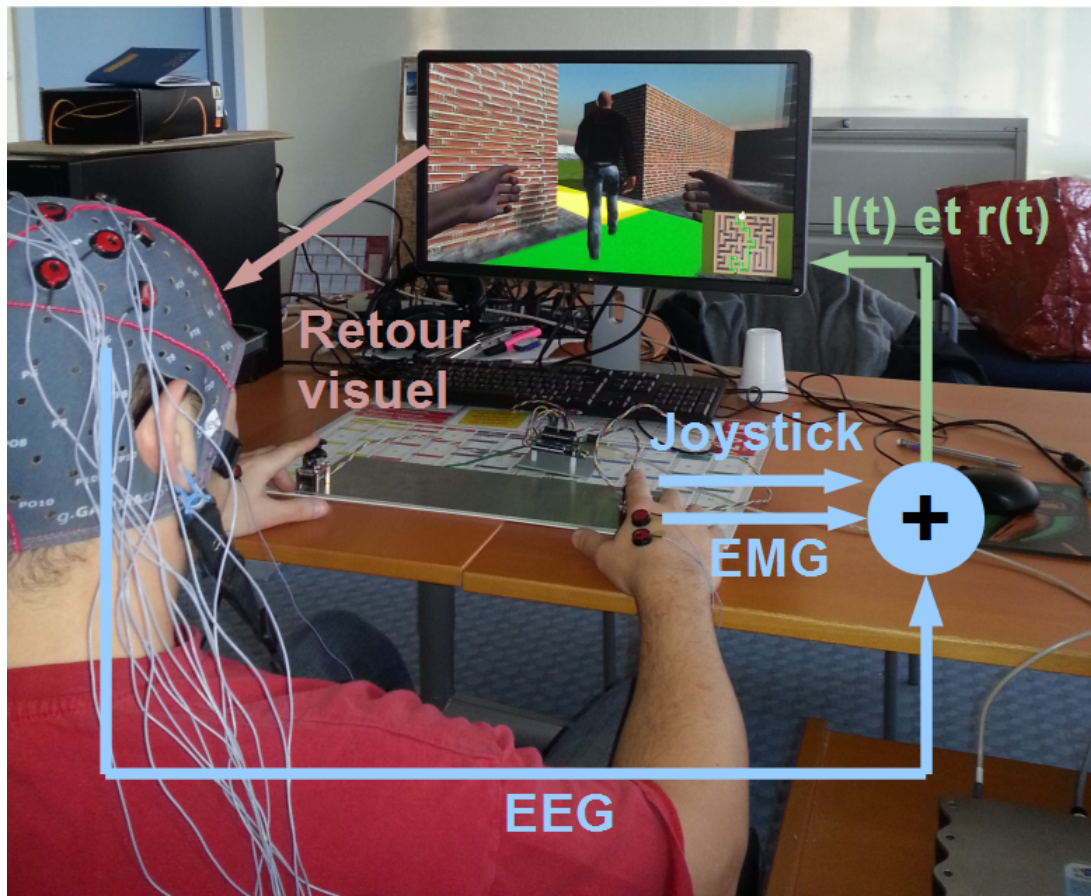


FIGURE I.1 – Fonctionnement de notre ICM hybride.

Dans un premier temps, pour chaque niveau de la commande motrice, nous enregistrons les signaux provenant des capteurs électroencéphalographiques (EEG), électromyographiques (EMG), et joysticks. Les signaux joysticks sont utilisés pour détecter un mouvement de la main, lorsque la motricité du patient est suffisante pour les activer. Puis, quand la motricité diminue progressivement, ne permettant plus de contrôler les joysticks, l'ICM hybride prend en compte les signaux EMG. Enfin, lorsque l'activité musculaire est trop faible pour détecter un mouvement à partir des signaux EMG, nous souhaitons détecter une intention de mouvement de la main en utilisant les signaux EEG.

Dans un second temps, les signaux provenant de chaque capteur sont utilisés, indépendamment les uns des autres, pour définir les signaux de contrôle  $l(t)$  et  $r(t)$ , caractérisant respectivement un mouvement ou une intention de mouvement de la main gauche et droite. Néanmoins, notre ICM hybride a été étudiée pour traiter tous ces signaux simultanément, permettant, si on le souhaite, de fusionner les informations issues de leur traitement. Les signaux de contrôle déterminent la



trajectoire, c'est-à-dire la vitesse de déplacement et les changements d'orientation, d'un mobile (objet en mouvement) dans un environnement virtuel (personnage, curseur orienté) ou réel (fauteuil roulant).

Enfin, l'utilisateur dispose d'un retour visuel de son action sur l'ICM hybride par l'intermédiaire de l'application contrôlée. Ce retour visuel permet à l'utilisateur de modifier la trajectoire du mobile, au travers des signaux  $l(t)$  et  $r(t)$ , grâce à trois degrés de liberté, qui correspondent à un mouvement ou une intention de mouvement de la main droite, de la main gauche, ou des deux mains simultanément. Ce contrôle de trajectoire à partir d'un nombre restreint de degrés de liberté est adapté à un patient myopathe, dans la mesure où la diminution progressive de ses capacités motrices ne lui permet plus de réaliser des mouvements fins des doigts.

## 1.4 Organisation du manuscrit de thèse

Etant donné que nous détectons un mouvement ou une intention de mouvement de la main à différents niveaux de la commande motrice, le premier chapitre décrit les processus physiologiques à l'origine du mouvement volontaire. Ces processus sont décrits depuis l'élaboration de la commande motrice au niveau cérébral (cortex moteur) jusqu'à la contraction musculaire et la réalisation du mouvement. Ensuite, les capteurs utilisés pour détecter un mouvement aux différents niveaux de la commande motrice sont présentés. Je décris également un état de l'art des méthodes de traitement des signaux associés à chaque capteur, permettant la détection d'un mouvement ou d'une intention de mouvement de la main.

Dans le second chapitre, je présente une méthode de traitement des signaux EEG originale, afin de détecter une intention de mouvement. Cette méthode permet à un expert humain de sélectionner les valeurs caractéristiques qui lui semblent les plus discriminantes, à partir des connaissances neurophysiologiques disponibles. La méthode présentée est évaluée sur un jeu de signaux EEG habituellement utilisé par la communauté (BCI competition IV), afin de comparer nos résultats avec ceux déjà reportés dans la littérature.

Le troisième chapitre décrit la façon dont sont déterminés les signaux de contrôle  $l(t)$  et  $r(t)$ , à partir du traitement des signaux de chaque capteur. Puis, je présente notre contrôle de trajectoire permettant à partir des signaux  $l(t)$  et  $r(t)$ , de diriger un mobile avec trois degrés de liberté. Enfin, ce chapitre décrit les applications développées au laboratoire, afin de tester notre contrôle de trajectoire. Ces applications proposent de diriger un mobile (voiture, personnage, curseur) dans un environnement virtuel 3D et 2D.



Le dernier chapitre présente les résultats concernant les expérimentations réalisées au laboratoire avec des sujets sains. Ces résultats permettent d'évaluer notre contrôle de trajectoire dans un environnement virtuel 3D et 2D. De plus, les données expérimentales évaluent la capacité de notre ICM hybride à s'adapter à la motricité de l'utilisateur, d'une part en lui permettant de contrôler l'application à partir des signaux joysticks puis EMG, et d'autre part en appliquant notre méthode de traitement aux signaux EEG recueillis.

# Chapitre 1

## Etat de l'art

*Ce chapitre présente dans une première partie les notions physiologiques permettant de comprendre le processus à l'origine du mouvement volontaire. Ce processus est décrit depuis l'élaboration de la commande motrice au niveau cérébral jusqu'à son envoi vers les muscles périphériques, au travers de la voie pyramidale. Dans une seconde partie, je présente un état de l'art des interfaces qui exploitent la détection d'un mouvement de la main dans le but de contrôler une application. Ces interfaces, et les techniques de traitement du signal associées, sont décrites dans trois sous-parties différentes selon le signal utilisé : cérébral, musculaire, distal.*

### 1.1 Introduction

Mon sujet de thèse porte sur les interfaces cerveau-machine (ICM) hybrides pour pallier le handicap moteur chez un patient souffrant de myopathie de Duchenne. Le concept d'ICM hybride a été introduit afin d'améliorer la vitesse et la fiabilité d'une ICM classique, elle-même présentée dans la suite du chapitre. Une ICM hybride est définie comme une interface permettant de contrôler une application à partir de différents signaux physiologiques et non-physiologiques, dont au moins un signal cérébral [Pfurtscheller *et al.*, 2010]. L'objectif de notre ICM hybride est de détecter un mouvement ou une intention de mouvement de la main à différents niveaux de la commande motrice, afin de s'adapter à la diminution progressive de la motricité d'un patient myopathe. C'est pourquoi notre ICM hybride prend en compte les signaux mesurant l'activité cérébrale, musculaire, et distale, grâce à différents capteurs, respectivement électroencéphalographique, électromyographique, et des joysticks.

Dans un premier temps ce chapitre présente quelques rappels physiologiques, permettant de comprendre les mécanismes à l'origine d'un mouvement volontaire. Nous verrons les différents organes intervenant dans l'élaboration de la commande

motrice, puis son envoi depuis le cerveau vers les muscles périphériques afin de réaliser le mouvement souhaité. Une partie des rappels physiologiques présentés sont extraits de [Vibert *et al.*, 2011; Richard *et al.*, 2013; Hot *et al.*, 2013]. Dans une seconde partie, je présente un état de l'art des différentes interfaces qui exploitent la détection d'un mouvement volontaire de la main afin de contrôler une application. Cette seconde partie est divisée en trois sous-parties, correspondant chacune à une étape de la commande motrice, cérébrale, musculaire, et distale, d'où est extrait le signal exploité par l'interface pour détecter le mouvement.

## 1.2 Rappels physiologiques : commande motrice volontaire

Le corps humain est constitué de plusieurs types de muscles : les muscles lisses, le muscle cardiaque, et les muscles squelettiques. La contraction des muscles lisses et du muscle cardiaque sont assurées de manière autonome par le système nerveux végétatif (ou autonome), permettant l'activation motrice de différents organes, tels que les intestins, les poumons, les vaisseaux sanguins, et le cœur. Par conséquent, ces muscles jouent un rôle important dans la régulation de plusieurs fonctions de l'organisme, comme la digestion, la respiration, et la circulation artérielle et veineuse.

En revanche, les muscles squelettiques, qualifiés de striés du fait de leur aspect rayé quand ils sont observés au microscope, sont contrôlés de manière intentionnelle afin de gérer leur fréquence de contraction et la force qu'ils développent. Ces muscles ont pour principales fonctions la tonicité de la posture, le maintien des articulations, et le mouvement, grâce à leurs insertions sur les multiples os du corps. Différents processus sont impliqués dans la réalisation des mouvements, permettant de distinguer trois principaux mouvements : réflexe, automatique, et volontaire. Seul le mouvement volontaire sera décrit dans cette partie, étant donné qu'il reflète l'expression d'une intention de la part d'un individu d'interagir avec son environnement. Par conséquent, son analyse et sa détection présentent un intérêt dans le cadre d'interfaces homme-machine.

La réalisation d'un mouvement volontaire implique différentes étapes successives :

- planification du mouvement et élaboration de la commande motrice.
- envoi de la commande motrice vers les muscles concernés.
- exécution du mouvement.

Le déroulement de ces étapes est assuré par différentes structures neuronales véhiculant l'information motrice depuis le système nerveux central (SNC) vers le système nerveux périphérique (SNP). L'exécution d'un mouvement volontaire fait

également intervenir des contrôles dits rétroactifs, impliquant des voies afférentes par lesquelles l'information nerveuse est transmise du SNP vers le SNC.

## 1.2.1 Planification du mouvement et élaboration de la commande motrice

L'activité du cortex moteur est à l'origine de la planification et de l'exécution des mouvements volontaires. Cette partie du cortex est constituée de plusieurs aires situées dans la partie postérieure du lobe frontal, en avant du sillon central. La figure 1.1 présente une vue latérale de l'hémisphère cérébral gauche, sur lequel sont indiquées les principales aires du cortex moteur : l'aire motrice primaire (ou cortex moteur primaire), l'aire motrice supplémentaire, et l'aire pré-motrice (ou cortex pré-moteur). Parmi celles-ci, l'aire motrice primaire, également appelée M1 ou aire 4 selon la classification de Brodmann, est le principal centre de la commande motrice. D'un point de vue histologique, cette aire est caractérisée par une couche profonde de cellules pyramidales (cellules de Betz), qui permettent en partie la transmission de l'information nerveuse vers la périphérie.

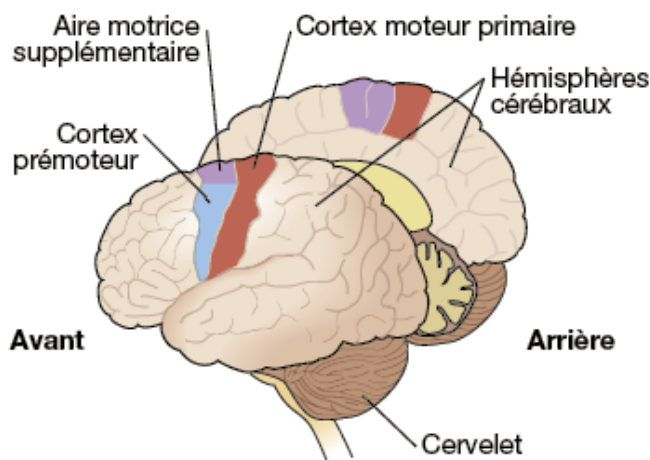


FIGURE 1.1 – Aires motrices (figure extraite de [www.annabac.com](http://www.annabac.com)).

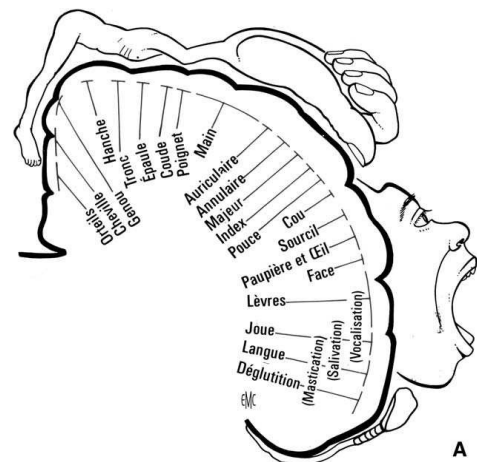


FIGURE 1.2 – Somatotopie motrice (figure extraite de [Bioulac *et al.*, 2005]).

Plusieurs travaux sur les animaux (chien et singe) puis chez l'homme [Penfield et Jasper, 1954], pratiquant des stimulations électriques localisées sur le cortex, ont permis d'identifier la projection de chaque muscle à la surface de l'aire motrice primaire. En effet, l'excitation et l'inhibition de chaque muscle squelettique du corps sont contrôlées par une zone bien spécifique de l'aire motrice primaire. Cette projection des muscles à la surface du cortex, également appelée somatotopie motrice ou homoncule moteur, est représentée sur la figure 1.2. La somatotopie motrice est caractérisée par une représentation corticale de chaque muscle proportionnelle à

la finesse et à l'importance du mouvement qu'il génère. C'est pourquoi les zones corticales contrôlant les muscles des mains et des lèvres sont plus importantes que celles contrôlant un mouvement de l'épaule et du pied. Par conséquent, les muscles impliqués dans des mouvements fins sont richement innervés. Une autre spécificité du cortex moteur, que l'on retrouve également au niveau du cortex sensoriel, concerne la latéralité du muscle innervé. Le cortex moteur de chaque hémisphère du cerveau contrôle les muscles situés sur l'hémicorps controlatéral. Ces deux caractéristiques du cortex moteur, somatotopie et controlatéralité, seront utilisées par la suite pour enregistrer correctement l'activité de la zone corticale souhaitée.

En avant de l'aire motrice primaire se trouvent deux autres aires du cortex moteur impliquées dans la motricité volontaire : l'aire pré-motrice et l'aire motrice supplémentaire. La stimulation électrique de ces aires corticales a également permis de mettre en évidence une organisation somatotopique. Cependant, contrairement à la stimulation de l'aire motrice primaire qui provoque des contractions de muscles isolés, la stimulation de l'aire pré-motrice et de l'aire supplémentaire induisent des mouvements plus élaborés dus aux contractions coordonnées de plusieurs muscles. Ces mouvements sont réalisés à condition que l'aire motrice primaire ne soit pas lésée. Par conséquent, on observe une hiérarchisation de ces trois aires du cortex moteur. L'aire pré-motrice et l'aire supplémentaire sont davantage associées à la planification du mouvement volontaire, permettant la coordination des différents muscles qui y sont impliqués. En revanche, la contraction de ces muscles, et donc l'exécution du mouvement volontaire, est assurée par l'aire motrice primaire, dont l'activité débute avant le mouvement. De plus, la force développée par les muscles est proportionnelle à l'activité du cortex moteur primaire, sachant que celle-ci est influencée par l'activité des deux autres aires motrices.

Enfin, la planification et l'exécution du mouvement volontaire nécessite l'intégration d'informations sensorielles, provenant essentiellement de l'aire somesthésique primaire. Cette aire corticale, également organisée de manière somatotopique, est le principal centre d'intégration de l'information sensorielle, provenant des récepteurs liés aux différents sens et des récepteurs situés sur les muscles et les articulations. Cette boucle sensorimotrice – planification, exécution, retour perceptif – permet le suivi du mouvement, afin d'envisager une éventuelle correction de sa trajectoire et d'élaborer une commande motrice la plus adaptée possible au contexte.

### 1.2.2 Envoi de la commande motrice

Une fois la planification et l'élaboration de la commande motrice effectuées par le cortex moteur (structure motrice haute), la commande est transmise vers les

muscles controlatéraux au travers de la voie pyramidale. Cette voie est constituée à partir des axones des neurones pyramidaux, pour un tiers respectivement de l'aire motrice primaire, de l'aire pré-motrice et supplémentaire, et enfin des aires somesthésiques. La figure 1.3 représente l'anatomie d'un neurone, lequel est prolongé par un axone. Ce dernier assure l'efférence de l'information, c'est-à-dire sa transmission vers les cellules voisines. La figure 1.4 illustre l'extrémité distale de l'axone. Celle-ci est arborisée, de manière à être connectée à plusieurs neurones par l'intermédiaire de synapses, lieux de transmission des neurotransmetteurs.

Le neurone est constitué également d'un corps cellulaire (ou soma), renfermant les organites indispensables au fonctionnement de la cellule, tels que le noyau et les mitochondries, lieux respectivement de l'expression génétique et de la production énergétique. Bien que le soma puisse recevoir directement l'information des cellules voisines grâce aux synapses en contact avec sa membrane, l'information lui est également transmise par l'intermédiaire des dendrites. Ces dernières correspondent à des prolongements courts et très ramifiés, dont le diamètre diminue vers l'extrémité. La membrane dendritique est riche en terminaisons synaptiques provenant de cellules voisines, assurant sa fonction d'afférence de l'information.

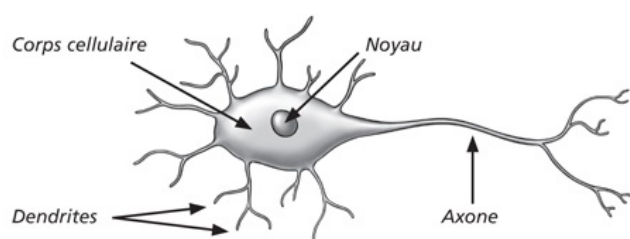


FIGURE 1.3 – Anatomie de la cellule neuronale (figure extraite de [www.thierrysouccar.com](http://www.thierrysouccar.com)).

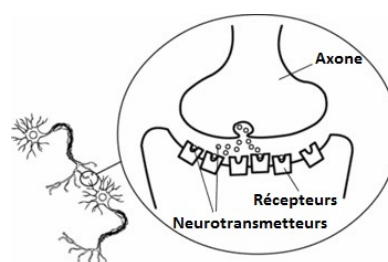


FIGURE 1.4 – Représentation d'une synapse entre deux neurones (figure adaptée de [en.citizendium.org](http://en.citizendium.org)).

La figure 1.5 représente le trajet des fibres nerveuses de la voie pyramidale, qui proviennent du cortex moteur primaire. En fonction de leur trajet, ces fibres innervent des muscles spécifiques. Dans le cas de notre ICM hybride nous souhaitons détecter un mouvement de la main. C'est pourquoi, nous nous intéressons davantage au faisceau latéral de la voie cortico-spinale, illustré sur la figure 1.5 (a), qui innerve les muscles distaux et notamment ceux qui permettent le contrôle des doigts. Ce faisceau, qui prend son origine au niveau du cortex moteur primaire, croise le plan médian (décussation) en amont de la moelle épinière. La décussation est réalisée au niveau d'une structure anatomique appelée la pyramide bulbair. Puis les fibres nerveuses sont distribuées le long de la moelle épinière, desquelles naissent les nerfs spinaux (ou rachidiens) au niveau de chaque vertèbre.

On peut également présenter le faisceau ventral de la voie cortico-spinale, même

si celui-ci nous intéresse moins dans la mesure où il innerve les muscles axiaux (tronc, cou). Ce faisceau, représenté sur la figure 1.5 (b), traverse le plan médian en aval du tronc cérébral. La décussation se fait à différents niveaux de la moelle épinière, en regard des nerfs spinaux des muscles qu'il innerve. Enfin, on peut également citer la voie cortico-bulbaire, qui permet l'innervation des muscles de la face. Cette voie traverse le plan médian au niveau du tronc cérébral, pour être prolongée par les nerfs crâniens moteurs. Ces nerfs sont représentés par des chiffres romains sur la figure 1.5 (c). Les chiffres romains non-présentés sur cette figure correspondent aux nerfs crâniens sensitifs.

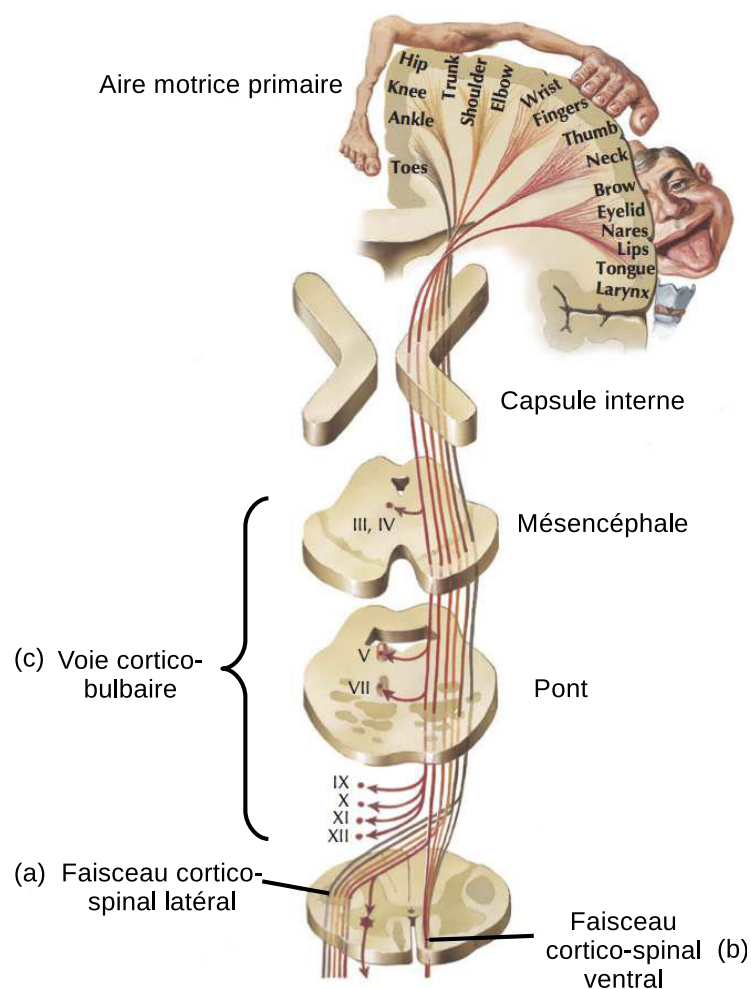


FIGURE 1.5 – Voie cortico-spinale latérale (a) et ventrale (b), et voie cortico-bulbaire (c) de la voie pyramidale (figure adaptée de [www.studyblue.com](http://www.studyblue.com)).

### 1.2.3 Exécution du mouvement

Les axones issus des neurones pyramidaux du cortex moteur empruntent la voie cortico-bulbaire et cortico-spinale pour se terminer dans les noyaux moteurs respectivement des nerfs crâniens et spinaux. Ces nerfs sont formés par les axones



provenant de plusieurs neurones, dont les corps cellulaires se regroupent pour constituer le noyau moteur. Les axones des nerfs spinaux et crâniens transmettent la commande motrice depuis les fibres motrices de la voie pyramidale vers les fibres musculaires, grâce à leurs propriétés d'excitabilité et de conductivité. La figure 1.6 illustre l'innervation des fibres musculaires d'un muscle par différents axones (axones 1 et 2) provenant du même nerf.

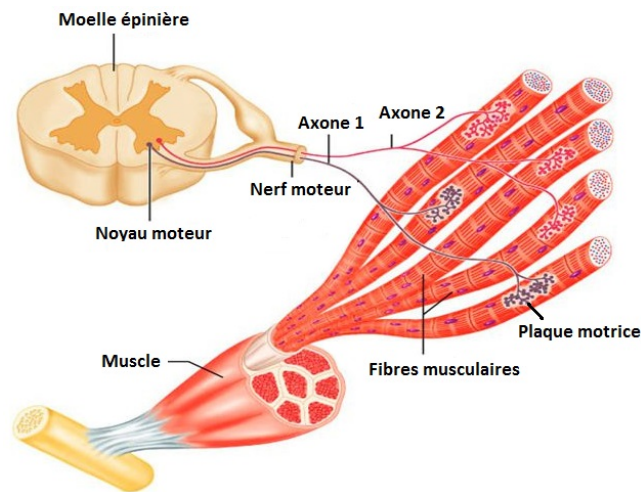


FIGURE 1.6 – Innervation des fibres musculaires par un nerf spinal (figure adaptée de slideplayer.fr).

L'information neuronale est véhiculée à travers l'axone sous la forme d'un potentiel d'action. Il s'agit d'une modification brève (environ 1 milliseconde), locale, et réversible de la différence de potentiel membranaire, dont l'amplitude est d'environ 100 millivolts (mV). Au repos, la différence de potentiel électrique de part et d'autre de la membrane du neurone, appelée également potentiel de repos, est de l'ordre de -60 mV. Ce potentiel de repos est dû à la différence de concentration ionique entre les milieux intra et extra-cellulaires, sachant que les ions négatifs prédominent à l'intérieur de la cellule. Néanmoins, l'équilibre du potentiel de repos est rendu instable par la présence de canaux ioniques dans la membrane plasmique, permettant la transmission du potentiel d'action.

La figure 1.7 représente les trois phases successives qui caractérisent le potentiel d'action : dépolarisation jusqu'à +40 mV, puis repolarisation jusqu'à -60 mV, et enfin hyperpolarisation jusqu'à -90 mV avant de revenir progressivement jusqu'à sa valeur de repos. Ces trois phases constituent la période réfractaire, durant laquelle le neurone est localement insensible à toute autre stimulation. De plus, le potentiel d'action se déclenche uniquement si la dépolarisation initiale est suffisamment ample pour dépasser le seuil d'excitabilité du neurone. Le potentiel d'action se propage le long de l'axone de proche en proche en s'alimentant soi-même lors de sa progression.



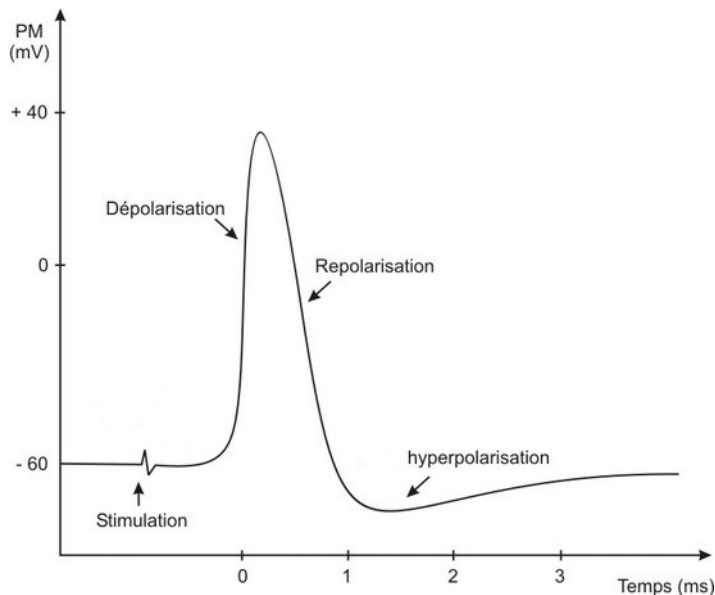


FIGURE 1.7 – Variation du potentiel membranaire (PM) à l’origine du potentiel d’action (figure adaptée de [passeport.univ-lille1.fr](http://passeport.univ-lille1.fr)).

Ces modifications du potentiel membranaire sont dues principalement aux variations de concentration intra-cellulaire des ions sodium et potassium. Lorsque la dépolarisation dépasse le seuil d’excitabilité du neurone, cela entraîne l’ouverture des canaux sodiques trans-membranaires et l’entrée des ions sodium ( $\text{Na}^+$ ) dans le milieu intracellulaire, amplifiant davantage la phase de dépolarisation. Après quelques instants (0.2 à 0.3 milliseconde), la configuration des canaux sodiques se modifie à nouveau, bloquant l’entrée des ions sodium. Dans un second temps, l’ouverture des canaux potassiques permet la sortie des ions potassium ( $\text{K}^+$ ) dans le milieu extra-cellulaire, amorçant la phase de repolarisation. L’ouverture des canaux potassiques est un processus plus lent que celle des canaux sodiques, permettant pendant quelques instants une dépolarisation du potentiel membranaire.

Le potentiel d’action est induit par les afférences synaptiques des neurones voisins, dont l’influence peut-être inhibitrice ou excitatrice selon les molécules qu’ils transmettent par l’intermédiaire de leurs synapses. Les neurones excitateurs transmettent des molécules telles que l’acétylcholine et l’acide glutamique, initiant la dépolarisation membranaire et par conséquent favorisent le déclenchement du potentiel d’action. En revanche les neurones inhibiteurs secrètent des molécules comme l’acide gamma aminobutyrique (GABA), empêchant le déclenchement d’un potentiel d’action en favorisant l’entrée des ions chargés négativement dans la cellule. Cette hyperpolarisation de la cellule diminue sa sensibilité aux afférences excitatrices. Finalement, le potentiel d’action est généré lorsque la somme des afférences synaptiques est suffisamment dépolarisante pour atteindre le seuil d’excitabilité du neurone.

Afin de transmettre le potentiel d'action au muscle qu'il innerve, chaque axone des nerfs spinaux et crâniens se ramifie à son contact. Les ramifications de l'axone à son extrémité permettent d'innover en même temps plusieurs fibres musculaires (ou myocytes), formant une unité motrice illustrée sur la figure 1.6. Le nombre de fibres musculaires appartenant à la même unité motrice est variable, et dépend de la finesse de mouvement du muscle. Plus les unités motrices sont petites, c'est-à-dire moins elles contiennent de fibres musculaires, plus le mouvement provoqué par le muscle sera fin. C'est le cas notamment des muscles de la main et de l'œil, justifiant par conséquent une zone de projection à la surface du cortex moteur plus importante. A l'inverse, les muscles moins innervés, tels que ceux du tronc, assurent une contraction moins précise.

La membrane plasmique (ou sarcolème) d'une fibre musculaire peut être divisée en deux zones selon la nature des protéines qui la compose : une membrane réceptrice et conductrice. La zone réceptrice, qui représente une faible superficie de la membrane, est reliée à une ramification de l'axone par l'intermédiaire d'une synapse, formant la jonction neuromusculaire (ou plaque motrice), représentée sur la figure 1.6. Au niveau de cette zone, les membranes pré et post-synaptiques présentent des replis afin d'augmenter la surface d'échange. Cette jonction permet la transmission du potentiel d'action depuis l'axone vers la fibre musculaire.

La transmission de l'influx nerveux se fait par l'intermédiaire de l'acétylcholine. Ce neurotransmetteur est contenu au niveau de la terminaison synaptique dans des vésicules, dont l'exocytose causée par le potentiel d'action permet de libérer leur contenu dans la fente synaptique. Au contact de la fibre musculaire, l'acétylcholine induit une variation lente du potentiel de membrane, appelé potentiel de plaque motrice, qui se propage à la partie conductrice de la membrane. L'excitation de cette zone de la membrane génère le potentiel d'action musculaire qui se propage à la surface de la fibre musculaire.

Cette propagation du potentiel d'action musculaire permet la libération, dans le milieu intra-cellulaire, des ions  $Ca^{2+}$  contenus dans le réticulum sarcoplasmique. Ces ions sont fixés par les myofibrilles, correspondant à l'unité contractile des myocytes, permettant le raccourcissement de la fibre musculaire. En revanche, le pompage des ions  $Ca^{2+}$  par ce même réticulum permet la relaxation musculaire. Les fibres musculaires, dont la longueur est de quelques centimètres, sont organisées en faisceau. Leurs extrémités forment les tendons, permettant l'insertion du muscle sur l'os. D'un point de vue mécanique, le raccourcissement des fibres musculaires engendre le mouvement par pivotement de l'os autour de l'articulation.

L'activation des nerfs spinaux et crâniens n'induit pas l'activation de l'ensemble des axones qui le constitue. En effet, ces derniers sont activés de manière ordonnée

en fonction de la taille de leur corps cellulaire (principe d’Henneman). Les neurones de petite taille seront activés en priorité, et transmettront le potentiel d’action vers les fibres musculaires qu’ils innervent. En effet, lorsque le neurone est excité, par l’intermédiaire de son corps cellulaire et de ses dendrites, sa différence de potentiel membranaire varie d’autant plus que sa surface est petite et que sa résistance membranaire est élevée. Par conséquent, les unités motrices de petite taille sont activées plus souvent que celles de grande taille. Lorsque la contraction musculaire est continue, des unités motrices de taille croissante sont recrutées de manière à augmenter la force développée. Cette force augmente de manière non-linéaire étant donné que les unités motrices progressivement activées possèdent des fibres motrices plus nombreuses et plus puissantes.

La force développée par un muscle est également régulée par la fréquence d’activation des neurones qui l’innervent. Plus les potentiels d’action se succèdent à intervalles de temps court, plus la fibre musculaire activée développe une force importante. Lors d’une contraction normale du muscle, les fibres musculaires sont excitées à des fréquences basses et de manière asynchrone les unes par rapport aux autres selon l’unité motrice à laquelle elles appartiennent. Ainsi des fibres musculaires appartenant à des unités motrices différentes vont pouvoir être activées à la même fréquence mais avec une phase variable.

Enfin, les muscles sont également des organes sensoriels, transmettant une information sensitive au SNC controlatéral, comme par exemple leur variation d’étirement. Bien que les cortex sensitif et moteur soient liés afin de permettre la bonne réalisation du mouvement, l’information sensorielle est transmise par l’intermédiaire de neurones non moteurs.

### 1.3 Interfaces exploitant la commande motrice volontaire

Dans le cadre de ma thèse, nous souhaitons développer une ICM hybride qui puisse détecter un mouvement ou une intention de mouvement de la main à différents niveaux de la commande motrice. Comme énoncé précédemment, une ICM hybride exploite différents signaux physiologiques et/ou non-physiologiques, dont au moins un signal reflétant l’activité cérébrale, comme pour les travaux présentés par Pfurtscheller [Pfurtscheller *et al.*, 2010], Yong [Yong *et al.*, 2011], et Allison [Allison *et al.*, 2010]. Afin de s’adapter à la grande variabilité des capacités motrices d’un patient myopathe, notre ICM hybride prend en compte les signaux provenant de son activité cérébrale, musculaire, et distale.

Cette partie présente pour chacun de ces signaux un état de l’art des interfaces permettant de détecter un mouvement ou une intention de mouvement de la main,

dans le but de contrôler une application. Afin de suivre le processus de transmission de la commande motrice depuis le cerveau vers la périphérie, je présenterai dans un premier temps les interfaces exploitant l'activité cérébrale, puis celles basées sur l'activité musculaire, et enfin celles utilisant l'activité distale. Je décrirai également pour chaque type d'interface les capteurs utilisés pour enregistrer le signal d'intérêt, ainsi que les motifs physiologiques spécifiques au mouvement dans le cas de l'activité cérébrale et musculaire. Enfin, je présenterai pour les signaux cérébraux et musculaires quelques techniques de traitement utilisées dans la littérature pour détecter un mouvement ou une intention de mouvement de la main.

### 1.3.1 Activité cérébrale

Les signaux enregistrés par les systèmes d'exploration de l'activité cérébrale peuvent être utilisés par une interface cerveau-machine (ICM) pour détecter un mouvement ou une intention de mouvement de la main. Ces interfaces, appelées également BCI pour Brain-Computer Interfaces, sont des dispositifs permettant à un utilisateur de contrôler un effecteur en modulant uniquement son activité cérébrale. Vidal a été l'un des premiers à utiliser l'information provenant de l'activité cérébrale pour détecter l'état mental d'un utilisateur [Vidal, 1973]. Ses travaux sont fondés sur l'hypothèse que le signal électroencéphalographique est le reflet d'événements neuronaux liés à l'état mental de la personne et non pas la résultante de bruits aléatoires.

Depuis, l'augmentation du nombre des travaux portant sur les ICM a permis de nombreuses avancées dans ce domaine. En fonction de la technique d'exploration cérébrale utilisée, l'ICM doit faire face à divers problèmes propres à chaque technique. De plus, les ICM ne sont capables de reconnaître qu'un nombre limité d'états mentaux, avec un taux de reconnaissance de ces états très variable selon les individus. A l'heure actuelle, les ICM fournissent un débit d'information (nombre de symboles binaires envoyés par unité de temps) de l'ordre de 20 bits/min [Lotte, 2012]). Ce débit est beaucoup plus faible que celui d'autres interfaces, telles que le suivi du regard, la boule de commande (ou trackball), ou les joysticks. Cependant de telles interfaces, permettant un contrôle plus fiable et plus rapide que l'approche ICM, présentent chez des patients lourdement handicapés un certain nombre de limites auxquelles les ICM ne sont pas confrontées. La principale d'entre elles réside dans la nécessité de disposer d'une activité musculaire résiduelle, même minimale. Or certaines personnes, notamment celles souffrant d'un syndrome d'enfermement (ou LIS pour Locked-In-Syndrom), sont incapables d'interagir avec un ordinateur ou une machine par le biais de ces techniques.

Les ICM ont principalement été développées dans un but médical pour la réhabilitation et la palliation du handicap moteur sévère. Concernant la réhabilitation, les ICM aident à récupérer une fonction détériorée à la suite d'un traumatisme, tel qu'un AVC (Accident Vasculaire Cérébral). Dans ce cas, les ICM peuvent être associées à des stimulations électriques fonctionnelles pour améliorer la récupération des fonctions motrices. En revanche, la palliation du handicap permet de suppléer les fonctions perdues, que cette perte ait été causée par une maladie neurologique ou par une détérioration irréversible du système nerveux. Une telle interface est prometteuse pour ces patients, dont les capacités mentales sont intactes, dans la mesure où elle leur permet d'interagir avec leur environnement et de regagner une autonomie partielle. C'est dans ce contexte de palliation du handicap causé par la myopathie de Duchenne que s'inscrivent les travaux réalisés pendant ma thèse. Certaines ICM sont également développées pour des applications dépassant le cadre médical, comme par exemple les jeux vidéo destinés au grand public.

### 1.3.1.1 Architecture d'une ICM

La figure 1.8 représente les six étapes fonctionnelles d'une interface cerveau-machine.

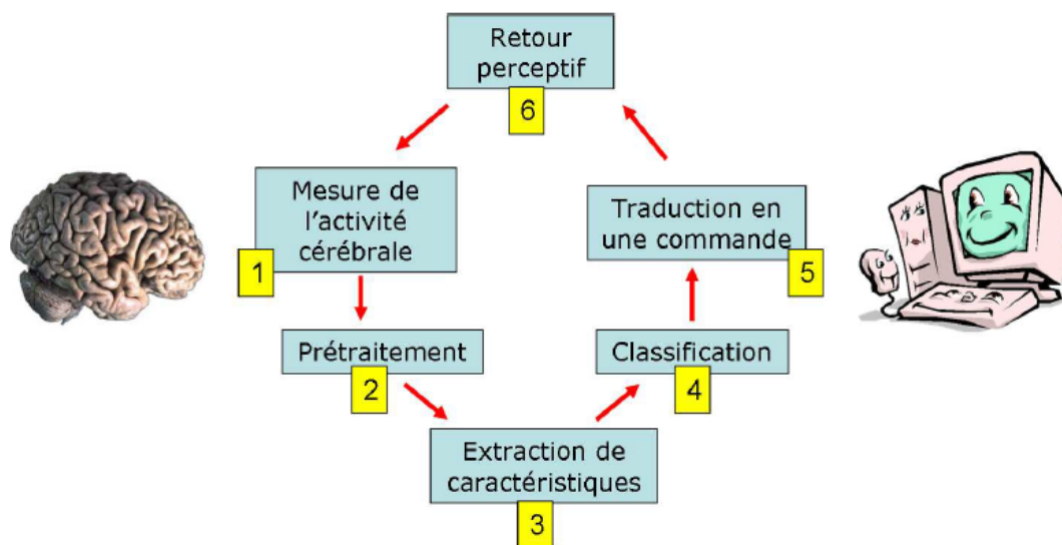


FIGURE 1.8 – Les six étapes impliquées dans le fonctionnement d'une ICM (figure extraite de [Lotte, 2012]).

1. *mesure de l'activité cérébrale*. L'activité cérébrale peut être mesurée de manière directe (activité électro-magnétique) ou indirecte (activité métabolique) à partir de différents systèmes d'exploration invasifs et non-invasifs. Etant donné que l'électroencéphalographie est l'unique système d'exploration cérébrale utilisé lors de mes expérimentations, seule cette technique sera détaillée

dans la suite du chapitre. Les signaux cérébraux contiennent des motifs neurophysiologiques particuliers, permettant d'identifier l'état mental de l'utilisateur. Ces motifs sont provoqués lors de la réalisation de tâches cognitives ou motrices particulières.

2. *pré-traitement des signaux.* Cette étape a pour but d'éliminer le bruit contenu dans les signaux précédemment mesurés. Le bruit peut provenir de l'environnement, dont le réseau électrique (50 Hz) est l'une des principales sources. Le bruit peut également être induit par une activité physiologique parasite, telle que l'activité musculaire de la face (mouvement des yeux, contraction de la mâchoire), dont l'amplitude (de l'ordre du millivolt) est supérieure à celle du signal cérébral. L'activité cérébrale de fond (rythme alpha), dont la fréquence couvre celle de certains motifs neurophysiologiques, est également considérée comme une source de bruit. Enfin, les signaux peuvent être bruités à cause du mouvement des capteurs enregistrant l'activité cérébrale. Néanmoins, les signaux cérébraux sont plus ou moins dégradés par ces différents bruits en fonction de la technique d'exploration utilisée. En effet, les signaux issus de systèmes non-invasifs sont plus sujets aux artefacts que ceux enregistrés de manière invasive.

La présence de ces sources de bruits nécessite de prendre des précautions particulières pour mettre en évidence l'information pertinente contenue dans les signaux cérébraux. Il est notamment recommandé d'alimenter les appareils sur batterie plutôt que sur secteur, et d'installer l'utilisateur confortablement pour éviter les mouvements parasites. Le pré-traitement des signaux consiste principalement à les filtrer dans le domaine fréquentiel (filtre passe-bande...) et spatial (filtre Laplacien de surface ou CSP pour Common Spatial Pattern...).

3. *extraction des valeurs caractéristiques.* Cette étape consiste à transformer les signaux filtrés en vecteurs de valeurs caractéristiques. Ces derniers contiennent un faible nombre de valeurs pertinentes pour la reconnaissance des états mentaux. Différents types de valeurs caractéristiques peuvent être définis, comme l'amplitude du signal, la puissance dans une bande de fréquence, ou encore la densité spectrale de puissance. La taille du vecteur dépend du nombre de valeurs caractéristiques choisies mais également du nombre de canaux sélectionnés, d'où l'importance de l'information spatiale. Dans le cas de l'électroencéphalographie, certaines électrodes sont plus ou moins pertinentes selon leur emplacement à la surface du cortex et la tâche mentale réalisée par l'utilisateur.
4. *classification.* On détermine l'état mental de l'utilisateur, mesuré au travers des signaux cérébraux, en fonction des valeurs du vecteur de caractéristiques.

L'étape de classification peut s'effectuer en ligne pour contrôler une application en temps réel. Cette étape peut également être réalisée hors-ligne pour évaluer différentes techniques de traitement au travers de leur performance de classification. Parmi les principaux classifieurs utilisés dans le cadre des ICM, on trouve les analyses linéaires discriminantes (ou LDA pour Linear Discriminant Analysis) et les machines à vecteurs supports (ou SVM pour Support Vector Machine).

5. *commande de l'ordinateur*. Une commande est déclenchée lorsque le système a estimé, lors de l'étape de classification, un état mental particulier de l'utilisateur. Chaque état mental est associé à une commande spécifique, permettant le contrôle d'applications telles qu'un éditeur de texte, ou qu'un jeu par déplacement d'un personnage dans un environnement virtuel.
6. *retour perceptif (ou feedback)*. Ce retour d'information permet à l'utilisateur de savoir comment le système a interprété son état mental. Cette étape est indispensable pour que l'utilisateur puisse apprendre à contrôler l'interface. Le retour visuel est le plus souvent utilisé, mais on observe également dans certaines études des retours auditifs ou tactiles.

Les étapes précédemment mentionnées sont réalisées lors de l'utilisation en ligne d'une ICM. Cependant, une phase dite de calibration est souvent nécessaire avant de pouvoir contrôler l'application. Cette phase permet d'optimiser différents paramètres liés à l'ICM tels que les coefficients des filtres spatiaux et du classifieur. La phase de calibration consiste à enregistrer les signaux cérébraux en connaissant l'état mental de l'utilisateur à chaque instant [Lotte, 2012].

### 1.3.1.2 Système d'exploration cérébrale : Electroencéphalographie.

L'électroencéphalogramme (ou EEG) enregistre l'activité électrique du cortex à l'aide d'électrodes placées à la surface du scalp. La figure 1.9 montre le placement des électrodes à l'aplomb du cortex moteur, lors d'un enregistrement des signaux EEG effectué dans notre laboratoire. Cette technique a été mise au point en 1929 par le neurologue Hans Berger [Berger, 1929]. Il s'agit d'une technique non-invasive dans la mesure où elle ne nécessite pas d'opération chirurgicale. Par conséquent, l'électroencéphalographie présente peu de risques pour le patient, et est utilisée de manière quotidienne en milieu hospitalier.

En contrepartie, l'EEG enregistre uniquement l'activité corticale périphérique, et non l'activité cérébrale profonde comme le permettent des électrodes intra-cérébrales. Le signal recueilli correspond à la résultante d'activités oscillatoires à différentes fréquences des neurones situés plusieurs centimètres sous l'électrode.





FIGURE 1.9 – Bonnet d’Electroencéphalographie.

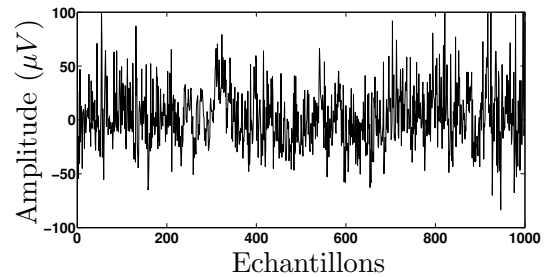


FIGURE 1.10 – Signal EEG brut.

La figure 1.10 représente un signal EEG brut recueilli par une électrode placée à l’aplomb du cortex moteur. Les variations du potentiel membranaire de chaque neurone, sous l’influence de leur afférences synaptiques excitatrices et inhibitrices, génèrent à l’intérieur de la cellule un dipôle qui est perpendiculaire à la surface corticale et dont la polarité s’inverse régulièrement. A un niveau macroscopique, la fluctuation de polarité des dipôles générés par un ensemble de neurones est à l’origine des variation du signal EEG. Ce signal est recueilli à condition qu’une population suffisamment large de neurones ait une activité synchrone, de telle sorte que plus le nombre de neurones est important, plus le signal résultant de leur activité est ample. Par conséquent, une variation de la puissance du signal EEG est le reflet d’un changement de la taille de la population le générant ou du degré de synchronisation des activités des neurones.

Le signal EEG est composé de plusieurs composantes fréquentielles dont la puissance peut être modulée par une activité corticale spontanée ou par une tâche mentale particulière. Il existe une relation entre les bandes de fréquences et la puissance du signal, de telle sorte que les activités oscillatoires lentes induisent une augmentation de l’amplitude du signal, tandis que les oscillations rapides sont difficiles à enregistrer du fait de leur faible amplitude [Pfurtscheller, 2001]. Enfin, l’organisation en parallèle des neurones, comme le sont les cellules pyramidales, favorise la sommation des variations de potentiel et donc leur diffusion jusqu’aux électrodes placées sur le scalp.

Le principe de l’EEG est de mesurer une différence de potentiel entre deux électrodes dans le cas d’un montage bipolaire, ou entre une électrode de référence et plusieurs électrodes pour un montage monopolaire. Dans le dernier cas, l’électrode choisie comme référence est placée sur une zone où les variations électriques sous-jacentes sont les plus faibles possibles. C’est pourquoi l’électrode de référence est souvent positionnée au niveau du lobe de l’oreille ou du nez.

La résolution spatiale de l’EEG, de l’ordre du centimètre, ne permet pas d’enregistrer l’activité d’une source cérébrale avec précision, d’où l’intérêt du filtrage spa-



tial. Cette faible résolution spatiale est due à la diffusion de l'activité électrique par les tissus (os, peau) que le signal traverse. De plus, l'atténuation du signal EEG par ces mêmes tissus a pour conséquence le fait que l'amplitude mesurée est de l'ordre du microvolt. Le signal recueilli est donc sensible aux bruits, notamment musculaires, et nécessite d'être amplifié pour améliorer le rapport signal sur bruit. L'EEG ne permet pas d'enregistrer le signal cérébral dans une large bande de fréquence ( $< 50$  Hz). En effet, les tissus traversés par le signal jouent le rôle de filtre passe-bas à cause des propriétés électriques des cellules qui les composent [Leuthardt *et al.*, 2004]. Pour recueillir des signaux EEG corrects, il est également nécessaire de tenir compte de la conduction du signal électrique. L'utilisation d'un gel spécial permet de diminuer l'impédance de contact entre l'électrode et la surface du scalp, et ainsi d'améliorer la qualité du signal enregistré.

L'EEG présente plusieurs avantages qui en font un capteur privilégié dans le domaine des ICM. D'une part, sa mise en œuvre ne demande pas de compétences médicales approfondies ; par conséquent elle est accessible à des non-cliniciens. D'autre part, son coût d'achat et d'entretien (consommables) en fait une des techniques d'exploration cérébrale les moins coûteuse. Ce système présente également l'avantage d'être facilement transportable, pour permettre une utilisation au domicile du patient. Enfin, l'EEG est doté d'une résolution temporelle de l'ordre de la milliseconde, permettant une analyse temps réel de l'activité cérébrale. L'ensemble de ces avantages font de l'EEG l'une des techniques les plus utilisées pour contrôler une ICM, notamment dans le domaine de l'aide à la communication, à la mobilité dans un environnement réel ou virtuel, et à la préhension.

Le positionnement des électrodes à la surface du scalp est défini par des repères standards selon la nomenclature internationale 10-20 [Klem *et al.*, 1999], indépendamment de la taille du crâne. Le terme "10-20" correspond à la distance relative entre chaque repère. Celle-ci se mesure en pourcentage (10 % ou 20 %) de la longueur totale de l'axe sur lequel est placé le repère. Ces derniers sont positionnés par rapport à trois axes de référence, représentés sur la figure 1.11, et définis comme sagittal, frontal, et transverse. Le premier axe est représenté sur la figure 1.11 (a), il va du nasion, creux situé au sommet du nez, jusqu'à l'inion, partie la plus proéminente de l'os occipital à l'arrière du crâne. Le second axe se situe entre le point pré-auriculaire droit et gauche, comme le montre la figure 1.11 (b). Enfin, le troisième axe suit une trajectoire circonférentielle, allant de l'inion jusqu'au nasion en passant par le lobe temporal.

Selon ces trois axes de référence, les repères sont espacés de 20 % les uns par rapport aux autres. Les repères situés à proximité des points anatomiques, inion, nasion, et points pré-auriculaires, sont espacés de 10% par rapport à ces derniers.

Cette première nomenclature, proposée initialement par Jasper [Jasper, 1958], permet de positionner 21 électrodes à la surface du scalp. Depuis, des extensions du système “10-20” permettent de placer davantage d’électrodes.

Chaque repère est identifié par une lettre et un numéro, correspondant respectivement à une aire cérébrale (par exemple O pour Occipital) et à un des deux hémisphères. Les repères affectés d’un chiffre impair (respectivement pair) sont situés sur l’hémisphère gauche (respectivement droit), sachant que le chiffre augmente avec la latéralité de l’emplacement repéré. Lorsque le repère est placé sur l’axe sagittal, le numéro est remplacé par la lettre “z”. Le croisement entre l’axe sagittal et l’axe frontal définit le vertex, correspondant à la partie supérieure du crâne. Ce point anatomique est identifié par le repère “Cz”.

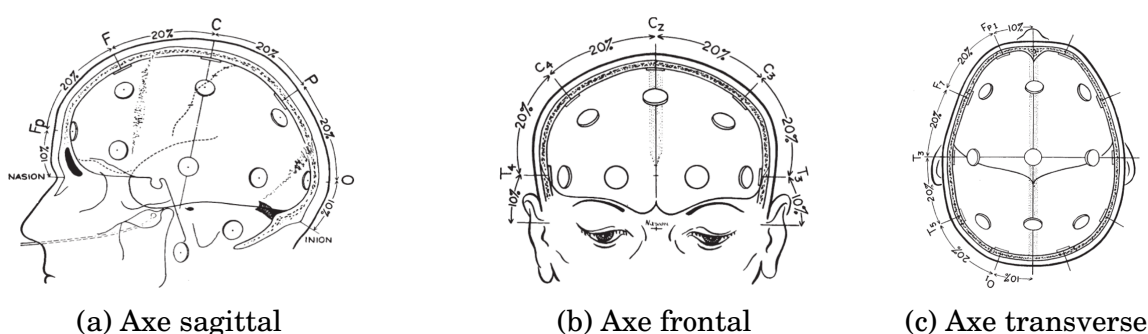


FIGURE 1.11 – Système international 10/20 : axes de référence (figures extraites de [Klem *et al.*, 1999]).

### 1.3.1.3 Motifs neurophysiologiques : rythmes sensorimoteurs

Divers motifs neurophysiologiques, présentant des caractéristiques fréquentielles, temporelles, et spatiales spécifiques selon la nature de l’événement à leur origine, peuvent être observés dans les signaux provenant de divers systèmes d’exploration cérébrale. Les motifs neurophysiologiques permettent, dans une certaine mesure, d’identifier plusieurs états mentaux de l’utilisateur, et par conséquent de contrôler l’application en associant à chaque état une commande particulière. Les événements à l’origine de ces motifs peuvent être endogènes ou exogènes, selon qu’ils sont déclenchés par une stimulation externe ou par l’utilisateur lui-même. Je présente dans cette partie les rythmes sensorimoteurs mesurés dans les signaux EEG, correspondant aux seuls motifs étudiés durant ma thèse.

Les rythmes sensorimoteurs apparaissent principalement dans les bandes de fréquences mu (8-12 Hz) et bêta (18-26 Hz) des signaux EEG enregistrés au niveau du cortex sensorimoteur. Ces rythmes se caractérisent par une variation de l’amplitude du signal EEG, en fonction de l’activité du cortex sensorimoteur, de telle sorte

que l'amplitude décroît (respectivement croît) lors d'une période d'activation (respectivement d'inactivation) corticale. La bande de fréquence gamma ( $> 30$  Hz) est également associée aux rythmes sensorimoteurs. En effet, on observe une augmentation de l'amplitude du signal cérébral dans cette bande de fréquence, lors d'une activité du cortex sensorimoteur [Miller *et al.*, 2007]. Néanmoins, la puissance du signal dans la bande gamma est trop faible pour permettre son analyse à partir des enregistrements EEG de surface, c'est pourquoi seuls les rythmes sensorimoteurs observés dans les bandes mu et bêta sont présentés dans cette partie.

L'activation du cortex sensorimoteur est liée à différents processus d'ordre sensoriel ou moteur [Pfurtscheller *et al.*, 1997]. Le premier processus permet l'intégration de l'information sensorielle, provenant de la périphérie, au niveau du cortex sensoriel contralatéral, par l'intermédiaire de voies afférentes. Comme pour l'aire motrice primaire, le cortex sensoriel est organisé de manière somatotopique. Chaque zone corticale correspond à une projection d'une partie du corps. Quand à lui, le second processus est lié à l'exécution ou à l'imagination d'un mouvement volontaire, impliquant les mêmes structures corticales [Porro *et al.*, 1996].

Les variations temporelles des rythmes sensorimoteurs, observées dans les bandes mu et bêta, se caractérisent par deux motifs neurophysiologiques selon le degré d'activité du cortex sensorimoteur [Wolpaw *et al.*, 2002]. Le premier, appelé "désynchronisation liée à l'événement" (ou ERD pour event-related desynchronization), se manifeste par une diminution de la puissance du signal EEG avant et pendant un événement sensoriel ou moteur (réel ou imaginaire). Cette diminution de puissance s'explique par la désynchronisation de l'activité des neurones du cortex sensorimoteur, chacun travaillant à son propre rythme. En revanche le second motif, appelé "synchronisation liée à l'événement" (ou ERS pour event-related synchronization), correspond à une augmentation de la puissance du signal EEG après l'événement. Cette augmentation de la puissance est liée à la synchronisation de l'activité des neurones du cortex en période de repos [Ferrez et Millán, 2008].

La figure 1.12 illustre les motifs ERD et ERS observés dans les bandes de fréquences mu et bêta, lors d'un mouvement volontaire réalisé [Derambure *et al.*, 1999]. Sur cette figure, les courbes ne représentent pas le signal EEG lui-même, mais sa puissance déterminée sur une fenêtre temporelle glissante et exprimée en pourcentage par rapport à une valeur de référence correspondant à la puissance du signal EEG avant le début du mouvement. L'intervalle de temps pendant lequel est réalisé le mouvement est défini de manière précise à partir de l'électromyogramme (EMG) tracé en bas de la figure. Le signal EMG a été traité afin de calculer l'enveloppe du signal. D'après cette figure, le motif ERD dans la bande mu semble plus précoce, tandis que le motif ERS dans la bande bêta est plus ample. On emploie éga-

lement le terme de “rebond bêta” pour caractériser cette augmentation importante de la puissance du signal EEG. Bien que la distribution spatiale, fréquentielle, et temporelle des motifs ERD/ERS soient théoriquement connues, en pratique celles-ci varient selon les individus et le type d'événement réalisé (mouvement des mains, des pieds, de la langue).

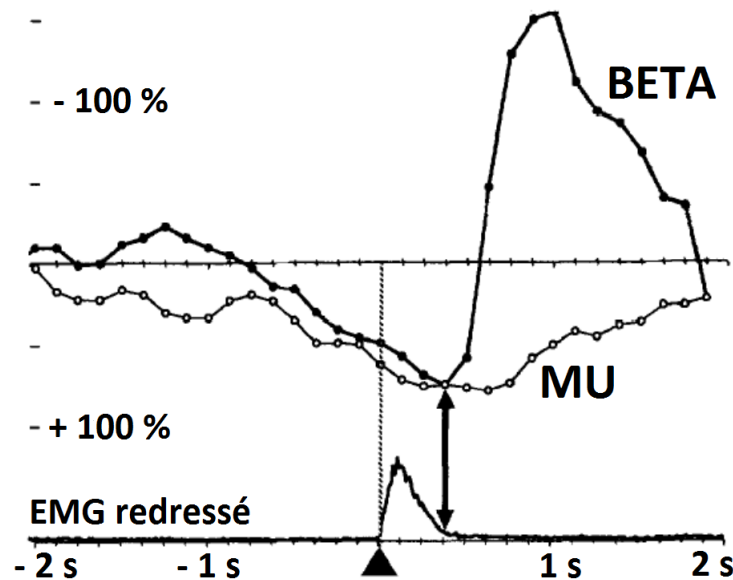


FIGURE 1.12 – ERD/ERS des rythmes mu et bêta lors d'un mouvement volontaire (figure extraite de [Derambure *et al.*, 1999]).

Les ICM exploitant les rythmes sensorimoteurs utilisent principalement différentes tâches d'imagination motrice, pour permettre à l'utilisateur de moduler son activité cérébrale de manière autonome. En effet, cette tâche mentale ne nécessite pas la réalisation d'un mouvement réel, et par conséquent elle est bien adaptée à des patients ne présentant pas d'activité motrice résiduelle. L'utilisation de l'imagination motrice dans le cadre des ICM a permis de développer, dans des domaines variés, ces diverses applications : éditeur de texte [Blankertz *et al.*, 2006], contrôle de curseur [Wolpaw et McFarland, 2004], fauteuil roulant [Millan *et al.*, 2009], bras robotisé [Bougrain *et al.*, 2012], jeux vidéo [Bonnet *et al.*, 2013].

Néanmoins, les ICM exploitant l'imagination motrice sont confrontées à plusieurs défis. Le principal réside dans la capacité à améliorer le rapport signal sur bruit afin de mettre en évidence les motifs ERD/ERS contenus dans le signal EEG. En effet, ces motifs neurophysiologiques peuvent ne pas être suffisamment amples, par rapport à l'activité cérébrale de fond et à d'autres signaux physiologiques, pour être détectés de manière fiable par l'ICM. Par conséquent, l'étape de pré-traitement des signaux EEG est indispensable pour éliminer le bruit, tout en conservant les signaux utiles.

Une autre difficulté réside dans la non-stationnarité des signaux EEG et la varia-

bilité de la distribution spatiale, temporelle, et fréquentielle des motifs ERD/ERS selon les sujets [Krauledat *et al.*, 2008], due notamment à une configuration du cortex et une organisation neuronale propre à chaque individu. Par conséquent, il semble pertinent d'adapter la méthode de traitement des signaux EEG aux particularités physiologiques de chaque individu, afin d'améliorer la robustesse de l'ICM. On observe également pour un même sujet une variabilité inter-séance, qui peut s'expliquer par le placement des électrodes et les variations de l'état mental liées aux motivations et à la fatigue du sujet.

De plus, un défi important lié à l'imagination motrice concerne la phase dite d'apprentissage. Celle-ci permet à l'utilisateur novice de s'entraîner à contrôler ses rythmes moteurs, dans l'objectif d'améliorer la fiabilité de l'ICM. D'après Pfurtscheller *et coll.*, cette phase peut durer jusqu'à plusieurs mois [Pfurtscheller *et al.*, 2000], d'où la nécessité de trouver une stratégie, telle que l'amélioration du retour perceptif, pour réduire le temps d'apprentissage tout en améliorant son efficacité. Le protocole Graz [Leeb *et al.*, 2007b] est l'un des principaux protocoles proposant un retour perceptif lors de la phase d'apprentissage. Ce protocole consiste à informer l'utilisateur à l'aide d'une flèche du type de mouvement à imaginer : main droite, main gauche, pieds, langue. La tâche mentale est réalisée sur une période de quelques secondes à des intervalles de temps variables. Durant cette période, le retour visuel se fait par l'intermédiaire d'une barre mobile dont la direction et la longueur informent l'utilisateur sur son état mental.

La figure 1.13 (a) illustre le retour perceptif proposé par le protocole Graz. Sur cette figure, la barre est orientée vers la droite, par conséquent l'interface estime, avec d'autant plus de confiance que la barre est grande, que l'utilisateur a imaginé un mouvement de la main droite. La figure 1.13 (b) représente un retour perceptif plus réaliste. Il s'agit d'une main virtuelle animée, développée par Ono *et coll.* [Ono *et al.*, 2013]. Cette main virtuelle s'ouvre et se ferme selon l'état mental de l'utilisateur. Un tel retour visuel est plus efficace qu'une simple barre, d'autant plus lorsque la main virtuelle est placée à la première personne. Dans d'autres travaux, Pfurtscheller *et coll.* proposent une application dans laquelle l'utilisateur se déplace virtuellement dans une rue [Pfurtscheller *et al.*, 2006b]. La figure 1.13 (c) représente l'environnement virtuel visualisé par l'intermédiaire de lunettes, afin de placer l'utilisateur en immersion.

Enfin, un autre inconvénient des ICM exploitant l'imagination motrice concerne le nombre de commandes nécessaires au contrôle de l'application. Ce dernier est limité par le nombre de mouvements, c'est-à-dire d'états mentaux, que l'interface est capable de discriminer. Or, la résolution spatiale d'un EEG (quelques centimètres) ne permet pas d'identifier un nombre important de mouvements. En effet,

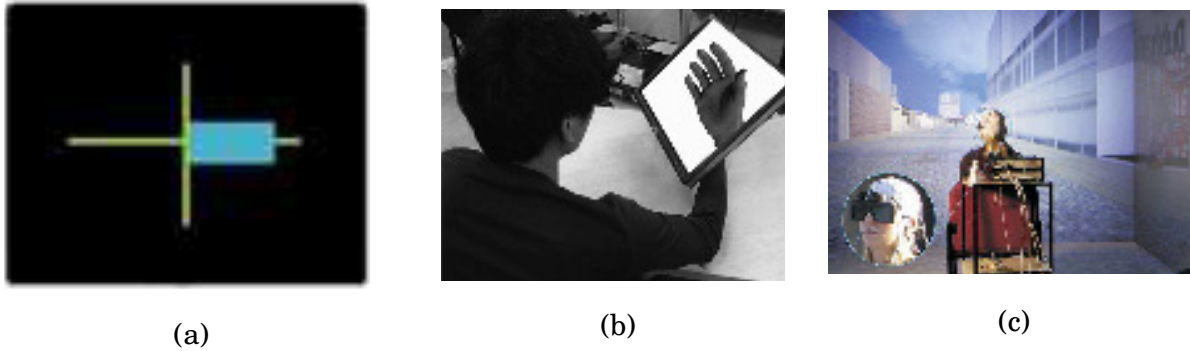


FIGURE 1.13 – Différents types de retours visuels : protocole Graz (a), main virtuelle (b), et lunettes immersives (figures extraites respectivement de [Jeunet *et al.*, 2016], [Ono *et al.*, 2013], et [Pfurtscheller *et al.*, 2006b]).

les zones de projection des différentes parties du corps sur le cortex moteur doivent être suffisamment espacées les unes des autres pour que les différents mouvements soient spatialement discriminés à partir des signaux EEG de surface. Les principaux mouvements utilisés correspondent à ceux des mains, des pieds, et de la langue. Par conséquent, la stratégie de contrôle de l'application doit être étudiée de manière pertinente pour y inclure un nombre limité de commandes.

#### 1.3.1.4 Traitement du signal EEG

Cette partie présente quelques techniques basiques de filtrage dans le domaine fréquentiel puis spatial, fréquemment utilisées dans le domaine des ICM pour traiter les signaux cérébraux. Ces filtres permettent d'extraire au maximum l'information pertinente, afin d'identifier l'état mental de l'utilisateur. Les filtres décrits dans cette partie seront utilisés par la suite pour mettre en place notre méthode de traitement des signaux EEG, afin de détecter une intention de mouvement de la main.

**Filtrage fréquentiel** Le filtrage fréquentiel est l'un des plus utilisé pour le traitement des signaux cérébraux. Il permet de conserver ou au contraire d'éliminer certaines composantes fréquentielles dans le signal EEG. Dans le cadre des ICM, le filtrage fréquentiel permet de sélectionner les bandes de fréquences qui sont corrélées avec des motifs neurophysiologiques particuliers. Afin de mettre en évidence les motifs ERD/ERS observés lors d'une tâche motrice, les bandes de fréquences mu et bêta sont sélectionnées par filtrage fréquentiel. Ces filtres peuvent également être utiles pour sélectionner des bandes de fréquences plus restreintes, de manière à identifier la distribution fréquentielle précise de ces motifs neurophysiologiques.

Enfin, le filtrage fréquentiel est utile pour éliminer les bandes de fréquences ne présentant pas d'information pertinente, ou bien celles liées à des artefacts (50 Hz).

On peut distinguer les filtres analogiques des filtres numériques selon la nature du signal traité. Les premiers sont réalisés à partir de composants électroniques, tels que des résistances et des condensateurs. En revanche, les seconds sont généralement réalisés à l'aide de processeurs programmables. Les filtres numériques permettent de traiter des signaux échantillonnés. Etant donné que les signaux EEG que nous enregistrons sont numérisés, un filtre numérique est plus adapté pour les traiter dans le domaine fréquentiel. La fonction de récurrence d'un filtre numérique à réponse impulsionnelle infinie (RII) est utilisée pour le traitement de nos signaux EEG  $S \in \mathbb{R}^{e \times c}$ , avec  $e$  le nombre d'échantillons et  $c$  le nombre d'électrodes. L'équation suivante permet d'obtenir les signaux filtrés  $\hat{S} \in \mathbb{R}^{e \times c}$  :

$$\hat{S}_{e,c} = \sum_{k=0}^N b_k S_{e-k,c} - \sum_{k=1}^N a_k \hat{S}_{e-k,c}, \quad (1.1)$$

dans laquelle  $N$  représente l'ordre du filtre, tandis que  $a = (a_1 \dots a_N) \in \mathbb{R}^N$  et  $b = (b_1 \dots b_N) \in \mathbb{R}^N$  sont les coefficients du filtre. A partir de cette équation, on remarque que le signal de sortie est calculé par combinaison linéaire des échantillons du signal d'entrée, mais également de sortie, d'où le terme de récurrence. Ces échantillons utilisés pour déterminer le signal filtré correspondent aux échantillons obtenus à des instants antérieurs à celui calculé.

L'ordre du filtre détermine l'atténuation du signal en dehors de la bande passante, de telle sorte que plus l'ordre est important plus la sélectivité de la bande passante augmente. Néanmoins, la période d'initialisation du filtre, nécessaire pour atteindre le régime permanent, augmente avec l'ordre du filtre. La figure 1.14 représente les réponses impulsionnelles de trois filtres passe-bande (8 à 30 Hz) de type Butterworth d'ordres 2, 4, et 6. On constate que plus l'ordre du filtre est élevé, plus le temps de stabilisation de la sortie augmente lorsque l'entrée est soumise à une perturbation. Par conséquent, il est plus pertinent de filtrer l'intégralité d'un signal puis de le fenêtrer quand cela est nécessaire, plutôt que l'inverse qui impliquerait de dégrader un nombre important de valeurs en début de chaque fenêtre.

**Filtrage spatial non-adaptatif** Le traitement des signaux EEG dans le cadre des ICM implique souvent une étape de filtrage spatial. Le filtrage spatial aide à localiser la source d'activité neuronale liée à une tâche mentale particulière. En effet, l'activité d'une source neuronale enregistrée au travers d'un système EEG est dis-

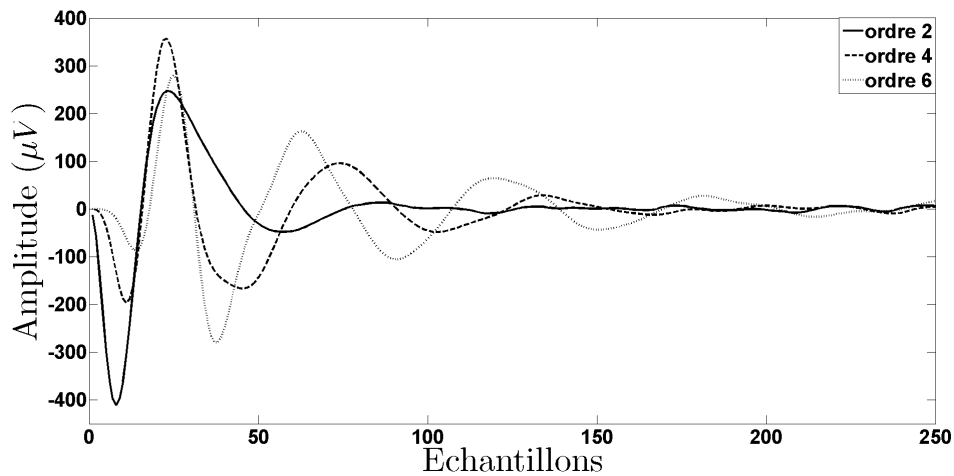


FIGURE 1.14 – Réponses impulsionnelles de filtres Butterworth d'ordres croissants.

persée sur plusieurs électrodes. Cette dispersion du signal cérébral est causée par les différents tissus physiologiques qu'il traverse avant d'atteindre le capteur. Par conséquent, ce type de filtre permet d'améliorer la résolution spatiale des signaux EEG.

Un filtre spatial combine l'information provenant de plusieurs canaux pour en créer de nouveaux. De manière générale, le signal filtré spatialement  $\hat{S} \in \mathbb{R}^{e \times c}$ , avec  $e$  le nombre d'échantillons et  $c$  le nombre d'électrodes, s'obtient par multiplication matricielle :

$$\hat{S} = SP, \quad (1.2)$$

où  $P$  définit la matrice de projection, et  $S \in \mathbb{R}^{e \times c}$  correspond au signal brut. Si  $P$  est une matrice identité alors il n'y a pas de filtrage dans le domaine spatial. Le filtrage spatial permet également de réduire le nombre de canaux utilisé et par conséquent le nombre de valeurs caractéristiques analysées lors de l'étape de classification.

Les filtres spatiaux, présentés dans cette partie, sont dits non-adaptatifs dans la mesure où ils ne tiennent pas compte des spécificités neurophysiologiques de chaque individu. La matrice de projection utilisée pour définir le filtre spatial est fixe quelle que soit la personne. Néanmoins, ces filtres sont généralement construits en tenant compte de connaissances neurophysiologiques disponibles. De plus, ils présentent l'avantage d'être peu coûteux en temps de calcul et donc bien adaptés pour un traitement en temps réel des signaux EEG.

Parmi les filtres spatiaux non-adaptatifs, le filtrage bipolaire est l'un des plus basiques. Il consiste à soustraire les échantillons provenant de deux signaux différents. Sur l'exemple de la figure 1.15, l'activité au niveau de l'électrode C3 peut être estimée par le signal filtré  $\hat{C}3 \in \mathbb{R}^e$ , en combinant les échantillons provenant



des électrodes FC3 et CP3 respectivement antérieure et postérieure à C3 :

$$\hat{C}3 = FC3 - CP3 . \quad (1.3)$$

Dans cet exemple, l'activité du signal nouvellement calculé par combinaison linéaire des deux autres est corrélée avec l'activité motrice de la main droite.

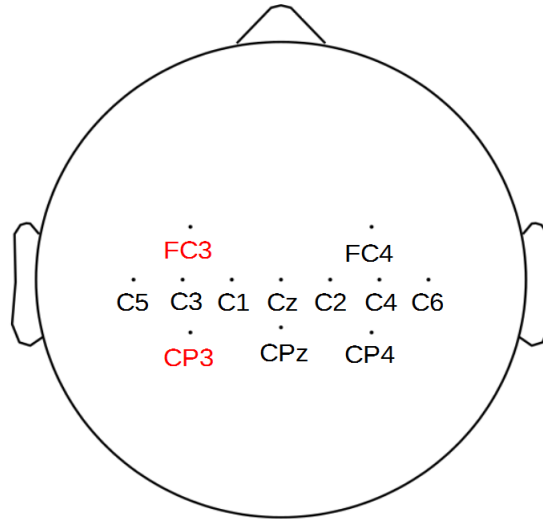


FIGURE 1.15 – Filtrage bipolaire autour de C3.

Un second filtre non adaptatif, impliquant davantage de canaux que le précédent, est le filtre Laplacien. Ce filtre est l'un des plus utilisés dans le domaine des ICM pour le filtrage spatial [Bashashati *et al.*, 2007]. Il permet de réduire la diffusion de l'activité neuronale sur l'ensemble des canaux et de mettre en évidence l'activité locale liée à une tâche mentale particulière [McFarland, 2015a]. Le filtre Laplacien consiste à soustraire des échantillons du signal à filtrer ceux provenant des signaux enregistrés par les électrodes voisines. Les échantillons du signal filtré sont préalablement multipliés autant de fois qu'il y a d'électrodes voisines. En général le filtre Laplacien prend en compte les quatre électrodes situées au voisinage de celle d'où provient le signal filtré. Sur l'exemple de la figure 1.16, le signal issu de l'électrode C3 peut être traité spatialement par un filtre Laplacien pour obtenir  $\hat{C}3 \in \mathbb{R}^e$ , à partir de l'équation suivante :

$$\hat{C}3 = 4 \times C3 - FC3 - C5 - C1 - CP3 . \quad (1.4)$$

Dans cet exemple, les électrodes utilisées pour filtrer C3 correspondent aux électrodes situées dans son voisinage immédiat. Néanmoins, il est également possible d'utiliser des électrodes situées dans un voisinage plus éloigné. Enfin, le filtre Laplacien peut être utile pour identifier la distribution spatiale des motifs neurophy-

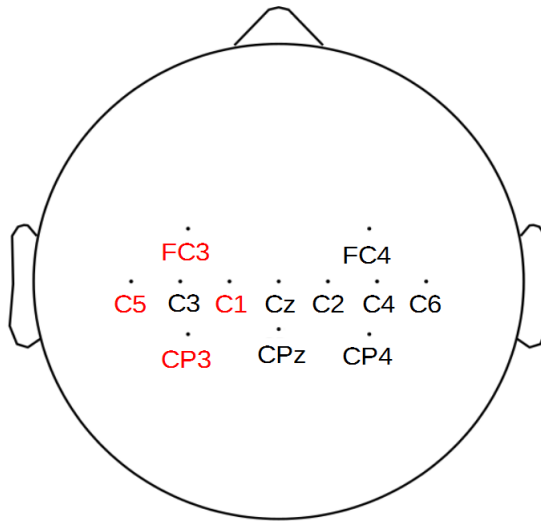


FIGURE 1.16 – Filtrage Laplacien autour de C3.

siologiques liés à une tâche motrice particulière.

### 1.3.1.5 Classification des signaux EEG : classifieur LDA

L'étape de classification permet d'estimer la classe à laquelle appartient un vecteur de valeurs caractéristiques. Dans le cadre des ICM, le classifieur est utile pour déterminer l'état mental de l'utilisateur à partir de ses signaux EEG. L'état mental de l'utilisateur est défini comme une activation, à un instant donné, d'une zone spécifique du cortex. Cette activation est induite par une tâche particulière, qui peut-être perceptive comme observer une stimulation visuelle, ou mentale comme imaginer réaliser un mouvement. Dans le dernier exemple, on peut définir autant d'états mentaux qu'il y a de mouvements, étant donné que l'imagination de chaque mouvement active une zone particulière du cortex moteur.

Le classifieur LDA (Linear Discriminant Analysis) est l'un des plus efficaces [Krusienski *et al.*, 2006] et des plus utilisés dans le domaine des ICM. Il s'agit d'un classifieur linéaire dont les coefficients définissent un hyperplan, permettant de discriminer les signaux EEG appartenant à deux classes [Lotte *et al.*, 2007]. La figure 1.17 représente, par des croix et des cercles, la position de plusieurs vecteurs de valeurs caractéristiques par rapport à l'hyperplan. La position de ces vecteurs définit la classe estimée par la classifieur LDA.

La position et la distance du vecteur  $x \in \mathbb{R}^d$  (avec  $d$  la dimension du vecteur caractéristique) par rapport à l'hyperplan sont calculées à partir de la fonction linéaire :

$$f(x) = w_0 + w^T x, \quad (1.5)$$

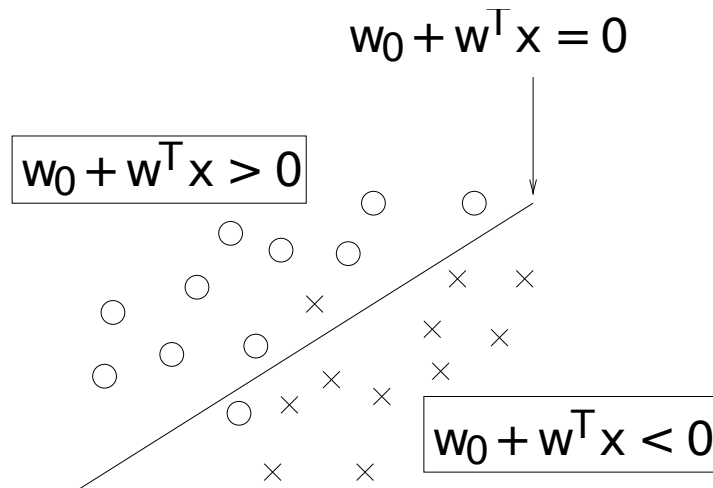


FIGURE 1.17 – Hyperplan de séparation d’un classifieur LDA (figure extraite de [Lotte *et al.*, 2007]).

où  $w_0 \in \mathbb{R}^1$  et  $w \in \mathbb{R}^d$  représentent les coefficients du classifieur. Le calcul du classifieur LDA consiste à trouver les coefficients de l’hyperplan dont la projection maximise la distance entre les moyennes de chaque classe, tout en minimisant la variance inter-classe. Ces coefficients sont calculés à partir de la relation :

$$w = \Sigma^{-1}(\mu_+ - \mu_-) \quad (1.6)$$

$$w_0 = -w^T(\mu_+ + \mu_-)/2, \quad (1.7)$$

où  $\mu_+$  et  $\mu_- \in \mathbb{R}^d$  représentent la moyenne des vecteurs de valeurs caractéristiques pour les deux classes.  $\Sigma$  correspond à la matrice de covariance supposée identique pour les deux classes. En effet, on considère que les données des vecteurs suivent une distribution normale  $\mathcal{N}(\mu_+, \Sigma)$  et  $\mathcal{N}(\mu_-, \Sigma)$  respectivement pour la classe positive et négative.

La polarité de  $f(x)$  définit la position du vecteur  $x$  de part et d’autre de l’hyperplan. En revanche, la valeur absolue de  $f(x)$  correspond à la distance du vecteur par rapport à l’hyperplan. Cette distance peut être interprétée comme un indice de confiance, de telle sorte que plus sa valeur est importante plus le classifieur est confiant sur la classe estimée.

Dans le cas d’un problème multi-classes, une méthode souvent utilisée consiste à calculer plusieurs classifieurs LDA, un pour chaque classe en suivant la stratégie du “un contre tous” (ou “one versus rest”). La classe du vecteur peut ensuite être définie en utilisant un simple système de vote à partir de l’indice de confiance de chaque classifieur [Lotte *et al.*, 2007].

Le classifieur LDA présente l'avantage d'être simple à utiliser et d'obtenir de bonnes performances de classification. De plus, il nécessite peu de temps de calcul, par conséquent il est bien adapté pour une analyse en temps réel des signaux EEG.

## 1.4 Niveau musculaire

Dans le cadre de notre ICM hybride, nous souhaitons également détecter un mouvement ou une intention de mouvement de la main au niveau musculaire. C'est pourquoi, je présente dans un premier temps le capteur utilisé par notre ICM hybride pour acquérir le signal musculaire. Puis, je décrirai le motif physiologique observé dans le signal lors de la contraction musculaire. Enfin, je présenterai quelques techniques de traitement du signal décrites dans la littérature, permettant la détection d'un mouvement et le contrôle d'une application.

### 1.4.1 Electromyographie de surface

Bien que le signal électromyographique (ou EMG) puisse être enregistré à partir d'une technique invasive utilisant des aiguilles implantées sous la peau au contact direct du muscle, nous privilégions dans notre étude l'électromyographie de surface. Cette technique non-invasive permet d'explorer l'activité électrique d'un muscle, au travers du signal EMG qu'elle enregistre par l'intermédiaire d'électrodes positionnées à la surface de la peau. La figure 1.18 représente trois électrodes EMG placées sur la face interne de l'avant-bras. Le signal EMG correspond à la somme des potentiels d'action qui se propagent le long des fibres musculaires sous-jacentes à l'électrode [Aswath *et al.*, 2014]. Par conséquent, plus le taux de décharge des axones moteurs est important, c'est-à-dire plus il y a de potentiels d'action qui excitent les fibres musculaires, plus le signal EMG sera ample. Son amplitude est également proportionnelle au nombre d'unités motrices recrutées à mesure que la force développée par le muscle croît.



FIGURE 1.18 – Electromyogramme de surface (figure extraite de [Kim *et al.*, 2008]).

La gamme de fréquence du signal EMG est comprise entre 0 et 1000 Hz, dont l'énergie dominante est située entre 20 et 500 Hz [Chu *et al.*, 2007]. De plus, les différents tissus situés entre les muscles et les électrodes agissent comme un filtre passe-bas, c'est pourquoi la puissance du signal EMG est faible au-dessus de 1000 Hz. Comme pour l'électroencéphalographie, l'enregistrement du signal EMG nécessite l'utilisation de gel au contact des électrodes de manière à diminuer l'impédance de contact entre la peau et les capteurs. Enfin, l'amplitude du signal musculaire est de l'ordre du millivolt (environ 10 mV), c'est pourquoi une amplification est requise lors de l'acquisition du signal.

### 1.4.2 Motif neurophysiologique : “bouffée EMG”.

La figure 1.19 illustre le motif électrophysiologique, appelé “bouffée EMG”, observé dans le signal EMG lorsque le muscle se contracte. Le signal EMG présenté dans cette figure a été pré-traité par un filtre Butterworth passe-bande entre 100 et 200 Hz. Le motif électrophysiologique est caractérisé par une augmentation brutale de l'amplitude du signal EMG au début du mouvement. Puis, l'amplitude du signal diminue légèrement jusqu'à une valeur plateau, caractéristique d'une contraction maintenue. En fin de mouvement, l'amplitude du signal décroît rapidement vers une valeur de base, reflétant l'activité musculaire de repos. Ce motif électrophysiologique, lié à la contraction musculaire, présente l'avantage d'être suffisamment ample pour déterminer avec précision l'intervalle de temps durant lequel le mouvement a été réalisé. Néanmoins, les électrodes doivent être positionnées de manière précise afin de détecter la contraction du muscle souhaité, et non celle des muscles voisins. Enfin, l'analyse de ces motifs peut également être perturbée par du bruit lié à d'autres signaux physiologiques amples, tels que le signal cardiaque.

### 1.4.3 Traitement des signaux EMG

Afin de mettre en évidence une contraction musculaire à partir des signaux EMG, différentes méthodes ont été proposées dans la littérature par Zecca [Zecca *et al.*, 2002], Reaz [Reaz *et al.*, 2006], ou encore Ahsan [Ahsan *et al.*, 2010]. Parmi celles-ci, Zecca *et coll.* proposent d'utiliser un seuil de détection [Zecca *et al.*, 2002], comme le montre la figure 1.20. Cette figure présente les différents niveaux de traitement permettant le seuillage du signal EMG : pré-traitement (a), redressement du signal en calculant sa valeur absolue (b), filtrage passe-bas (c), et enfin transformation binaire du signal en fonction d'une valeur seuil (thr, pour threshold) (d). La méthode de seuillage présente l'avantage d'être peu coûteuse en temps de calcul, d'où l'intérêt de l'utiliser en temps réel. Néanmoins, le choix de la valeur seuil peut

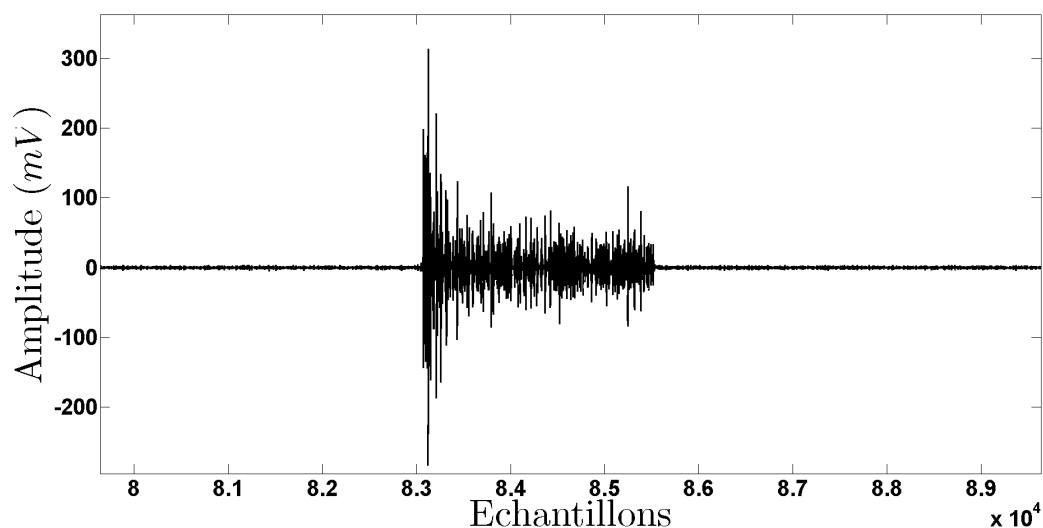


FIGURE 1.19 – Représentation d’une “bouffée EMG”.

présenter quelques inconvénients si elle est mal adaptée. En effet, plus le seuil est faible plus la méthode est sensible aux bruits, tandis que plus il est élevé moins elle est précise pour détecter les mouvements de faible amplitude. Ces inconvénients sont présentés sur la figure 1.20 (d), pour laquelle deux valeurs seuils, une basse et une élevée, sont utilisées pour détecter la contraction musculaire.

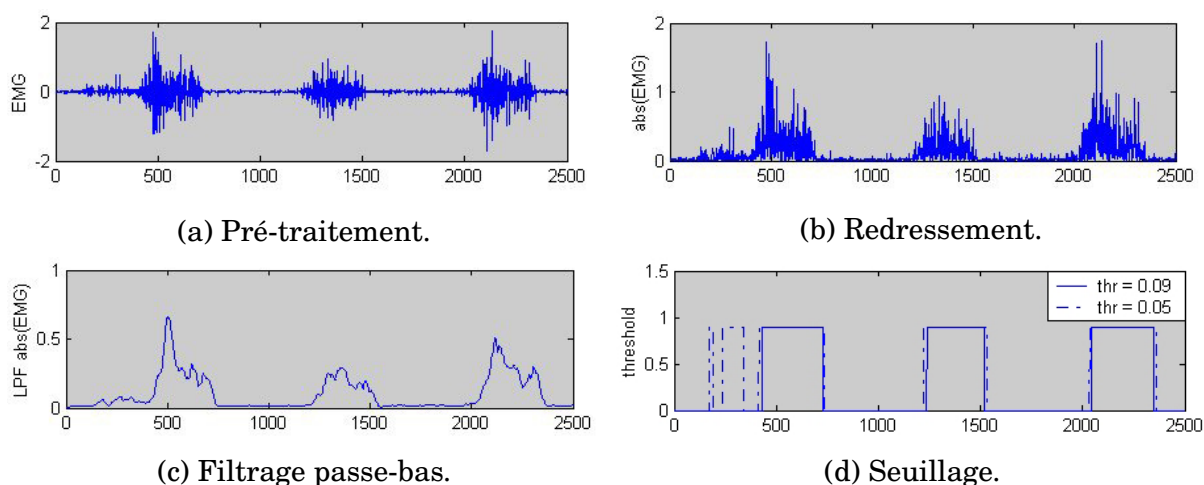


FIGURE 1.20 – Signal EMG à différents niveaux de traitement (figures extraites de [Zecca *et al.*, 2002]).

Des méthodes plus élaborées utilisent une étape de classification pour détecter un mouvement volontaire à partir du signal EMG, comme celles décrites par Reaz [Reaz *et al.*, 2006] et Ahsan [Ahsan *et al.*, 2010]. Le classifieur nécessite au préalable une étape d’extraction de valeurs caractéristiques. Parmi les valeurs utilisées, les plus simples sont celles extraites dans le domaine temporel (valeur quadratique moyenne, valeur absolue moyenne, variance du signal) car elles ne nécessitent pas de transformation. L’extraction des valeurs caractéristiques peut

également être réalisée à partir d'une représentation temps-fréquence du signal EMG. Cette représentation présente l'avantage d'évaluer la puissance du signal à la fois dans le domaine temporel et dans le domaine fréquentiel. Néanmoins, le temps de calcul n'est pas toujours adapté à une analyse en temps réel des signaux EMG. Les représentations temps-fréquence couramment utilisées sont la transformée de Fourier à court terme et la transformée en ondelette. Dans le premier cas, les résolutions temporelles et fréquentielles sont fixes, tandis que pour la transformée en ondelette elles sont adaptées à la fréquence, de telle sorte que les hautes et les basses fréquences ont respectivement une bonne résolution temporelle et fréquentielle.

Les signaux EMG présentent un intérêt d'une part en milieu clinique, où ils sont régulièrement utilisés notamment pour diagnostiquer des pathologies neuromusculaires. En effet, cette technique est facile à mettre en place, transportable, et peu coûteuse. D'autre part, la précision temporelle procurée par l'électromyographie de surface permet une analyse temps réel de l'activité musculaire. C'est pourquoi cette technique est également utilisée dans le domaine des interfaces homme-machine pour contrôler diverses applications destinées à améliorer la qualité de vie de personnes handicapées.

Par exemple, Bitzer *et coll.* ont étudié la possibilité de contrôler une prothèse de main à partir des signaux EMG enregistrés au niveau de l'avant-bras [Bitzer et Van Der Smagt, 2006]. Le système est conçu pour permettre à des patients amputés de réaliser des mouvements de pronation, de supination, et de préhension au travers de la prothèse. L'étude présentée par Choi *et coll.* décrit une interface exploitant le signal EMG pour permettre à des patients présentant un handicap moteur de réaliser différentes tâches sur l'ordinateur : contrôle de curseur, "clic souris", écriture [Choi *et al.*, 2009]. Le signal EMG est enregistré à partir d'électrodes placées sur quatre emplacements différents de l'avant-bras, afin de discriminer six classes de mouvements du poignet. Des applications "tout public" ont également été développées, comme celles décrites par Kim [Kim *et al.*, 2008] et Aswath [Aswath *et al.*, 2014] qui proposent respectivement de contrôler une voiture téléguidée, et un robot humanoïde.

## 1.5 Niveau distal

L'envoi de la commande motrice jusqu'aux muscles squelettiques se traduit par la contraction de ces derniers et la réalisation d'un mouvement. Le contrôle des membres distaux, et plus particulièrement des doigts, est essentiel pour interagir avec l'environnement, dans la mesure où ils permettent des mouvements fins et

précis. Par conséquent, l'utilisation de capteurs pour détecter ces mouvements représente une voie naturelle d'interaction avec diverses applications qu'elles soient numériques (écran d'ordinateur, jeux vidéo) ou physiques (fauteuil roulant, robot). La diversité des capteurs de mouvement, dont quelques uns sont présentés dans cette partie, permet d'adapter le contrôle de l'application aux capacités motrices de l'utilisateur.

Parmi les capteurs de mouvements utilisés quotidiennement, le clavier et la souris d'ordinateur correspondent aux outils d'interaction les plus classiques et les plus connus. Ces outils, appelées WIMP [Beaudouin-Lafon, 2000] (pour Windows, Icon, Menu, Pointing Device), ont été popularisées dans les années 80, et sont majoritairement utilisés de nos jours pour réaliser des tâches simples d'écriture et de sélection à partir d'un écran d'ordinateur.

Exploitant une technologie similaire aux boutons du clavier ou au clic de la souris, le contacteur est l'un des capteurs de mouvement le plus simple à utiliser, dans la mesure où il transmet une information binaire en fonction de son état, enfoncé ou relâché. Cette simplicité d'utilisation présente un avantage dans le domaine de la palliation du handicap pour des patients dont la motricité est limitée. Par exemple, l'étude présentée par Pergandi *et coll.* décrit une interface homme-machine utilisant un contacteur dans le cadre d'une application domotique [Pergandi *et al.*, 2006]. Cette interface permet à un patient en fauteuil roulant de sélectionner des éléments défilants sur un écran, afin de choisir la pièce où il souhaite aller.

Utilisant une technologie plus avancée que celle de simples contacteurs, les capteurs de mouvements de type joystick sont des moyens d'interaction répandus, notamment dans le domaine "grand public". C'est le cas, par exemple, des joysticks intégrés aux manettes de différentes consoles de jeu. L'un des avantages de ces capteurs est de pouvoir être inclinables selon deux axes de déplacement. Par conséquent, en fonction du sens et du degré d'inclinaison, le capteur transmet une information d'une part sur la direction du déplacement, et d'autre part sur la force appliquée. L'utilisation des joysticks trouve également un intérêt dans le domaine des aides techniques pour personnes handicapées. L'exemple le plus commun concerne la mobilité en fauteuil roulant [Simpson, 2005], lorsque le patient n'a plus la motricité requise pour le diriger manuellement.

Par la suite, les progrès réalisés dans le domaine des interfaces homme-machine ont permis de développer de nouveaux moyens d'interaction. Parmi ceux-ci on peut citer l'écran tactile, qui détecte un mouvement des doigts par simple pression sur l'écran. Cet outil est adapté à une personne à motricité réduite afin qu'elle puisse réaliser des tâches de sélection. Néanmoins, elle ne dispose pas de retour de force qui informe l'utilisateur sur l'état, actif ou inactif, du capteur. Cet incon-



venient est également observé pour un moyen d'interaction exploitant l'accéléromètre. Bien que celui-ci soit fixé sur un membre, il permet une interaction plus libre que l'écran tactile car l'utilisateur n'est pas contraint d'adopter une posture particulière. L'étude présentée par Zhang *et coll.* utilise un accéléromètre placé sur l'avant bras de l'utilisateur pour détecter différents mouvements des doigts et du poignet [Zhang *et al.*, 2009]. Cet outil, combiné à un signal musculaire (EMG), permet de contrôler un Rubik's cube virtuel. La figure 1.21 (a) représente l'avant-bras droit de l'utilisateur sur lequel est positionné l'accéléromètre et les électrodes EMG, tandis que sur l'écran est affiché le Rubik's cube.

L'ensemble des capteurs décrits nécessitent, à un moment ou à un autre de l'interaction, un contact physique avec l'utilisateur pour détecter le mouvement. Néanmoins, des capteurs de mouvement sans contact ont été développés, permettant une interaction moins contraignante avec une application, dans la mesure où l'utilisateur peut se déplacer et interagir quel que soit son emplacement. C'est le cas notamment du contrôleur Wii, qui détecte des mouvements de l'utilisateur à partir d'une LED (Light-Emitting Diode) infra-rouge positionnée sur le membre en mouvement. Dans les travaux présentés par Edlinger *et coll.*, le contrôleur Wii est utilisé pour réaliser différentes tâches, comme allumer la télévision, contrôler le son, se connecter à Internet [Edlinger *et al.*, 2013]. Comparée à d'autres moyens de contrôle (souris, électromyographie, oculographie, ICM), seule la souris présente des meilleures performances d'utilisation (temps pour réaliser la tâche demandée).

Enfin, parmi les capteurs de mouvement distants, les techniques liées au traitement de l'image sont peu contraignantes pour l'utilisateur, étant donné qu'elles ne nécessitent pas le port de capteurs. La détection des mouvements est réalisée par un traitement en temps réel des images provenant d'une ou plusieurs caméras. Cela a permis le développement de diverses applications dans les domaines de la réalité virtuelle, des systèmes de vidéo-surveillance, de l'analyse du mouvement, des interfaces utilisateurs avancées (traduction de la langue des signes) [Gavrila, 1999]. Ce dernier domaine est étudié par Brashear *et coll.*, qui tente de reconnaître un message "signé" réalisé par une personne malentendante à partir d'images provenant d'une caméra montée sur une casquette et combinées aux signaux provenant d'un accéléromètre [Brashear *et al.*, 2003]. La figure 1.21 (b) représente le montage de la caméra sur la casquette de l'utilisateur (partie gauche) et l'image des mains provenant de cette caméra (partie droite).

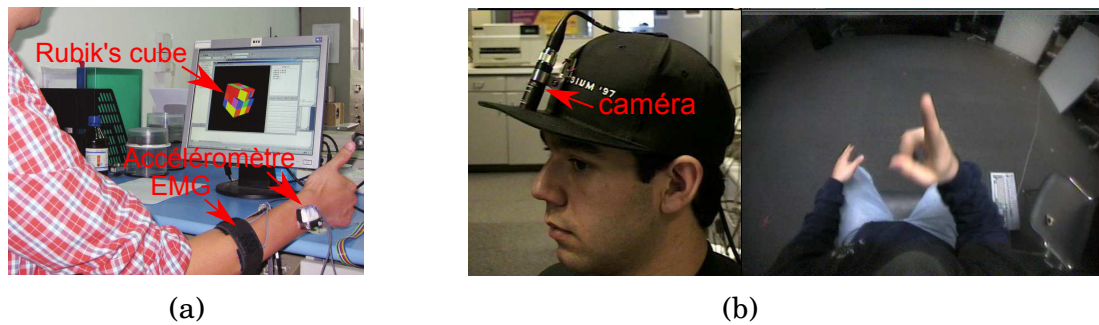


FIGURE 1.21 – Détection du mouvement par un accéléromètre (a) et par traitement de l'image (b) (figures extraites respectivement de [Zhang *et al.*, 2009] et [Brashear *et al.*, 2003]).

## 1.6 Conclusion

Ce chapitre nous a permis, dans une première partie, de mieux appréhender les processus physiologiques à l'origine du mouvement. Ces processus sont caractérisés par plusieurs étapes, allant de l'élaboration de la commande motrice au niveau cérébral jusqu'à la contraction au niveau musculaire. Cette contraction se caractérise par la réalisation d'un mouvement distal, dans le cas où on s'intéresse à un mouvement d'une extrémité comme la main ou les doigts. Ces rappels physiologiques étaient nécessaires dans la mesure où nous souhaitons développer une ICM hybride, qui puisse détecter un mouvement ou une intention de mouvement de la main à différents niveaux de la commande motrice : cérébral, musculaire, et distal.

La détection du mouvement à chacun de ces niveaux requiert des interfaces utilisant des capteurs spécifiques au signal enregistré, comme je l'ai présenté dans la seconde partie du chapitre. Au niveau distal, la détection d'un mouvement de la main peut-être assurée par diverses interfaces, allant du simple contacteur à des techniques plus complexes basées sur le traitement de l'image. Dans le cadre de notre ICM hybride, nous exploiterons les signaux provenant de deux joysticks, comme nous le verrons dans la suite du manuscrit. Au niveau musculaire, nous utiliserons les signaux issus de l'électromyogramme pour identifier les motifs physiologiques ("bouffée EMG") spécifiques d'une contraction. Enfin, au niveau cérébral une intention de mouvement peut-être détectée, au travers des signaux EEG, par l'intermédiaire d'une interface cerveau-machine. Néanmoins, la fiabilité d'une telle interface dépend de la qualité des signaux enregistrés, et de la pertinence des valeurs caractéristiques que l'on extrait de ces signaux. C'est pourquoi, le chapitre suivant décrit la technique de traitement des signaux EEG que nous avons développée, afin de détecter une intention de mouvement au niveau cérébral.



## Chapitre 2

### Traitement du signal EEG

*Le cœur de ce chapitre présente la méthode de traitement des signaux EEG que nous avons développée. Cette méthode a pour objectif de détecter, au niveau cérébral, une intention de mouvement de la main. Ce chapitre présente également les résultats concernant l'évaluation de notre méthode sur un jeu de signaux EEG étiquetés libre d'accès. Ces résultats sont comparés à ceux de méthodes similaires décrites dans la littérature, et utilisant le même jeu de signaux EEG pour évaluer leur performances.*

#### 2.1 Introduction

Mes travaux de thèse portent une attention particulière au traitement des signaux électroencéphalographiques. En effet, l'un des objectifs de notre ICM hybride est de détecter une intention de mouvement de la main, à partir des signaux EEG. Ces signaux présentent des motifs neurophysiologiques (ERD/ERS) caractéristiques d'une intention de mouvement, dont la distribution fréquentielle et temporelle varie selon les individus. Ce chapitre décrit une méthode de traitement des signaux EEG qui permet d'identifier la distribution de ces motifs, spécifiquement pour chaque individu. Puis, en fonction des caractéristiques fréquentielles et temporelles observées pour ces motifs, notre méthode permet de superviser la sélection d'un ensemble de valeurs caractéristiques. La supervision est réalisée par un expert humain, exploitant ses connaissances neurophysiologiques afin de sélectionner l'ensemble qu'il juge le plus pertinent pour discriminer les intentions de différents mouvements.

Pour mettre en œuvre notre méthode, les différentes techniques de traitement présentées dans le chapitre précédent sont utilisées. Celles-ci permettent de traiter les signaux EEG dans le domaine spatial et fréquentiel, afin de mettre en évidence les motifs ERD/ERS dans des signaux d'intérêt. De plus, pour évaluer notre méthode, nous souhaitons la comparer en terme de performances à celles décrites

dans la littérature. C'est pourquoi, nous utilisons également dans notre méthode de traitement une étape de filtrage spatial impliquant des filtres CSP (Common Spatial Pattern), comme pour les méthodes concurrentes.

Ce chapitre présente dans une première partie le principe du filtre CSP, et son intérêt pour le traitement des signaux EEG. Puis, le cœur du chapitre décrit la méthode de traitement que nous avons développée dans le but de détecter une intention de mouvement. Enfin, dans une troisième partie, notre méthode est évaluée sur un jeu de signaux EEG étiquetés libre d'accès afin de la comparer avec celles décrites dans la littérature.

## 2.2 Filtre spatial adaptatif : CSP

Je présente dans cette partie les filtres CSP, qui sont des filtres spatiaux linéaires, très souvent utilisés pour le traitement des signaux EEG. Contrairement aux filtres non adaptatifs décrits précédemment (voir partie 1.3.1.4), les filtres CSP sont calculés spécifiquement pour chaque utilisateur à partir d'une méthode supervisée. C'est pourquoi leur calcul nécessite de pré-enregistrer un jeu de signaux EEG étiquetés, pour lesquels l'état mental de l'utilisateur est connu à chaque instant. Ainsi, les coefficients définis pour chaque filtre sont déterminés en tenant compte des paramètres spécifiques à chaque individu.

L'objectif des filtres CSP est de maximiser la variance des signaux EEG enregistrés pour une classe, c'est-à-dire pour un état mental particulier, tout en minimisant la variance des signaux EEG appartenant à l'autre classe, comme le montrent les figures 2.1 et 2.2. Sur la figure 2.1, la variance du signal EEG non filtré spatialement est plus importante pour la classe 2. En revanche, sur la figure 2.2, la variance du signal EEG filtré spatialement par un filtre CSP est plus importante pour la classe 1.

A partir d'un jeu de signaux EEG bruts  $S \in \mathbb{R}^{e \times c}$ , avec  $e$  le nombre d'échantillons et  $c$  le nombre d'électrodes, on cherche les filtres spatiaux  $f \in \mathbb{R}^{c \times c}$  tels que la variance de  $Sf$  soit minimale pour une classe et maximale pour l'autre classe. La matrice  $S_i$  correspond aux signaux appartenant à la classe  $i$ . La variance de  $S_i$  après filtrage est définie par  $f^t S_i^t S_i f$ , de telle sorte que les filtres  $f$  sont calculés en cherchant les extremums de la fonction suivante :

$$J(f) = \frac{f^t S_1^t S_1 f}{f^t S_2^t S_2 f} = \frac{f^t \Sigma_1 f}{f^t \Sigma_2 f}, \quad (2.1)$$

où  $\Sigma_1$  et  $\Sigma_2$  correspondent aux matrices de covariance de chaque classe. Cela suppose que la moyenne du signal  $S$  soit égale à zéro [Lotte et Guan, 2011]. La méthode

des multiplicateurs de Lagrange permet de définir les extremums de la fonction précédente  $J(f)$  à partir de l'équation suivante :

$$\Sigma_2^{-1}\Sigma_1 f = \lambda f, \quad (2.2)$$

où  $\lambda \in \mathbb{R}$  et  $f \in \mathbb{R}^{c \times c}$  représentent respectivement les valeurs propres et les vecteurs propres de  $\Sigma_2^{-1}\Sigma_1$ . Les filtres spatiaux pour lesquels les valeurs de  $J(f)$  sont maximales et minimales, c'est-à-dire pour lesquels la différence de variance entre les deux classes est maximale, correspondent aux vecteurs propres qui ont respectivement la plus grande et la plus petite valeur propre.

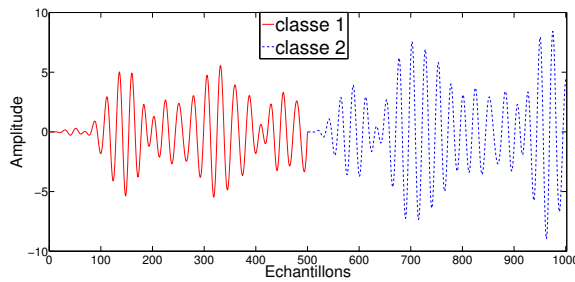


FIGURE 2.1 – Signal non filtré

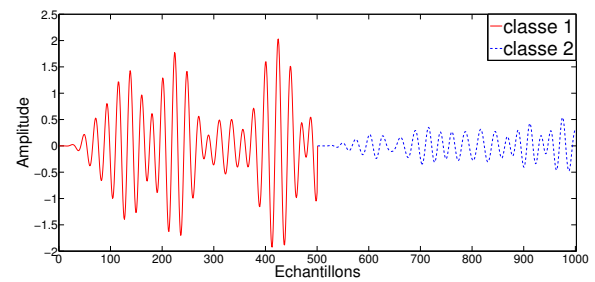


FIGURE 2.2 – Signal filtré

Les filtres CSP présentent l'avantage de pouvoir être utilisés en temps réel pour filtrer spatialement les signaux EEG. De plus, la puissance du signal dans une bande de fréquence peut être estimée par sa variance, en supposant que la moyenne du signal filtré passe-bande soit nulle. Par conséquent, ce filtre est particulièrement bien adapté pour améliorer les performances de classification, si les valeurs caractéristiques utilisées prennent en compte la puissance spectrale des signaux EEG. C'est pourquoi les filtres CSP sont souvent utilisés dans le cadre des ICM exploitant l'imagination motrice. Ils permettent de bien discriminer différentes tâches motrices, comme des mouvements imaginés des pieds, des mains, et de la langue. Enfin, les filtres CSP permettent à l'ICM de s'adapter aux spécificités de chaque utilisateur, améliorant d'autant plus ses performances.

Néanmoins, l'utilisation des filtres CSP présente quelques inconvénients. Le premier concerne la méthode de calcul supervisée des filtres CSP, nécessitant de pré-enregistrer un jeu de signaux EEG étiquetés. Par conséquent l'enregistrement d'un tel jeu de signaux nécessite une phase d'apprentissage, durant laquelle l'utilisateur réalise différentes tâches motrices dans le cadre d'une ICM synchrone. Cette phase, bien qu'indispensable pour le calcul des filtres CSP, est souvent peu ludique et donc moins motivante pour l'utilisateur. Un autre inconvénient concerne les coefficients des filtres CSP. Ces derniers ne sont pas toujours cohérents d'un point de vue neurophysiologique. En effet, ils sont calculés à partir d'une méthode statistique, par conséquent des poids importants peuvent être attribués à des électrodes

(canaux) dont la distribution spatiale est peu corrélée à la tâche motrice considérée. L'importance attribuée à un canal non corrélé avec la tâche motrice peut être due par exemple à un artefact, diminuant la stabilité des valeurs caractéristiques extraites des signaux filtrés spatialement. Dans ce cas, on peut envisager non pas de sélectionner les filtres selon leur valeur propre, mais en fonction de la cohérence neurophysiologique des poids attribués à chaque électrode.

Enfin, dans le cadre des ICM exploitant l'imagination motrice, le pouvoir discriminant des filtres CSP dépend des bandes de fréquences dans lesquelles les signaux sont filtrés et de l'intervalle de temps durant lequel la puissance du signal est déterminée [Novi *et al.*, 2007]. Par exemple, des filtres spatiaux CSP calculés à partir de signaux EEG bruts ou de signaux EEG filtrés dans des bandes de fréquences inappropriées donnent des mauvaises performances de classification. Pour résoudre ce problème, plusieurs approches ont été décrites dans la littérature.

Certains chercheurs proposent d'utiliser une large bande de fréquence, englobant les rythmes mu et bêta liés aux tâches motrices, et d'améliorer les filtres spatiaux utilisés. Cette approche est par conséquent valide pour n'importe quel utilisateur. Par exemple, Lotte *et coll.* comparent différentes versions de filtres CSP régularisés, montrant une amélioration significative du filtrage spatial par rapport à un CSP basique [Lotte et Guan, 2011]. D'autres chercheurs ont proposé de sélectionner des bandes de fréquences spécifiques à l'utilisateur dans lesquelles la détection des ERD/ERS est plus efficace. Par exemple, Ang *et coll.* utilisent plusieurs filtres fréquentiels passe-bandes et calculent un CSP spécifique pour chaque bande de fréquences [Ang *et al.*, 2008]. Puis, un algorithme de sélection des valeurs caractéristiques conserve les paires fréquence/CSP les plus pertinentes pour un utilisateur donné. Plus tard, Suk *et coll.* proposent une méthode de sélection de bandes de fréquences, spécifiques à l'utilisateur et à la tâche motrice, à partir de l'analyse de cartes canaux-fréquences [Suk et Lee, 2011]. Contrairement à la méthode précédente [Ang *et al.*, 2008], la taille de chaque bande de fréquence sélectionnée est adaptée au sujet et à la classe considérée. Récemment, Liu *et coll.* ont développé une méthode adaptative dite de "boosting", appelée Common Spatial-Spectral Boosting Pattern (CSSBP), qui combine des filtres CSP à une stratégie de boosting pour sélectionner les bandes fréquentielles [Liu *et al.*, 2016].

Cependant, toutes ces techniques intègrent une étape de sélection des valeurs caractéristiques entièrement automatique. Cela implique de définir de manière empirique plusieurs méta-paramètres, tel que le nombre de valeurs caractéristiques. La parcimonie de l'espace des valeurs caractéristiques n'est pas spécifiée par des connaissances neurophysiologiques *a priori*. Des études ont montré que la parcimonie de l'espace des valeurs caractéristiques permet des bonnes performances de

classification car l'ICM est moins sensible à la non-stationnarité des signaux EEG. Par exemple, Raza *et coll.* ont proposé d'accroître la parcimonie en utilisant des méthodes d'ajout ("forward-addition") ou d'élimination ("backward-elimination") des valeurs caractéristiques [Raza *et al.*, 2015a]. Cependant, aucune analyse neurophysiologique détaillée des motifs ERD/ERS n'est réalisée afin de sélectionner les intervalles de fréquence et de temps les plus appropriés.

Dans la partie suivante, je décris une méthode qui permet à un expert humain d'analyser les motifs neurophysiologiques ERD/ERS afin d'extraire, à partir des signaux EEG, des valeurs caractéristiques pertinentes pour chaque individu.

## 2.3 Méthode

Bien que les motifs ERD/ERS soient présents dans les rythmes mu et bêta, leur distribution fréquentielle varie d'un individu à un autre [Ang *et al.*, 2008]. Cette variabilité entre les sujets s'observe également pour la distribution temporelle. C'est pourquoi la méthode proposée aide à identifier, à partir des signaux EEG, la distribution fréquentielle et temporelle des motifs ERD/ERS. Cette méthode est appliquée spécifiquement pour chaque utilisateur et chaque tâche motrice. L'intérêt de notre méthode est de permettre à un expert humain de sélectionner un petit nombre d'intervalles temps-fréquence, afin de mieux discriminer différentes tâches motrices. Ces intervalles sont sélectionnés à partir de connaissances neurophysiologiques concernant la tâche motrice étudiée. Bien que des méthodes automatiques soient capables de sélectionner des intervalles fréquentiels pertinents, on espère en injectant de telles connaissances obtenir des valeurs caractéristiques plus stables dans le temps. En effet, une méthode automatique peut sélectionner l'ensemble d'intervalles fréquentiels le plus discriminant pour une session, et ainsi obtenir les meilleures performances de classification. Néanmoins, la sélection de l'ensemble a pu être biaisée par la survenue d'artefacts temporaires, qui peuvent disparaître à la session suivante et par conséquent diminuer significativement les performances.

De plus, les équipes de recherche travaillant sur les ICM intègrent toujours un spécialiste du cerveau. Par conséquent, nous pensons intéressant de tirer profit d'un tel expert humain pour parfaire le processus de traitement. Cet expert peut notamment spécifier la parcimonie de l'espace des valeurs caractéristiques à partir de connaissances neurophysiologiques. La parcimonie permet d'éviter les effets de sur-apprentissage auxquels les méthodes automatiques sont plus sujettes.

Evidemment, l'expert n'examine pas les signaux EEG bruts pour sélectionner les intervalles temps-fréquence qu'il juge pertinents, ce qui impliquerait un très haut niveau d'expertise. Il analyse un ensemble de courbes utilisant les échantillons des



signaux EEG traités de manière fréquentielle et temporelle. Dans un second temps, des filtres CSP sont calculés pour chaque intervalle temps-fréquence sélectionné. Ces filtres spatiaux sont utilisés d'une part pour mieux discriminer les différentes tâches motrices. D'autre part, ils permettent d'évaluer notre méthode en comparant ses résultats avec ceux obtenus dans d'autres travaux [Lotte et Guan, 2011; Ang *et al.*, 2008; Suk et Lee, 2011; Liu *et al.*, 2016; Raza *et al.*, 2015a] utilisant également des filtres CSP. Néanmoins, d'autres filtres spatiaux peuvent être envisagés par l'expérimentateur à partir de l'ensemble d'intervalles temps-fréquence sélectionné.

L'apport essentiel de notre méthode concerne la définition de l'espace parcimonieux des valeurs caractéristiques, contrôlé par un expert humain et non en le paramétrant de manière arbitraire. Nous verrons également que cette approche nous permet de recueillir des informations détaillées sur les motifs neurophysiologiques d'un utilisateur réalisant une tâche motrice particulière, et ainsi de mieux comprendre ses performances.

Etant donné que notre méthode est supervisée, le processus de traitement du signal est légèrement différent pour le mode apprentissage et le mode en ligne. Dans le mode apprentissage, qui a pour objectif de sélectionner les intervalles temps-fréquence, un jeu de signaux EEG étiquetés est analysé. Le paradigme ICM utilisé pour construire cet ensemble d'apprentissage doit être synchrone. En d'autres termes, on informe l'utilisateur sur le début et la fin de l'imagination motrice à réaliser. Pour le mode en ligne, le paradigme peut être asynchrone, de telle sorte que l'utilisateur peut librement réaliser chacune des tâches motrices quand il le souhaite.

### 2.3.1 Mode apprentissage

La figure 2.3 illustre le processus de traitement pour le mode apprentissage. Ce mode est composé de quatre étapes successives : filtrage spatial, filtrage fréquentiel passe-bande, estimation de la puissance, et agrégation sur l'ensemble des essais. Pour le mode apprentissage, nous utilisons les mêmes techniques de traitement et les mêmes paramètres pour tous les utilisateurs. Un filtre Laplacien est sélectionné pour filtrer spatialement les signaux EEG. Cela permet d'éliminer spatialement le bruit et d'identifier les sources, sans nécessiter d'adaptation à l'utilisateur [McFarland, 2015a]. Ensuite, pour mettre en évidence les spécificités de l'utilisateur dans le domaine fréquentiel nous utilisons, comme d'autres auteurs, un ensemble de filtres passe-bandes englobant les bandes de fréquences des rythmes mu et bêta [Raza *et al.*, 2015a; Ang *et al.*, 2008]. On peut noter que la taille de

la bande passante de chaque filtre fréquentiel peut être adaptée aux besoins de l'expérimentateur. Pour mettre en évidence les motifs ERD/ERS dans les signaux EEG, nous calculons le logarithme de la variance — qui équivaut à la puissance — dans une fenêtre glissante de durée fixe. Enfin, pour obtenir une représentation des signaux facilement compréhensible par l'expert humain nous calculons la moyenne et l'écart-type, sur l'ensemble des essais de chaque tâche motrice, de la puissance du signal à chaque instant.

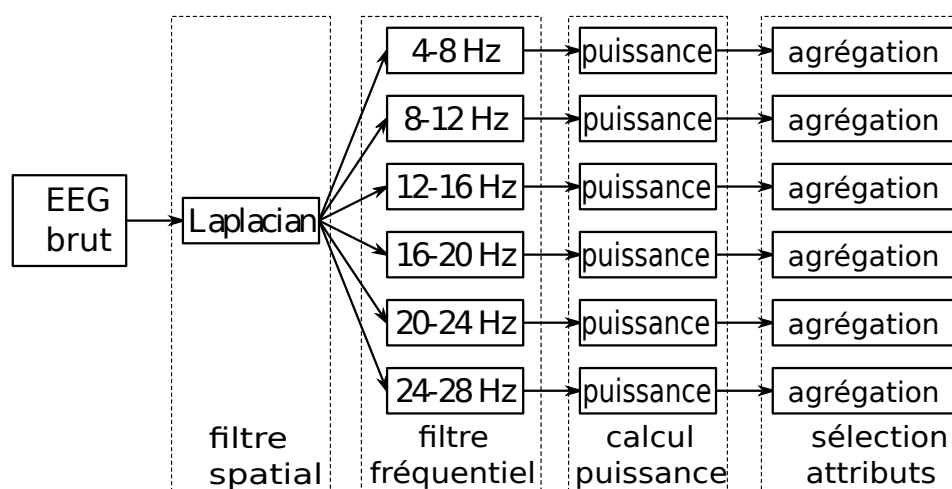


FIGURE 2.3 – Processus de traitement pour le mode apprentissage

L'objectif de cette méthode est d'aider l'expert à analyser les motifs neurophysiologiques liés aux tâches d'imagination motrice en fonction du temps et de la fréquence. Pour chaque tâche motrice, l'expert examine un ensemble de courbes, une pour chaque bande de fréquence, montrant le décours temporel d'un signal spécifique connu pour être corrélé au mouvement réel ou imaginé. Afin de clairement mettre en évidence les différences entre la tâche motrice analysée et d'autres tâches motrices, une courbe de référence est présentée à l'expert pour chaque bande de fréquence. Cette courbe de référence est calculée en moyennant les valeurs du signal pour l'ensemble des essais correspondant aux autres tâches motrices selon une stratégie "un contre tous".

Par exemple, la figure 2.4 montre un ensemble de six courbes, une pour chaque bande de fréquence, permettant à l'expert d'examiner les intervalles temps-fréquence qui discriminent le mieux les mouvements imaginés de la main gauche versus ceux de la main droite. Le signal EEG enregistré à la position C4 à la surface du cortex sensorimoteur droit est connu pour présenter un motif ERD/ERS quand l'utilisateur réalise ou imagine réaliser un mouvement de la main gauche. Pour cette tâche motrice, la courbe examinée dans chaque bande de fréquence (ligne continue sur la figure 2.4) correspond au décours temporel de la puissance du signal moyennée sur l'ensemble des essais, après élimination spatiale du bruit par

un filtre Laplacien. La puissance est calculée dans une fenêtre glissante d'une seconde, démarrant une seconde avant le début de la tâche motrice et finissant une seconde et demi après la fin de cette même tâche. Ces valeurs permettent de conserver une bonne résolution spatiale et de mettre en évidence les motifs ERD/ERS en lissant la puissance du signal. La courbe de référence dans chaque bande de fréquence (ligne pointillée bleue sur la figure 2.4) correspond à la puissance de ce même signal moyennée sur l'ensemble des essais qui ne correspondent pas à la tâche motrice examinée. Afin de présenter à l'expert la signification statistique des variations du signal, deux courbes additionnelles sont tracées autour de chaque courbe correspondant à plus ou moins un demi écart-type.

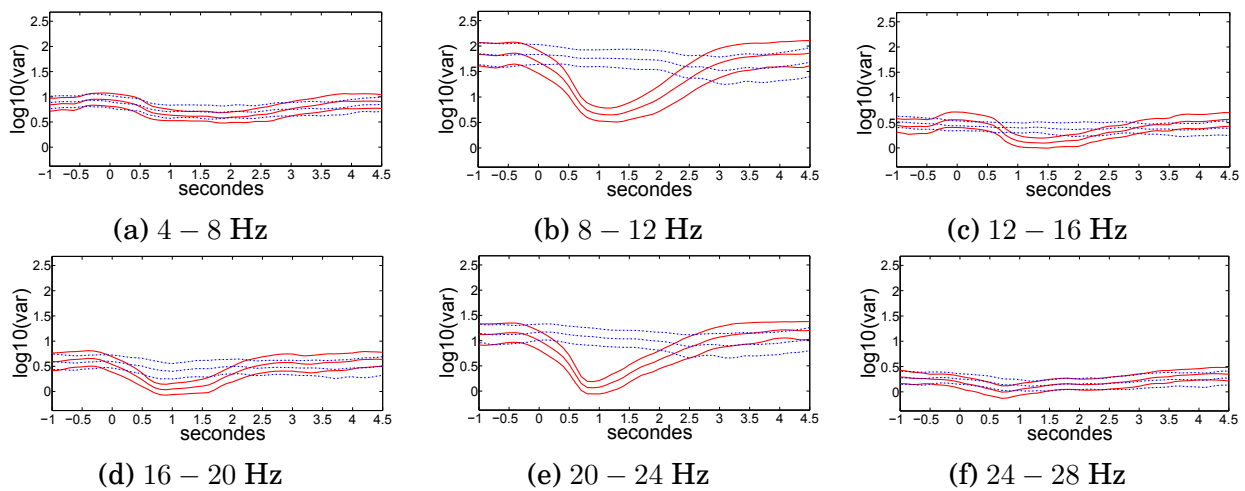


FIGURE 2.4 – Ensemble de courbes pour l'analyse par l'expert d'une imagination motrice de la main gauche au niveau de l'électrode C4

Une analyse visuelle de ces courbes permet à l'expert de sélectionner plusieurs intervalles temps-fréquence qui discriminent le mieux la tâche motrice considérée par rapport aux autres. Deux critères sont pris en considération par l'expert pour sélectionner les intervalles temps-fréquence les plus discriminants. Le premier concerne les motifs neurophysiologiques liés à la tâche motrice, de telle sorte que les intervalles temps-fréquence pour lesquels les motifs ERD/ERS sont les plus prononcés, comparés à la courbe de référence, doivent être sélectionnés. Puis le second critère correspond au compromis entre parcimonie et performance. L'ensemble des intervalles temps-fréquence est affiné de manière à être le plus parcimonieux possible, en tenant compte des performances de classification.

Par exemple, la figure 2.5 présente trois ensembles différents d'intervalles temps-fréquence. Ces ensembles sont considérés par l'expert, sur la base des courbes de la figure 2.4, comme les plus pertinents pour discriminer une tâche d'imagination motrice de la main gauche versus de la main droite. Chaque ensemble est représenté sur une carte temps-fréquence, dans laquelle les bandes blanches délimitent

les intervalles temps-fréquence sélectionnés. Le premier ensemble est composé de deux intervalles temps-fréquence, sélectionnés en considérant les motifs ERD clairement visibles sur l'ensemble des courbes (b) et (e) de la figure 2.4. On observe ces motifs ERD dans un intervalle de temps allant d'une demie seconde jusqu'à deux secondes et demie après le début du mouvement imaginé. C'est pourquoi l'intervalle de temps [0,5-2,5] secondes est sélectionné dans les bandes de fréquences [8-12] Hz et [20-24] Hz. L'expert considère également deux autres ensembles, incluant chacun un seul des deux intervalles temps-fréquence précédents.

Afin de comparer les performances obtenues pour chaque ensemble, leur taux de bonne classification (valeur comprise entre 0 et 1) est calculé, à partir des signaux EEG de l'ensemble d'apprentissage. A partir des performances de classification et des cartes d'intervalles temps-fréquence, l'expert est capable de sélectionner l'ensemble d'intervalle(s) temps-fréquence qui possède le meilleur compromis entre parcimonie et performance. Dans cet exemple, le second ensemble est sélectionné sans ambiguïté car les indices de performance et de parcimonie sont tous les deux maximaux. Néanmoins, si ces critères ne sont pas simultanément au maximum, la parcimonie est privilégiée afin de faire face à la non-stationnarité des signaux EEG, à condition que les performances ne soient pas trop dégradées.

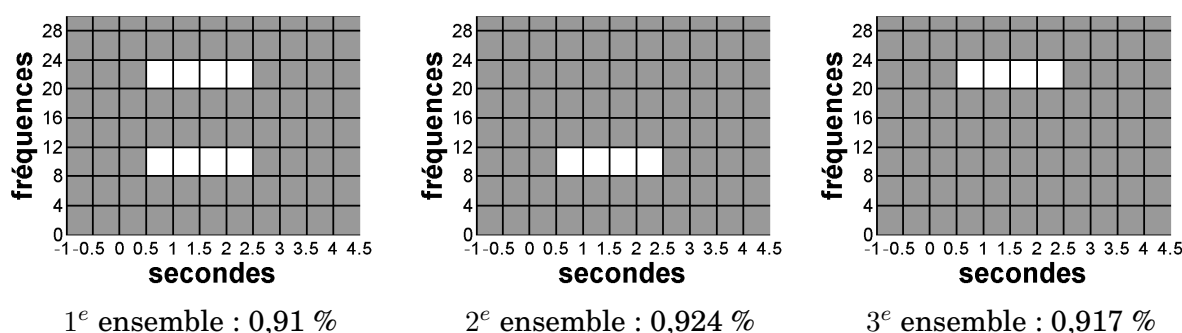


FIGURE 2.5 – Intervalles temps-fréquence et taux de bonne classification correspondants.

Une fois que les intervalles temps-fréquence ont été déterminés pour un utilisateur, il est encore possible d'améliorer la discrimination entre états mentaux en adaptant le filtrage spatial. Comme d'autres auteurs, nous avons utilisé l'approche CSP, en utilisant les échantillons de tous les signaux EEG situés dans ces intervalles temps-fréquence, afin d'optimiser le filtre spatial. Trois paires de filtres CSP sont retenues pour chaque intervalle temps-fréquence, afin de conserver un bon compromis entre performance et sur-apprentissage du classifieur [Blankertz *et al.*, 2008].

### 2.3.2 Mode en ligne

Pour le mode en ligne, le traitement des signaux EEG inclut quatre étapes successives, comme illustré sur la figure 2.6. Dans un premier temps, les signaux EEG sont filtrés dans le domaine spatial et fréquentiel par les paires de filtres CSP/passe-bandes définies lors du mode apprentissage. Ensuite, le logarithme de la variance des signaux filtrés est calculé sur l'ensemble des intervalles de temps qui sont considérés par l'expert comme les plus discriminants pour chaque bande de fréquence. Cela permet d'obtenir un petit nombre de valeurs caractéristiques qui sont analysées par un classifieur LDA. Comme énoncé précédemment, ce processus de traitement peut-être réalisé à partir de fenêtres glissantes quand le paradigme est asynchrone. De plus, comme pour l'étape de filtrage spatial, l'expérimentateur peut envisager d'utiliser un autre type de classifieur.

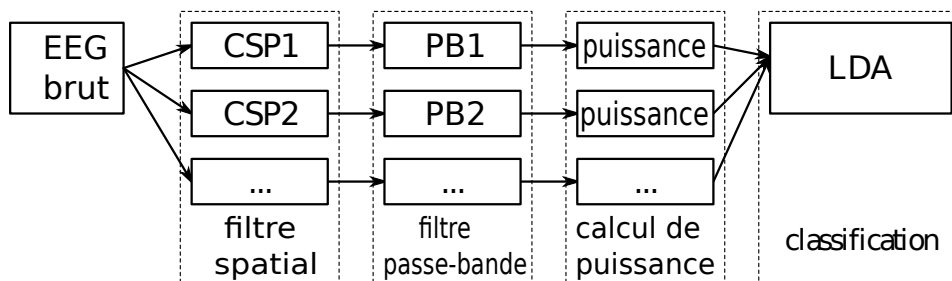


FIGURE 2.6 – Processus de traitement pour le mode en ligne

Lorsque le paradigme ICM implique plus de deux tâches d'imagination motrice, le processus de traitement est réalisé pour chacune d'entre elles. Etant donné que les intervalles temps-fréquence sont sélectionnés selon une stratégie "un contre tous", les valeurs caractéristiques sont analysées par le classifieur selon la même approche. Chaque classifieur LDA définit une classe et un indice de confiance, par exemple la distance entre le vecteur caractéristique et l'hyperplan de séparation. Une méthode de vote classique peut être utilisée pour déterminer la classe la plus appropriée selon les indices de confiance.

## 2.4 Evaluation de notre méthode

Le jeu de signaux EEG étiquetés 2A de la compétition BCI IV [Brunner *et al.*, 2008] a été utilisé afin d'évaluer notre méthode dans le cadre d'une ICM exploitant l'imagination motrice. Il s'agit d'un jeu de signaux EEG libre d'accès qui a été largement utilisé à des fins comparatives.

## 2.4.1 Protocole expérimental

Le jeu comprend les signaux EEG bruts enregistrés par 22 électrodes sur 9 sujets. Ces derniers avaient pour consigne de réaliser diverses tâches d'imagination motrice : main gauche, main droite, pieds, et langue. L'expérimentation était effectuée dans le cadre d'un protocole de type ICM Graz, de manière à connaître les instants des essais de chaque tâche motrice. De plus, le protocole prévoyait d'enregistrer les signaux EEG de chaque sujet pendant deux sessions réalisées sur différents jours, de telle sorte qu'on obtient un jeu de signaux EEG dit d'apprentissage et un autre dit d'évaluation. L'expérimentateur enregistre pour chaque session 288 essais, soit 72 essais pour chaque mouvement.

La figure 2.7 illustre le protocole synchrone utilisé pour enregistrer les signaux EEG. Les sujets étaient confortablement installés dans un fauteuil face à un écran d'ordinateur, sur lequel étaient affichées les consignes. Au début de chaque essai ( $t=0$  s) apparaît une croix fixe sur un fond noir, à laquelle est superposée une stimulation sonore. Après deux secondes ( $t=2$  s), une flèche est affichée à l'écran pendant 1,25 seconde pour informer le sujet sur le mouvement à imaginer. Lorsque la flèche pointe vers la gauche (respectivement vers la droite, le bas, et le haut), le sujet doit réaliser une tâche d'imagination motrice de la main gauche (respectivement de la main droite, des pieds, et de la langue). L'imagination du mouvement est effectuée jusqu'à ce que la croix fixe disparaisse ( $t=6$  s), c'est-à-dire pendant quatre secondes. Durant cette période, aucun retour perceptif n'est fourni aux sujets concernant leur état mental. Enfin l'essai se termine par une courte pause, de durée variable, indiquée par un écran noir.

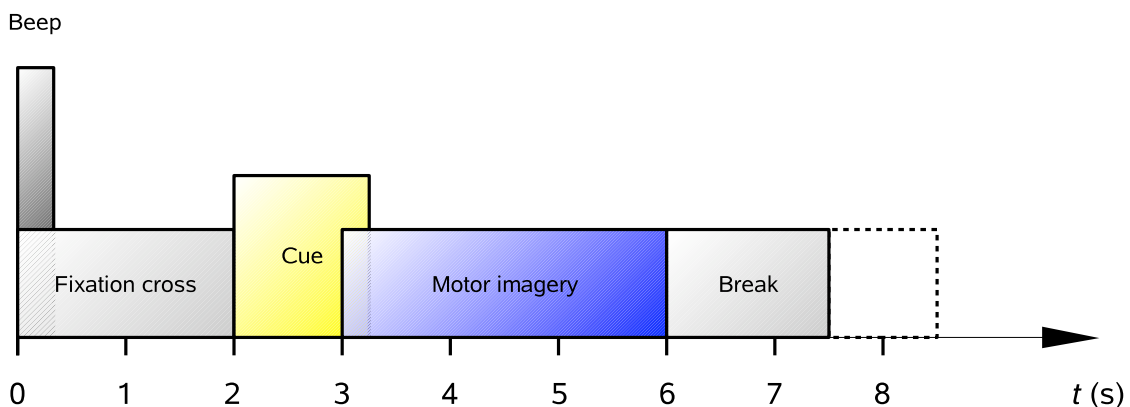


FIGURE 2.7 – Chronologie du protocole expérimental (figure extraite de [Brunner *et al.*, 2008]).

La figure 2.8 représente l'emplacement des 22 électrodes utilisées pour enregistrer les signaux EEG. Les électrodes sont positionnées essentiellement à l'aplomb du cortex moteur, et distantes chacune de 3,5 cm. L'électrode de référence et la

masse sont placées respectivement sur la mastoïde gauche et droite. Il s'agit de signaux monopolaires, échantillonnés à 250 Hz, et filtrés passe-bande entre 0,5 et 100 Hz. Un filtre coupe-bande autour de 50 Hz est également utilisé pour éliminer le bruit lié au réseau électrique. Le jeu de signaux contient également des signaux EOG (Electro-OculoGraphie) pour permettre le traitement automatique des artefacts. De plus, tous les signaux EEG ont été analysés visuellement par les auteurs, de manière à identifier et marquer les essais contaminés par du bruit.

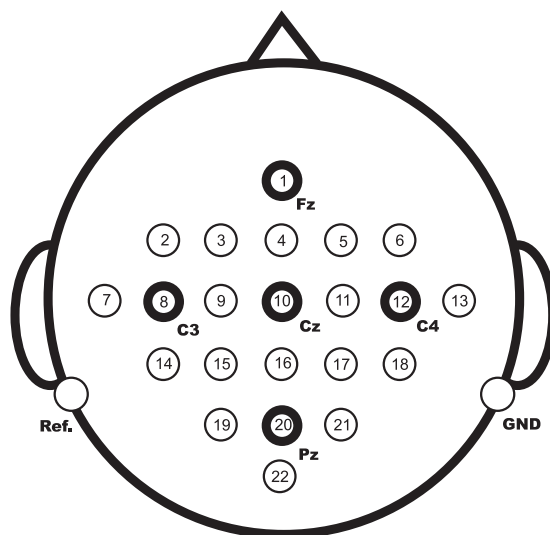


FIGURE 2.8 – Disposition des électrodes (figure extraite de [Brunner *et al.*, 2008]).

La classe des essais de chaque session est accessible, permettant de tester hors-ligne notre méthode et de comparer nos résultats à ceux d'autres études. L'évaluation est réalisée dans un premier temps dans un cas à deux classes, puis dans un cas à quatre classes. Quel que soit le nombre de classes utilisé pour évaluer notre méthode, le jeu de signaux de la session d'apprentissage est utilisé pour sélectionner les intervalles temps-fréquence, calculer les filtres CSP et le classifieur LDA. Ensuite, le jeu de signaux de la session d'évaluation permet de calculer les performances de l'ensemble d'intervalles temps-fréquence sélectionné par l'expert.

## 2.4.2 Cas à deux classes

Cette partie présente les résultats concernant l'évaluation de notre méthode appliquée à un problème deux classes. Par conséquent, seuls les signaux enregistrés pendant les mouvements imaginés de la main droite et de la main gauche sont conservés, afin de comparer nos résultats avec ceux présentés par Lotte [Lotte et Guan, 2011], et Raza [Raza *et al.*, 2015b]. Cette étude comparative a été présentée au cours d'une session poster à la conférence EUSIPCO 2016 [Duprès *et al.*, 2016a].

### 2.4.2.1 Résultats et comparaison

Les signaux EEG enregistrés au niveau de C3 et C4 ont été filtrés spatialement par un Laplacien. On obtient ainsi deux signaux d'intérêt pour le mode apprentissage, un pour chaque tâche motrice : le signal issu du filtrage spatial de C3 (respectivement C4) est connu pour présenter des motifs ERD/ERS lorsque l'utilisateur réalise une imagination motrice de la main droite (respectivement gauche). Ces signaux sont filtrés chacun par un ensemble de six filtres fréquentiels passe-bandes (Butterworth d'ordre 5), donnant ainsi six signaux d'intérêt pour chaque canal. Enfin, le logarithme de la variance est calculé à partir de fenêtres glissantes puis agrégé afin de déterminer le décours temporel de la moyenne et de l'écart-type sur l'ensemble des essais.

Ensuite, l'expert examine les courbes tracées pour chaque tâche motrice et chaque bande de fréquence afin de retenir les intervalles temps-fréquence qu'il considère comme les plus discriminants entre l'imagination motrice de la main gauche et de la main droite. Par exemple la figure 2.4, située à la page 50, représentait en fait l'ensemble des courbes examinées par l'expert pour analyser les signaux du jeu de la session d'apprentissage du sujet 9 de la compétition. Les filtres CSP sont ensuite déterminés pour chaque intervalle temps-fréquence, un classifieur LDA est calculé puis évalué. Le taux de bonne classification de l'ensemble sélectionné est ensuite obtenu sur les signaux de la session d'évaluation. Les performances obtenues permettent à l'expert d'ajouter ou d'enlever des intervalles temps-fréquence en tenant compte du compromis entre performance et parcimonie.

Pour chaque sujet, la figure 2.9 montre le premier intervalle temps-fréquence que l'expert a considéré comme le plus discriminant entre l'imagination motrice de la main gauche (courbes rouges continues) et de la main droite (courbes bleues pointillées). La ligne verticale noire en pointillés délimite l'intervalle de temps sélectionné dans chaque bande de fréquence. On peut observer que les différences entre les deux imaginations motrices sont plus visibles sur les signaux EEG des sujets 1, 3, 7, 8, et 9 que sur les autres sujets. La figure 2.10 indique l'ensemble des intervalles temps-fréquence qui ont été retenus pour chaque sujet, sous forme de cartes temps-fréquence.

A partir de cet ensemble d'intervalles temps-fréquence, et du processus de traitement en ligne de la figure 2.6, notre méthode est comparée à : 1) un CSP basique ; 2) un CSP régularisé pondéré de Tikhonov (WTRCSP pour Weighted Tikhonov Regularized CSP) présenté par Lotte *et coll.* [Lotte et Guan, 2011] ; 3) la méthode dite de "backward-elimination" (BE) décrite par Raza *et coll.* [Raza *et al.*, 2015b]. Le CSP basique et le WTRCSP sont calculés sur une large bande de fréquence allant



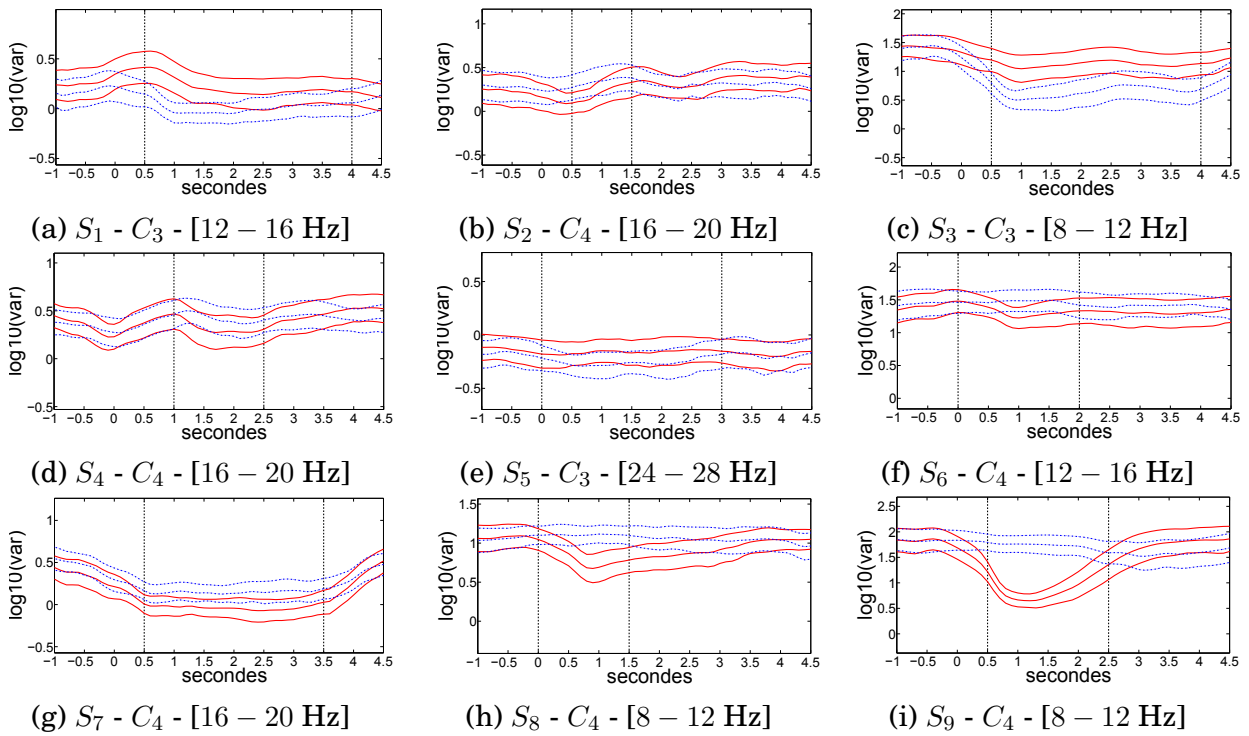


FIGURE 2.9 – Premiers intervalles temps-fréquence pour chaque sujet, les lignes verticales noires en pointillé délimitent l’intervalle de temps.

de 8 à 30 Hz et sur un intervalle de temps entre 0,5 et 2,5 s après le début de la tâche motrice. Le filtre WTRCSP a été choisi pour comparaison car il s’agit de l’un des CSP régularisés les plus performants d’après Lotte *et coll.* [Lotte et Guan, 2011]. La méthode BE calcule les filtres CSP sur des bandes fréquentielles spécifiques à chaque utilisateur et un intervalle de temps entre 0 et 3 s après le début du mouvement imaginé.

L’évaluation est réalisée en utilisant le taux de bonne classification, étant donné que les méthodes concurrentes présentent leurs résultats à partir de cet indicateur de performance. La figure 2.11 compare les taux de bonne classification (valeur comprise entre 0 et 1) de chaque méthode de traitement obtenus pour chaque sujet. D’après ces résultats, notre méthode (performance moyenne  $m = 0,84 \pm 0,15 \sigma$ ) présente de meilleurs résultats pour 6 des 9 sujets comparée aux autres méthodes. Les résultats de notre méthode sont moins bons pour les sujets 2, 5, et 9, et égaux pour le sujet 3. Notre méthode est surtout bénéfique aux sujets 4 et 7 pour lesquels les performances croissent respectivement de 9 et 15 points en comparaison avec la méthode concurrente la plus performante. La figure 2.12 représente les boîtes à moustaches obtenues pour chaque méthode. Notre méthode présente la meilleure médiane comparée aux autres méthodes. De plus on observe des différences de performances entre les sujets moins importantes concernant la méthode BE, et la nôtre.

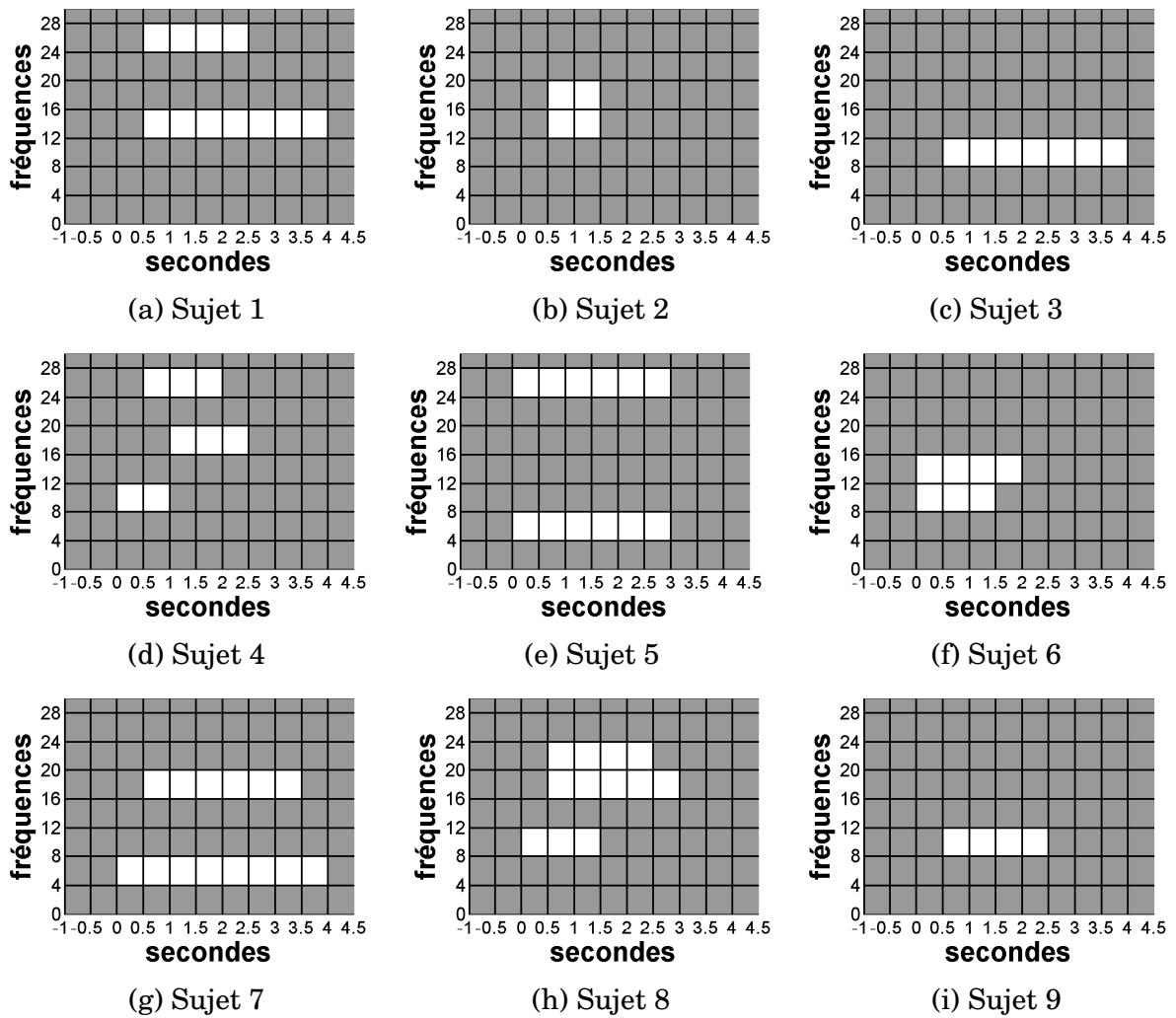


FIGURE 2.10 – Intervalles temps-fréquence pour chaque sujet.

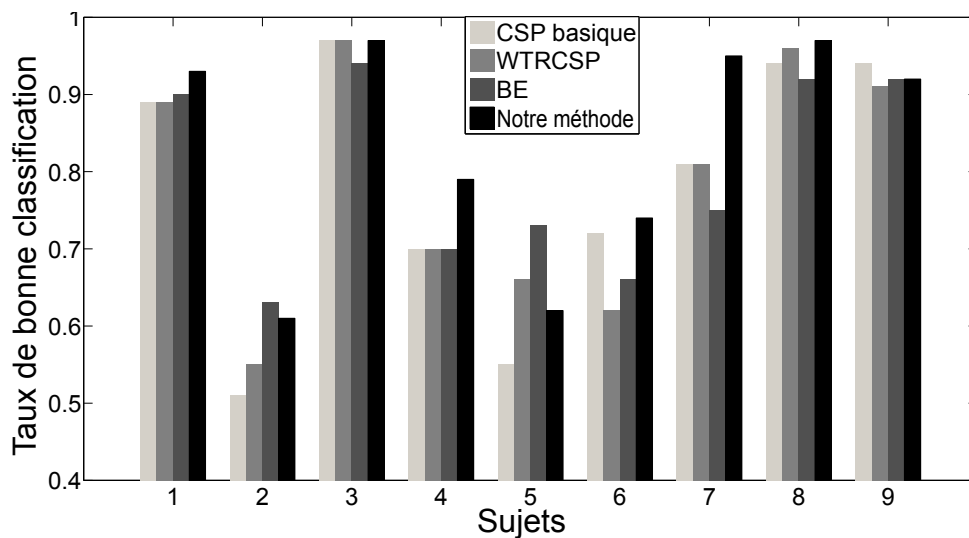


FIGURE 2.11 – Taux de bonne classification pour chaque sujet selon la méthode de traitement.

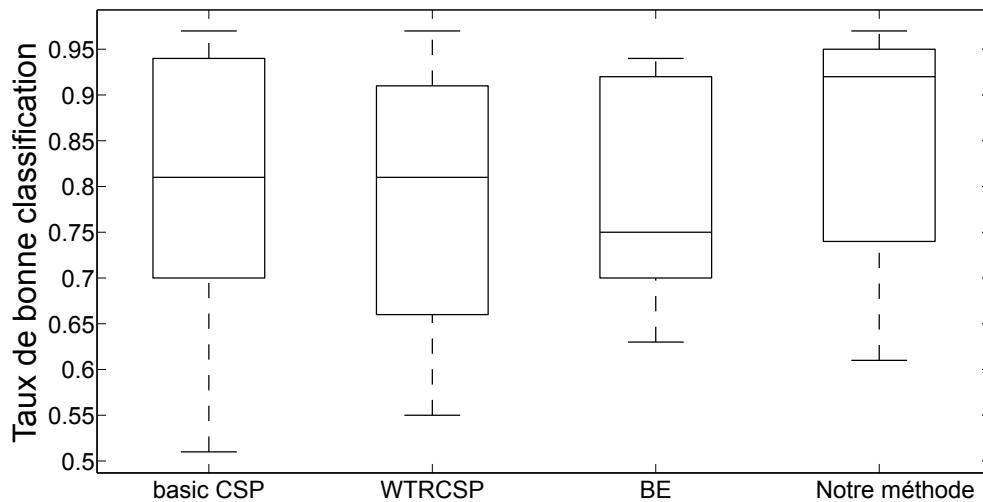


FIGURE 2.12 – Boîtes à moustaches pour chaque méthode de traitement.

### 2.4.2.2 Discussion

D'après ces résultats, les méthodes qui sélectionnent des bandes de fréquences spécifiques pour chaque utilisateur obtiennent des performances légèrement supérieures à celles des autres méthodes. Cela est appuyé par des performances moyennes supérieures, et une dispersion du taux de bonne classification inférieure par rapport au CSP basique et régularisé. Cela semble indiquer que les valeurs caractéristiques extraites de signaux filtrés dans des bandes de fréquences spécifiques à l'utilisateur sont plus discriminantes que des valeurs caractéristiques non spécifiques. Néanmoins, il est important de noter que le nombre moyen de valeurs caractéristiques utilisées sur l'ensemble des sujets est inférieur pour la méthode non spécifique, ce qui peut aussi être à l'origine de ces moins bonnes performances. Enfin, le fait que notre méthode sélectionne en plus l'intervalle de temps, peut expliquer ses meilleures performances comparées à la méthode BE.

Nous observons également que pour un utilisateur qui obtient de bons résultats, c'est-à-dire lorsque le taux de bonne classification est supérieur à 0,8 dans un problème à deux classes, notre méthode permet d'améliorer davantage les performances. Ce phénomène est observé dans ce jeu de signaux pour les sujets 1, 3, 7, 8, et 9. D'un point de vue neurophysiologique, ceci peut s'expliquer par le fait que des motifs ERD significatifs apparaissent dans certaines bandes de fréquences lorsque l'utilisateur réalise des tâches d'imagination motrice. Ces motifs sont clairement visibles dans les ensembles de courbes (a), (c), (h), et (i) de la figure 2.9.

Les performances obtenues avec notre méthode par les sujets 4 et 7 sont très prometteuses. En effet, le taux de bonne classification du sujet 4 atteint presque 0,8. Ce sujet présente des motifs ERD/ERS dans les signaux EEG mais de manière moins prononcée que les sujets obtenant de très bons résultats. Par conséquent,

nous espérons que pour cette catégorie de sujets, le contrôle d'une ICM exploitant l'imagination motrice soit significativement amélioré avec notre méthode. Il en va de même pour le sujet 7 qui obtient un taux de bonne classification (0,96) presque parfait.

En revanche, la méthode BE obtient de meilleures performances de classification pour les sujets 2 et 5. Par conséquent, nous supposons qu'une telle méthode automatique est plus adaptée pour sélectionner les bandes de fréquences les plus discriminantes, lorsque les motifs ERD/ERS sont peu marqués et donc difficiles à identifier par un expert humain. Néanmoins, la sélection automatique des valeurs caractéristiques n'est probablement pas pertinente d'un point de vue neurophysiologique, étant donné que les motifs ERD/ERS n'apparaissent pas clairement dans les signaux EEG.

Notre méthode permet ainsi de recueillir des informations concernant les motifs neurophysiologiques observés lors de la réalisation des mouvements imaginés de la main gauche et droite. D'après la figure 2.9 une décroissance de la puissance du signal EEG, même faible, apparaît sur le cortex moteur controlatéral de tous les sujets, selon le mouvement analysé. La puissance du signal EEG enregistré sur le cortex moteur ipsilatéral reste stable, excepté pour le sujet 7. Bien que pour ce sujet un motif ERD soit présent sur le cortex moteur des deux hémisphères (voir figure 2.9 (g)), la décroissance de la puissance du signal EEG est davantage prononcée sur l'hémisphère controlatéral que du côté ipsilatéral, permettant de discriminer les tâches motrices de la main gauche et de la main droite. Cette différence de distribution spatiale est indispensable pour sélectionner les intervalles temps-fréquence qui discriminent le mieux les deux tâches motrices.

Enfin, nous avons pu vérifier sur cette évaluation que les distributions fréquentielle et temporelle des ERD varient selon les sujets, justifiant une adaptation des intervalles temps-fréquence à chaque utilisateur. En effet, le motif ERD des sujets 3, 8, et 9 est focalisé sur le rythme mu alors que celui des sujets 1, 2, 4, 5, 6, et 7 est concentré sur le rythme bêta. En outre, même si l'ERD apparaît dans l'intervalle de temps délimité par le paradigme (entre 0 et 4 s), les instants de début et de fin sont variables d'un sujet à un autre.

### 2.4.3 Cas à quatre classes

Cette partie présente les résultats concernant l'évaluation de notre méthode appliquée à un problème quatre classes. Par conséquent, les signaux enregistrés pendant les mouvements imaginés de la main droite, de la main gauche, des pieds, et de la langue sont conservés, afin de comparer nos résultats avec ceux présentés par

Ang [Ang *et al.*, 2008], Suk [Suk et Lee, 2011], et Liu [Liu *et al.*, 2016]. Nos résultats pour cette étude comparative, dans un cas à quatre classes, ont été présentés lors de la conférence SMC 2016 [Duprès *et al.*, 2016b].

### 2.4.3.1 Résultats et comparaison

Comme pour le cas “deux classes”, nous filtrons spatialement par un Laplacien de surface les signaux EEG enregistrés au niveau de C3 et C4, auxquels nous ajoutons également le signal EEG enregistré en Cz. Nous obtenons ainsi trois signaux d’intérêt pour la suite du traitement hors-ligne. Les signaux issus du filtrage spatial de C3, C4, et Cz sont connus pour mettre en évidence des motifs ERD/ERS lors d’un mouvement imaginé respectivement de la main droite, de la main gauche, et des pieds. De plus, d’après Pfurtscheller *et coll.* les signaux EEG enregistrés au niveau de C3 et C4 sont connus pour mettre en évidence un renforcement du rythme mu [Pfurtscheller *et al.*, 2006a], c’est-à-dire une augmentation de la puissance du signal dans cette bande de fréquence, durant un mouvement imaginé de la langue et des pieds. Chacun des trois signaux EEG est filtré par un banc de six filtres fréquentiels passe-bandes (Butterworth d’ordre 5), fournissant ainsi dix-huit signaux d’intérêt. Ensuite, le logarithme de leur variance est calculé à partir des échantillons de fenêtres glissantes, puis agrégés sur l’ensemble des essais pour déterminer le décours temporel de la moyenne et de l’écart-type.

A partir des courbes issues du traitement de ces signaux, l’expert est capable de sélectionner pour chaque tâche motrice les intervalles temps-fréquence qui lui paraissent les plus pertinents. Enfin les filtres CSP sont déterminés pour chaque intervalle temps-fréquence, ainsi que les classifieurs LDA pour chaque mouvement imaginé, et enfin l’indicateur de performance est calculé. Pour déterminer la classe de chaque essai, nous utilisons l’indice de confiance (distance entre le vecteur de caractéristiques et l’hyperplan de séparation) en sortie de chaque classifieur. Les essais sont classés par le classifieur qui fournit l’indice de confiance le plus élevé.

A partir du processus de traitement pour le mode en ligne illustré par la figure 2.6, notre méthode est comparée aux méthodes : 1) “Event-Related Brain Dynamics Analysis” (ERDBA) présentée par Suk [Suk et Lee, 2011]; 2) “Filter Bank Common Spatial Pattern” décrite par Ang [Ang *et al.*, 2008]; 3) “Common Spatial-Spectral Boosting Pattern” (CSSBP) présentée par Liu [Liu *et al.*, 2016]. Toutes ces méthodes calculent leurs filtres CSP à partir de bandes de fréquences spécifiques à l’utilisateur et des intervalles de temps compris entre 0,5 et 2,5 secondes après le début du mouvement.

Le score kappa est utilisé comme indicateur de performance pour permettre une

comparaison avec les méthodes concurrentes. La figure 2.13 montre les performances de chaque sujet en fonction de la méthode de traitement. Notre méthode (score kappa moyen  $m = 0,59 \pm 0,27 \sigma$ ) présente des meilleurs résultats pour 5 des 9 sujets comparée aux autres méthodes. Elle est surtout bénéfique aux sujets 3 et 9, pour lesquels le score kappa augmente respectivement de 0,08 et 0,06 par rapport à la meilleure méthode concurrente. Néanmoins, les performances de notre méthode sont inférieures pour les sujets 2, 4, 5, et 6. En effet, c'est essentiellement le cas pour les sujets 2 et 5, dont les résultats décroissent respectivement de 0,24 et 0,14 par rapport à la méthode CSSBP. Ces résultats sont appuyés par les boîtes à moustaches présentées pour chaque méthode de traitement sur la figure 2.14. Notre méthode présente la meilleure médiane, néanmoins la différence entre le premier et le troisième quartile indique une dispersion plus importante des performances comparée aux autres méthodes.

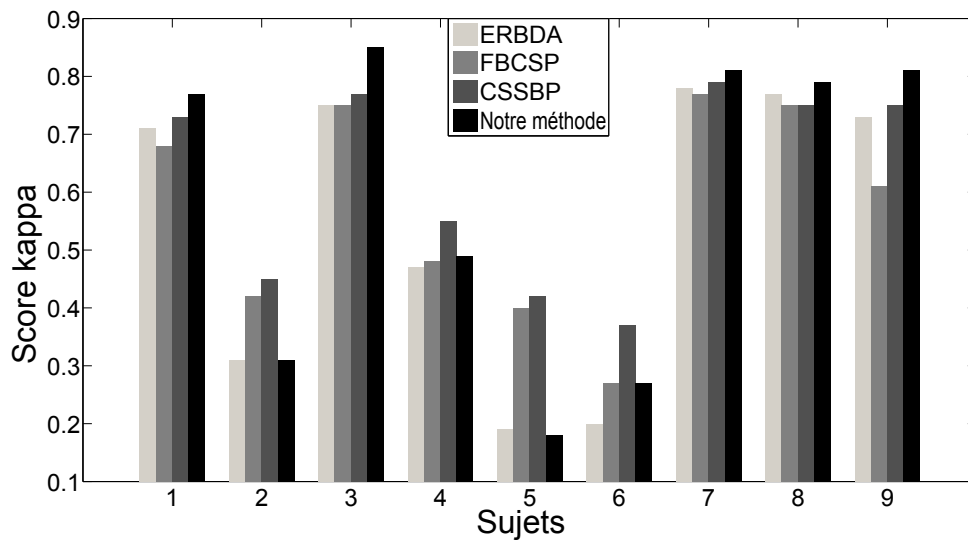


FIGURE 2.13 – Scores kappa pour chaque sujet selon la méthode de traitement.

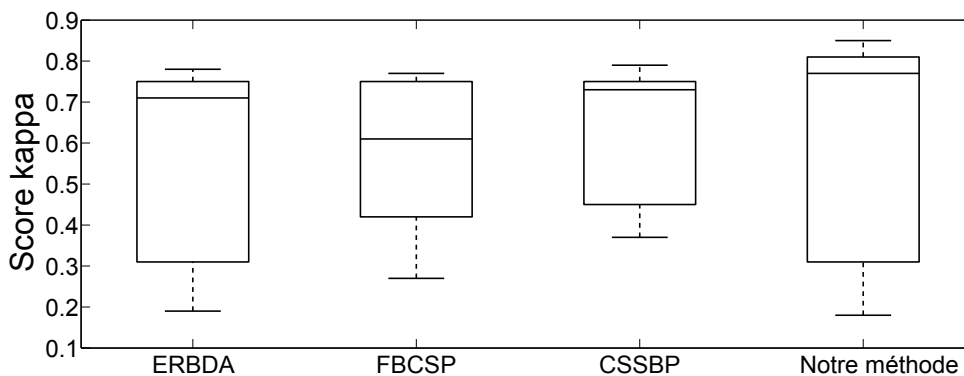


FIGURE 2.14 – Boîte à moustaches pour chaque méthode de traitement.

La figure 2.15 indique les scores kappa obtenus pour les classifieurs de chaque mouvement imaginé, calculés à partir de notre méthode de traitement. D'après

Landis *et coll.* [Landis et Koch, 1977], un score kappa supérieur à 0,81 est considéré comme un résultat presque parfait. Or les sujets 1, 3, 7, 8, et 9 ont au moins trois classifieurs avec un score kappa supérieur à ce seuil.

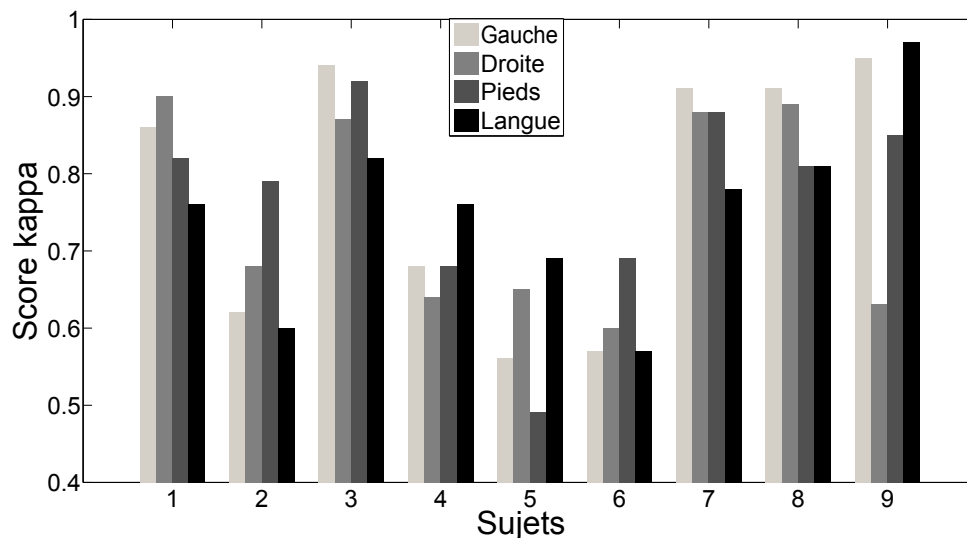


FIGURE 2.15 – Scores kappa obtenus pour chaque tâche motrice.

Pour les sujets 2, 3, 5, et 9, la figure 2.16 montre le premier intervalle temps-fréquence que l’expert considère comme le plus discriminant entre la tâche motrice examinée (courbes rouges continues) et les autres tâches motrices (courbes bleues pointillées). Comme dans le cas “deux classes”, les lignes verticales en pointillé délimitent l’intervalle de temps sélectionné pour chaque bande de fréquence. On observe que les différences entre la tâche motrice examinée et les autres tâches motrices sont plus visibles dans les signaux EEG traités pour les sujets 3 et 9 que pour les sujets 2 et 5. Cette observation explique pourquoi les sujets 3 et 9 obtiennent de meilleures performances comparés aux deux autres sujets.

De plus les courbes de la figure 2.16 apportent également des informations neurophysiologiques concernant les motifs ERD/ERS. Lors d’un mouvement imaginé de la main droite, un motif ERD est observé sur l’hémisphère controlatéral (C3), confirmant la littérature. Concernant les mouvements imaginés de la main gauche, un motif ERD est visible sur l’hémisphère controlatéral (C4), excepté pour le sujet 5 pour lequel on observe une désynchronisation du côté ipsilatéral (C3). Pour les mouvements imaginés des pieds, aucun ERD n’est observé dans le signal EEG enregistré en Cz, excepté pour le sujet 9 pour lequel on observe une faible désynchronisation. En revanche, pour le sujet 2, un motif ERS marqué est visible en Cz, permettant de discriminer les deux classes. Ceci explique en partie, pour ce sujet, le bon résultat (0,79) obtenu par le classifieur lié à l’imagination motrice des pieds comparé aux performances des autres classifieurs. Pour les sujets 3 et 5, un motif ERS faible est observé en C3, ne permettant pas de mettre en évidence une



différence importante entre les mouvements des pieds et les autres mouvements, notamment pour le sujet 5. Pour le sujet 3, la différence visible entre les mouvements des pieds et les autres mouvements est due principalement à la désynchronisation importante observée à partir du même signal (C3) lors des mouvements imaginés de la main droite. Lors d'un mouvement imaginé de la langue, un motif ERS est visible à partir des signaux EEG enregistrés en C3 et C4, pour les sujets respectivement 3 et 5, et 9, comme mentionné par Pfurtscheller *et coll.* [Pfurtscheller *et al.*, 2006a]. Cette augmentation de puissance du signal EEG, lors d'un mouvement de la langue, permet de discriminer chaque classe. Néanmoins pour le sujet 2, aucun motif ERD/ERS n'est observé lors d'un mouvement de la langue à partir des signaux EEG filtrés dans chaque bande de fréquence. C'est pourquoi l'expert sélectionne un intervalle temps-fréquence standard, déjà utilisé dans d'autres études [Lotte et Guan, 2011].

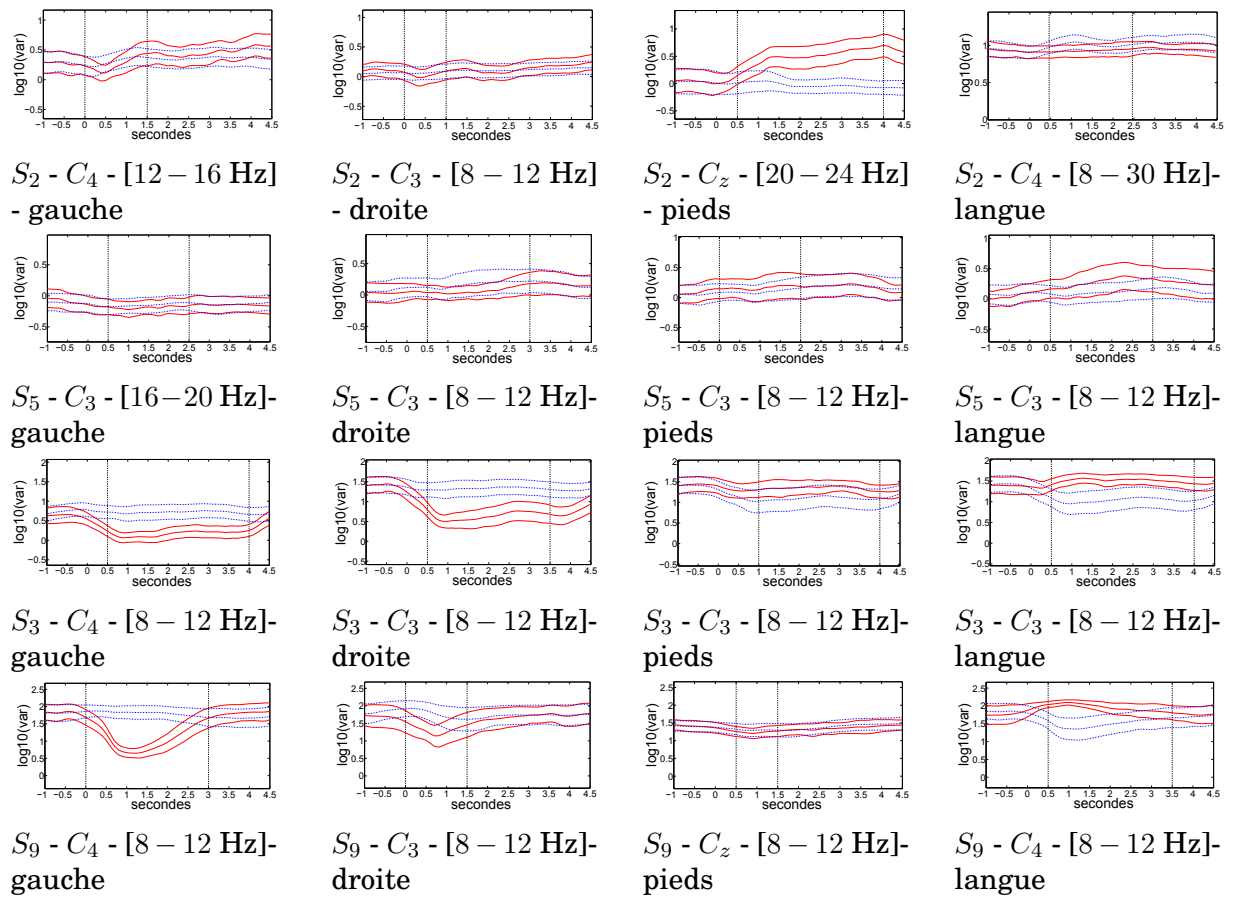


FIGURE 2.16 – Premiers intervalles temps-fréquence pour chaque sujet, les lignes verticales noires délimitent l'intervalle de temps.

### 2.4.3.2 Discussion

D'après ces résultats, notre méthode obtient de meilleures performances pour 5 sujets sur 9. Elle est surtout bénéfique aux sujets 3, 7, et 9 pour lesquels les per-



performances de classification sont supérieures à 0,81. D'après Landis *et coll.* [Landis et Koch, 1977], ce seuil (0,81) est considéré comme un résultat presque parfait. Cela suggère qu'ils peuvent obtenir un contrôle en ligne fiable d'une ICM exploitant l'imagination motrice. Cependant notre méthode obtient de moins bons résultats pour les sujets 2 et 5, qui ont déjà des performances faibles avec les autres méthodes. On constate, comme pour le cas "deux classes", que lorsque les motifs ERD/ERS ne sont pas suffisamment visibles dans les signaux EEG pour sélectionner les intervalles temps-fréquence, les méthodes de sélection automatique obtiennent de meilleurs résultats.

En revanche, nous considérons que la parcimonie de l'espace des valeurs caractéristiques est un paramètre crucial à prendre en compte pour évaluer la pertinence des intervalles temps-fréquence sélectionnés. Les méthodes de sélection automatique sont plus sujettes au sur-apprentissage, obtenant de meilleures performances sur une session unique sans garantir la stabilité des valeurs caractéristiques dans le temps. Dans certains cas, les méthodes automatiques sélectionnent des intervalles temps-fréquence biaisés à cause d'artéfacts temporaires. L'utilisation de connaissances neurophysiologiques prévient la prise en compte d'artéfacts lors de la sélection des intervalles temps-fréquence, et par conséquent améliore leur pertinence et leur stabilité dans le temps.

## 2.5 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons décrit une méthode permettant à un expert humain de sélectionner des intervalles temps-fréquence, pour le traitement des signaux EEG, à partir de connaissances neurophysiologiques. La sélection est réalisée en analysant des ensembles de courbes qui représentent le décours temporel de la puissance de signaux EEG. Ces signaux sont filtrés dans des bandes de fréquences et enregistrés à des emplacements connus pour mettre en évidence des motifs neurophysiologiques liés à différentes tâches d'imagination motrice. L'expert contrôle la parcimonie de l'espace des valeurs caractéristiques, en éliminant les intervalles temps-fréquence non significatifs, améliorant ainsi la pertinence et la stabilité dans le temps des intervalles retenus. D'après les résultats obtenus sur un jeu de signaux EEG référencé, notre méthode semble obtenir de meilleurs résultats dans un cas binaire comparé à un cas multi-classes.

Bien que ce chapitre présente uniquement notre méthode originale de traitement des signaux EEG, notre ICM hybride prend également en compte les signaux provenant de l'activité musculaire et distale de l'utilisateur. En effet, l'objectif de notre ICM hybride est de détecter un mouvement ou une intention de mouvement de la

main à différents niveaux de la commande motrice : cérébral, musculaire, et distal. Le chapitre suivant présente la manière dont notre ICM hybride exploite les informations provenant du traitement de ces différents signaux pour permettre le contrôle d'une application.



## Chapitre 3

### Contrôle de l'interface cerveau-machine hybride

*Ce chapitre présente, dans une première partie, le traitement appliqué aux différents signaux recueillis par notre ICM hybride, cérébraux, musculaires, et distaux, afin de détecter un mouvement de la main. Dans une seconde partie, je décris le contrôle de trajectoire proposé, qui permet, à partir du traitement des signaux précédents, de contrôler une application virtuelle, avec comme perspective à long terme le pilotage d'un fauteuil roulant. Enfin, dans une dernière partie, je présente les différentes applications ludiques développées au sein du laboratoire, ainsi que l'intérêt qu'elles présentent dans le cadre de notre ICM hybride appliquée à la palliation du handicap moteur causé par la myopathie de Duchenne.*

#### 3.1 Introduction

Dans un premier temps, l'objectif de notre interface cerveau-machine hybride est de permettre à un patient souffrant de myopathie de Duchenne de contrôler une application de navigation dans un environnement virtuel (personnage dans un labyrinthe, curseur orienté). Dans un second temps, nous souhaitons utiliser la même interface pour autoriser le contrôle d'un fauteuil roulant. Pour l'instant, cette deuxième phase n'a pas été abordée car elle nécessite au préalable de valider la première étape par une expérimentation menée sur des patients myopathes.

Quoi qu'il en soit, le contrôle de ces deux types d'applications par les patients myopathes permet d'améliorer leur autonomie, dans la mesure où elles sont quotidiennement utilisées respectivement pour naviguer sur internet et se déplacer. Notre ICM hybride a été conçue de manière à envisager l'utilisation de ces applications à partir d'une unique technique de contrôle de trajectoire. Cela permettra au patient de s'entraîner à contrôler l'interface à partir d'applications impliquant un déplacement dans un monde virtuel, avant de passer au contrôle de trajectoire d'un fauteuil roulant en situation écologique.

Afin de se déplacer dans un environnement réel ou virtuel, notre contrôle de trajectoire prend en compte deux paramètres, d'une part la vitesse de déplacement et d'autre part les changements de direction. En raison des capacités motrices limitées des patients myopathes, ces deux paramètres doivent être définis à partir d'un nombre restreint de degrés de liberté. Le contrôle d'un fauteuil roulant motorisé est traditionnellement assuré par un seul joystick à deux dimensions [Urdiales *et al.*, 2010], piloté par une main. L'orientation du joystick définit la direction du fauteuil, tandis que le degré d'inclinaison contrôle sa vitesse. Le joystick à deux dimensions présente également l'avantage de s'adapter directement au contrôle d'un curseur.

Cependant, la motricité des patients myopathes se dégrade avec le temps, ne permettant plus, à un stade avancé de la maladie, un contrôle fiable et précis d'un tel joystick par une seule main. De plus, notre ICM hybride a été pensée de manière à s'adapter à la motricité du patient en prenant également en compte l'activité musculaire (EMG) et cérébrale (EEG). Or les résolutions spatiales des signaux EMG et EEG ne sont pas suffisamment précises pour discriminer des intentions de deux mouvements différents, par exemple un mouvement d'extension et de flexion, réalisés par le même membre, correspondant à la main dans notre cas.

D'autres pistes ont été explorées en vue de contrôler un fauteuil roulant sans recourir à un mouvement des membres, comme la reconnaissance vocale ou le suivi de la direction du regard. Plusieurs études [Doshi et Roy, 2008; Simpson et Levine, 2002] se sont intéressées au traitement en temps réel du signal vocal pour envoyer des commandes au fauteuil roulant. Bien que ce moyen d'interaction soit intuitif pour l'utilisateur afin de se déplacer en fauteuil dans un lieu connu, il l'est beaucoup moins pour contrôler une application virtuelle comme un curseur d'ordinateur. A l'inverse, une technique de suivi du regard est efficace pour contrôler un curseur [Jacob, 1991]. De plus, cette technique est adaptée aux patients myopathes dans la mesure où ils conservent un contrôle fin de leur motricité oculaire. Néanmoins, une telle technique est difficilement adaptable au contrôle d'un fauteuil roulant, si l'utilisateur ne dispose pas d'un écran de contrôle permettant de définir la trajectoire de déplacement du fauteuil comme celui présenté par Lamti *et coll.* [Lamti *et al.*, 2012].

Dans ce chapitre, nous proposons une solution permettant à un patient myopathe de contrôler à la fois une application virtuelle de type curseur, et à l'avenir un fauteuil roulant, tout en s'adaptant à l'évolution de la motricité causée par la maladie. Cette solution prévoit de détecter un mouvement (ou une intention de mouvement) au niveau de chaque main, de manière à proposer une ICM hybride à deux degrés de liberté pour contrôler la vitesse de déplacement et les changements de direction dans l'environnement considéré. Au travers de notre ICM hybride,

l'utilisateur peut envoyer trois commandes distinctes, grâce à la détection d'une intention de mouvement de la main droite, de la main gauche, et des mains droite et gauche simultanément. Au niveau distal, la détection du mouvement est assurée par un joystick 2D modifié. En effet, il est utilisé selon un seul axe d'inclinaison, adaptable à l'utilisateur, de manière à avoir un degré de liberté par joystick et par main. Par conséquent, l'ICM hybride proposée répond d'une part aux contraintes liées à la précision motrice du patient, puisque l'interface prend en compte l'intention du mouvement, indépendamment de sa nature (flexion, extension...). Le patient n'est donc pas obligé de réaliser des mouvements fins et précis pour contrôler l'application. D'autre part, les aires corticales et les muscles impliqués dans la motricité de chaque main sont suffisamment éloignés pour discriminer spatialement une intention de mouvement de la main gauche de celle de la main droite, à partir des signaux EEG et EMG. Cette dernière condition est indispensable pour que l'ICM hybride s'adapte au patient, à mesure que la diminution de ses capacités motrices ne lui permet plus une activation des joysticks.

Ce chapitre décrit, dans un premier temps, les différentes méthodes de traitement appliquées aux signaux cérébraux (EEG), musculaires (EMG), et ceux issus des capteurs de mouvement de type joystick, pour détecter une intention de mouvement de la main. Dans une seconde partie est présenté notre contrôle de trajectoire, incluant les paramètres de vitesse et de direction, permettant de se déplacer dans l'environnement souhaité. Enfin, je présenterai les différentes applications développées au laboratoire sous Unity 3D. Ces applications ont été conçues de manière à diriger, à partir de notre contrôle de trajectoire, un avatar et un curseur de souris respectivement dans un environnement 3D et 2D. De plus, elles permettent à l'utilisateur de s'entraîner à contrôler notre ICM hybride, dans la perspective de se déplacer en fauteuil roulant en utilisant le même contrôle de trajectoire.

### 3.2 Signaux de contrôle $l(t)$ et $r(t)$

Cette partie présente le processus de traitement des signaux EEG, EMG, et joysticks, afin de définir les signaux de contrôle  $l(t)$  et  $r(t)$ . Les traitements des signaux EEG, EMG, et joysticks sont réalisés indépendamment les uns des autres. Néanmoins, l'ICM hybride intègre, en temps réel, l'ensemble de ces signaux sur le même logiciel (OpenVIBE), de manière à envisager une fusion des signaux. Bien que la fusion semble intéressante pour s'adapter en temps réel à la motricité du patient et améliorer l'efficacité de contrôle de notre ICM hybride, elle n'a pas fait l'objet d'études dans cette thèse.

Les signaux de contrôle  $l(t)$  et  $r(t)$ , caractérisant une intention de mouvement

respectivement de la main gauche et droite, permettent de contrôler une application au travers de notre ICM hybride. Les signaux  $l(t)$  et  $r(t)$  sont utilisés pour définir les paramètres du contrôle de trajectoire dans un environnement virtuel ou réel, comme je le présenterai dans la partie 3.3.

### 3.2.1 Traitement des signaux EEG

Le traitement des signaux EEG, à partir de notre méthode décrite dans le chapitre précédent, a pour objectif de détecter une intention de mouvement de la main droite et/ou de la main gauche. Par conséquent, il s'agit d'un problème à trois classes, main gauche, main droite, et mains gauche et droite, auxquelles nous pouvons ajouter une quatrième classe correspondant à l'état de repos. En fonction de la classe estimée par notre ICM hybride, on peut définir les signaux de contrôle  $l(t)_{EEG}$  et  $r(t)_{EEG}$  spécifiques au traitement des signaux EEG :

- si classe estimée = main droite, alors  $l(t)_{EEG} = 0$  et  $r(t)_{EEG} = V$ .
- si classe estimée = main gauche, alors  $l(t)_{EEG} = V$  et  $r(t)_{EEG} = 0$ .
- si classe estimée = mains gauche et droite, alors  $l(t)_{EEG} = V$  et  $r(t)_{EEG} = V$ .
- si classe estimée = repos, alors  $l(t)_{EEG} = 0$  et  $r(t)_{EEG} = 0$ .

$V$  est un entier positif, dont la valeur est adaptée par l'expérimentateur en fonction de l'application contrôlée.

Bien que les signaux EEG n'aient pas été utilisés pour déterminer en temps réel les signaux  $l(t)_{EEG}$  et  $r(t)_{EEG}$  permettant le contrôle en ligne d'une application, une étude hors-ligne a été réalisée. Les résultats de cette étude sont présentés dans le chapitre 4 afin d'évaluer notre méthode sur des signaux enregistrés au cours de plusieurs expérimentations. Dans l'optique d'intégrer un degré de liberté supplémentaire pour la commande d'une application, les signaux EEG enregistrés durant une intention de mouvement des pieds ont également fait l'objet d'une analyse hors-ligne à partir de notre méthode de traitement.

Celle-ci prévoit, dans un premier temps, l'enregistrement d'un jeu de signaux EEG étiquetés. Ce jeu permet à l'expert humain de sélectionner, spécifiquement pour chaque utilisateur et chaque tâche motrice, les intervalles temps-fréquence qui lui paraissent les plus pertinents d'un point de vue électrophysiologique. Afin de tracer les courbes permettant la sélection des intervalles, les signaux EEG sont traités en suivant les étapes décrites par le mode apprentissage de notre méthode de traitement.

Par la suite, les valeurs caractéristiques extraites des intervalles temps-fréquence sélectionnés sont évaluées à partir du mode en ligne. Ce mode prévoit l'analyse des valeurs caractéristiques par un classifieur LDA. L'indice de confiance en sortie

du classifieur, c'est-à-dire la distance entre le vecteur de caractéristiques et l'hyperplan de séparation, définit la classe à laquelle appartient le vecteur. Dans un cas à deux classes, le signe de l'indice indique la classe estimée par le classifieur. En revanche, dans un cas multi-classes, il y a autant de classifieurs et donc d'indices de confiance qu'il y a de classes. Dans ce cas le classifieur qui possède l'indice de confiance le plus élevé, détermine la classe du vecteur de valeurs caractéristiques. Enfin, l'ICM hybride prévoit le traitement en temps réel des signaux EEG à partir d'une fenêtre glissante, dans la perspective de les utiliser pour le contrôle d'une application.

### 3.2.2 Traitement des signaux EMG

Cette partie présente une méthode de traitement des signaux EMG pour détecter un mouvement de la main gauche et de la main droite. En fonction de la latéralité du mouvement détecté par notre ICM hybride, on peut définir les signaux de contrôle  $l(t)_{EMG}$  et  $r(t)_{EMG}$  spécifiques au traitement des signaux EMG :

- si marqueur EMG main droite, alors  $l(t)_{EMG} = 0$  et  $r(t)_{EMG} = V$ .
- si marqueur EMG main gauche, alors  $l(t)_{EMG} = V$  et  $r(t)_{EMG} = 0$ .
- si marqueurs EMG mains gauche et droite, alors  $l(t)_{EMG} = V$  et  $r(t)_{EMG} = V$ .
- si absence marqueur EMG, alors  $l(t)_{EMG} = 0$  et  $r(t)_{EMG} = 0$ .

Comme pour le traitement des signaux EEG dans la partie 3.2.1,  $V$  est un entier positif, dont la valeur est adaptée par l'expérimentateur en fonction de l'application contrôlée. Afin d'évaluer la pertinence de la méthode proposée pour contrôler une application au travers de notre ICM hybride, une étude prévoyant un traitement en ligne des signaux EMG a été réalisée, dont les résultats sont également présentés dans le chapitre 4.

D'un point de vue électrophysiologique, le mouvement est caractérisé par une "bouffée EMG", c'est-à-dire par une augmentation brutale de l'amplitude du signal lors de la contraction musculaire. C'est cette bouffée EMG que nous considérons comme marqueur de mouvement ou d'intention de mouvement chez l'utilisateur. Néanmoins ce motif électrophysiologique n'est pas uniquement spécifique à des mouvements volontaires. Par conséquent, la méthode proposée pour traiter les signaux EMG peut être sensible aux mouvements involontaires causés par des troubles de la contraction liés à une pathologie musculaire.

Afin de détecter un mouvement de la main à partir des signaux EMG, plusieurs méthodes ont été proposées dans la littérature comme celles décrites dans le chapitre 1. La méthode de traitement proposée dans cette partie s'inspire de celle présentée par Zecca *et coll.* [Zecca *et al.*, 2002]. Ses différentes étapes, illustrées sur la



figure 3.1, permettent après traitement du signal EMG de détecter une contraction musculaire par simple seuillage. Le processus présenté sur cette figure est constitué de cinq étapes successives : filtrage spatial, filtrage fréquentiel passe-bande, estimation de la puissance, filtrage fréquentiel passe-bas, et seuillage.

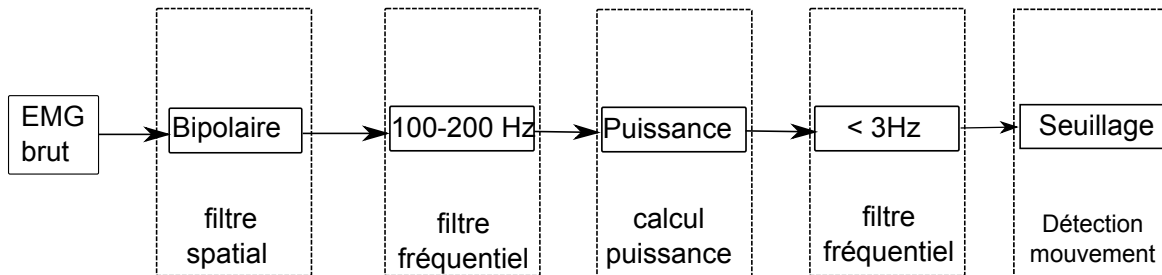


FIGURE 3.1 – Processus de traitement pour les signaux EMG.

Dans un premier temps, les signaux EMG sont filtrés dans le domaine spatial au moyen d'un filtrage bipolaire. Ce dernier est réalisé en soustrayant les signaux provenant de deux électrodes. Celles-ci sont distantes d'environ un centimètre l'une de l'autre de manière à enregistrer l'activité d'un unique muscle. Le filtrage bipolaire permet d'éliminer l'activité musculaire de fond et les artefacts provenant d'autres signaux physiologiques tels que l'activité cardiaque, améliorant par conséquent le rapport signal sur bruit.

Le signal issu du filtrage spatial bipolaire est ensuite également filtré dans le domaine fréquentiel entre 100 et 200 Hz en utilisant un filtre Butterworth passe-bande d'ordre 5. Cette bande de fréquence est comprise entre 20 et 500 Hz, correspondant à l'intervalle de fréquence pour lequel l'énergie du signal EMG est maximale d'après Chu *et coll.* [Chu *et al.*, 2007].

Ensuite on calcule la puissance du signal EMG en élevant au carré la valeur de chaque échantillon. Puis un filtre fréquentiel Butterworth passe-bas d'ordre 5, avec une fréquence de coupure à 3Hz, est utilisé pour calculer l'enveloppe de ce signal représentant la puissance. Enfin un seuil appliqué à l'enveloppe du signal permet de détecter une contraction musculaire.

La figure 3.2 représente un signal EMG, issu du filtrage bipolaire, à différentes étapes du processus de traitement : filtrage fréquentiel passe-bande (a), estimation de la puissance (b), filtrage fréquentiel passe-bas (c), et enfin seuillage (d). Ce signal EMG a été enregistré sur l'une des mains d'un patient myopathe au cours d'une séance d'essai réalisée par nos soins à l'hôpital Swynghedauw du CHRU de Lille. Le patient avait pour consigne de réaliser plusieurs abductions de l'index, comme pour actionner un joystick. Comme le montrent les signaux de la figure 3.2, l'activité musculaire de ce patient est suffisamment importante pour qu'on puisse détecter un mouvement de la main à partir de la méthode de seuillage de l'EMG

proposée dans cette partie.

Bien que le processus de traitement des signaux EMG soit identique pour l'ensemble des utilisateurs, le seuil utilisé pour détecter un mouvement est adapté à chacun d'entre eux. En effet, l'amplitude du signal musculaire peut varier selon les individus. De plus, le processus de traitement est appliqué de manière indépendante aux signaux EMG provenant de la main gauche et de la main droite, afin de déterminer les signaux de contrôle respectivement  $l(t)_{EMG}$  et  $r(t)_{EMG}$ . Cela implique également une adaptation du seuil de détection pour chaque main.

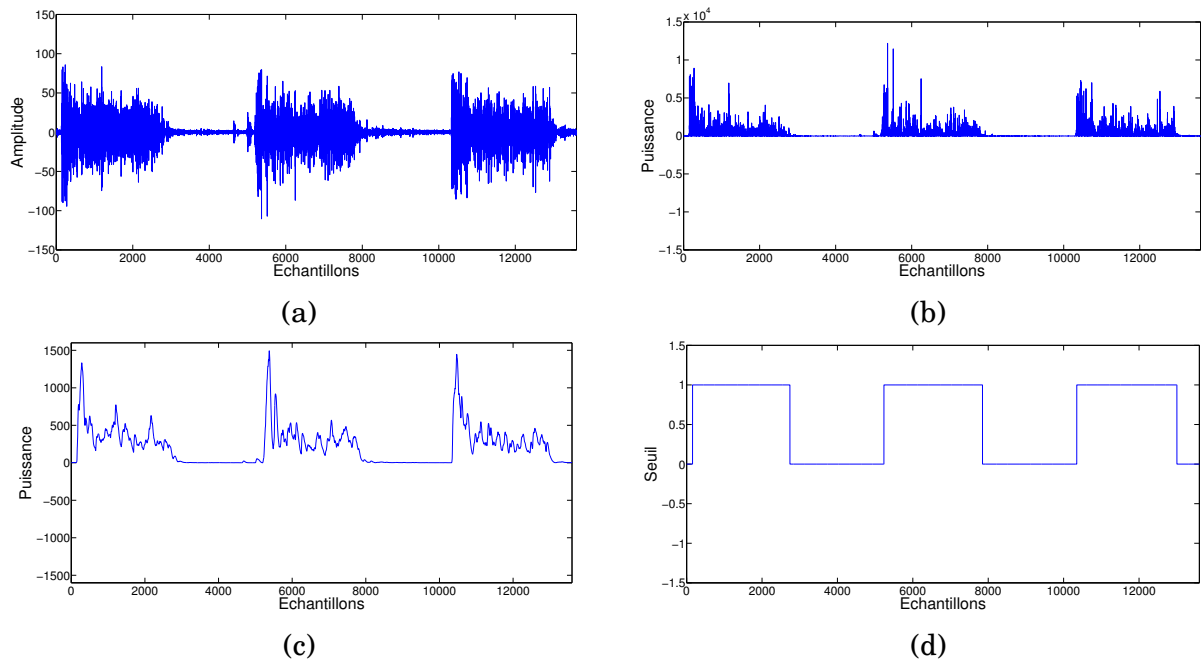


FIGURE 3.2 – Traitement du signal EMG recueilli chez un patient myopathe.

La principale limitation de la méthode proposée pour détecter un mouvement de la main réside dans le choix de ces seuils. En effet, un compromis doit être trouvé entre une valeur trop basse, sensible aux bruits liés à l'environnement, et une valeur trop élevée pour la détection d'un mouvement. Néanmoins, cette méthode présente l'avantage de simplifier le processus de traitement des signaux EMG, et par conséquent de pouvoir adapter le seuil de détection durant l'expérimentation.

### 3.2.3 Traitement des signaux distaux

La détection d'un mouvement de la main droite et/ou gauche au niveau distal est assurée par deux joysticks à deux dimensions placés au niveau de chaque main. L'usage de ces joysticks 2D est modifié dans la mesure où un seul degré de liberté est pris en compte, afin de s'adapter à la motricité limitée des patients myopathes. Les signaux provenant des joysticks gauche et droite permettent de définir res-

pectivement les signaux  $l(t)_{JOY}$  et  $r(t)_{JOY}$  utilisés pour le contrôle en ligne d'une application, dont les résultats expérimentaux sont présentés dans le chapitre 4. En fonction du joystick activé par l'utilisateur, on définit les signaux de contrôle  $l(t)_{JOY}$  et  $r(t)_{JOY}$  :

- si action joystick droit, alors  $l(t)_{JOY} = 0$  et  $r(t)_{JOY} = V$ .
- si action joystick gauche, alors  $l(t)_{JOY} = V$  et  $r(t)_{JOY} = 0$ .
- si actions joysticks gauche et droit, alors  $l(t)_{JOY} = V$  et  $r(t)_{JOY} = V$ .
- si aucune action joystick, alors  $l(t)_{JOY} = 0$  et  $r(t)_{JOY} = 0$ .

Comme pour le traitement des signaux EEG et EMG décrits respectivement dans les parties 3.2.1 et 3.2.2,  $V$  est un entier positif, dont la valeur est adaptée par l'expérimentateur en fonction de l'application contrôlée.

L'un des principaux avantages des joysticks est d'être peu sensibles aux bruits physiologiques ou liés à l'environnement, comme le sont les signaux EMG et EEG. Néanmoins, des artefacts liés à l'imprécision des potentiomètres intégrés au joystick peuvent être observés.

La détection d'un mouvement par un joystick 2D dépend de la position de son bâtonnet par rapport à une position de référence. Cette position est définie dans un repère cartésien centré sur la position de repos par les coordonnées d'un vecteur  $v = (x \ y)^T$ . Etant donné que l'on souhaite prendre en compte un seul degré de liberté par joystick, le mouvement est détecté quel que soit l'axe de déplacement du bâtonnet par l'intermédiaire de la norme du vecteur  $v$  :

$$\|v\| = \sqrt{x^2 + y^2} \quad (3.1)$$

De cette façon, les signaux distaux provenant de chaque joystick ont une valeur positive lorsque l'utilisateur actionne le capteur et nulle lorsque ce dernier est inactif. De plus, il est possible de ramener à zéro la valeur des signaux lorsque ceux-ci sont inférieurs à un seuil, de manière à éliminer les artefacts liés à l'imprécision des potentiomètres.

La figure 3.3 présente un exemple de signal distal provenant d'un joystick 2D, utilisé pour détecter un mouvement de la main. Ce signal correspond à la norme du vecteur de coordonnées  $v$  du bâtonnet. L'utilisateur avait comme consigne de réaliser des mouvements brefs à intervalles de temps réguliers. Nous observons ainsi plusieurs impulsions, une par mouvement du doigt, dont les valeurs sont définies par l'amplitude maximale de déplacement du bâtonnet.

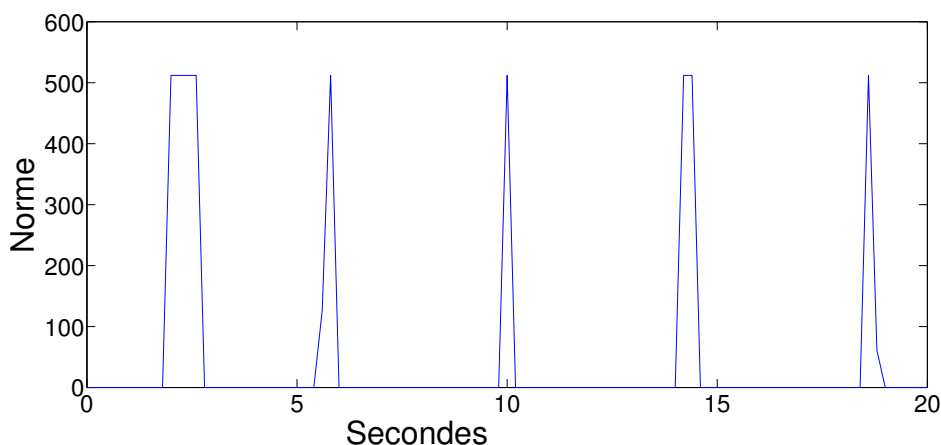


FIGURE 3.3 – Norme du signal provenant d’un joystick 2D.

### 3.3 Contrôle de trajectoire

Cette partie présente la technique de contrôle de trajectoire à partir des signaux  $l(t)$  et  $r(t)$ , permettant le déplacement d’un mobile dans un environnement virtuel 3D et 2D, avec comme perspective le contrôle d’un fauteuil roulant. Nous définissons ici un mobile comme un objet – réel ou virtuel – en mouvement et dont le déplacement est régi par notre contrôle de trajectoire. Cette méthode a été présentée lors de la conférence IHM’2014 [?].

Les signaux  $l(t)$  et  $r(t)$ , caractérisant une intention de mouvement respectivement de la main gauche et droite, peuvent être définis à partir du traitement en temps réel des signaux provenant des capteurs cérébraux, musculaires et distaux. Les traitements réalisés sur les signaux issus de chaque capteur sont indépendants, afin que la trajectoire du mobile puisse être contrôlée à partir du moyen d’interaction souhaité. Néanmoins, le recueil de l’ensemble des signaux est réalisé sur le même logiciel (OpenVIBE), de telle sorte qu’une technique de fusion des signaux  $l(t)_{EEG}$ ,  $r(t)_{EEG}$ ,  $l(t)_{EMG}$ ,  $r(t)_{EMG}$ ,  $l(t)_{JOY}$  et  $r(t)_{JOY}$  puisse être envisagée pour définir les signaux  $l(t)$  et  $r(t)$  qui contrôlent finalement la trajectoire.

Ces derniers correspondent à des signaux analogiques à valeurs positives. Pour simplifier les notations, nous considérons que les signaux sont continus et omettons l’argument  $(t)$  dans la suite de ce chapitre. En réalité, tous les signaux sont échantillonnés à la fréquence imposée par le système d’acquisition.

A partir de  $l$  et  $r$ , nous définissons la vitesse de déplacement  $s$  et le changement de direction  $d$  du mobile, à partir des équations suivantes :

$$s = r + l, \quad (3.2)$$

$$d = r - l. \quad (3.3)$$

Lorsque  $l$  et  $r$  sont égaux, c'est-à-dire quand le signal  $d$  est nul, le déplacement est rectiligne dans la direction actuelle à la vitesse  $s$ . Afin d'obtenir une trajectoire parfaitement rectiligne lorsque les signaux  $r$  et  $l$  ne sont pas égaux mais simplement "proches" l'un de l'autre, le signal  $d$  peut être ramené à zéro si sa valeur absolue est inférieure à un seuil. En revanche, si  $l$  et  $r$  ne sont pas égaux, la valeur du signal  $d$  détermine un changement d'orientation du mobile. Par conséquent, la détection d'un mouvement de la main droite ou gauche définit l'orientation, tandis que la détection d'un mouvement simultané des deux mains permet d'avancer sans changer de direction. De plus, un signal  $s$  non nul contrôle la vitesse de déplacement quelle que soit la trajectoire, rectiligne ou curviligne. En revanche, le signal  $s$  est nul quand aucune intention de mouvement de la main n'est détectée. Ce contrôle de trajectoire est utilisé par un mobile de type unicycle [Dudek et Jenkin, 2010]. Ce terme est utilisé en robotique pour désigner un mobile actionné par deux roues indépendantes l'une de l'autre.

La position et l'orientation du mobile sont définies par le vecteur d'état  $(x, y, \theta)$  à partir des équations cinématiques suivantes :

$$\dot{x} = \alpha s \cos(\theta) , \quad (3.4)$$

$$\dot{y} = \alpha s \sin(\theta) , \quad (3.5)$$

$$\dot{\theta} = \beta d . \quad (3.6)$$

Les coefficients  $\alpha$  et  $\beta$  permettent d'adapter la cinématique du mobile à l'application utilisée et au comportement spécifique de l'utilisateur. Le signe de  $\beta$  définit le sens du changement d'orientation, de telle sorte que le pilotage est en mode "char d'assaut" lorsque le coefficient est positif. Dans ce cas, on observe une rotation du mobile vers la gauche quand  $r$  est supérieur à  $l$ . En revanche, le pilotage est de type "guidon de vélo" lorsque  $\beta$  est négatif, c'est-à-dire que le mobile réalise une rotation vers la gauche quand  $l$  est supérieur à  $r$ .

Le contrôle de trajectoire par des patients souffrant de myopathie de Duchenne peut-être facilité en appliquant une fonction de transfert dynamique aux signaux  $l$  et  $r$ . L'insertion de cette fonction dynamique dans la chaîne de contrôle de trajectoire permet de diriger le mobile par des mouvements brefs et discontinus, moins fatigants que des mouvements maintenus, notamment lors de l'utilisation des joysticks. De plus, l'utilisation d'une fonction de transfert permet d'espacer dans le temps chaque mouvement successif, de manière à enregistrer un jeu de signaux EEG étiquetés exploitable pour notre méthode de traitement. En effet, les motifs neurophysiologiques (ERD/ERS) spécifiques à chaque tâche motrice peuvent être analysés, a posteriori à partir des signaux EEG, sur une fenêtre de temps suf-

fisamment importante pour sélectionner les intervalles temps-fréquence les plus pertinents.

Nous avons testé une fonction de transfert dynamique équivalente à un système linéaire du premier ordre, qui peut être très simplement implémentée par l'équation récurrente suivante afin de déterminer la sortie  $S(t)$  en fonction de l'entrée  $E(t)$  et de la sortie précédente  $S(t - \tau)$ ,  $\tau$  désignant la période d'échantillonnage :

$$S(t) = B(AS(t - \tau) + (1 - A)E(t)) , \text{ avec } B = \frac{1}{1 - A} \text{ et } 0 < A < 1 . \quad (3.7)$$

La figure 3.4 représente plusieurs sorties obtenues à partir d'une même entrée constituée de deux impulsions successives, en fonction de la valeur du coefficient  $A$ . Plus  $A$  est proche de 1, plus "l'effet mémoire" introduit par la fonction de transfert dynamique est important. Afin de limiter l'amplitude du signal de sortie et permettre un contrôle adapté de l'application, il est possible de le borner par une valeur maximale.

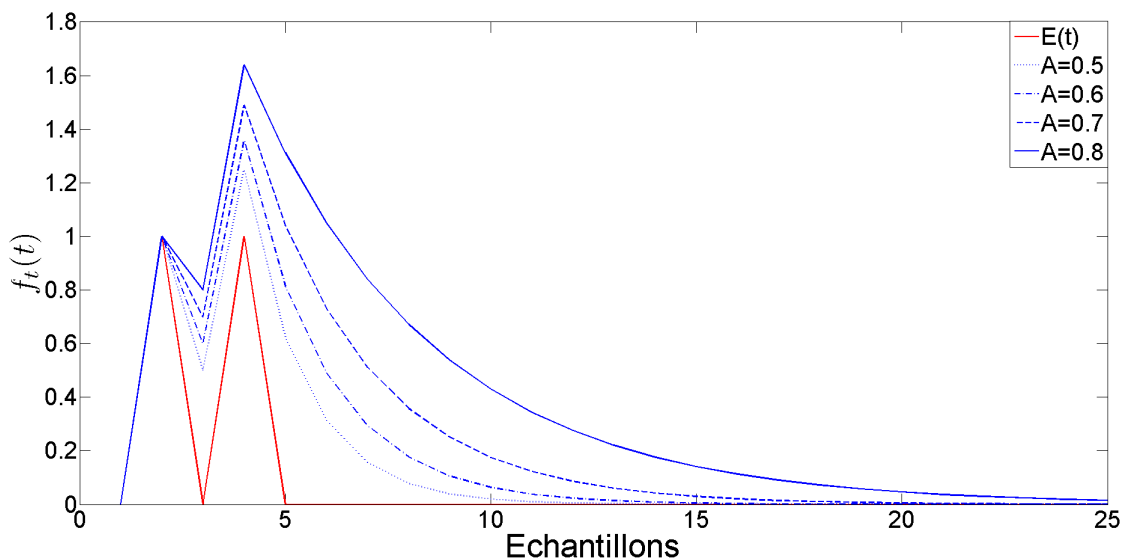


FIGURE 3.4 – Variation de la sortie de  $S(t)$  en fonction de  $A$  et de l'entrée  $E(t)$ .

A partir des équations cinématiques définissant le vecteur d'état  $(x, y, \theta)$ , l'utilisateur est capable de contrôler un mobile de type avatar dans un environnement virtuel 3D. Ces mêmes équations sont utilisées pour contrôler un mobile dans un espace 2D, tel que celui d'un curseur d'ordinateur. La navigation dans un environnement 3D permet à l'utilisateur de maîtriser le contrôle de trajectoire, avant de passer au pilotage d'un curseur orienté en 2D. Le passage du mode de navigation 3D vers le 2D, illustré sur la figure 3.5, peut être réalisé en imaginant observer le mobile depuis un point de vue situé à l'aplomb de la scène.

Le mode de contrôle de trajectoire proposé présente l'avantage de pouvoir diriger

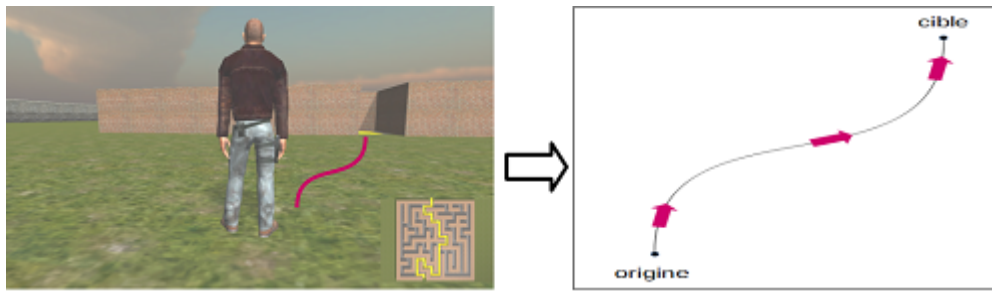


FIGURE 3.5 – Passage de l'environnement 3D vers 2D.

un mobile dans un environnement 3D et 2D, avec seulement deux degrés de liberté pour la commande. Néanmoins ce mode de contrôle de trajectoire ne permet pas de faire marche arrière. Si l'utilisateur a dépassé la cible qu'il souhaitait atteindre avec le mobile, il doit faire demi-tour en maintenant l'un des signaux de contrôle ( $l$  ou  $r$ ) à une valeur élevée et l'autre à zéro. Une fois le demi-tour effectué, l'utilisateur pourra avancer le mobile dans la direction opposée à la précédente afin d'atteindre la cible. L'utilisateur peut ainsi atteindre le point de destination en suivant différentes trajectoires à partir du même point d'origine, comme le montre la figure 3.6. L'orientation finale du mobile une fois la cible atteinte donne une information supplémentaire, et permet dans le cas d'un déplacement de curseur de modifier l'action réalisée en fin de trajectoire.

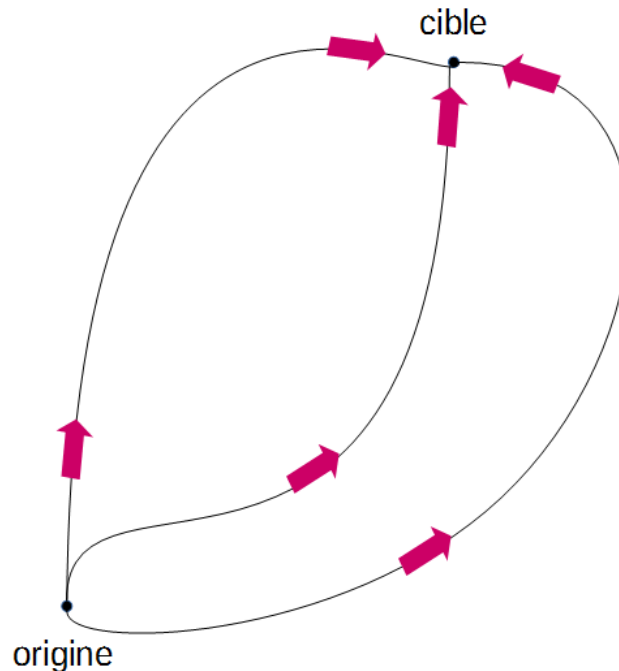


FIGURE 3.6 – Orientation finale du mobile selon la trajectoire.

Une détection d'un mouvement ou d'une intention de mouvement des pieds pourrait également être intégrée à notre ICM hybride afin d'offrir un degré de liberté supplémentaire. On peut envisager d'utiliser ce degré de liberté complémentaire

pour réaliser une action impossible avec notre contrôle de trajectoire à deux degrés de liberté, comme la sélection d’une marche arrière ou la réalisation d’un “clic” pour la sélection d’un élément. Une expérience visant à évaluer la possibilité de détecter dans les signaux EEG une intention de mouvement des pieds est présentée dans le chapitre 4.

### 3.4 Applications

Dans cette partie, je présente les différentes applications que nous avons développées sous Unity 3D, dans lesquelles le déplacement du mobile est régi par notre contrôle de trajectoire. Le développement a été en grande partie réalisé par Christopher Coat, qui a travaillé pendant quatre mois dans l’équipe en tant qu’ingénieur. Ces applications permettent de s’entraîner de manière ludique à contrôler un mobile dans un environnement virtuel 3D puis 2D. De plus, les applications 3D peuvent être utilisées en vue immersive ou aérienne, afin de simuler respectivement un environnement virtuel 3D et 2D. Le logiciel Unity 3D est utile pour concevoir des jeux de réalité virtuelle sur différents systèmes d’exploitation, tels que windows, linux, et android. De plus, ce logiciel présente l’avantage de disposer d’une version gratuite permettant un premier niveau d’évaluation de ses possibilités<sup>1</sup>. L’annexe C.3 explique le fonctionnement de Unity pour permettre le développement d’un environnement virtuel.

La première application développée consiste à déplacer un véhicule dans un monde libre (voir figure 3.7). Aucune contrainte de direction n’est imposée à l’utilisateur, de telle sorte qu’il puisse prendre en main comme il le souhaite le contrôle de trajectoire.

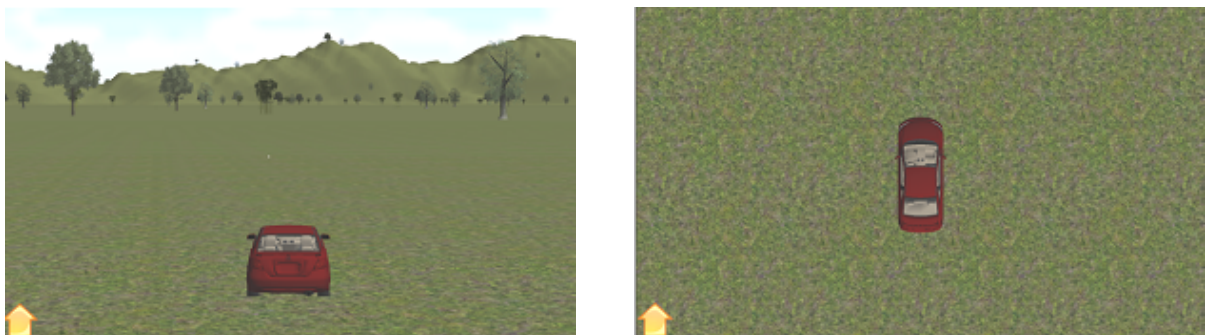


FIGURE 3.7 – Application “monde libre”.

La seconde application propose de faire évoluer un personnage dans un labyrinthe (voir figure 3.8). L’objectif de l’utilisateur est de sortir du labyrinthe en par-

1. <https://unity3d.com/unity>



tant de l'une des deux entrées. Cette application présente deux niveaux de difficulté. Le premier niveau indique l'itinéraire de sortie le plus rapide en le matérialisant au sol par un revêtement de couleur jaune, comme le montre la photo de gauche sur la figure 3.8. En revanche, le second niveau ne présente pas d'indication spatiale au sol, comme illustré par la photo de droite sur la figure 3.8. Néanmoins, dans les deux situations une indication spatiale sous forme de plan est présentée à l'utilisateur, afin de lui indiquer la position du personnage dans le labyrinthe.



FIGURE 3.8 – Application “labyrinthe”.

Une troisième application permet de contrôler une voiture sur un circuit de course (voir figure 3.9). L'objectif de l'application est de réaliser un tour complet du circuit selon deux niveaux de difficulté. Le premier niveau, illustré sur la photo située à gauche de la figure 3.9, autorise l'utilisateur à contrôler la voiture sans contrainte de temps. En revanche pour le second niveau, représenté par l'image située à droite de la figure 3.9, l'utilisateur est engagé dans une course contre une autre voiture, présentant elle-même trois niveaux de vitesse et donc de difficulté.



FIGURE 3.9 – Application “karting”.

La dernière application dans un environnement 3D propose à l'utilisateur de diriger un véhicule sur une route (voir figure 3.10). Cette application a été développée de manière à être la plus proche possible d'une situation de circulation sur une route ordinaire. La consigne donnée à l'utilisateur est de déplacer le véhicule d'une extrémité à une autre de la route, en évitant les différents obstacles rencontrés sur celle-ci, notamment les autres voitures.

Les applications intégrant un mobile de type voiture (ou kart) sont utiles pour simuler le contrôle d'un fauteuil roulant. En effet, le pilotage d'un tel système par

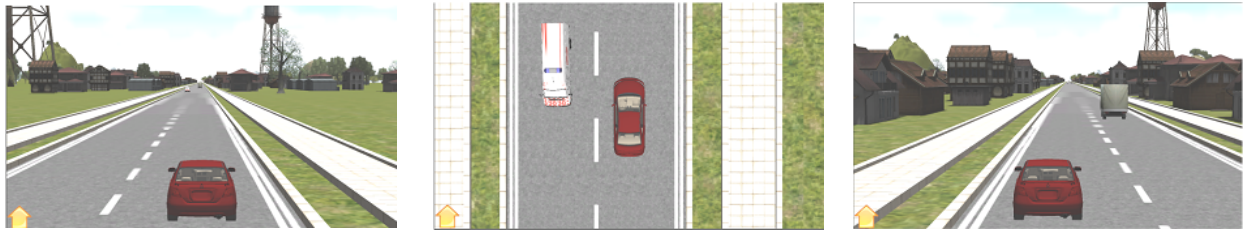


FIGURE 3.10 – Application “circulation sur route”.

un patient myopathe au moyen de notre mode de contrôle de trajectoire fait partie des perspectives de la thèse.

Dans un second temps, le contrôle du mobile dans un environnement à deux dimensions est envisagé. Le passage d’un environnement 3D vers un environnement 2D peut être simulé, à partir des applications décrites précédemment, en observant le mobile en vue aérienne. Toutes les applications ont été développées de telle sorte qu’elles prévoient un mode de vue immersive et un mode de vue aérienne, facilement interchangeables même au cours de l’utilisation.

De plus, nous avons développé une application exclusivement contrôlée dans un environnement 2D. Celle-ci permet de déplacer un curseur orienté sur le bureau d’un système d’exploitation de type windows (voir figure 3.11). L’objectif de l’application est d’atteindre la cible rouge, qui disparaît puis réapparaît à un autre endroit du bureau de manière aléatoire.



FIGURE 3.11 – Application “curseur orienté”.

Dans le but d’améliorer le retour visuel de l’utilisateur lorsqu’il ne peut plus réaliser de mouvement, des mains virtuelles peuvent être représentées sur l’écran, comme on peut le voir sur la figure 3.12. Ce retour visuel a été programmé de telle sorte que les mains se referment puis s’ouvrent à chaque détection d’une intention de mouvement selon sa latéralité. Par exemple, si l’ICM hybride détecte une intention de mouvement de la main gauche, alors la main virtuelle située à gauche est activée. Ce retour visuel réaliste est placé à la première personne de manière à simuler les mains de l’utilisateur, comme dans les travaux présentés par Ono *et coll.* [Ono *et al.*, 2013]. L’intérêt d’un tel retour visuel est, d’une part, de fournir

à l'utilisateur une information supplémentaire sur la commande envoyée, d'autre part, en intégrant ces animations, on espère renforcer les motifs neurophysiologiques (ERD/ERS), dans les signaux EEG liés à la tâche motrice réalisée.

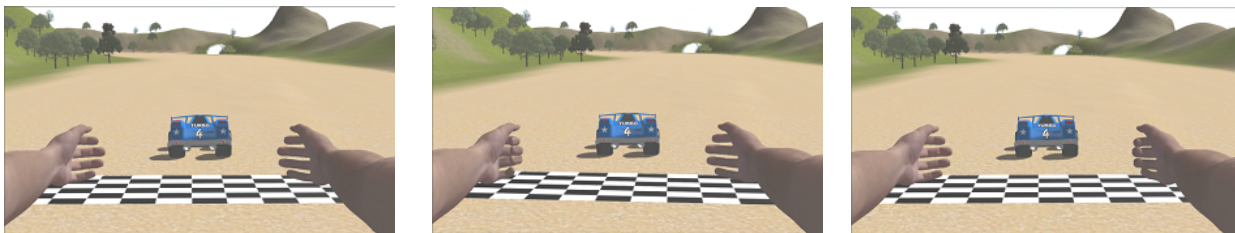


FIGURE 3.12 – Mains virtuelles.

### 3.5 Conclusion

J'ai présenté, dans une première partie de ce chapitre, les méthodes de traitement appliquées aux différents types de signaux recueillis par notre ICM hybride. Les informations issues du traitement de ces signaux permettent de détecter une intention de mouvement de la main, à différents niveaux de la commande motrice. L'intérêt de notre ICM hybride est de pouvoir s'adapter à la diminution progressive de motricité d'un patient souffrant de myopathie de Duchenne. Dans mes travaux, l'ICM hybride ne traite qu'un seul type de signal à la fois pour détecter une intention de mouvement, comme nous le verrons dans le chapitre suivant. Néanmoins, celle-ci a été développée dans la perspective de fusionner les informations provenant de l'ensemble des signaux, afin de s'adapter à la motricité du patient.

L'information provenant du traitement en temps réel de ces signaux permet de contrôler la trajectoire de déplacement d'un mobile dans un environnement virtuel, comme je l'ai présenté dans la seconde partie du chapitre. La vitesse de déplacement du mobile et ses changements de direction sont définis par les signaux de contrôle  $l(t)$  et  $r(t)$ , caractérisant une intention de mouvement respectivement de la main gauche et droite. Par conséquent, l'ICM hybride permet trois degrés de liberté correspondant à un mouvement de la main gauche, de la main droite, et des deux mains simultanément. Une perspective concernant le contrôle de trajectoire est d'ajouter un degré de liberté supplémentaire, en prenant en compte le mouvement des pieds.

Enfin, la dernière partie du chapitre a présenté les différentes applications de navigation dans un environnement virtuel que nous avons développées au laboratoire. Ces applications permettent de diriger un mobile dans un environnement 3D et 2D, en utilisant le contrôle de trajectoire proposé. Les applications 3D sont

utiles, dans un premier temps, pour laisser l'utilisateur se familiariser au contrôle de notre ICM hybride de manière ludique. Dans un second temps, l'utilisateur peut passer au contrôle d'une application 2D de type curseur orienté.



## Chapitre 4

### Evaluations expérimentales

*Ce chapitre présente, dans une première partie, les résultats expérimentaux concernant l'évaluation de notre mode de contrôle d'une application par la définition d'une trajectoire. Le contrôle est réalisé en vue immersive puis aérienne, afin de simuler le passage d'un environnement 3D vers un environnement 2D. Cette évaluation est réalisée dans l'optique de contrôler un curseur orienté, après s'être entraîné sur une application 3D. Dans une seconde partie, j'évalue la capacité de notre ICM hybride à s'adapter à la motricité du patient myopathe. C'est pourquoi, l'expérimentation prévoit le contrôle d'une application 3D à partir des signaux joysticks, puis EMG. Enfin, dans une troisième partie, je décris l'évaluation, hors-ligne, de la possibilité d'utiliser les signaux EEG pour contrôler une application. Cette dernière évaluation est également réalisée dans le but de vérifier la possibilité d'adapter la modalité de contrôle aux capacités motrices du patient.*

#### 4.1 Introduction

Dans un premier temps, nous évaluons, d'un point de vue interface homme-machine (IHM), le mode de contrôle de trajectoire proposé dans le chapitre précédent, dans un environnement 3D puis 2D. Cette évaluation est réalisée à partir du contrôle d'une même application, en vue immersive puis en vue aérienne. Le contrôle selon ces deux vues permet de simuler le passage d'un environnement 3D vers un environnement 2D, dans l'optique d'utiliser le même contrôle de trajectoire pour diriger un curseur orienté.

Dans une seconde partie, j'évalue sur des sujets sains le contrôle d'une application en utilisant les signaux issus des joysticks, puis ceux provenant de l'EMG. Cette étude présente un intérêt dans la mesure où la motricité des patients myopathes se dégrade progressivement. Dans un premier temps, l'étude permet de simuler le contrôle de notre ICM hybride lorsque la motricité de l'utilisateur est

suffisante pour actionner les joysticks. En revanche, dans un second temps, nous considérons que la motricité n'est pas suffisante pour actionner les joysticks, c'est pourquoi l'ICM hybride utilise les signaux EMG pour contrôler l'application.

Enfin, dans une troisième partie, nous évaluons la possibilité d'utiliser les signaux EEG pour contrôler une application en temps réel. Cette évaluation présente également un intérêt concernant l'adaptation de notre ICM hybride à la motricité du patient. En effet, l'utilisation des signaux EEG permettrait au patient de contrôler une application lorsque celui-ci n'a plus de motricité. L'évaluation est réalisée hors-ligne, à partir de la méthode de traitement des signaux EEG que nous avons développée.

Les différentes ressources matérielles et logicielles utilisées au cours de nos expérimentations sont détaillées respectivement dans les annexes B et C.

## 4.2 Contrôle de trajectoire dans un environnement 3D et 2D

Cette partie évalue, au travers de résultats quantitatifs et qualitatifs, le contrôle de trajectoire proposé par notre ICM hybride exploitant les signaux provenant des joysticks. Initialement, l'évaluation prévoyait également le contrôle de l'application à partir des signaux EMG, mais ces résultats ne seront pas présentés dans le manuscrit comme je l'expliquerai par la suite. L'évaluation est réalisée à partir de l'application labyrinthe en utilisant deux modes de contrôle, l'un en vue immersive et l'autre en vue aérienne, simulant le passage d'une application 3D vers 2D. L'expérimentation permet également d'évaluer l'intérêt de présenter des mains virtuelles animées à l'utilisateur. Le protocole permettant le recueil des données expérimentales est présenté dans la partie suivante.

### 4.2.1 Protocole expérimental

Le protocole d'origine, utilisé lors de mes expérimentations, est présenté dans l'annexe A.1. Cette annexe est complémentaire au protocole décrit dans cette partie, elle présente notamment les différentes étapes permettant la réalisation de l'expérimentation.

#### 4.2.1.1 Participants

L'expérimentation a été réalisée par 9 sujets sains, 6 hommes et 3 femmes, âgés de 20 à 53 ans. Ces sujets ont été recrutés parmi les membres du laboratoire CRIS-



tAL (6 sujets), les étudiants de l'université Lille1 (2 sujets), et un externe à l'université. Seulement deux sujets avaient déjà dirigé l'application en utilisant le contrôle de trajectoire proposé dans le chapitre précédent.

#### 4.2.1.2 Préparation

La figure 4.1 représente l'un des utilisateurs au cours d'une expérimentation réalisée au laboratoire. Afin d'éviter au maximum les mouvements parasites, les utilisateurs sont installés confortablement dans un fauteuil face à l'écran affichant l'application à contrôler. Les utilisateurs étaient également informés d'éviter de cligner des yeux et de contracter la mâchoire au cours de l'expérimentation pour ne pas enregistrer l'activité des muscles de la face. La figure 4.2 présente le positionnement des mains au niveau de chaque joystick de manière à les activer avec l'index.



FIGURE 4.1 – Vue générale.

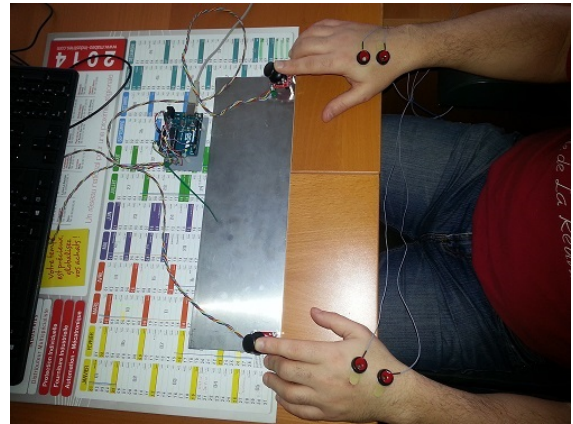


FIGURE 4.2 – Positionnement des mains.

Afin d'enregistrer l'activité cérébrale, les sujets portaient un bonnet EEG (g.GAMMAcap de g.tec) permettant de positionner dix électrodes (C1, C2, C3, C4, C5, C6, FC3, CP3, FC4, CP4) selon le système international 10/20 [Klem *et al.*, 1999]. Le positionnement des électrodes à l'aplomb du cortex moteur est représenté sur la figure 4.3. Deux autres électrodes placées au niveau du lobe de l'oreille droite et du front servaient respectivement de référence et de masse. De plus, pour permettre l'enregistrement d'un signal EMG bipolaire au niveau de chaque main, deux électrodes étaient placées au niveau de chacune d'elles, comme illustré sur la figure 4.2. Du gel était appliqué entre les électrodes et la peau, afin d'améliorer la qualité du signal recueilli.

Sur l'amplificateur g.USBamp de g.tec<sup>1</sup>, les signaux EMG et EEG sont amplifiés et échantillonnés à 512 Hertz. Les signaux issus de chaque électrode sont monopo-

1. <http://gtec.at>



laire, échantillonnés à 512 Hz, et filtrés passe-bande entre 0,01 et 200 Hz (Butterworth d'ordre 8). Un filtre coupe-bande autour de 50 Hz (Butterworth d'ordre 4) est également utilisé pour éliminer le bruit lié au réseau électrique. Enfin, pour compléter la protection vis-à-vis des perturbations causées par le réseau électrique, les dispositifs électroniques (ordinateurs, amplificateur) permettant l'expérimentation étaient alimentés sur batterie.

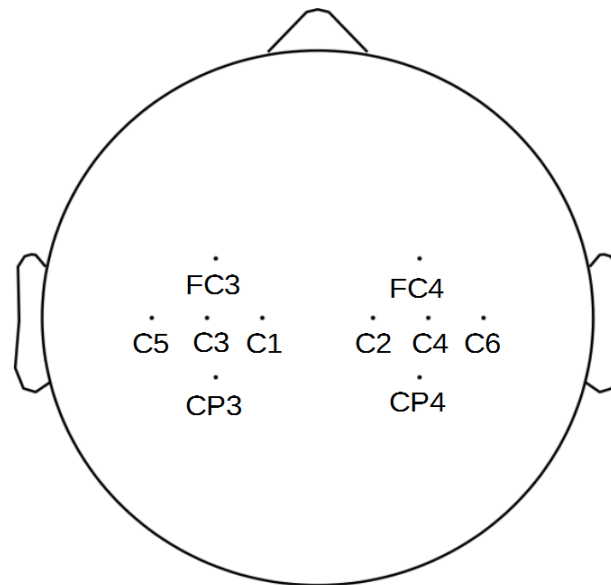


FIGURE 4.3 – Placement des électrodes EEG.

#### 4.2.1.3 Organisation globale de l'expérimentation

La figure 4.4 illustre l'organisation du protocole expérimental. Ce protocole est constitué de deux séances, d'environ une heure, réalisées lors de différentes journées. Lors de chaque séance, le protocole prévoit de piloter l'application labyrinthe en utilisant le contrôle de trajectoire proposé par notre ICM hybride. Les résultats de la première séance sont présentés dans cette partie, car ils permettent de comparer les performances entre le contrôle de l'application en vue immersive et en vue aérienne, afin d'évaluer le passage d'un environnement 3D vers un environnement 2D.

En revanche, les résultats expérimentaux recueillis lors de la deuxième séance ne sont pas présentés dans ce chapitre. En effet, cette seconde séance permettait de comparer le contrôle de l'application à partir des signaux joysticks puis EMG, dont les résultats ont été présentés à la conférence AHFE [Rouillard *et al.*, 2015b]. Comme les résultats obtenus lors d'une autre campagne d'expérimentation, prévoyant également de comparer ces deux moyens d'interaction, sont présentés dans la seconde partie de ce chapitre, il ne nous a pas semblé nécessaire d'insister sur

cet aspect. Néanmoins, l'organisation de la deuxième séance est décrite dans cette partie pour pouvoir reproduire l'expérimentation.

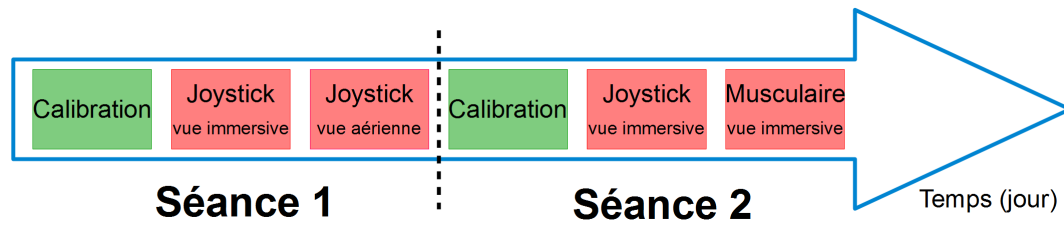


FIGURE 4.4 – Organisation de l'expérimentation.

Chaque séance est constituée de trois phases, dont une première de calibration, suivie de deux autres permettant le contrôle de l'application dite "labyrinthe". La phase de calibration commune aux deux séances permet d'enregistrer un jeu de signaux EMG et EEG. Les signaux EMG recueillis lors de cette phase sont utilisés pour définir les paramètres nécessaires au contrôle de l'application lors de la seconde séance. En revanche, les signaux EEG enregistrés lors de cette expérimentation n'ont pas fait l'objet d'étude dans cette thèse.

Durant la phase de calibration, le sujet active les joysticks avec la main droite, la main gauche, ou les deux simultanément selon la direction de la flèche orange affichée à l'écran. La figure 4.5 montre, de gauche à droite, trois orientations différentes de la flèche. En mode "guidon de vélo", pour diriger le mobile vers la gauche, il faut actionner le joystick gauche et pour le diriger vers la droite, le joystick droit. Pour faire avancer le mobile dans la direction actuelle, il faut actionner les deux joysticks simultanément. Afin de procurer à l'utilisateur un retour visuel durant cette phase, le personnage du labyrinthe placé au centre de l'écran est animé en fonction du joystick actionné.



FIGURE 4.5 – Phase de calibration.

Pour cette expérimentation, le mode de contrôle de trajectoire n'intégrait pas de fonction de transfert. Par conséquent, l'envoi des commandes vers l'application était réalisé par mouvements continus, dès lors que l'utilisateur souhaitait déplacer le personnage dans le labyrinthe.

#### 4.2.1.4 Séance 1

La séance 1 est constituée, après la première phase de calibration, de deux phases successives permettant le contrôle de l'application à partir des signaux joysticks, comme illustré à la figure 4.4. Le contrôle du personnage est réalisé dans un premier temps en vue immersive, puis en vue aérienne, comme le montrent respectivement les figures 4.6a et 4.6b. La consigne demandée à l'utilisateur est de sortir le personnage du labyrinthe en suivant le marquage jaune au sol. Aucune contrainte de temps ne lui est imposée, afin qu'il puisse se concentrer uniquement sur le contrôle de la trajectoire du personnage. A la fin de la séance, un questionnaire est rempli par les utilisateurs de manière à obtenir des informations qualitatives concernant le contrôle de l'application. Un exemplaire du questionnaire est présenté dans l'annexe A. Comme énoncé précédemment, cette séance permet d'évaluer l'intérêt de notre contrôle de trajectoire lors du passage d'un environnement virtuel 3D vers un environnement virtuel 2D. De plus, la présence des mains animées permet d'évaluer leur intérêt pour l'utilisateur.

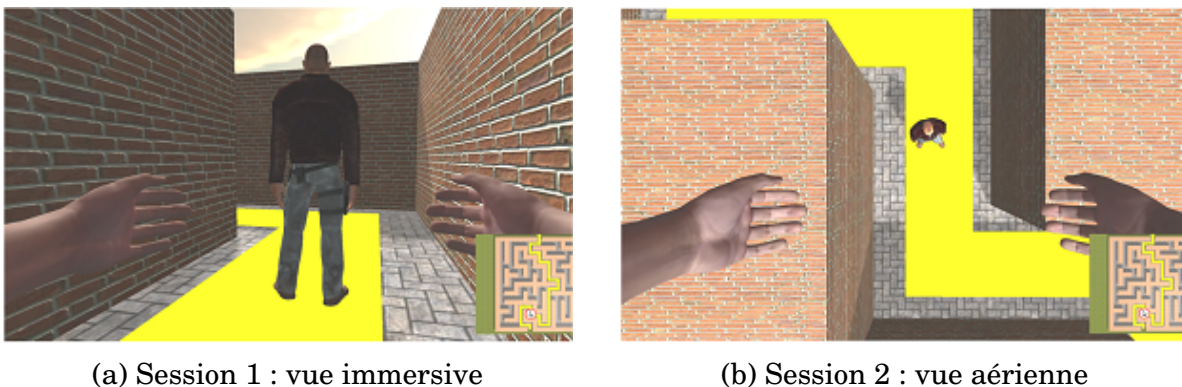


FIGURE 4.6 – Protocole expérimental

#### 4.2.1.5 Séance 2

La séance 2 est organisée de la même manière que la séance 1 : une phase de calibration, suivie de deux phases de contrôle de l'application labyrinthe. En revanche, le contrôle de l'application est réalisé uniquement en vue immersive, dans un premier temps à partir des signaux issus des joysticks, puis en utilisant les signaux EMG. Le traitement appliqué aux signaux EMG pour contrôler l'application était différent de celui présenté dans le chapitre 3. Les détails du traitement utilisé lors de cette expérimentation sont décrits dans l'article présenté à la conférence AHFE [Rouillard *et al.*, 2015b]. Enfin, un questionnaire était rempli par l'utilisateur à la fin de la séance.

## 4.2.2 Résultats (séance 1)

Cette partie présente les résultats obtenus lors de la séance 1, et présentés lors de la conférence HCII [Rouillard *et al.*, 2015a]. Nous considérons que le niveau de performance est inversement proportionnel au temps, exprimé en secondes, mis par l'utilisateur pour sortir le personnage du labyrinthe. La figure 4.7 (a) présente, sous forme de diagrammes, le temps de parcours du labyrinthe pour chaque sujet lors de la phase en vue immersive et aérienne. Les résultats semblent similaires quelle que soit la phase, à l'exception des sujets 2, 3, et 9. En effet, pour ces sujets le temps de parcours obtenu en vue immersive est supérieur à celui obtenu en vue aérienne, respectivement de 80, 37, et 76 secondes. En revanche, les sujets 1, 6, et 7 mettent plus de temps pour terminer l'application en vue aérienne.

La figure 4.7 (b) présente les temps de parcours pour chaque phase sous la forme d'une boîte à moustaches. La médiane des temps de parcours sur l'ensemble des sujets est légèrement supérieure pour la phase en vue immersive (140 s) que pour la phase en vue aérienne (128 s). De plus, la dispersion des temps, observée lors de la première phase, est nettement supérieure à celle observée lors de la seconde phase. En effet, la figure 4.7 (b) indique des différences entre le premier et le troisième quartile plus importantes lors du contrôle en vue immersive (39 s) que lors du contrôle en vue aérienne (19 s). Ceci est confirmé par des temps de parcours extrêmes plus importants lors de la première phase ( $V_{min}=102$  et  $V_{max}=250$  s) que lors de la seconde phase ( $V_{min}=112$  et  $V_{max}=174$  s).

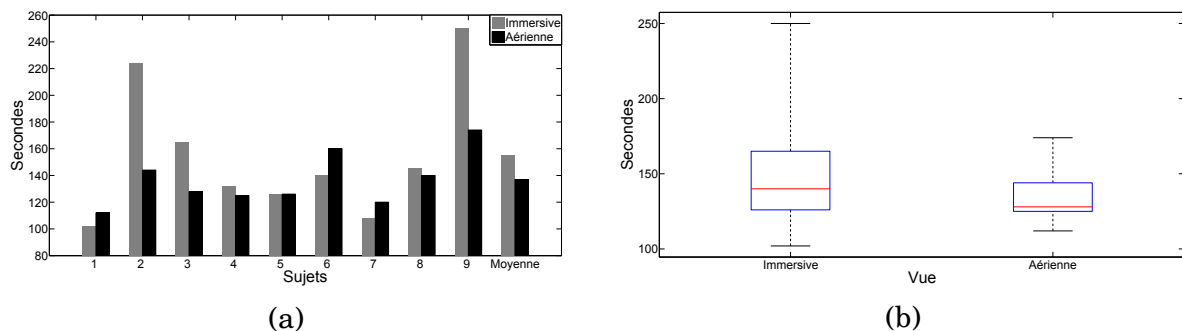


FIGURE 4.7 – (a) Temps de parcours obtenus pour chaque sujet lors de chaque phase. (b) Boîte à moustaches pour chaque phase.

## 4.2.3 Discussion

D'après les résultats de la figure 4.7 (a), obtenus lors de la séance 1, quelle que soit la phase tous les sujets ont réussi à sortir du labyrinthe en utilisant notre contrôle de trajectoire, démontrant son efficacité pour piloter une application en réalité virtuelle. De plus, ces résultats sont appuyés par des données qualitatives,

indiquant qu’une majorité d’utilisateurs (55 %) estiment le contrôle du personnage intuitif ou très intuitif, tandis que les autres sujets le trouvent modérément intuitif. Les données ne permettent pas de savoir pourquoi ces derniers sujets l’estiment modérément intuitif, ni même s’il s’agit du contrôle en vue immersive ou aérienne. Néanmoins, lors de l’expérimentation, le contrôle de trajectoire était de type “guidon de vélo”, c’est-à-dire que le personnage réalisait une rotation vers la gauche quand un mouvement gauche était détecté. Un pilotage inversé, de type “char d’assaut”, aurait peut-être été plus intuitif pour ces sujets.

Malgré un temps moyen obtenu lors de la phase en vue immersive (155 s) légèrement supérieur à celui obtenu lors de la phase en vue aérienne (137 s), un test non-paramétrique de Wilcoxon n’indique pas de différence significative ( $p$ -value = 0,44, avec un risque alpha de 5 %) entre ces deux phases. Par conséquent, cela semble indiquer que le contrôle de trajectoire proposé peut être utilisé pour diriger un mobile tant dans un environnement 3D que dans un environnement 2D. Cette différence de moyenne, également observée pour la médiane (voir figure 4.7 (b)), est due à l’écart important des temps de parcours obtenus lors des deux phases par les sujets 2, 3, et 9. Cet écart peut s’expliquer par un effet d’apprentissage de la part de l’utilisateur. En effet, lors de la phase en vue immersive ce dernier découvrait l’environnement dans lequel son personnage évolue, et surtout le contrôle de trajectoire permettant de le diriger. Il serait intéressant de réaliser une phase supplémentaire durant laquelle l’utilisateur contrôle à nouveau le personnage en vue immersive, afin de confirmer cette hypothèse. Cet effet d’apprentissage peut également expliquer l’homogénéisation des temps de parcours pour l’ensemble des sujets lors du contrôle en vue aérienne, caractérisée par une dispersion plus faible par rapport au contrôle en vue immersive.

La différence de temps entre le contrôle en vue immersive et aérienne peut également s’expliquer par des résultats qualitatifs. Ces résultats indiquent que les utilisateurs s’estimaient être plus concentrés lors du contrôle en vue aérienne. Cette concentration plus importante de la part de l’utilisateur peut-être inhérente au mode de contrôle en vue aérienne. En effet, celui-ci demande un effort mental supplémentaire afin d’identifier la latéralité du personnage, et envoyer la commande souhaitée. La figure 4.8 présente le personnage en vue aérienne selon deux orientations différentes, avec une rotation de 180 degrés l’un par rapport à l’autre. Dans le premier cas (voir figure 4.8 (a)) la latéralité du personnage est la même que celle de l’utilisateur, tandis que dans le second cas (voir figure 4.8 (b)) celle-ci est inversée. Concernant les sujets 1, 6, et 7, cette contrainte peut expliquer la légère augmentation des temps de parcours lors de la phase en vue aérienne.

Enfin, les résultats qualitatifs concernant l’animation des mains virtuelles in-



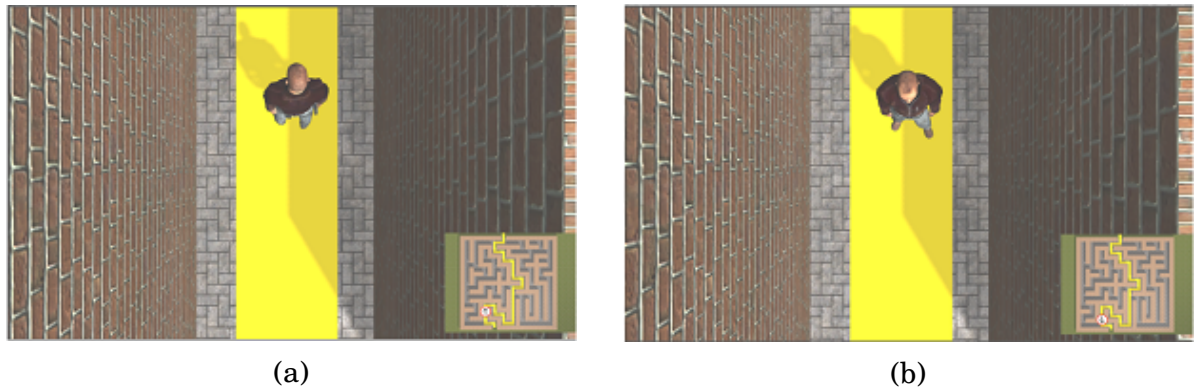


FIGURE 4.8 – Orientation du personnage avec latéralité similaire (a) et inverse (b) à celle de l'utilisateur.

diquent qu'une large majorité (89 %) d'utilisateurs ne les ont pas trouvés utiles. L'intérêt de ces animations est de donner une information supplémentaire à l'utilisateur sur la commande qu'il a envoyée, et dans le même temps de renforcer les motifs ERD/ERS liés à la tâche motrice réalisée. Néanmoins, d'après ces résultats, l'application semble suffisamment immersive pour ne pas nécessiter l'affichage de retours visuels supplémentaires. De plus, étant donné que les utilisateurs ne semblent pas prêter attention à ces animations, il semble peu probable qu'elles aient un impact sur le renforcement des motifs ERD/ERS. C'est pourquoi, ces animations ne seront pas utilisées lors de la seconde campagne d'expérimentations, dont les résultats sont présentés dans la partie suivante.

### 4.3 Contrôle de trajectoire utilisant les signaux joysticks et EMG.

Cette étude compare les résultats obtenus lors du contrôle de l'application "karting" à partir des joysticks, avec ceux obtenus lors du contrôle de la même application en utilisant les signaux EMG. Cette comparaison permet d'évaluer la capacité de notre ICM hybride à s'adapter à la motricité du patient. Cette expérimentation prévoit également l'enregistrement des signaux cérébraux provenant d'électrodes situées à l'aplomb du cortex moteur. Ces signaux seront analysés hors-ligne à partir de notre méthode de traitement EEG, et les résultats seront présentés dans la suite du chapitre. Le protocole permettant le recueil des données expérimentales est présenté dans la partie suivante.

#### 4.3.1 Protocole expérimental

Le protocole d'origine, utilisé lors de mes expérimentations, est présenté dans l'annexe A.2. Cette annexe est complémentaire au protocole décrit dans cette par-

tie, elle présente notamment les différentes étapes permettant la réalisation de l'expérimentation.

#### 4.3.1.1 Participants

L'expérimentation a été réalisée par 10 sujets sains, 7 hommes et 3 femmes, âgés de 20 à 53 ans. Ces sujets ont été recrutés parmi les membres du laboratoire CRISAL (4 sujets), les étudiants de l'université Lille1 (4 sujets), et deux externes à l'université. Parmi ces sujets, cinq d'entre eux avaient déjà réalisé l'expérimentation décrite précédemment. Par conséquent, ils étaient familiers au contrôle de trajectoire de notre ICM hybride.

#### 4.3.1.2 Préparation

La figure 4.9 représente le positionnement d'un des sujets lors de l'expérimentation. Pour limiter les mouvements parasites, chaque sujet est installé confortablement dans un fauteuil face à l'écran qui affiche l'application, les bras reposant sur les accoudoirs. La figure 4.10 montre le positionnement des mains au niveau des joysticks de manière à les activer avec l'index. De plus, les sujets étaient également informés d'éviter de cligner des yeux et de contracter la mâchoire au cours de l'expérimentation pour ne pas enregistrer d'activité musculaire parasite dans les signaux EEG.



FIGURE 4.9 – Vue générale de l'expérimentation.



FIGURE 4.10 – Positionnement des électrodes EMG.

Afin d'enregistrer leur activité cérébrale, les sujets portaient un bonnet EEG (g.GAMMAcap de g.tec) permettant de positionner, selon le système international 10/20 [Klem *et al.*, 1999], douze électrodes : C1, C2, C3, C4, C5, C6, FC3, CP3, FC4, CP4, Cz, et CPz. La figure 4.11 illustre le placement des électrodes à l'aplomb du cortex moteur. Les signaux EEG issus de ces électrodes sont connus pour enregis-

trer des motifs neurophysiologiques (ERD/ERS) lors d'un mouvement de la main droite, de la main gauche, et des pieds. Deux autres électrodes placées au niveau du lobe de l'oreille droite et du front servaient respectivement de référence et de masse. Pour permettre l'enregistrement d'un signal EMG bipolaire au niveau de chaque main, deux électrodes étaient placées sur chacune d'elles. La figure 4.10 représente le positionnement des électrodes EMG, afin d'enregistrer le signal à la surface du muscle permettant un mouvement d'abduction de l'index. Enfin, du gel était appliqué entre les électrodes et la peau, afin d'améliorer la qualité des signaux.

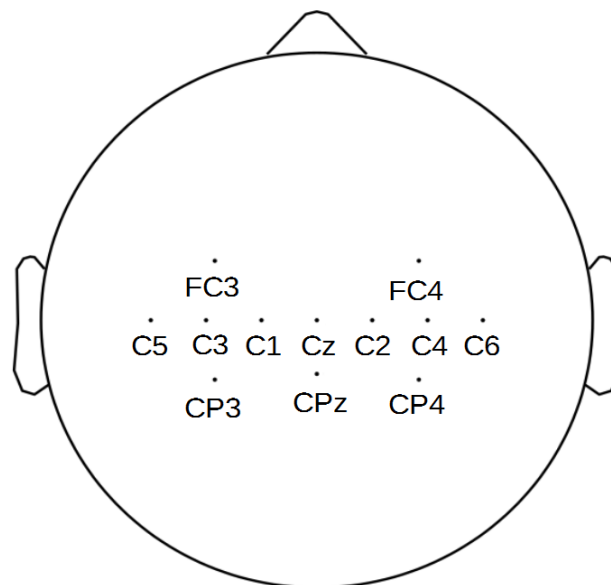


FIGURE 4.11 – Placement des électrodes EEG.

Les signaux bruts issus des électrodes EMG et EEG correspondent à des signaux monopolaires, échantillonnés à 512 Hz, et filtrés passe-bande entre 0,01 et 200 Hz (Butterworth d'ordre 8). Un filtre coupe-bande autour de 50 Hz (Butterworth d'ordre 4) est également utilisé pour éliminer le bruit lié au réseau électrique. Enfin, comme lors de la première expérience relatée dans ce chapitre, les dispositifs électroniques (ordinateurs, amplificateur) permettant l'expérimentation étaient alimentés sur batterie, pour prévenir le bruit lié au réseau électrique.

#### 4.3.1.3 Organisation de l'expérimentation

La figure 4.12 illustre l'organisation de l'expérimentation. Le protocole expérimental est constitué de deux séances, elles-mêmes divisées en trois phases. Les séances durent environ une heure et sont réalisées lors de différentes journées.

La première phase de chaque séance prévoit de piloter l'application karting en vue immersive, en utilisant le contrôle de trajectoire proposé par notre ICM hy-



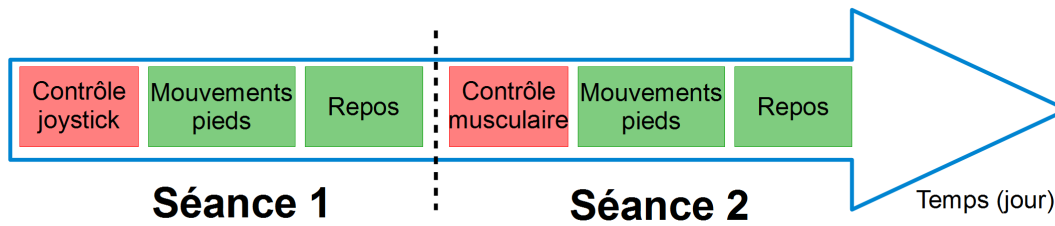


FIGURE 4.12 – Organisation de l'expérimentation.

bride. Lors de la séance 1, les signaux provenant des joysticks sont pris en compte pour contrôler l'application. Les utilisateurs ont pour consigne de réaliser des mouvements d'abduction de l'index pour activer les joysticks. En revanche, lors de la séance 2 les signaux joysticks sont coupés, et l'utilisateur contrôle l'application grâce aux signaux EMG sans qu'il en soit averti. Par conséquent, au cours de cette deuxième séance, l'utilisateur envoie une commande en réalisant le même mouvement d'abduction de l'index sur les joysticks, même si ils sont débranchés. L'intérêt de ne pas avertir l'utilisateur est de comparer, de manière plus objective, leur ressenti concernant le contrôle de l'application à partir des deux moyens d'interaction. De plus, cela permet de positionner les électrodes EMG aux mêmes emplacements lors des deux séances. Lors de la deuxième séance, les signaux EMG sont traités en temps réel à partir de la méthode de traitement proposée dans le chapitre précédent. Le seuil permettant de détecter un mouvement de la main est adapté à chaque utilisateur à partir des signaux EMG recueillis lors de la première séance.

La première phase de chaque séance prévoit également l'enregistrement des signaux cérébraux, de manière à obtenir deux jeux de signaux EEG. Ces signaux sont enregistrés lors de mouvements de la main droite, de la main gauche, et les deux mains simultanément. Ces jeux de signaux seront analysés hors-ligne pour évaluer notre méthode de traitement des signaux EEG dans un cas multi-classes, dont les résultats sont présentés dans la suite de ce chapitre. Ce protocole présente l'avantage d'être asynchrone, étant donné que l'utilisateur réalise un mouvement quand il souhaite envoyer une commande. De plus, le retour visuel procuré par l'application permet d'enregistrer des signaux EEG étiquetés, en réalisant une tâche ludique alors que généralement cette étape est rébarbative. En revanche, le nombre de mouvements par latéralité est aléatoire, et dépend du parcours réalisé par l'utilisateur.

Afin d'analyser les signaux EEG dans une fenêtre temporelle suffisamment importante pour identifier des motifs neurophysiologiques (ERD/ERS) liés à une tâche motrice, on contraint l'utilisateur à réaliser des mouvements brefs et espacés. De ce fait, les signaux de contrôle sont post-traités par la fonction de transfert dynamique décrite dans la section 3.3. Cette fonction de transfert dynamique modifie la

cinétique du karting, de telle sorte qu'on observe une inertie lors de son déplacement. En d'autres termes, dès l'envoi d'une commande, la vitesse du karting atteint sa valeur maximale puis diminue progressivement jusqu'à l'envoi de la commande suivante.

Pour le familiariser avec ce mode de commande, lors de la première phase, on impose à l'utilisateur de respecter une période d'inaction de quatre secondes entre chaque commande envoyée. La figure 4.13 illustre le feu tricolore, de type circulation de la route, utilisé pour informer l'utilisateur de cette contrainte de temps. La couleur du feu informe l'utilisateur sur la possibilité ou non d'envoyer une commande. Lorsque le feu est vert (figure 4.13 (a)) l'envoi d'une commande est possible, tandis que le feu rouge (figure 4.13 (b)) matérialise la période d'inaction imposée. Dans cette expérimentation, le feu orange n'a pas été utilisé.



FIGURE 4.13 – (a) Feu vert : possibilité d'envoyer une commande. (b) Feu rouge : période d'inaction.

Le contrôle du karting est réalisé en mode “char d'assaut”, un mouvement de la main gauche entraînant une rotation du mobile vers la droite. L'objectif de l'utilisateur est de réaliser un tour complet du circuit. L'application est paramétrée au niveau de difficulté le plus faible, de telle sorte qu'il n'y ait aucune voiture concurrente sur le circuit. D'après les résultats de l'expérimentation précédente, l'utilisateur ne semble pas prêter attention aux mains virtuelles, c'est pourquoi elles ne sont pas affichées durant cette expérimentation.

Une perspective énoncée précédemment est d'intégrer un degré de liberté supplémentaire, en détectant un mouvement différent de celui des mains. C'est pourquoi, les deuxièmes et troisièmes phases, identiques à chaque séance, permettent d'enregistrer des jeux de signaux EEG étiquetés, respectivement lors de mouvements des pieds et d'une période de repos. Par conséquent, on obtient deux jeux de signaux enregistrés lors de mouvements des pieds, et deux jeux de signaux enregistrés lors d'une période de repos. Les jeux de signaux sont analysés hors-ligne dans la suite du chapitre, pour évaluer notre méthode de traitement EEG dans un cas binaire

(pieds versus repos). La deuxième phase prévoit l'enregistrement des signaux EEG selon un protocole synchrone, sans retour visuel par l'intermédiaire de l'application. Un signal sonore informe l'utilisateur quand il doit réaliser le mouvement des pieds. Il s'agit de mouvements brefs ( $< 1$  s) répétés 25 fois pour chaque séance, avec une pause de durée fixe (8 s) entre chaque mouvement. Lors de la troisième phase, on demande à l'utilisateur de ne réaliser aucun mouvement pendant 3,5 minutes, de manière à enregistrer les signaux EEG au cours d'une période prolongée d'inactivité.

### 4.3.2 Résultats

Les résultats présentés dans cette partie correspondent au temps, exprimé en seconde, mis par l'utilisateur pour réaliser un tour complet du circuit à partir des signaux joysticks puis EMG. La figure 4.14 (a) présente sous forme de diagrammes les résultats expérimentaux obtenus par chaque sujet lors des deux séances. Selon ces résultats, le temps pour effectuer le tour de circuit est supérieur lors de la première session que lors de la seconde, pour les sujets 1, 4, 5, 6, 7, 9, et 10. Ce constat est surtout observé pour les sujets 1 et 10, lesquels diminuent leur temps respectivement de 60 et 200 secondes entre la première et la deuxième séance. De plus, cette diminution du temps de parcours entre les deux séances pour une majorité d'utilisateurs (7 sujets sur 10) est confirmée par une moyenne du temps de parcours inférieure lors de la deuxième séance de 34,7 secondes. En revanche, les résultats sont supérieurs lors du contrôle à partir des signaux EMG, pour les sujets 2 et 8. Pour ce dernier sujet, le temps augmente de 58 secondes entre la première et la seconde séance. Enfin on observe pour le sujet 3 une égalité parfaite entre les résultats des deux séances.

La figure 4.14 (b) présente les résultats obtenus pour chaque séance sous la forme d'une boîte à moustaches. La médiane des résultats sur l'ensemble des sujets est légèrement supérieure pour la première séance (336,5 s) que pour la seconde séance (315 s). Néanmoins la dispersion des résultats observée lors de la séance 1 est presque identique à celle observée lors de la séance 2. En effet, la figure 4.14 (b) indique un écart inter-quartile similaire lors du contrôle avec les joysticks (70 s) que lors du contrôle à partir des signaux EMG (73 s). Enfin, on observe un résultat maximal beaucoup plus important lors de la première séance ( $V_{\max}=605$  s) que lors de la seconde séance ( $V_{\max}=405$  s).

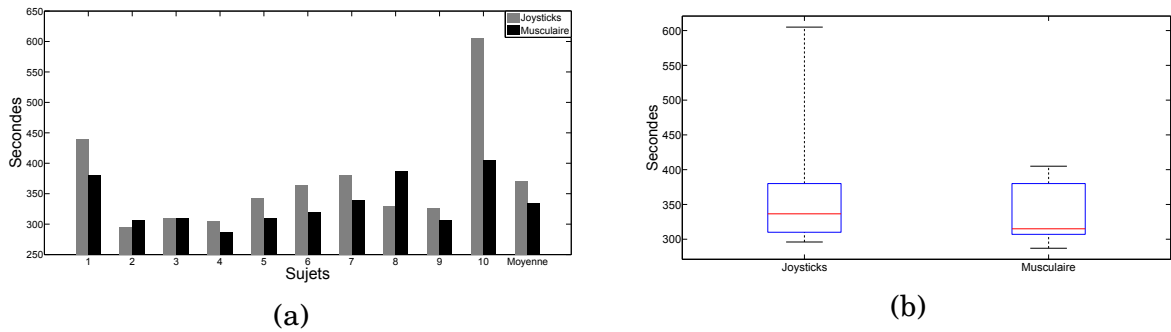


FIGURE 4.14 – (a) Résultats expérimentaux obtenus pour chaque sujet lors de chaque session. (b) Boîte à moustaches pour chaque session.

### 4.3.3 Discussion

D’après les résultats de la figure 4.14 (a), nous observons pour une majorité d’utilisateurs (7 sujets sur 10) une diminution du temps de parcours entre la première et la deuxième séance. Comme pour l’expérimentation précédente, cette diminution du temps peut s’expliquer par un effet d’apprentissage de la part des utilisateurs, notamment pour les sujets 1 et 10. En revanche, pour les sujets 2 et 8, le temps de parcours a augmenté de la séance 1 à la séance 2, notamment pour le dernier utilisateur (+58 s). Cela semble indiquer que le passage de l’utilisation, par notre ICM hybride, des signaux provenant des joysticks aux signaux EMG a eu un impact sur l’efficacité du contrôle de l’application.

Malgré un temps moyen obtenu lors de la première séance (370,1 s) légèrement supérieur à celui obtenu lors de la seconde séance (335,4 s), un test non-paramétrique de Wilcoxon n’indique pas de différence significative ( $p$ -value = 0,097, avec un risque alpha de 5 %) entre les deux moyens d’interaction. Ce test est appuyé par les résultats de la figure 4.14 (b). En effet, on observe un écart faible entre la médiane des deux séances (16,5 secondes) et une dispersion des temps de parcours similaire. Par conséquent, ces résultats semblent indiquer que l’utilisation, par notre ICM hybride, des signaux joysticks et EMG présentent une fiabilité similaire pour contrôler l’application. Une troisième séance, en utilisant les joysticks comme moyen d’interaction afin d’éliminer l’effet d’apprentissage observé entre la première et la deuxième séance, permettrait de confirmer cette hypothèse. Enfin, d’après les données qualitatives recueillies de manière informelle auprès de chaque utilisateur à la fin de la deuxième séance, aucun d’entre eux n’a ressenti de différence concernant le contrôle de l’application avec les deux moyens d’interaction. Ce ressenti est d’autant plus objectif que les utilisateurs n’étaient pas informés du changement de signaux (joysticks vers EMG) utilisés pour contrôler l’application.

## 4.4 Analyse des signaux EEG

Cette partie analyse les jeux de signaux EEG recueillis lors de l'expérimentation décrite dans le protocole précédent. Dans un premier temps, nous évaluons la possibilité d'utiliser les signaux EEG pour contrôler l'application karting, dans l'optique de s'adapter à la motricité du patient. C'est pourquoi notre méthode de traitement des signaux EEG est évaluée hors-ligne dans un cas multi-classes, afin de détecter une intention de mouvement de la main gauche, de la main droite, et les deux mains simultanément. Pour cela, on utilise les jeux de signaux EEG obtenus lors de l'expérimentation décrite précédemment. Ces jeux de signaux EEG sont enregistrés lors de la première phase de chaque séance, c'est-à-dire lors du contrôle de l'application à partir des signaux joysticks puis EMG.

Dans un second temps, nous souhaitons évaluer la possibilité d'intégrer un degré de liberté supplémentaire, en détectant une intention de mouvement des pieds. Notre méthode de traitement a ainsi été évaluée dans un cas binaire, à partir des signaux EEG enregistrés lors de mouvements réels des pieds et lors de périodes de repos. Pour cette évaluation dans un cas binaire, nous utilisons les jeux de signaux EEG obtenus lors de l'expérimentation précédente au cours de la phase 2 et 3 de chaque séance.

Afin d'évaluer notre méthode de traitement dans un cas multi-classes et binaire, les signaux EEG sont traités hors-ligne spécifiquement pour chaque utilisateur. Le mode apprentissage de notre méthode de traitement, décrit dans le chapitre 2 à la section 2.3.1, aide à identifier la distribution fréquentielle et temporelle des motifs ERD/ERS à partir d'un ensemble de courbes. Ces courbes, représentant la puissance du signal EEG dans des bandes de fréquences d'intérêt, permettent de sélectionner les intervalles temps-fréquence estimés comme les plus pertinents. Puis, l'ensemble des intervalles sélectionnés est évalué pour chaque utilisateur afin de déterminer leur performances de classification, en suivant le traitement du mode en ligne décrit dans le chapitre 2 à la section 2.3.2. Cette dernière étape permet d'affiner l'ensemble sélectionné de manière à trouver un compromis entre performance et parcimonie.

Etant donné que le protocole expérimental permettant le recueil des jeux de signaux EEG a déjà été décrit dans le chapitre 4 à la section 4.3.1, je présente directement dans la suite de cette partie les résultats obtenus dans un cas multi-classes puis binaire.

## 4.4.1 Cas multi-classes

Cette partie présente les résultats de notre méthode de traitement appliquée aux jeux de signaux EEG enregistrés lors des mouvements de la main gauche, de la main droite, et des deux mains simultanément. Dans un premier temps notre méthode est évaluée sur les jeux de signaux enregistrés lors de chaque séance, indépendamment l'un de l'autre. Cette évaluation intra-séance permet de comparer les résultats obtenus pour les deux séances. Dans un second temps, les intervalles temps-fréquence sélectionnés à partir du jeu de signaux de la première séance sont évalués sur le jeu de signaux de la seconde séance. Cette évaluation inter-séance permet d'évaluer la stabilité des ensembles d'intervalles temps-fréquence sélectionnés lors de la première séance, et la possibilité de les réutiliser pour de futures séances.

Etant donné que les utilisateurs réalisent des mouvements réels pour contrôler l'application, les instants de chaque début de mouvement sont déterminés à partir des signaux EMG. Un essai correspond à un mouvement de la main, dont la classe est définie par la latéralité du mouvement réalisé : droite, gauche, droite et gauche. De plus, les utilisateurs avaient pour consigne de réaliser des mouvements brefs, par conséquent on suppose que la durée de chaque mouvement ( $< 1$  s) est identique pour l'ensemble des sujets. Enfin, une analyse visuelle des signaux EEG permet d'identifier les essais bruités.

### 4.4.1.1 Résultats

Dans un premier temps, les signaux EEG ont été traités en suivant les étapes du mode apprentissage de notre méthode. Les signaux EEG enregistrés au niveau de C3 et C4 ont été filtrés spatialement par un Laplacien. On obtient ainsi deux signaux d'intérêt, sachant que le signal issu du filtrage spatial de C3 (respectivement C4) est connu pour présenter des motifs ERD/ERS lorsque l'utilisateur réalise un mouvement de la main droite (respectivement gauche). Ces signaux sont filtrés chacun par un ensemble de six filtres fréquentiels passe-bandes (Butterworth d'ordre 5), donnant ainsi six signaux d'intérêt pour chaque électrode. Enfin, le logarithme de la variance est calculé à partir de fenêtres glissantes puis agrégé afin de déterminer le décours temporel de la moyenne et de l'écart-type sur l'ensemble des essais.

A partir des courbes issues du traitement de ces signaux, les intervalles temps-fréquence les plus pertinents sont sélectionnés pour chaque classe. Enfin les filtres CSP sont déterminés pour chaque intervalle temps-fréquence, ainsi que les classificateurs LDA pour chaque classe, et l'indicateur de performance est calculé. Pour



déterminer la classe de chaque essai, nous utilisons l'indice de confiance (distance entre le vecteur de caractéristiques et l'hyperplan de séparation) en sortie de chaque classifieur. Les essais sont classés par le classifieur qui fournit l'indice de confiance le plus élevé.

Dans un premier temps, nous évaluons par validation croisée (5x5) les performances intra-séances de notre méthode de traitement, à partir des signaux EEG de chaque séance pris indépendamment l'un de l'autre. La validation croisée prend en compte une partie des essais (1/5) pour évaluer, à partir du processus de traitement du mode en ligne, les intervalles temps-fréquence sélectionnés. En revanche, le mode apprentissage prend en compte l'ensemble des essais dans son processus de traitement, excepté ceux dont les signaux EEG sont bruités. L'indice de performance utilisé correspond au taux de bonne classification, compris entre 0 et 1.

La figure 4.15 (a) indique les performances de chaque sujet en fonction de la séance. Les performances du sujet 10 lors de la deuxième séance ne sont pas représentées car les signaux EEG étaient trop bruités pour être exploités. Il ne semble pas y avoir de différences importantes entre les performances obtenues lors des séances 1 et 2. En effet, la moyenne des performances sur l'ensemble des sujets calculée pour le première séances (0.55) est légèrement inférieure à celle calculée pour la seconde séance (0.58). De plus, la figure 4.15 (b) représente la boîte à moustaches pour chaque séance. La médiane des performances obtenues lors de la première séance (0.54) est également légèrement inférieure à celle obtenue lors de la deuxième séance (0.57).

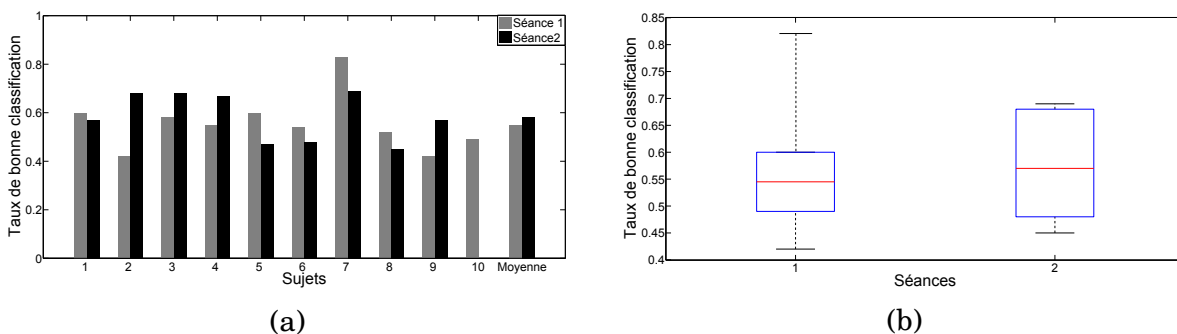


FIGURE 4.15 – (a) Taux de bonne classification pour chaque sujet en fonction de la séance. (b) Boîtes à moustaches pour chaque séance.

Malgré ces résultats, la figure 4.15 (a) présente pour certains sujets des écarts importants entre les performances obtenues pour chaque séance. C'est la cas notamment du sujet 2 pour lequel les performances augmentent (+26 points) entre la première et la deuxième séance, tandis que celles du sujet 7 décroissent (-14 points). Afin d'expliquer ces écarts de performances d'un point de vue neurophysiologique, les intervalles temps-fréquence sélectionnés pour les sujets 2 et 7 sont

représentés respectivement sur les figures 4.16 et 4.17. Il s'agit des intervalles temps-fréquence considérés comme les plus discriminants entre la classe de mouvement examinée (courbes rouges continues) et les autres classes de mouvement (courbes bleues pointillées). Les lignes verticales en pointillé délimitent l'intervalle de temps sélectionné pour chaque bande de fréquence. Enfin, la figure 4.18 indique les performances obtenues pour les classifieurs de chaque classe lors des deux séances, pour les sujets 2 (a) et 7 (b).

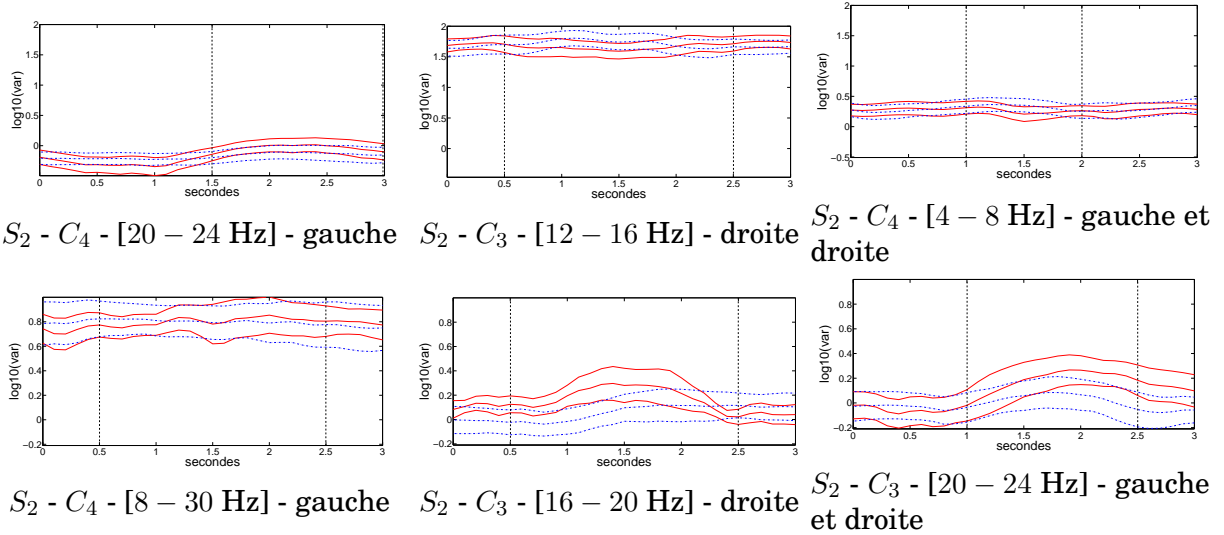


FIGURE 4.16 – Intervalles temps-fréquence du sujet 2 pour la séance 1 (première ligne) et 2 (deuxième ligne). Les lignes verticales noires en pointillés délimitent l'intervalle de temps.

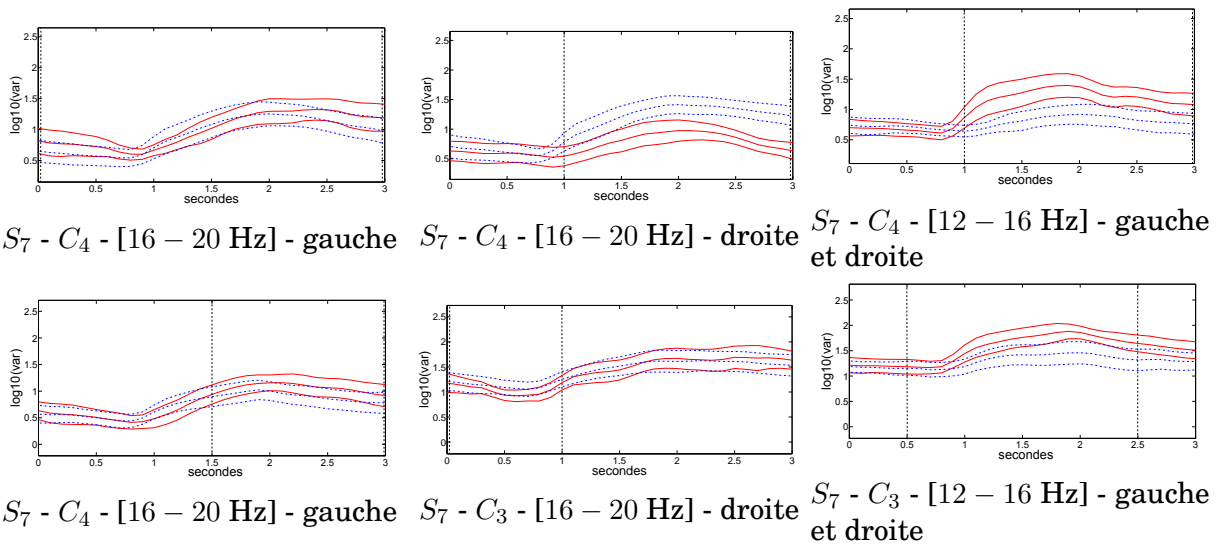


FIGURE 4.17 – Intervalles temps-fréquence du sujet 7 pour la séance 1 (première ligne) et 2 (deuxième ligne). Les lignes verticales noires en pointillés délimitent l'intervalle de temps.

Dans un second temps, on évalue les performances inter-séance de chaque sujet. Les intervalles temps-fréquence sélectionnés à partir des signaux EEG de la



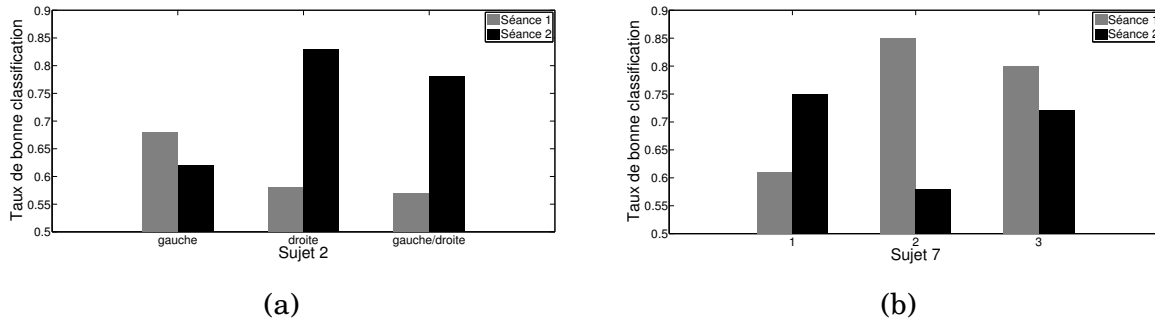


FIGURE 4.18 – Performances obtenues pour les classifieur de chaque tâche motrice lors des deux séances, pour le sujet 2 (a) et 7 (b).

séance 1 sont évalués sur les signaux EEG de la séance 2. L'indice de performance utilisé correspond également au taux de bonne classification, compris entre 0 et 1. La figure 4.19 compare, pour chaque sujet, les performances obtenues en inter-séance avec celles obtenues en intra-séance lors de la séance 1 et la séance 2 (également présentées sur la figure 4.15 (a)). Pour l'ensemble des sujets, les performances inter-séance sont inférieures à celles obtenues lors de la séance 1 et 2. Ce résultat est surtout observé chez le sujet 2, dont la performance inter-séance décroît de 28 et 54 points par rapport à celles obtenues respectivement lors de la séance 1 et 2. La figure 4.20 représente, pour le sujet 2, les intervalles temps-fréquence sélectionnés à partir des signaux EEG de la séance 1, et appliqués aux signaux EEG de la séance 2. Cette figure permet d'expliquer d'un point de vue neurophysiologique la performance inter-séance obtenues par le sujet 2 par rapport à celles obtenues lors de la séance 1 et 2.

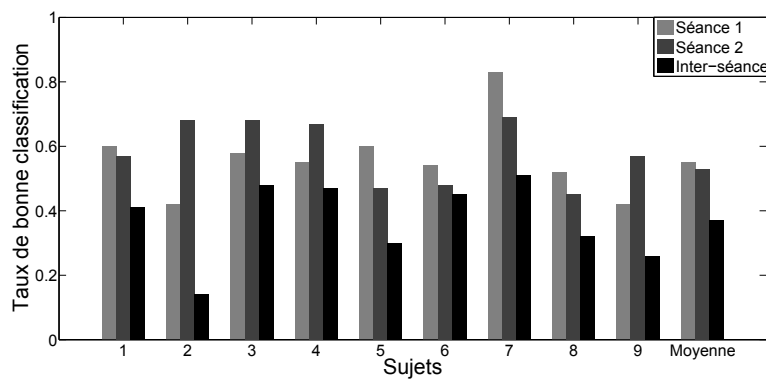


FIGURE 4.19 – Comparaison, pour chaque sujet, des performances inter-séances avec celles obtenues lors de la séance 1 et 2.

#### 4.4.1.2 Discussion

Dans un premier temps, la discussion porte sur les résultats intra-séances. La moyenne et la médiane de ces résultats, présentées respectivement sur la figure 4.15(a)

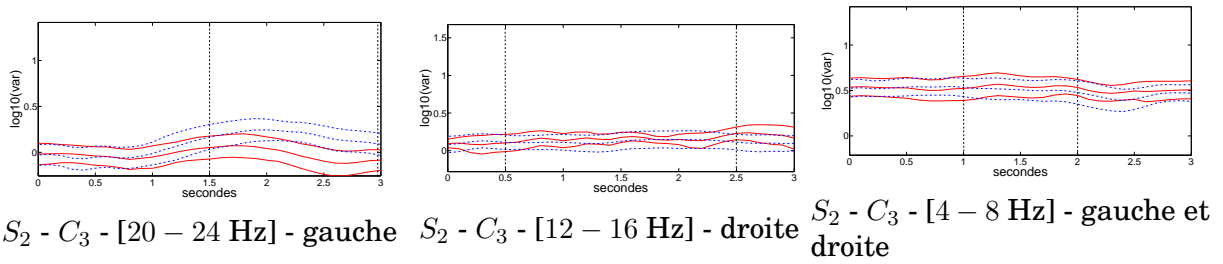


FIGURE 4.20 – Intervalles temps-fréquence du sujet 2 sélectionnés à partir des signaux EEG de la séance 1 et appliqués aux signaux EEG de la séance 2. Les lignes verticales noires en pointillés délimitent l'intervalle de temps.

et 4.15(b), semblent indiquer une stabilité des performances entre les deux séances. Cette observation est appuyée par un test non-paramétrique de Wilcoxon n'indiquant pas de différence significative ( $p\text{-value} = 0,73$ , avec un risque alpha de 5 %) entre les performances des deux séances. Malgré cette stabilité des performances, les résultats obtenus pour chaque utilisateur, quelle que soit la séance, sont insuffisants pour contrôler efficacement une ICM. En effet, l'ensemble des performances sont inférieures à 0,7, à l'exception de celle obtenue pour le sujet 7 lors de la première séance. Or, d'après Kübler *et coll.*, le taux de bonne classification de 0,7 est considéré comme le seuil requis pour contrôler une ICM [Kübler *et al.*, 2004]. Néanmoins, les performances obtenues lors de la seconde séance pour les sujets 2, 3, 4, et 7 sont encourageants dans la mesure où ils sont proches de 0,7. De plus, pour l'ensemble des sujets, les performances sont supérieures au niveau de chance (= 0,33 dans un problème à trois classes).

Toujours concernant les résultats intra-séances, on observe chez certains sujets, notamment les sujets 2 et 7, un écart important de performances entre les deux séances. Pour le sujet 2, l'augmentation des performances entre la première et la deuxième séance s'explique d'une part par les résultats des classifieurs (figure 4.18 (a)), et d'autre part par les données neurophysiologiques recueillies pour ce sujet (figure 4.16). En effet, on observe une augmentation des performances des classifieurs main droite (+ 25 points) et mains gauche/droite (+ 21 points) entre la première et la deuxième séance, alors que dans le même temps les performances du classifieur main gauche diminuent légèrement (- 4 points). L'augmentation des performances pour les classifieurs main droite et mains gauche/droite est due à la sélection d'intervalles temps-fréquence plus discriminants lors de la deuxième séance, comme le montre la figure 4.16. Lors de la première séance, on observe pour ces deux classes un motif ERD faible dans l'intervalle de temps sélectionné, ne permettant pas de discriminer efficacement les différents mouvements. En revanche, lors de la deuxième séance on observe un motif ERS marqué pour ces deux classes, correspondant au rebond bêta. Pour ce même sujet, la diminution des performances

du classifieur main gauche s'explique également à partir des données neurophysiologiques. Lors de la première séance, le rebond bêta observé sur l'intervalle sélectionné permet de mieux discriminer les différents mouvements, contrairement à l'intervalle sélectionné lors de la deuxième séance qui ne présente pas de motifs ERD/ERS clairs. C'est pourquoi, un intervalle temps-fréquence standard, englobant les rythmes mu et bêta comme celui utilisé par Lotte *et coll.* [Lotte et Guan, 2011], est sélectionné lors de la seconde séance.

Concernant le sujet 7, les performances décroissent entre la séance 1 et 2, due à une diminution des performances pour les classifieurs main droite (- 27 points) et mains gauche/droite (- 8 points). D'après la figure 4.17, ces diminutions de performances s'expliquent par la sélection d'intervalles temps-fréquence moins discriminants lors de la deuxième séance. En effet, le motif ERS observé lors du mouvement mains gauche/droite est davantage prononcé lors de la première séance. Pour le classifieur main droite, on observe sur l'intervalle sélectionné lors de la première séance un motif ERS plus marqué pour les autres mouvements (main gauche et mains gauche/droite), permettant de bien discriminer les différentes classes. En revanche, lors de la seconde séance le motif ERD observé sur l'intervalle sélectionné n'est pas suffisamment prononcé pour discriminer efficacement un mouvement main droite des autres mouvements de main.

La seconde partie de la discussion porte sur les résultats inter-séances. On observe une diminution des performances par rapport à celles obtenues lors des séances 1 et 2. Ce résultat est appuyé par un test non-paramétrique de Wilcoxon indiquant une différence significative (avec un risque alpha de 5 %) entre les performances inter-séances et celles obtenues respectivement lors de la séance 1 (p-value=0,0039) et 2 (p-value=0,009). Cette diminution des résultats est notamment observée chez le sujet 2, dont la performance inter-séance (0,14) est inférieure au niveau de chance. Ce niveau de performance très faible, observé pour ce sujet, peut s'expliquer par les données neurophysiologiques présentées sur la figure 4.20. En effet, les intervalles sélectionnés pour les mouvements main droite et mains gauche/droite ne présentent pas de motifs ERD/ERS clairs, et par conséquent ne sont pas discriminants. Ces résultats semblent indiquer que la distribution fréquentielle et temporelle des motifs ERD/ERS varient d'une séance à une autre. Enfin, on observe pour les sujets 1, 3, 4, 6, 7, et 8 des performances inter-séances encourageantes dans la mesure où elles sont supérieures au niveau de chance.

## 4.4.2 Cas binaire

Cette partie présente les résultats de notre méthode de traitement dans un cas binaire. Pour cette évaluation, on utilise les deux jeux de signaux EEG enregistrés, au cours de chaque séance, lors de mouvements réels des pieds et lors de périodes de repos. Cette évaluation présente un intérêt, étant donné que nous souhaitons intégrer un degré de liberté supplémentaire à notre ICM hybride. Cette commande supplémentaire sera obtenue en détectant une intention de mouvement des pieds.

Comme pour le cas multi-classes, notre méthode est évaluée dans un premier temps sur le jeu de signaux EEG de chaque séance, indépendamment l'une de l'autre. Cette évaluation intra-séance permet de comparer les résultats obtenus pour les deux séances. Dans un second temps, les intervalles temps-fréquence sélectionnés à partir des jeux de signaux EEG de la première séance sont évalués sur le jeu de signaux de la seconde séance. Les résultats inter-séances obtenus permettent d'évaluer la stabilité des ensembles d'intervalles temps-fréquence sélectionnés.

Etant donné que l'expérimentation ne prévoyait pas l'enregistrement du signal EMG par des électrodes placées au niveau des muscles des pieds, l'enregistrement des signaux EEG est réalisé à partir d'un protocole synchrone, de manière à connaître l'instant de chaque essai. Les utilisateurs avaient pour consigne de réaliser des mouvements brefs, par conséquent on suppose que le temps de chaque mouvement ( $< 1$  s) est identique à l'ensemble des sujets. De plus, une analyse visuelle des signaux EEG permet d'identifier les essais bruités.

### 4.4.2.1 Résultats

Afin de sélectionner les intervalles temps-fréquence les plus pertinents, les signaux EEG ont été traités en suivant les étapes du mode apprentissage de notre méthode. Le signal EEG enregistré au niveau de Cz a été filtré spatialement par un Laplacien, en utilisant les signaux voisins : C1, C2, et CPz. On obtient ainsi un signal d'intérêt, sachant que le signal issu du filtrage spatial de Cz est connu pour présenter des motifs ERD/ERS lorsque l'utilisateur réalise un mouvement des pieds. Ce signal est ensuite filtré par un ensemble de six filtres fréquentiels passe-bandes (Butterworth d'ordre 5), donnant six signaux d'intérêt, un pour chaque bande de fréquences. Enfin, le logarithme de la variance est calculé à partir de fenêtres glissantes puis agrégé afin de déterminer le décours temporel de la moyenne et de l'écart-type sur l'ensemble des essais.

A partir des courbes issues du traitement du signal Cz, les intervalles temps-

fréquence considérés comme les plus pertinents pour discriminer des mouvements des pieds de périodes de repos sont sélectionnés. Ensuite les filtres CSP sont déterminés pour chaque intervalle temps-fréquence, et un classifieur LDA est calculé puis évalué. Etant donné que nous sommes dans un cas binaire, le signe de l'indice de confiance (distance entre le vecteur de caractéristiques et l'hyperplan de séparation) en sortie du classifieur donne directement la classe estimée.

Dans un premier temps, les performances intra-séances sont évaluées par validation croisée (5x5) à partir des signaux EEG de chaque séance considérées indépendamment l'une de l'autre. Comme pour le cas multi-classes, la validation croisée prend en compte une partie des essais (1/5) pour évaluer les intervalles temps-fréquence sélectionnés. En revanche, le mode apprentissage prend en compte l'ensemble des essais dans son processus de traitement, excepté ceux dont les signaux EEG sont bruités. L'indice de performance utilisé correspond au taux de bonne classification, compris entre 0 et 1.

La figure 4.21 (a) représente les performances de chaque sujet en fonction de la séance. Par manque de signaux exploitables, les performances de classification des sujets 3, 5, 9, et 10 ne sont pas calculées dans cette partie. On observe pour chaque sujet une stabilité des résultats d'une séance à l'autre, illustrée par une moyenne sur l'ensemble des performances identique (0,82) entre les deux séances. De plus, la figure 4.21 (b) représente la boîte à moustaches pour chaque séance. La médiane est similaire entre la séance 1 (0,85) et 2 (0,83), ainsi que la dispersion des résultats, illustrée par un écart inter-quartile respectivement de 0,6 et 0,8.

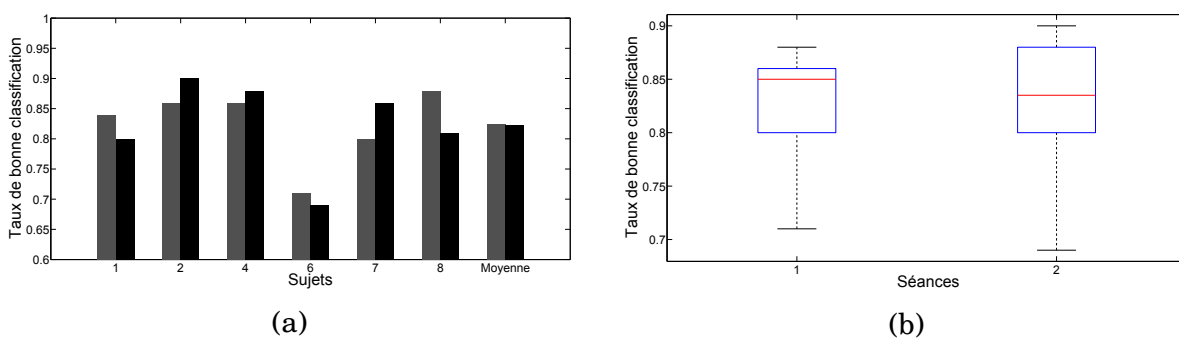


FIGURE 4.21 – (a) Taux de bonne classification pour chaque sujet en fonction de la séance. (b) Boîtes à moustaches pour chaque séance.

Néanmoins, on observe des écarts importants de performances entre certains sujets. C'est notamment le cas entre le sujet 2 et le sujet 6, pour lesquels la différence de performance pour la séance 1 et 2 sont respectivement de 0,15 et 0,21. Afin d'expliquer d'un point de vue neurophysiologique cette différence de performances, la figure 4.22 représente les intervalles temps-fréquence sélectionnés pour les sujets 2 et 6 lors de chaque séance. Il s'agit des intervalles considérés comme les plus discri-

minants entre un mouvement des pieds (courbes rouges continues) et une période de repos (courbes bleues pointillées). Les lignes verticales en pointillés délimitent l'intervalle de temps sélectionné pour chaque bande de fréquence.

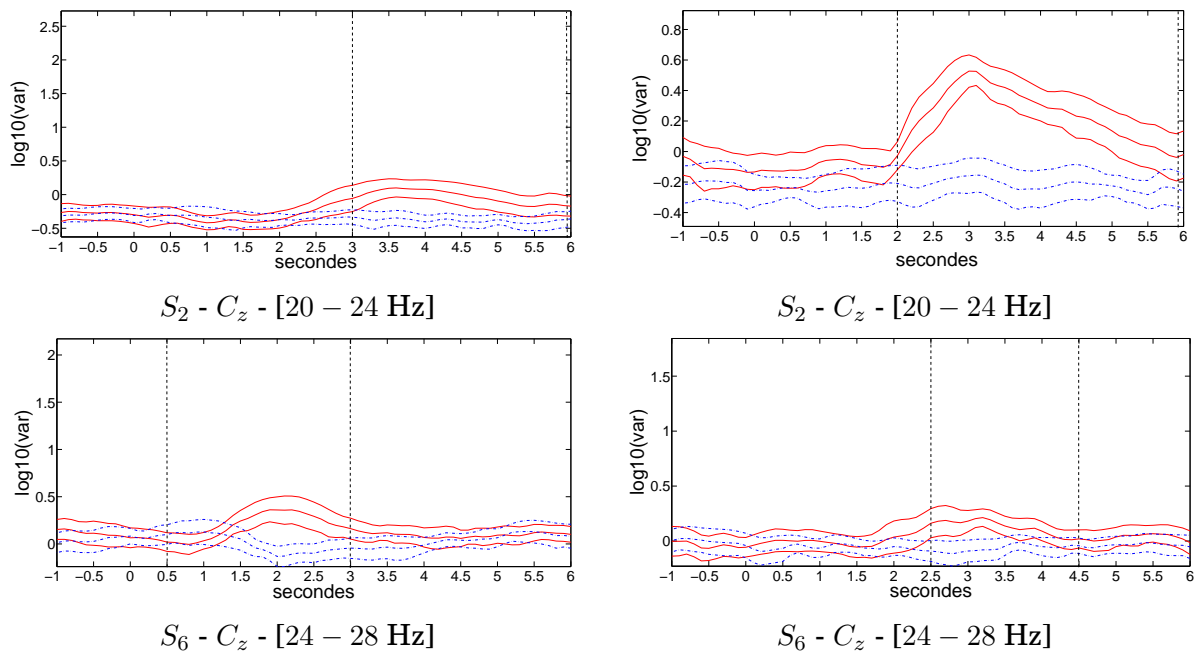


FIGURE 4.22 – Intervalles temps-fréquence des sujets 2 et 6 pour la séance 1 (première colonne) et 2 (deuxième colonne). Les lignes verticales noires en pointillés délimitent l'intervalle de temps.

Dans un second temps, on évalue les performances inter-séances de chaque sujet. Comme pour le cas multi-classes, ces performances sont calculées en évaluant l'intervalle temps-fréquence sélectionné lors de la séance 1 sur les signaux EEG de la séance 2. L'indice de performance utilisé correspond également au taux de bonne classification, compris entre 0 et 1. La figure 4.23 compare, pour chaque sujet, les performances inter-séances avec celles obtenues lors de la séance 1 et la séance 2 (également présentées sur la figure 4.21 (a)). On constate que pour l'ensemble des sujets, les performances inter-séances sont inférieures à celles obtenues lors de la séance 1 et 2, d'où une moyenne inférieure de 0,29. Ce résultat est surtout observé chez les sujets 1, 4, 6, 7, et 8, tandis que les performances du sujet 2 semblent plus stables.

La figure 4.24 présente la carte temps-fréquence pour chaque sujet et chaque séance, correspondant aux intervalles sélectionnés. Cette figure permet de comparer les intervalles sélectionnés d'une séance à l'autre. On constate que les bandes de fréquences sont différentes entre les deux séances pour les sujets 1, 4, et 8. En revanche elles sont identiques pour les sujets 2, 6, et 7, cela même pour lesquels, excepté le dernier sujet, on observe une stabilité des performances supérieure aux autres sujets, comme le montre la figure 4.23.

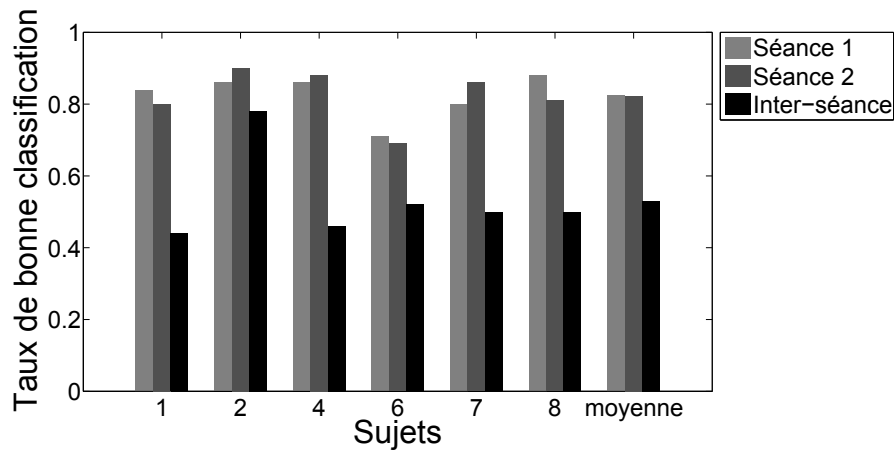


FIGURE 4.23 – Comparaison, pour chaque sujet, des performances inter-séances avec celles obtenues lors de la séance 1 et 2.

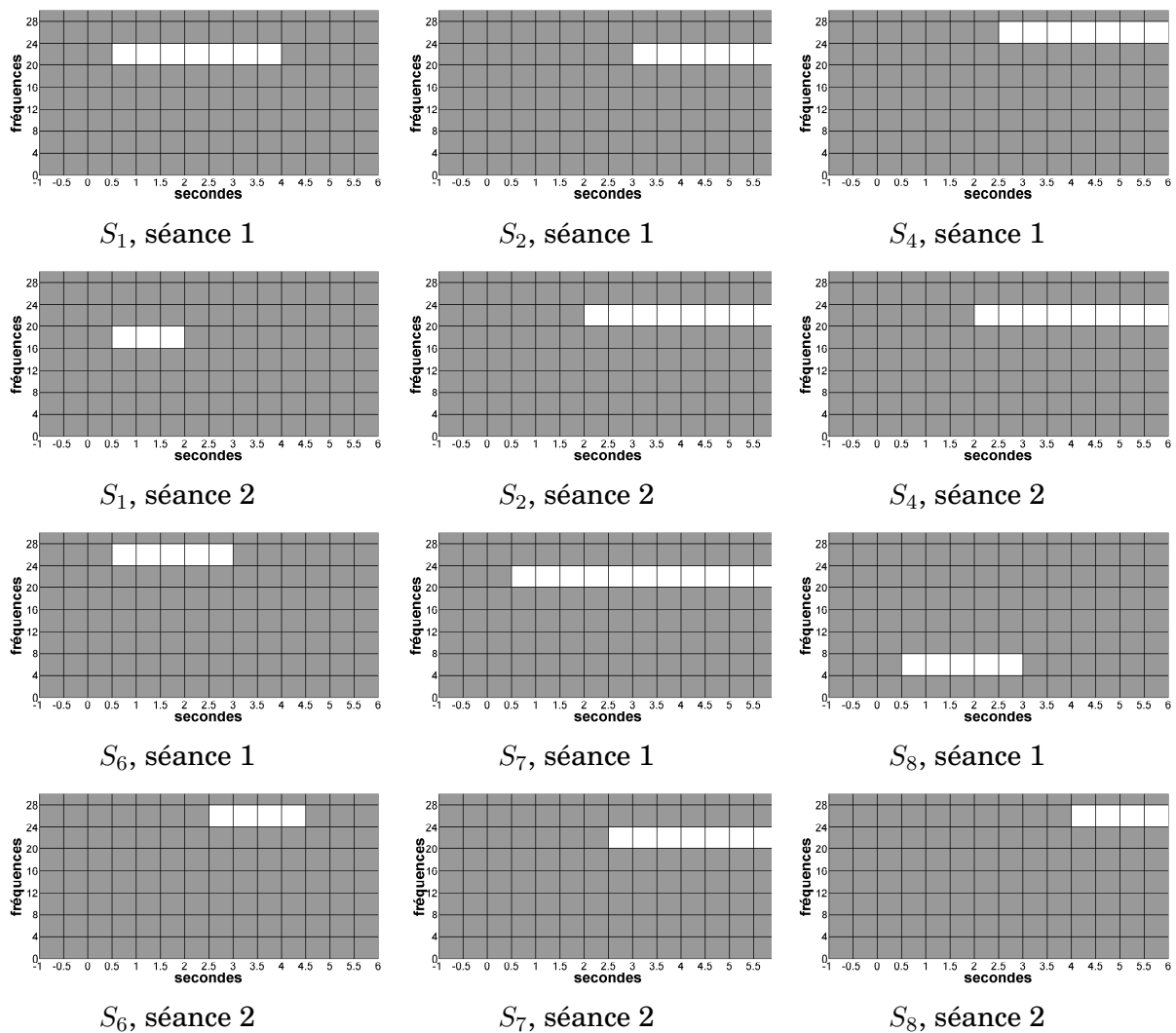


FIGURE 4.24 – Cartes temps-fréquence pour chaque sujet selon la séance.

#### 4.4.2.2 Discussion

Dans un premier temps la discussion porte sur les performances intra-séances. Les résultats présentés sur la figure 4.21 (a) semblent très encourageants et nous confortent dans l'idée qu'il serait possible d'intégrer un degré de liberté supplémentaire dans notre ICM hybride, en détectant un mouvement des pieds via l'EEG. En effet, l'ensemble des sujets présentent des performances supérieures à 0,7, à l'exception du sujet 6 lors de la seconde séance. Or, d'après Kübler *et coll.* ces résultats permettent de contrôler efficacement une ICM [Kübler *et al.*, 2004]. De plus, bien que la performance du sujet 6 lors de la seconde séance soit inférieure à 0,7, celle-ci est supérieure au niveau de chance qui correspond à 0,5 dans un cas binaire. Enfin, les performances de chaque sujet semblent être similaires d'une séance à une autre, laissant envisager une stabilité du contrôle de l'interface dans le temps.

Toujours concernant les résultats intra-séances, on observe un écart important des performances entre les deux séances, notamment entre les sujets 6 et 2. Cette différence peut s'expliquer en partie par les données neurophysiologiques représentées sur la figure 4.22. En effet, bien que les motifs ERS visibles pour chaque sujet lors de la première séance semblent similaires, on observe lors de la deuxième séance un rebond bêta bien plus prononcé pour le sujet 2, pouvant justifier sa performance plus élevée.

La seconde partie de la discussion porte sur les résultats inter-séances. On constate, pour l'ensemble des sujets, une diminution des résultats inter-séances par rapport à ceux calculés lors de la séance 1 et 2. Cette diminution des performances ne permettrait pas un contrôle efficace de l'ICM hybride à partir des signaux EEG, sachant que les résultats sont inférieurs à 0,7, à l'exception du sujet 2. Cette diminution des performances peut s'expliquer par une instabilité de la distribution fréquentielle et temporelle des motifs ERD/ERS d'une séance à une autre. C'est pourquoi les intervalles temps-fréquence sélectionnés pour les sujets 1, 4, et 8 sont différents entre la séance 1 et la séance 2, comme le montre la figure 4.24. Pour les sujets 6 et 7, la bande de fréquence est identique entre les deux séances mais les intervalles de temps sont différents, liés à l'instabilité temporelle des motifs ERS/ERS. En revanche le résultat inter-séance obtenu par le sujet 2 est encourageant étant donné qu'il est proche de 0,8. Cette performance est liée à une stabilité de la distribution temporelle et fréquentielle des motifs neurophysiologiques, d'où l'utilisation d'intervalles temps-fréquence similaires lors des deux séances, comme le montre la figure 4.24.



## 4.5 Conclusion

Dans la première partie de ce chapitre, notre mode de contrôle de trajectoire a été évalué lors de l'utilisation de l'application labyrinthe. Le contrôle de l'application, à partir des signaux joysticks, en vue immersive puis aérienne a permis de simuler le passage d'un environnement virtuel à 3 dimensions à un environnement virtuel à 2 dimensions. D'après les résultats expérimentaux, qualitatifs et quantitatifs, nous n'avons pas observé de différences de performances concernant le contrôle de l'application selon ces deux vues. Ces résultats semblent montrer que le contrôle de trajectoire proposé s'adapte au pilotage d'une application 3D comme 2D de type curseur orienté. En perspective, on espère que notre contrôle de trajectoire puisse être utilisé pour diriger un fauteuil roulant par des patients souffrant de myopathie de Duchenne.

Dans une seconde partie, j'ai présenté l'évaluation de la capacité de notre ICM hybride à s'adapter à la motricité du patient. Celle-ci se dégrade progressivement, c'est pourquoi nous comparons les performances obtenues lors du contrôle de l'application karting à partir des signaux joysticks et EMG. L'utilisation des signaux joysticks permet de simuler une motricité normale de l'utilisateur, tandis que l'utilisation des signaux EMG simule une motricité dégradée. D'après les résultats, il ne semble pas y avoir de différences de performances concernant le contrôle de l'application à partir des signaux joysticks et EMG. Par conséquent, on espère que l'ICM hybride puisse s'adapter lorsque la motricité du patient ne permet plus d'actionner les joysticks.

Enfin, dans une troisième partie, j'ai présenté l'évaluation hors-ligne de la possibilité d'utiliser les signaux EEG pour contrôler une application en temps réel. Cette étude a également été réalisée dans le but d'évaluer la capacité de notre ICM hybride à s'adapter au patient, lorsqu'il n'a plus de motricité. Dans un premier temps, notre méthode de traitement a été évaluée dans un cas multi-classes, afin de détecter une intention de mouvement de la main gauche, droite, et des deux mains simultanément. Ces différents mouvements correspondent aux trois degrés de liberté, permettant d'utiliser notre contrôle de trajectoire. D'après les résultats intra et inter-séances, les performances ne semblent pas suffisantes pour contrôler efficacement une application en temps réel. En effet, l'ensemble des performances sont inférieures au seuil d'efficacité, correspondant à 0,8, excepté pour le sujet 7 lors de la première séance. Néanmoins, l'ensemble des résultats inter-séances et une majorité des résultats intra-séances sont encourageants, dans la mesure où ils sont supérieurs au niveau de chance.

Il convient de rappeler ici que dans toutes les expériences menées habituellement

concernant l'application d'une ICM exploitant les ERD/ERS, les sujets réalisent de très nombreuses séances d'entraînement. L'objectif de cet entraînement est de leur permettre d'apprendre à moduler leurs rythmes, et donc d'accroître progressivement leur niveau de performance. Nos expériences n'avaient pas pour objectif de permettre aux utilisateurs de s'entraîner, mais de vérifier si des marqueurs d'activité motrice étaient présents dans leurs signaux EEG lorsqu'ils utilisaient l'interface. Au vu des résultats obtenus, qui sont globalement supérieurs au niveau de chance, on peut supposer qu'un entraînement adapté permettrait aux utilisateurs de mieux contrôler leur rythmes moteurs, et par conséquent d'améliorer les performances de classification.

Dans un second temps, j'ai présenté l'évaluation de notre méthode de traitement des signaux EEG dans un cas binaire, afin de détecter un mouvement des pieds. Cette évaluation a été réalisée dans l'optique d'intégrer un degré de liberté supplémentaire à notre ICM hybride. Les résultats intra-séances sont très encourageants, étant donné qu'ils sont supérieurs au seuil d'efficacité, excepté pour le sujet 6. Par conséquent, nous espérons pouvoir intégrer à terme une détection d'une intention de mouvement des pieds efficace lors du contrôle en temps réel de l'application. En revanche, les résultats inter-séances sont inférieurs au seuil d'efficacité, traduisant une instabilité de la distribution spatiale et fréquentielle des motifs ERD/ERS. Néanmoins, on peut espérer que le contrôle des rythmes moteurs lié à l'entraînement permette de stabiliser la distribution de ces motifs, afin d'améliorer les performances pour un contrôle plus efficace de l'application.



## Conclusion et perspectives

L'objectif de cette thèse était de développer une interface qui permet à un patient souffrant de myopathie de Duchenne d'interagir avec son environnement. La principale difficulté résidait dans la nécessité de s'adapter à la motricité du patient. En effet, la myopathie de Duchenne cause une dégénérescence musculaire liée à un déficit en protéine dystrophine. Au niveau macroscopique, on observe une diminution progressive du tonus musculaire, qui affecte les muscles distaux avant les muscles proximaux. A un stade avancé de la maladie, le patient n'est plus capable de contrôler correctement les mouvements de ses doigts, lesquels sont habituellement utilisés pour contrôler une application informatique ou un fauteuil roulant.

Pour s'adapter à la motricité du patient, nous avons proposé d'utiliser une interface cerveau-machine hybride, qui prend en compte les signaux issus de capteurs situés à différents niveaux de la commande motrice : cérébral, musculaire, distal. Les signaux provenant des capteurs permettent, indépendamment les uns des autres, de détecter un mouvement ou une intention de mouvement de la main gauche et/ou droite. Lorsque la motricité du patient lui permet de réaliser des mouvements des doigts, l'interface est contrôlée par les signaux provenant de deux joysticks. Puis, les signaux EMG sont pris en compte quand la motricité du patient ne lui permet plus d'activer les joysticks. Enfin, en dernier recours, nous souhaitons utiliser les signaux EEG pour détecter une intention de mouvement de la main. Les processus physiologiques à l'origine du mouvement volontaire, et les capteurs utilisés pour enregistrer l'activité motrice à chacun des niveaux ont été présentés dans le chapitre 1.

Etant donné que la motricité du patient ne lui permet pas de réaliser des mouvements fins des doigts, nous avons développé une ICM hybride à trois degrés de liberté. Ces trois degrés correspondent à un mouvement (ou une intention de mouvement) de la main gauche, de la main droite, et des deux mains simultanément. En fonction du mouvement détecté par notre ICM hybride, nous définissons les paramètres de notre contrôle de trajectoire pour diriger un mobile (objet en mouvement) dans un environnement virtuel. A ces trois degrés de liberté, nous avons également souhaité ajouter un degré supplémentaire correspondant à une inten-

tion de mouvement des pieds.

Dans un premier temps, nous avons développé puis évalué une méthode originale de traitement des signaux EEG, pour détecter une intention de mouvement de la main et des pieds au niveau cérébral. Cette étude permet d'évaluer la capacité de notre ICM hybride à s'adapter à la motricité d'un patient myopathe, lorsque celui-ci ne peut plus réaliser des mouvements des doigts. L'évaluation a été réalisée, hors-ligne, à partir de jeux de signaux EEG libres d'accès d'une part et enregistrés au cours d'une campagne d'expérimentation d'autre part.

Dans un second temps, nous avons évalué notre contrôle de trajectoire d'un mobile dans un environnement virtuel. Cette étude évalue la possibilité de transférer notre contrôle de trajectoire d'un mobile dans un environnement 3D vers un environnement 2D de type curseur orienté. D'autre part, nous avons évalué la capacité de notre ICM hybride à s'adapter à la motricité du patient, en contrôlant en temps réel la trajectoire du mobile à partir des signaux joysticks puis EMG.

## C.1 Evaluation de notre méthode de traitement des signaux EEG

Notre méthode de traitement des signaux EEG, décrite dans le chapitre 2, permet de sélectionner un ensemble parcimonieux de valeurs caractéristiques qu'un expert humain estime les plus discriminantes entre deux classes. Ces valeurs caractéristiques sont sélectionnées à partir d'un ensemble d'intervalles temps-fréquence spécifique à chaque utilisateur. La sélection est basée sur des connaissances neurophysiologiques, en analysant les signaux EEG traités dans le domaine fréquentiel et spatial.

La méthode proposée est constituée d'un mode apprentissage et d'un mode en ligne. Les étapes de traitement qui composent le mode apprentissage sont appliquées, de manière identique, aux signaux EEG de tous les utilisateurs. Ce mode traite dans le domaine fréquentiel et spatial des signaux EEG d'intérêt, c'est-à-dire des signaux connus pour contenir des motifs neurophysiologiques observés lors d'une intention de mouvement. Le traitement de ces signaux d'intérêt permet d'obtenir un ensemble de courbes, représentant le décours temporel de la puissance du signal EEG filtré dans une bande de fréquences. Ces courbes aident l'expert humain à sélectionner les intervalles temps-fréquence qu'il estime les plus pertinents. Afin d'identifier les intervalles temps-fréquence qui discriminent le mieux les signaux EEG provenant de deux classes, les courbes de chaque classe sont représentées sur le même graphe.

Le mode en ligne permet d'évaluer l'ensemble d'intervalles temps-fréquence sé-

lectionné. Par conséquent, ce mode est spécifique à chaque utilisateur. Dans la méthode de traitement proposée, le mode en ligne intègre une étape de filtrage spatial utilisant des filtres CSP (Common Spatial Pattern). Néanmoins, cette étape peut-être modifiée afin de s'adapter au traitement souhaité par l'expérimentateur. Dans notre cas, l'utilisation de filtres CSP a permis de comparer les résultats de notre méthode à ceux obtenus avec plusieurs méthodes, sélectionnant automatiquement les valeurs caractéristiques [Lotte et Guan, 2011; Raza *et al.*, 2015b; Ang *et al.*, 2008; Suk et Lee, 2011; Liu *et al.*, 2016].

L'étude comparative a été réalisée à partir de signaux EEG libres d'accès (compétition BCI IV, 2006), enregistrés lors de tâches d'imagination motrice de la main droite, de la main gauche, des pieds, et de la langue. Notre méthode a été évaluée, hors-ligne, dans un cas binaire (main droite et main gauche) et multi-classes. D'après cette évaluation, notre méthode améliore les performances pour les sujets qui obtiennent déjà de bons résultats avec les autres méthodes. En revanche, lorsque les courbes obtenues lors du traitement par le mode apprentissage ne permettent pas d'identifier les intervalles temps-fréquence les plus discriminants, les méthodes automatiques semblent plus adaptées. Néanmoins, notre méthode permet de contrôler la parcimonie de l'ensemble des valeurs caractéristiques, limitant ainsi le sur-apprentissage. De plus, la sélection des intervalles temps-fréquence à partir de connaissances neurophysiologiques permet d'éliminer les artefacts. Enfin, notre méthode recueille des informations neurophysiologiques intéressantes, notamment pour expliquer en partie les performances obtenues par chaque sujet.

Notre méthode a également été évaluée, hors-ligne, à partir de signaux EEG enregistrés lors d'une campagne d'expérimentation réalisée au laboratoire par des sujets sains. Cette évaluation est adaptée à notre ICM hybride dans la mesure où les signaux ont été enregistrés pendant des mouvements de la main droite, de la main gauche, et des deux mains simultanément. Bien que les performances de classification soient supérieures au niveau de chance, les résultats ne permettent pas d'envisager pour l'instant un contrôle en temps réel de notre ICM hybride à partir des signaux EEG. Néanmoins, l'intérêt de cette étude est d'identifier les intervalles temps-fréquence les plus pertinents, lorsque l'utilisateur est encore capable de réaliser des mouvements des doigts. Les intervalles sélectionnés seront ensuite utilisés pour que l'utilisateur s'entraîne à contrôler ses rythmes moteurs en imaginant les mêmes mouvements, lorsqu'il n'a plus la motricité suffisante pour les réaliser. Cet entraînement, à l'aide d'un retour perceptif, est indispensable pour améliorer les performances de classification, et ainsi contrôler plus efficacement notre ICM hybride.

Afin d'intégrer un degré de liberté supplémentaire à notre ICM hybride, nous

avons également évalué notre méthode dans un cas binaire à partir des signaux EEG enregistrés lors de mouvements des pieds. Les performances obtenues, supérieures à celles du cas multi-classes, laissent espérer un contrôle fiable de la commande permise par ce degré de liberté supplémentaire.

## C.2 Evaluation de notre contrôle de trajectoire

Le contrôle de trajectoire proposé permet de diriger un mobile à partir des signaux de contrôle  $l(t)$  et  $r(t)$ , caractérisant respectivement un mouvement (ou une intention de mouvement) de la main gauche et droite. Les signaux de contrôle définissent la vitesse de déplacement  $s$  et les changements de direction  $d$  du mobile. Lorsque  $l(t)$  et  $r(t)$  sont égaux, le déplacement est rectiligne à la vitesse  $s$ . En revanche, si  $l(t)$  et  $r(t)$  ne sont pas égaux, la valeur de  $d$  définit l'orientation du mobile. Les signaux de contrôle  $l(t)$  et  $r(t)$  sont calculés à partir des signaux issus des capteurs EEG, EMG, et joysticks, indépendamment les uns des autres. Par conséquent, on obtient 6 signaux de contrôle, deux pour chaque niveau de capteurs. Les signaux de contrôle, provenant de chaque niveau de capteurs, peuvent être utilisés indépendamment ou être fusionnés pour définir en temps réel la trajectoire du mobile, même si le dernier cas n'a pas été étudié dans cette thèse.

L'intérêt de notre contrôle de trajectoire est de pouvoir gérer la direction d'un mobile selon trois degrés de liberté. De plus, le contrôle de trajectoire proposé a été étudié afin de s'adapter au pilotage d'un mobile dans environnement virtuel 3D et 2D, ainsi que dans un environnement réel. Néanmoins, ces trois degrés de liberté ne permettent pas de réaliser une marche arrière. En effet, lorsque le mobile est allé au-delà de la cible souhaitée, l'utilisateur doit maintenir un des signaux de contrôle à une valeur haute afin de faire demi-tour. Une fois le demi-tour réalisé, l'utilisateur maintient les deux signaux  $l(t)$  et  $r(t)$  à une valeur haute pour aller dans la direction opposée à la précédente. Afin d'envoyer une commande actuellement indisponible avec notre contrôle de trajectoire, comme une marche arrière ou un clic, nous avons étudié la possibilité d'ajouter un degré de liberté supplémentaire qui correspond à une intention de mouvement des pieds, détectée à partir des signaux EEG.

Afin d'évaluer notre contrôle de trajectoire, nous avons développé au laboratoire plusieurs applications. Ces applications prévoient le contrôle d'un mobile (karting, personnage) dans différents environnements virtuels 3D (piste, labyrinthe) et 2D (curseur orienté). De plus, les mobiles dans les environnements 3D peuvent être contrôlés en vue immersive et aérienne, afin de simuler le passage d'un environnement 3D à un environnement 2D. Les applications dans un environnement 3D

sont utiles pour que l'utilisateur prenne en main notre contrôle de trajectoire de manière ludique, avant de passer au contrôle d'un curseur orienté.

Dans un premier temps, nous avons évalué la possibilité de transférer notre contrôle de trajectoire d'un environnement 3D vers un environnement 2D. Cette évaluation a été réalisée par des sujets sains à partir du contrôle en temps réel d'un personnage dans un labyrinthe virtuel, en utilisant les signaux provenant des joysticks. Afin de simuler le passage d'un environnement 3D vers un environnement 2D, les utilisateurs ont contrôlé le personnage respectivement en vue immersive et aérienne. D'après les résultats obtenus, correspondant au temps nécessaire pour sortir du labyrinthe, on observe des performances similaires entre les deux modes de contrôle. Ces résultats semblent indiquer que notre contrôle de trajectoire s'adapte au pilotage d'un mobile dans un environnement 3D et 2D. De plus, d'après les données qualitatives obtenues lors de l'expérimentation, le contrôle de trajectoire à trois degrés de liberté semble avoir été perçu comme efficace par les utilisateurs qui l'ont testé.

Dans un second temps, nous avons évalué la capacité de notre ICM hybride à s'adapter à la motricité de l'utilisateur. C'est pourquoi, l'expérimentation réalisée par des sujets sains prévoyait le contrôle d'un karting virtuel, à partir des signaux joysticks puis EMG. Le passage des signaux joysticks aux signaux EMG simulait une diminution de la motricité de l'utilisateur. Les résultats obtenus, correspondant au temps nécessaire pour faire un tour de circuit, n'indiquent pas de différences de performances entre le contrôle à partir des signaux joysticks et EMG. Par conséquent, les signaux EMG peuvent être utilisés pour contrôler de manière fiable notre ICM hybride, lorsque la motricité de l'utilisateur ne permet plus d'activer les joysticks.

## C.3 Perspectives

### C.3.1 Perspectives à court terme

Plusieurs expérimentations avec des patients myopathes sont programmées pour les mois d'octobre et de novembre 2016. Nous espérons présenter une partie des résultats lors de la soutenance, prévue en décembre 2016. Ces expérimentations sont réalisées dans le cadre d'une collaboration avec le service de médecine physique et réadaptation de l'hôpital Swynghedauw (Dr. Vincent Tiffreau), et le centre Hélène Borel situé à proximité de l'hôpital Saint Philibert à Lomme (Dr. Camille Delcour). Ce centre est un lieu de vie accueillant des patients souffrant d'une pathologie causant un handicap moteur ou cognitif, dont certains atteints de myopathie de Du-



chenne. Cette étude pilote a pour but d'évaluer notre ICM hybride, et le contrôle de trajectoire proposé, par des patients myopathes. Nous espérons recueillir des informations intéressantes concernant la pertinence de notre ICM hybride pour pallier le handicap moteur causé par la myopathie de Duchenne, notamment grâce aux retours d'expériences recueillis auprès des patients.

A la suite de notre première rencontre avec les patients susceptibles de réaliser les expérimentations, nous avons pensé qu'un contrôle de l'ICM hybride directement avec les signaux EMG serait mieux adapté. En effet, la posture des mains est spécifique à chaque patient, par conséquent il est contraignant d'adapter le placement des joysticks à chacun d'entre eux. D'autre part, au moins deux des patients qui seront impliqués dans l'expérimentation ne sont plus capables de bouger efficacement les doigts de la main qu'ils n'utilisent plus régulièrement. Enfin, nous prévoyons lors des expérimentations l'enregistrement des signaux EEG, afin d'évaluer hors-ligne notre méthode de traitement proposée dans le chapitre 2.

Une autre perspective à court terme concerne l'utilisation de mouvements des pieds pour contrôler un degré de liberté supplémentaire. Les sujets susceptibles d'être inclus dans cette expérimentation concernent ceux (sujets sains et patients myopathes) pour lesquels on obtient de bonnes performances de classification hors-ligne, concernant les signaux EEG enregistrés lors des mouvements des pieds. Comme nous l'avons indiqué précédemment, ce degré de liberté supplémentaire permettrait d'envoyer une commande non permise par notre contrôle de trajectoire à deux degrés de liberté.

### C.3.2 Perspectives à moyen et long terme

Pour l'instant, le contrôle de notre ICM hybride a été réalisé en utilisant les signaux provenant soit de l'EMG, soit des joysticks. Le contrôle par les signaux EEG n'a été évalué que lors de traitements réalisés hors-ligne, c'est-à-dire sur des signaux enregistrés au préalable. L'étude de la fusion des signaux provenant des trois niveaux de contrôle était initialement prévue dans mon sujet de thèse, mais elle n'a pas été abordée faute de temps. Or une fusion de l'ensemble des signaux (EEG, EMG, et joysticks) est indispensable pour qualifier réellement notre système d'ICM hybride.

Une telle fusion présente un intérêt pour adapter, en temps réel, notre ICM hybride à la motricité de l'utilisateur. Cette adaptation devra être réalisée en prenant en compte la fiabilité des différents capteurs, afin de pondérer de manière évolutive les signaux de chacun d'entre eux. Il sera probablement nécessaire de distinguer deux niveaux d'adaptation pour fusionner les signaux. En premier lieu, la fusion

pourrait permettre de pondérer différemment les signaux de contrôle EEG, EMG et distaux quand la baisse d'efficacité des mouvements est ponctuelle, causée par exemple par une fatigue excessive de l'utilisateur. Dans ce cas, on peut considérer que la dynamique de temps est relativement courte et envisager de définir la fiabilité des capteurs à partir d'indicateurs de fatigue. D'autre part, il faudra envisager une évolution sur le long terme des pondérations, suivant la progression de la pathologie elle-même. Dans ce cas, on peut espérer que l'utilisation de notre système pendant de longues périodes constituera un entraînement profitable au contrôle à terme par l'intermédiaire des seuls signaux cérébraux.

C'est pourquoi, dans la continuité de mes travaux, il serait intéressant d'étudier cette problématique en tant que telle dans le cadre d'une autre thèse de Doctorat. Il faut rappeler que les logiciels ont été développés en vue de pouvoir implémenter simplement les techniques de fusion. Notamment, tous les signaux sont enregistrés par un logiciel unique (OpenVIBE) qui centralise les données et devrait permettre de valider plusieurs approches de fusion sans nécessiter de changer l'architecture de traitement.

Pour l'instant, notre ICM hybride a été évaluée pour contrôler la trajectoire d'un mobile dans un environnement virtuel. Néanmoins, le contrôle de trajectoire a été étudié pour être transféré au pilotage d'un fauteuil roulant dans un environnement réel. Cela présente un intérêt majeur pour des patients dont les capacités motrices ne permettent pas le contrôle d'un joystick 2D, lequel est habituellement utilisé sur un fauteuil roulant. Quand leur capacité à contrôler un doigt n'est plus suffisamment précise et fiable, le pilotage d'un fauteuil roulant devient la plupart du temps impossible. Une perspective à long terme, mais qui constitue pourtant l'intérêt principal de l'approche de contrôle de trajectoire que nous avons proposée, concerne l'utilisation de notre ICM hybride pour piloter un fauteuil roulant.



# Annexe A

## Protocoles expérimentaux

### A.1 Expérimentation 1

Période : janvier - février 2015.

Nombre de séances par sujet : 2.

Durée de la séance : 1h.

Objectifs des sujets :

- Contrôler l'application labyrinthe en vue immersive et aérienne avec les signaux joysticks (séance 1).
- Contrôler l'application labyrinthe en vue immersive avec les signaux joysticks puis EMG (séance 2).

Caractéristiques des sujets :

- Nombre : 9 (3 femmes et 6 hommes).
- Age : 20 à 53 ans (moyenne : 35 ans).
- Main dominante : 2 gauchers et 7 droitiers.

Paramètres :

- Distance écran/sujet : 90 cm.
- Fréquence d'échantillonnage de l'amplificateur : 512 Hz.
- Fréquence d'échantillonnage de l'arduino : 5 Hz.
- Electrodes utilisées :  $C_1, C_3, C_2, C_4, C_5, C_6, FC_3, CP_3, FC_4, CP_4, EMG_1, EMG_2, EMG_3, EMG_4, F_z$ .

Étapes pour réaliser l'expérimentation :

1. Connexion de l'amplificateur à OpenVIBE :
  - Brancher l'amplificateur et l'ordinateur sur batterie.
  - Lancer « *openvibe-acquisition-server.cmd* ».
  - Vérifier dans « *Driver Properties* » puis « *Set Amplifier Filters* » que « *Butterworth - 4 - [48; 52] - 512* » et « *Butterworth - 8 - [0.01; 200] - 512* » apparaissent respectivement dans l'onglet « *Notch filter* » et « *Band Pass filter* ».
  - Vérifier dans « *Driver Properties* » puis « *Change channel names...* » que le fichier « *NomElectrodes1.txt* » est importé.
  - Appuyer sur « *Se connecter* » puis « *Lire* ».

## 2. Visualisation des signaux physiologiques :

- Equiper le sujet avec le casque EEG.
- Lancer le scénario « *visualisation.xml* ».
- Vérifier les signaux EEG à l'aide de la fenêtre « *Signal display - Non Filtered* ». Demander au sujet de contracter la mâchoire pour parasiter les signaux EEG ou de fermer les yeux pour visualiser le rythme  $\alpha$  (rythme plus ample).
- Placer les électrodes EMG en fonction du type de mouvement réalisé pour actionner les joysticks. Vérifier les signaux EMG à l'aide des fenêtres « *Signal display - main gauche* » et « *Signal display - main droite* ». Lorsque la personne actionne le contacteur, le signal EMG est plus ample qu'au repos.

## 3. Acquisition des signaux EMG et EEG :

- Lancer l'exécutable « *UniVRPNityServer.exe* » situé dans le fichier « *VRPN2Unit* ».
- Lancer la dernière version de l'application Unity 3D dans le répertoire « *Application* ». Dans le menu de l'application cliquer sur l'onglet « *Entraînement* ».
- Dans OpenVIBE lancer la dernière version du scénario « *acquisition* ». Le nombre de répétition des mouvement est modifiable dans l'onglet « *Number of Trials For Each Class* » de la boîte « *Graz Motor Imagery BCI Stimulator* ».
- Copier/coller les fichiers « *DataArduinoAcquisition.ov* » et « *DataAcquisition.ov* » dans un autre répertoire. Les données sont écrasées à chaque utilisation du scénario.

## 4. Calcul du classifieur pour les signaux EMG :

- Lancer la dernière version du scénario « *LDA* ».

## 5. Contrôle de l'application :

- Dans le menu de l'application Unity 3D, cliquer sur « *Labyrinthe* » puis « *GPS* ».
- Lancer la dernière version du scénario « *fusion* ».
- Noter le temps mis par l'utilisateur pour finir le labyrinthe.
- Sauvegarder dans un répertoire les fichiers « *DataApplication.ov* », « *DataArduinoApplication.ov* », « *trajectoire.txt* » et « *mouchard.txt* » après chaque application Unity 3D. Ils sont écrasés à chaque lancement du scénario OpenVIBE.
- La touche « *H* » du clavier permet d'afficher l'aide dans l'application Unity 3D pour pouvoir changer la vue de la caméra. La touche « *Y* » permet de passer en vue aérienne.
- Pour utiliser les signaux EMG, changer dans la dernière version du fichier python « *fusion.py* » la valeur du vecteur  $\alpha$ , de  $[0, 1, 0]$  en  $[0, 0, 1]$ .

### A.1.1 Questionnaire (échelle de Likert)

1. L'animation des mains lors de la phase d'apprentissage m'a permis d'avoir un retour d'information de mon action sur (ou de mon interaction avec) l'application.
2. L'animation des mains dans le labyrinthe m'a permis d'avoir un retour d'information de mon action sur l'application.
3. Le mode de contrôle du personnage (activation du contacteur droit pour pivoter à droite, du contacteur gauche pour pivoter à gauche ou des deux contacteurs pour aller tout droit) me semble intuitif.
4. J'ai eu besoin de me concentrer pour contrôler le personnage avec les joysticks, vue à la première personne.
5. J'ai eu besoin de me concentrer pour contrôler le personnage avec les joysticks, en vue aérienne.
6. Globalement, en utilisant les joysticks, j'ai réussi à interagir avec le système.
7. Globalement, en utilisant l'activité musculaire, j'ai réussi à interagir avec le système.
8. Réponses possibles :
  - Tout à fait d'accord
  - D'accord
  - Peu d'accord
  - Pas du tout d'accord

## A.2 Expérimentation 2

Période : mai - juillet 2016.

Nombre de séances par sujet : 2.

Durée de la séance : 1h.

Nombre de sujets : 10 (3 femmes et 7 hommes).

Objectifs des sujets :

- Contrôler l'application karting, en vue immersive, avec les signaux joysticks (séance 1).
- Contrôler l'application karting, en vue immersive, avec les signaux EMG (séance 2).
- Réaliser des mouvements des pieds, synchronisés à un stimulus sonore (séance 1 et 2).

Paramètres :

- Distance écran/sujet : 90 cm.
- Fréquence d'échantillonnage de l'amplificateur : 512 Hz.
- Fréquence d'échantillonnage de l'arduino : 5 Hz.
- Electrodes utilisées : C1, C2, C3, C4, C5, C6, FC3, CP3, FC4, CP4, Cz, et CPz, EMG1, EMG2, EMG3, EMG4.

Etapes pour réaliser l'expérimentation :

1. Connexion de l'amplificateur à OpenVIBE :
  - Brancher l'amplificateur et l'ordinateur sur batterie.
  - Lancer « *openvibe-acquisition-server.cmd* ».
  - Vérifier dans « *Driver Properties* » puis « *Set Amplifier Filters* » que « *Butterworth - 4 - [48 ; 52] - 512* » et « *Butterworth - 8 - [0.01 ; 200] - 512* » apparaissent respectivement dans l'onglet « *Notch filter* » et « *Band Pass filter* ».
  - Vérifier dans « *Driver Properties* » puis « *Change channel names...* » que le fichier « *NomElectrodes2.txt* » est importé.
  - Appuyer sur « *Se connecter* » puis « *Lire* ».
2. Visualisation des signaux physiologiques :
  - Equiper le sujet avec le casque EEG.
  - Lancer le scénario « *visualisation.xml* ».
  - Vérifier les signaux EEG à l'aide de la fenêtre « *Signal display - Non Filtered* ». Demander au sujet de contracter la mâchoire pour parasiter les signaux EEG ou de fermer les yeux pour visualiser le rythme  $\alpha$  (rythme plus ample).
  - Placer les électrodes EMG pour enregistrer l'activité musculaire lors d'une abduction de l'index. Vérifier les signaux EMG à l'aide des fenêtres « *Signal display - main gauche* » et « *Signal display - main droite* ». Lorsque la personne actionne le contacteur, le signal EMG est plus ample qu'au repos.
3. Contrôle de l'application :
  - Dans le menu de l'application Unity 3D, lancer l'environnement virtuel permettant le contrôle du karting.

- Lancer la dernière version du scénario « *fusion* ».
  - Noter le temps mis par l'utilisateur pour finir un tour de karting.
  - Sauvegarder dans un répertoire les fichiers « *DataApplication.ov* », « *DataArduinoApplication.ov* », « *trajectoire.txt* » et « *mouchard.txt* » après chaque application Unity 3D. Ils sont écrasés à chaque lancement du scénario OpenVIBE.
  - Pour utiliser les signaux EMG, changer dans la dernière version du fichier python « *fusion.py* » la valeur du vecteur  $\alpha$ , de  $[0, 1, 0]$  en  $[0, 0, 1]$ .
4. Acquisition des signaux EEG lors de mouvements des pieds :
- Dans OpenVIBE lancer la dernière version du scénario « *acquisition* ». Arrêter le scénario au nombre de répétitions souhaité.
  - Copier/coller les fichiers « *DataArduinoAcquisition.ov* » et « *DataAcquisition.ov* » dans un autre répertoire. Les données sont écrasées à chaque utilisation du scénario.





## Annexe B

### Ressources matérielles

#### B.1 Signaux EEG et EMG

Dans le cadre de nos expérimentations, l'ensemble du matériel permettant d'enregistrer les signaux EMG et EEG provient de la marque *g.tec*<sup>1</sup>. Les signaux EEG et EMG sont enregistrés à partir des électrodes *g.LadyBird*. Ces électrodes actives pré-amplifient le signal à proximité de la source cérébrale, améliorant le rapport signal sur bruit comparé aux électrodes passives.

La figure B.1 représente les électrodes utilisées pour enregistrer le signal EMG. Les électrodes sont positionnées à l'aide de pastilles collantes double-face. La figure B.2 représente les électrodes utilisées pour enregistrer les signaux EEG à la surface du cortex moteur. Les électrodes sont positionnées à l'aide d'un bonnet, dont les repères correspondent au système international 10-20. Ce dispositif est complété par deux électrodes passives placées sur le front et l'oreille, correspondant respectivement à la masse et la référence.



FIGURE B.1 – Electrodes EMG



FIGURE B.2 – Electrodes EEG

Les électrodes EMG et EEG sont reliées à l'amplificateur *g.USBamp* (16 canaux) par l'intermédiaire d'un adaptateur. Ces appareils sont présentés respectivement

---

1. <http://gtec.at>

sur la figure B.3 et la figure B.4. Les signaux amplifiés sont ensuite recueillis sur l'ordinateur par l'intermédiaire du port USB.



FIGURE B.3 – Amplificateur



FIGURE B.4 – Adaptateur

## B.2 Signaux joysticks

La figure B.5 représente le type de joystick que nous avons utilisé lors des expérimentations. Le joystick présente un bâtonnet central pouvant être déplacé selon deux axes, l'un vertical, et l'autre horizontal. Pour chaque axe, le degré d'inclinaison du bâtonnet est calculé par l'intermédiaire d'un potentiomètre intégré au joystick. Ce composant correspond à une résistance variable dont la valeur est définie par la position du bâtonnet. Par conséquent, sa position est calculée en mesurant la tension aux bornes du potentiomètre. Ce dernier se comporte comme un transducteur en convertissant une grandeur mécanique, la distance de déplacement du bâtonnet sur l'axe, en une grandeur électrique, la tension.



FIGURE B.5 – Joystick

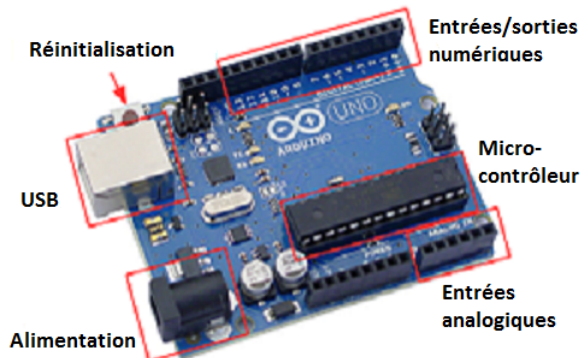


FIGURE B.6 – Carte arduino UNO

La figure B.6 représente la carte arduino UNO que j'ai reliée aux joysticks. Cette carte est utilisée pour lire la tension aux bornes du potentiomètre de chaque axe d'inclinaison des bâtonnets. Ces signaux analogiques (tension) sont ainsi transformés en valeurs numériques interprétables par notre ICM hybride. La carte arduino est facilement transportable de part son poids (25 grammes) et sa taille (68,6 L × 53,4 l mm), et représente un coût très faible (20 dollars).

La figure B.6 indique les différents composants du circuit imprimé que compose la carte arduino : 14 entrées/sorties numériques, 6 entrées analogiques, 1 connexion USB, 1 connexion alimentation, 1 bouton de réinitialisation, et un micro-contrôleur. Les différentes entrées/sorties permettent de connecter des composants électroniques afin de recueillir ou d'envoyer divers signaux. Dans le cas de notre ICM hybride, chaque joystick est connecté à la carte arduino par l'intermédiaire de deux entrées analogiques, afin de recueillir les signaux concernant l'inclinaison du bâtonnet selon les deux axes. Le micro-contrôleur est l'unité fonctionnelle de la carte arduino. Ce dernier est programmable afin d'adapter spécifiquement à chaque utilisation le traitement des signaux entrants et sortants. La programmation de la carte est réalisée à partir de l'environnement arduino, téléchargeable gratuitement sur leur plate-forme ([www.arduino.cc](http://www.arduino.cc)).

Dans notre cas, le micro-contrôleur est programmé pour lire la tension aux bornes des potentiomètres. La tension est recueillie par l'intermédiaire des entrées analogiques. A partir des valeurs de tension mesurées pour chaque capteur, le micro-contrôleur est capable de définir le déplacement du bâtonnet selon les deux axes. Si on se place dans un repère cartésien, le déplacement est défini selon l'axe des abscisses  $x$  et des ordonnées  $y$ , de telle sorte qu'on calcule pour chaque capteur les signaux  $x(t)$  et  $y(t)$ . A l'état inactif, le bâtonnet du capteur est positionné à l'origine du repère, les signaux  $x(t)$  et  $y(t)$  sont nuls. En revanche, lorsque l'utilisateur actionne le joystick, les valeurs des signaux  $x(t)$  et  $y(t)$  varient en fonction du sens de déplacement du bâtonnet et de la force appliquée. Les signaux sont envoyés par le micro-contrôleur vers l'ordinateur par l'intermédiaire du port USB, assurant également l'alimentation de la carte arduino. Enfin, la fréquence d'échantillonnage des signaux est programmable directement sur le micro-contrôleur.



## Annexe C

### Ressources logicielles

#### C.1 Matlab

Matlab (Matrix Laboratory) est un logiciel payant dédié au calcul matriciel<sup>1</sup>. Ce logiciel offre une vaste bibliothèque de fonctions adaptées au traitement des signaux EEG et EMG. Matlab est utilisé par une communauté importante, notamment dans le milieu de la recherche, permettant une meilleure reproductibilité des méthodes de traitement. Ce logiciel m'a permis d'évaluer hors-ligne la méthode de traitement des signaux EEG, décrite dans le chapitre 2.

#### C.2 OpenVIBE

OpenVIBE est un logiciel libre d'accès dédié aux interfaces cerveau-ordinateur et développé par l'INRIA de Rennes<sup>2</sup>. Il permet le recueil et le traitement des signaux EEG, ainsi que la prise de décision en temps réel. Ce logiciel est constitué de deux modules distincts : OpenVIBE Acquisition et OpenVIBE Designer.

OpenVIBE Acquisition établit la connexion entre l'ordinateur et le système permettant l'acquisition des signaux EMG et EEG. Divers paramètres peuvent être définis dans ce module comme le nom des électrodes, la fréquence d'échantillonnage, et les caractéristiques de pré-filtrage.

OpenVIBE Designer permet d'appliquer en temps réel une méthode particulière pour traiter les signaux entrants. Le fonctionnement de OpenVIBE Designer repose sur l'élaboration d'un scénario, dans lequel les signaux sont traités à partir de boîtes connectées les unes aux autres. Chaque boîte s'apparente à une étape du traitement et possède des fonctions particulières, telles que l'acquisition, le filtrage, la classification, et la visualisation des signaux entrants. Les boîtes sont paramétrables spécifiquement selon leur fonction, de telle sorte qu'on puisse définir par exemple pour un filtrage fréquentiel le type de filtre, l'ordre du filtre, et la fréquence de coupure.

---

1. <https://fr.mathworks.com/products/matlab/>

2. <http://openvibe.inria.fr/>

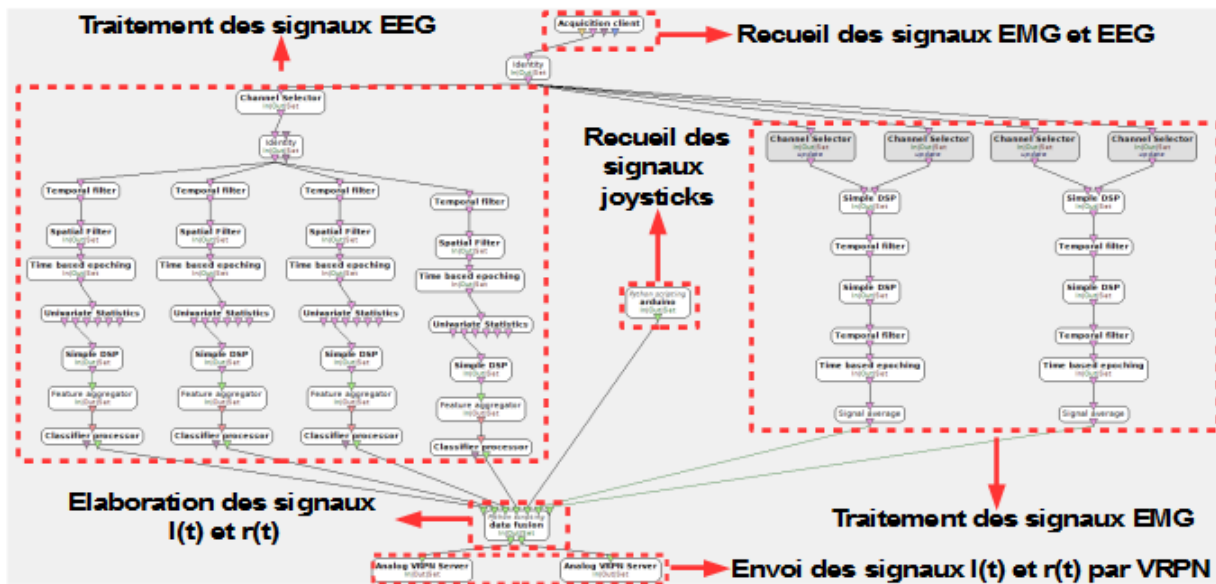


FIGURE C.1 – Exemple de scénario OpenVIBE.

OpenVIBE propose des scénarios clés en main, permettant de contrôler des applications selon différents paradigmes : imagination motrice, P300, SSVEP. Néanmoins l'expérimentateur est libre de personnaliser son scénario pour obtenir la méthode de traitement adaptée à l'application qu'il souhaite créer. Par conséquent, ce logiciel est pratique pour des expérimentateurs dont les connaissances en programmation sont limitées. En revanche, la fonctionnalité d'une boîte peut être adaptée à la méthode de traitement souhaitée avec un degré plus élevé, à partir de fichiers matlab et python, ou en créant directement une boîte personnalisée en langage C++.

Le figure C.1 représente le scénario utilisé pour recueillir les signaux provenant des capteurs EEG, EMG, et joysticks. Le recueil des signaux EEG et EMG est réalisé en introduisant dans le scénario une boîte *Acquisition client*. En effet, les signaux EEG et EMG sont enregistrés à partir des électrodes de la marque g.tec, dont l'amplificateur auquel elles sont connectées est compatible avec OpenVIBE Acquisition.

En revanche, la carte arduino utilisée pour enregistrer les signaux des joysticks n'est pas compatible avec OpenVIBE Acquisition. Par conséquent, ces signaux sont recueillis à l'aide d'un fichier python intégré au scénario. Ce fichier lit les signaux envoyés par la carte arduino par l'intermédiaire du port USB sur lequel la carte est branchée, en utilisant la fonction `serial.Serial(numéro de COM)`. La fréquence avec laquelle le fichier python est appelé par OpenVIBE doit être la même que la fréquence d'échantillonnage de la carte arduino. J'ai utilisé, au cours de mes expérimentations, une fréquence d'échantillonnage de 5 Hz.

Les informations issues du traitement de chaque signal (EEG, EMG, et joysticks) sont recueillies dans une seconde boîte python. A partir du fichier python intégré à cette boîte, je définis les signaux de contrôle  $l(t)$  et  $r(t)$  déterminant la trajectoire du mobile. La fréquence de lecture de ce fichier doit être identique à celle du fichier python utilisé pour recueillir les signaux de la carte arduino, afin de limiter les problèmes de latence lors de l'utilisation du scénario OpenVIBE. Enfin, les signaux



$l(t)$  et  $r(t)$  sont envoyés vers l'application par l'intermédiaire du protocole VRPN, grâce à une boîte *Analog VRPN Server* dédiée à chaque signal de contrôle.

### C.3 Unity 3D

Dans cette partie je présente le logiciel Unity 3D, permettant de développer les différentes applications utilisées dans le cadre de notre ICM hybride. Plusieurs tutoriels disponibles sur leur site (<https://unity3d.com/learn/tutorials>) permettent une prise en main rapide de Unity 3D. La première étape pour réaliser ses applications consiste à créer un projet, contenant autant de scènes qu'on souhaite développer d'applications. Une scène permet de développer une application particulière, comme par exemple l'environnement karting dans le cadre de mes travaux de thèse.

Chaque scène est visualisée au travers de l'éditeur Unity 3D. La figure C.2 présente les quatre espaces de travail principaux que contient l'éditeur : l'affichage hiérarchique, de la scène, du contrôleur, et du projet. L'affichage de la scène permet de visualiser l'application en trois dimensions, et de placer les différents objets dans l'espace. Ces objets, appelés également "game objects", correspondent aux différents composants intégrés à la scène, comme par exemple une voiture ou une maison dans l'exemple de la figure C.2.

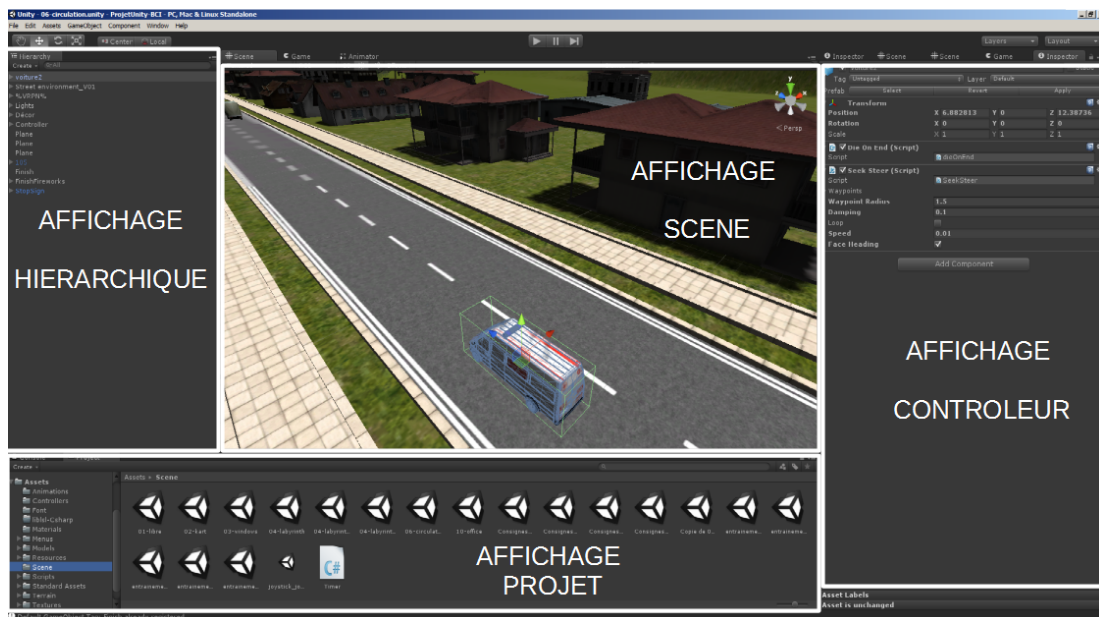


FIGURE C.2 – Editeur Unity 3D.

L'affichage hiérarchique visualise sous forme de liste les objets présents sur la scène. La sélection de l'un d'entre eux à partir de l'affichage hiérarchique permet de le localiser. L'affichage projet répertorie toutes les ressources utilisées dans le projet : scènes, scripts, objets, sons.

L'affichage contrôleur informe sur les propriétés de l'objet sélectionné, comme par exemple sa dimension et sa localisation précise à partir des coordonnées cartésiennes x, y, et z. Les propriétés de l'objet sont modifiables directement à partir



de l'éditeur ou en intégrant à l'objet un fichier programmable sous différents langages : C++, C, C#. Ce programme est utile pour définir le comportement de l'objet et son mode d'interaction avec les autres objets de la scène. Il permet également de lire les signaux provenant d'autres logiciels. Cette fonctionnalité est utilisée pour recueillir les signaux  $l(t)$  et  $r(t)$  en sortie de OpenVIBE, au travers de VRPN.

## Annexe D

### Curriculum vitae

#### DUPRES Alban

✉ 65, rue nationale - 59800 Lille

☎ (33) 06 19 87 61 79

✉ [alban.dupres@univ-lille1.fr](mailto:alban.dupres@univ-lille1.fr)

Nationality : French

Driving licence

---

#### EDUCATION

---

- **Since October 2013**, Lille1 University (France), Cristal Laboratory  
**PhD in Automatic, Computer Engineering and Signal Processing**
- **2011 - 2013**, Rouen University (France), Faculty of Science and Technology  
**M.Sc. in biomedical engineering**
- **2009 - 2011**, Rouen University, Faculty of Science and Technology  
**B.Sc. in biomedical engineering**
- **2007 - 2009**, Rouen University, Faculty of Medicine  
**First year medicine**, admitted to the medicine selection
- **2007 - 2008**, Honfleur High School (France)  
**Baccalaureate** (mathematics speciality)

---

#### PROFESSIONAL EXPERIENCE

---

- **Since October 2013**  
**PhD in Automatic, Computer Engineering and Signal Processing** - Cristal Laboratory, BCI team - Lille1 University :  
**Title** : Hybrid brain-machine interface to palliate handicap caused by Duchenne muscular dystrophy.  
**Abstract** : A brain-computer machine (BMI) is a device that allows direct communication, i.e. without muscular action, between the user's brain and an artificial system. The main objective of my thesis is to palliate motor handicap, caused by

Duchenne muscular dystrophy, thanks to a hybrid BMI which uses cerebral (EEG), muscular (EMG), and joystick signals.

- **Academic years 2014/2015 and 2015/2016**

**Teaching** - Lille1 University :

First/second year undergraduate : practical work of automatic.

First year undergraduate : teaching electricity.

- **March 2013 - August 2013**

**Research internship** - Cristal Laboratory, BCI team - Lille1 University :

**Title** : Study of SSVEP (Steady-State Visual Evoked Potential) based BCI.

**Abstract** : The main goal was to analyse the stability of the classifier over time in order to re-use classifier parameters and to avoid the training phase.

- **May 2011 - June 2011**

**Internship** - Department of cardiology - Rouen hospital :

Statistical study on patients performing stress test.

---

## LANGUAGES AND TECHNICAL SKILLS

---

**French** : native speaker

**English** : working knowledge

**German** : basic

Programming in **Matlab** and **Scilab** for data acquisition and analysis.

Data acquisition techniques with hardware (g.tec) and software - **OpenVIBE**.

Background in **EEG/EMG signal processing, machine learning, and neuro-physiology**.

Development of virtual reality games with **Unity 3D**.

Programming in **Python, Arduino, C#, lua**.

---

## INTERESTS AND ACTIVITIES

---

**Rugby player** : 3<sup>th</sup> French division - Lille Métropole Rugby.

**Reading** : human history books.

**Travelling** : Europe, Asia, America.

## Annexe E

### Publications liées à la thèse

- Conférences nationales

**Duprès, A.**, Cabestaing, F., & Rouillard, J. (2014, 11 -13 June). BCI exploitant les SSVEP : étude de la stabilité du classifieur dans le temps et des effets de l'apprentissage humain sur les performances de classification. In 8e conférence Handicap 2014, Paris.

**Duprès, A.**, Rouillard, J., & Cabestaing, F. (2014, October). Hybrid BCI for palliation of severe motor disability. In *Proceedings of the 26th Conference on l'Interaction Homme-Machine* (pp. 171-176). ACM, Lille.

**Duprès, A.**, Cabestaing, F., & Rouillard, J. (2016, June). Sélection par un expert humain des intervalles temps-fréquence dans le signal EEG pour les interfaces cerveau-ordinateur. In 9e Conférence Handicap (Handicap 2016) (pp. 45-50).

- Conférences internationales

Rouillard, J., **Duprès, A.**, Cabestaing, F., Leclercq, S., Bekaert, M. H., Piau, C., ... & Lecocq, C. (2015). Hybrid BCI Coupling EEG and EMG for Severe Motor Disabilities. *Procedia Manufacturing*, volume 3, pages 29-36, conférence AHFE (26-30 juillet), Las Vegas.

Rouillard, J., **Duprès, A.**, Cabestaing, F., Bekaert, M. H., Piau, C., Coat, C., ... & Lecocq, C. (2015). Relevant HCI for Hybrid BCI and Severely Impaired Patients. In *Foundations of Augmented Cognition* (pp. 313-323). Springer International Publishing, 17e conférence HCII (2-7 Août), Los Angeles.

**Duprès, A.**, Cabestaing, F., Rouillard, J. (2016, August). Human expert supervised selection of time-frequency intervals in EEG signals for brain-computer interfacing. In the proceedings of EUSIPCO 2016, Budapest.

**Duprès, A.**, Cabestaing, F., Rouillard, J. (2016, October). Supervision of time-frequency features selection in EEG signals by a human expert for brain-computer interfacing based on motor imagery. In the proceedings of SMC 2016, Budapest.

- Journal

**Duprès, A.**, Cabestaing, F., & Rouillard, J. (2014). SSVEP-based BCIs : study of classifier stability over time and effects of human learning on classification accuracy. AMSE, Journal of the Association for the Advancement of Modelling and Simulation Techniques in Enterprises (Special edition HANDICAP).



## Bibliographie

- AHSAN, M., IBRAHIMY, M. I., KHALIFA, O. O. *et al.* (2010). Advances in electromyogram signal classification to improve the quality of life for the disabled and aged people. *Journal of Computer Science*, 6(7):706.
- ALLISON, B. Z., BRUNNER, C., KAISER, V., MÜLLER-PUTZ, G. R., NEUPER, C. et PFURTSCHELLER, G. (2010). Toward a hybrid brain–computer interface based on imagined movement and visual attention. *Journal of neural engineering*, 7(2): 026007.
- ANG, K. K., CHIN, Z. Y., ZHANG, H. et GUAN, C. (2008). Filter bank common spatial pattern (fbcsp) in brain-computer interface. In *2008 IEEE International Joint Conference on Neural Networks (IEEE World Congress on Computational Intelligence)*, pages 2390–2397. IEEE.
- ASWATH, S., TILAK, C. K., SURESH, A. et UDUPA, G. (2014). Human gesture recognition for real-time control of humanoid robot. In *proceedings of International Conference on Advances in Engineering and Technology (Singapore)*.
- BASHASHATI, A., FATOURECHI, M., WARD, R. K. et BIRCH, G. E. (2007). A survey of signal processing algorithms in brain–computer interfaces based on electrical brain signals. *Journal of Neural engineering*, 4(2):R32.
- BEAUDOUIN-LAFON, M. (2000). Instrumental interaction : an interaction model for designing post-wimp user interfaces. In *Proceedings of the SIGCHI conference on Human Factors in Computing Systems*, pages 446–453. ACM.
- BEKAERT, M.-H., BOTTE-LECOCQ, C., CABESTAING, F. et RAKOTOMAMONJY, A. (2009). Les interfaces cerveau-machine pour la palliation du handicap moteur sévère. *Sciences et Technologies pour le Handicap*, 3(1):95–121.
- BERGER, H. (1929). Über das elektrenkephalogramm des menschen. *European Archives of Psychiatry and Clinical Neuroscience*, 87(1):527–570.
- BIOULAC, B., BURBAUD, P., CAZALETS, J.-R. et GROSS, C. (2005). Fonctions motrices. *EMC-Kinésithérapie*, 1(4):183–233.
- BITZER, S. et VAN DER SMAGT, P. (2006). Learning emg control of a robotic hand : towards active prostheses. In *Proceedings 2006 IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2006. ICRA 2006.*, pages 2819–2823. IEEE.
- BLANKERTZ, B., DORNHEGE, G., KRAULEDAT, M., SCHRÖDER, M., WILLIAMSON, J., MURRAY-SMITH, R. et MÜLLER, K.-R. (2006). The berlin brain-computer interface presents the novel mental typewriter hex-o-spell.

- BLANKERTZ, B., TOMIOKA, R., LEMM, S., KAWANABE, M. et MULLER, K.-R. (2008). Optimizing spatial filters for robust eeg single-trial analysis. *IEEE Signal Processing Magazine*, 25(1):41–56.
- BONNET, L., LOTTE, F. et LÉCUYER, A. (2013). Two brains, one game : design and evaluation of a multiuser bci video game based on motor imagery. *Computational Intelligence and AI in Games, IEEE Transactions on*, 5(2):185–198.
- BOUGRAIN, L., DUVINAGE, M. et KLEIN, E. (2012). Inverse reinforcement learning to control a robotic arm using a brain-computer interface.
- BRASHEAR, H., STARNER, T., LUKOWICZ, P. et JUNKER, H. (2003). Using multiple sensors for mobile sign language recognition.
- BRUNNER, C., LEEB, R., MÜLLER-PUTZ, G., SCHLÖGL, A. et PFURTSCHELLER, G. (2008). Bci competition 2008–graz data set a. *Institute for Knowledge Discovery (Laboratory of Brain-Computer Interfaces), Graz University of Technology*, pages 136–142.
- CABESTAING, F., VAUGHAN, T. M., MCFARLAND, D. J. et WOLPAW, J. R. (2007). Classification of evoked potentials by pearson’s correlation in a brain-computer interface. *AMSE, Modelling C Automatic Control (theory and applications)*, 67: 156–166.
- CHEN, H.-C., CHEN, C.-L., LU, C.-C. et WU, C.-Y. (2009). Pointing device usage guidelines for people with quadriplegia : a simulation and validation study utilizing an integrated pointing device apparatus. *Neural Systems and Rehabilitation Engineering, IEEE Transactions on*, 17(3):279–286.
- CHOI, C., MICERA, S., CARPANETO, J., KIM, J. *et al.* (2009). Development and quantitative performance evaluation of a noninvasive emg computer interface. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 56(1):188–191.
- CHOI, C., NA, Y., RIM, B., KIM, Y., KANG, S. et KIM, J. (2013). An semg computer interface using three myoelectric sites for proportional two-dimensional cursor motion control and clicking for individuals with spinal cord injuries. *Medical engineering & physics*, 35(6):777–783.
- CHU, J.-U., MOON, I., LEE, Y.-J., KIM, S.-K. et MUN, M.-S. (2007). A supervised feature-projection-based real-time emg pattern recognition for multifunction myoelectric hand control. *Mechatronics, IEEE/ASME Transactions on*, 12(3):282–290.
- CINCOTTI, F., ALOISE, F., BABILONI, F., MARCIANI, M., MORELLI, D., PAOLUCCI, S., ORIOLO, G., CHERUBINI, A., BRUSCINO, S., SCIARRA, F. *et al.* (2006). Brain-operated assistive devices : the aspice project. *In The First IEEE/RAS-EMBS International Conference on Biomedical Robotics and Biomechatronics, 2006. Bio-Rob 2006.*, pages 817–822. IEEE.
- CINCOTTI, F., ALOISE, F., BUFALARI, S., SCHALK, G., ORIOLO, G., CHERUBINI, A., DAVIDE, F., BABILONI, F., MARCIANI, M. G. et MATTIA, D. (2007). Non-invasive brain-computer interface system to operate assistive devices. *In 2007*

- 29th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, pages 2532–2535. IEEE.
- CINCOTTI, F., MATTIA, D., ALOISE, F., BUFALARI, S., SCHALK, G., ORIOLO, G., CHERUBINI, A., MARCIANI, M. G. et BABILONI, F. (2008). Non-invasive brain-computer interface system : towards its application as assistive technology. *Brain research bulletin*, 75(6):796–803.
- DERAMBURE, P., DEFEBVRE, L., BOURRIEZ, J., CASSIM, F. et GUIEU, J. (1999). Désynchronisation et synchronisation liées à l'événement étude de la réactivité des rythmes électrocorticaux en relation avec la planification et l'exécution du mouvement volontaire. *Neurophysiologie Clinique / Clinical Neurophysiology*, 29(1):53–70.
- DOSHI, F. et ROY, N. (2008). Spoken language interaction with model uncertainty : an adaptive human-robot interaction system. *Connection Science*, 20(4):299–318.
- DUDEK, G. et JENKIN, M. (2010). *Computational principles of mobile robotics*. Cambridge university press.
- DUPRÈS, A., CABESTAING, F. et ROUILLARD, J. (2016a). Human expert supervised selection of time-frequency intervals in eeg signals for brain-computer interfacing. In *EUSIPCO*.
- DUPRÈS, A., CABESTAING, F. et ROUILLARD, J. (2016b). Supervision of time-frequency features selection in EEG signals by a human expert for brain-computer interfacing based on motor imagery. In *SMC*.
- EDLINGER, G., KAPPELLER, C., ESPINOSA, A., TORRELLAS, S., MIRALLES, F. et GUGER, C. (2013). Multi-modal computer interaction for communication and control using eeg, emg, eog and motion sensors. In *International Conference on Universal Access in Human-Computer Interaction*, pages 633–641. Springer.
- FERREZ, P. W. et MILLÁN, J. d. R. (2008). Simultaneous real-time detection of motor imagery and error-related potentials for improved bci accuracy. In *Proceedings of the 4th international brain-computer interface workshop and training course*, numéro LIDIAP-CONF-2008-019.
- GAVRILA, D. M. (1999). The visual analysis of human movement : A survey. *Computer vision and image understanding*, 73(1):82–98.
- HAWLEY, M. S., ENDERBY, P., GREEN, P., CUNNINGHAM, S., BROWNSSELL, S., CARMICHAEL, J., PARKER, M., HATZIS, A., O'NEILL, P. et PALMER, R. (2007). A speech-controlled environmental control system for people with severe dysarthria. *Medical Engineering & Physics*, 29(5):586–593.
- HOT, P., DELPLANQUE, S. et EUSTACHE, F. (2013). *Electrophysiologie de la cognition*. Dunod.
- JACOB, R. J. (1991). The use of eye movements in human-computer interaction techniques : what you look at is what you get. *ACM Transactions on Information Systems (TOIS)*, 9(2):152–169.



- JASPER, H. H. (1958). The ten twenty electrode system of the international federation. *Electroencephalography and clinical neurophysiology*, 10:371–375.
- JEUNET, C., JAHANPOUR, E. et LOTTE, F. (2016). Why standard brain-computer interface (bci) training protocols should be changed : an experimental study. *Journal of neural engineering*, 13(3):036024.
- KIM, J., MASTNIK, S. et ANDRÉ, E. (2008). Emg-based hand gesture recognition for realtime biosignal interfacing. *In Proceedings of the 13th international conference on Intelligent user interfaces*, pages 30–39. ACM.
- KLEM, G. H., LÜDERS, H. O., JASPER, H. et ELGER, C. (1999). The ten-twenty electrode system of the international federation. *Electroencephalogr Clin Neurophysiol*, 52(3).
- KOSMYNA, N. (2015). Co-apprentissage pour les interfaces cerveau-ordinateur.
- KOSMYNA, N. et TARPIN-BERNARD, F. (2012). Une combinaison de paradigmes d'interaction cerveau-ordinateur et suivi du regard pour des interactions multimodales. *In Actes de la conférence Ergonomie, Interaction Homme-Machine (Ergo'IHM 2012)*.
- KRAULEDAT, M., TANGERMANN, M., BLANKERTZ, B. et MÜLLER, K.-R. (2008). Towards zero training for brain-computer interfacing. *PloS one*, 3(8):e2967.
- KRUSIENSKI, D. J., SELLERS, E. W., CABESTAING, F., BAYOUDH, S., MCFARLAND, D. J., VAUGHAN, T. M. et WOLPAW, J. R. (2006). A comparison of classification techniques for the p300 speller. *Journal of neural engineering*, 3(4):299.
- KÜBLER, A., NEUMANN, N., WILHELM, B., HINTERBERGER, T. et BIRBAUMER, N. (2004). Predictability of brain-computer communication. *Journal of Psychophysiology*, 18(2/3):121–129.
- LAMTI, H. A., KHELIFA, M. M. B., GORCE, P. et ALIM, A. M. (2012). The command of a wheelchair using thoughts and gaze. *In 2012 16th IEEE Mediterranean Electrotechnical Conference*.
- LANDIS, J. R. et KOCH, G. G. (1977). The measurement of observer agreement for categorical data. *biometrics*, pages 159–174.
- LEEB, R., FRIEDMAN, D., MÜLLER-PUTZ, G. R., SCHERER, R., SLATER, M. et PFURTSCHELLER, G. (2007a). Self-paced (asynchronous) bci control of a wheelchair in virtual environments : a case study with a tetraplegic. *Computational intelligence and neuroscience*, 2007.
- LEEB, R., LEE, F., KEINRATH, C., SCHERER, R., BISCHOF, H. et PFURTSCHELLER, G. (2007b). Brain-computer communication : motivation, aim, and impact of exploring a virtual apartment. *Neural Systems and Rehabilitation Engineering, IEEE Transactions on*, 15(4):473–482.
- LEUTHARDT, E. C., SCHALK, G., WOLPAW, J. R., OJEMANN, J. G. et MORAN, D. W. (2004). A brain-computer interface using electrocorticographic signals in human—the authors declare that they have no competing financial interests. *Journal of neural engineering*, 1(2):63.

- LIU, Y., ZHANG, H., CHEN, M. et ZHANG, L. (2016). A boosting-based spatial-spectral model for stroke patients' eeg analysis in rehabilitation training. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 24(1):169–179.
- LOTTE, F. (2012). Les interfaces cerveau-ordinateur : Conception et utilisation en réalité virtuelle. *Revue Technique et Science Informatiques*, 31(3):289–310.
- LOTTE, F., CONGEDO, M., LÉCUYER, A., LAMARCHE, F. et ARNALDI, B. (2007). A review of classification algorithms for eeg-based brain–computer interfaces. *Journal of neural engineering*, 4(2):R1.
- LOTTE, F. et GUAN, C. (2011). Regularizing common spatial patterns to improve bci designs : unified theory and new algorithms. *Biomedical Engineering, IEEE Transactions on*, 58(2):355–362.
- McFARLAND, D. J. (2015a). The advantages of the surface laplacian in brain–computer interface research. *International Journal of Psychophysiology*, 97(3): 271–276.
- McFARLAND, D. J. (2015b). The advantages of the surface Laplacian in brain–computer interface research. *International Journal of Psychophysiology*, 93(3): 271–276.
- MILLAN, J. D. R., GALÁN, F., VANHOODYDONCK, D., LEW, E., PHILIPS, J. et NUTTIN, M. (2009). Asynchronous non-invasive brain-actuated control of an intelligent wheelchair. In *Engineering in Medicine and Biology Society, 2009. EMBC 2009. Annual International Conference of the IEEE*, pages 3361–3364. IEEE.
- MILLER, K. J., LEUTHARDT, E. C., SCHALK, G., RAO, R. P., ANDERSON, N. R., MORAN, D. W., MILLER, J. W. et OJEMANN, J. G. (2007). Spectral changes in cortical surface potentials during motor movement. *The Journal of neuroscience*, 27(9):2424–2432.
- NOVI, Q., GUAN, C., DAT, T. H. et XUE, P. (2007). Sub-band common spatial pattern (SBCSP) for brain-computer interface. *3rd International IEEE/EMBS Conference on Neural Engineering*, pages 204–207.
- ONO, T., KIMURA, A. et USHIBA, J. (2013). Daily training with realistic visual feedback improves reproducibility of event-related desynchronisation following hand motor imagery. *Clinical Neurophysiology*, 124(9):1779–1786.
- PENFIELD, W. et JASPER, H. (1954). Epilepsy and the functional anatomy of the human brain.
- PERGANDI, J.-M., MALLET, P. et MESTRE, D. (2006). Évaluation d'une aide à la navigation d'un fauteuil intelligent. In *Proc. Handicap*, volume 2006.
- PFURTSCHELLER, G. (2001). Functional brain imaging based on erd/ers. *Vision research*, 41(10):1257–1260.
- PFURTSCHELLER, G., ALLISON, B. Z., BAUERNFEIND, G., BRUNNER, C., ESCALANTE, T. S., SCHERER, R., ZANDER, T. O., MUELLER-PUTZ, G., NEUPER, C. et BIRBAUMER, N. (2010). The hybrid bci. *Frontiers in neuroscience*, 4:3.

- PFURTSCHHELLER, G., BRUNNER, C., SCHLÖGL, A. et DA SILVA, F. L. (2006a). Mu rhythm (de) synchronization and eeg single-trial classification of different motor imagery tasks. *NeuroImage*, 31(1):153–159.
- PFURTSCHHELLER, G., GUGER, C., MÜLLER, G., KRAUSZ, G. et NEUPER, C. (2000). Brain oscillations control hand orthosis in a tetraplegic. *Neuroscience letters*, 292(3):211–214.
- PFURTSCHHELLER, G., LEEB, R., KEINRATH, C., FRIEDMAN, D., NEUPER, C., GUGER, C. et SLATER, M. (2006b). Walking from thought. *Brain research*, 1071(1): 145–152.
- PFURTSCHHELLER, G., NEUPER, C., FLOTZINGER, D. et PREGENZER, M. (1997). Eeg-based discrimination between imagination of right and left hand movement. *Electroencephalography and clinical Neurophysiology*, 103(6):642–651.
- PORRO, C. A., FRANCESCATO, M. P., CETTOLO, V., DIAMOND, M. E., BARALDI, P., ZUIANI, C., BAZZOCCHI, M. et DI PRAMPERO, P. E. (1996). Primary motor and sensory cortex activation during motor performance and motor imagery : a functional magnetic resonance imaging study. *The Journal of neuroscience*, 16(23):7688–7698.
- RAZA, H., CECOTTI, H. et PRASAD, G. (2015a). Optimising frequency band selection with forward-addition and backward-elimination algorithms in EEG-based brain-computer interfaces. In *International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)*, pages 1–7. IEEE.
- RAZA, H., CECOTTI, H. et PRASAD, G. (2015b). Optimising frequency band selection with forward-addition and backward-elimination algorithms in eeg-based brain-computer interfaces. In *2015 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)*, pages 1–7. IEEE.
- REAZ, M., HUSSAIN, M. et MOHD-YASIN, F. (2006). Techniques of emg signal analysis : detection, processing, classification and applications. *Biological procedures online*, 8(1):11–35.
- RICHARD, D., CAMPS, J.-F. et EUGÈNE, D. (2013). *Neurosciences*. Dunod.
- ROUILLARD, J., DUPRÈS, A., CABESTAING, F., BEKAERT, M.-H., PIAU, C., COAT, C., VANNOBEL, J.-M. et LECOCQ, C. (2015a). Relevant hci for hybrid bci and severely impaired patients. In *International Conference on Augmented Cognition*, pages 313–323. Springer.
- ROUILLARD, J., DUPRÈS, A., CABESTAING, F., LECLERCQ, S., BEKAERT, M.-H., PIAU, C., VANNOBEL, J.-M. et LECOCQ, C. (2015b). Hybrid bci coupling eeg and emg for severe motor disabilities. *Procedia Manufacturing*, 3:29–36.
- SIMPSON, R. C. (2005). Smart wheelchairs : A literature review. *Journal of rehabilitation research and development*, 42(4):423.
- SIMPSON, R. C. et LEVINE, S. P. (2002). Voice control of a powered wheelchair. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 10(2): 122–125.

- SUK, H.-I. et LEE, S.-W. (2011). Subject and class specific frequency bands selection for multiclass motor imagery classification. *International Journal of Imaging Systems and Technology*, 21(2):123–130.
- TARBY, J.-C. et ROUILLARD, J. (2010). Bci et ihm : premiers retours d'expériences. *In Proceedings of the Ergonomie et Informatique Avancee Conference*, pages 44–51. ACM.
- TSUI, C. S. L., JIA, P., GAN, J. Q., HU, H. et YUAN, K. (2007). EMG-based hands-free wheelchair control with EOG attention shift detection. *In Robotics and Biomimetics, 2007. ROBIO 2007. IEEE International Conference on*, pages 1266–1271. IEEE.
- URDIALES, C., FERNANDEZ-ESPEJO, B., ANNICCHIARICCO, R., SANDOVAL, F. et CALTAGIRONE, C. (2010). Biometrically modulated collaborative control for an assistive wheelchair. *IEEE transactions on neural systems and rehabilitation engineering*, 18(4):398–408.
- VAN LANGHENHOVE, A., BEKAERT, M.-H., CABESTAING, F. et N'GUYEN, J.-P. (2008). Interfaces cerveau-ordinateur et rééducation fonctionnelle : étude de cas chez un patient hémiparésique. *Sciences et Technologies pour le Handicap*, 2(1):41–54.
- VIBERT, J.-F., SÉBILLE, A., BOUREAU, F. et MAZIÈRES, L. (2011). *Neurophysiologie : de la physiologie à l'exploration fonctionnelle*. Elsevier Health Sciences.
- VIDAL, J.-J. (1973). Toward direct brain-computer communication. *Annual review of Biophysics and Bioengineering*, 2(1):157–180.
- WILLIAMS, M. R. et KIRSCH, R. F. (2008). Evaluation of head orientation and neck muscle EMG signals as command inputs to a human–computer interface for individuals with high tetraplegia. *Neural Systems and Rehabilitation Engineering, IEEE Transactions on*, 16(5):485–496.
- WOLPAW, J. R., BIRBAUMER, N., MCFARLAND, D. J., PFURTSCHELLER, G. et VAUGHAN, T. M. (2002). Brain–computer interfaces for communication and control. *Clinical neurophysiology*, 113(6):767–791.
- WOLPAW, J. R. et MCFARLAND, D. J. (2004). Control of a two-dimensional movement signal by a noninvasive brain-computer interface in humans. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 101(51):17849–17854.
- YONG, X., FATOURECHI, M., WARD, R. K. et BIRCH, G. E. (2011). The design of a point-and-click system by integrating a self-paced brain–computer interface with an eye-tracker. *Emerging and Selected Topics in Circuits and Systems, IEEE Journal on*, 1(4):590–602.
- ZECCA, M., MICERA, S., CARROZZA, M. et DARIO, P. (2002). Control of multi-functional prosthetic hands by processing the electromyographic signal. *Critical Reviews<sup>TM</sup> in Biomedical Engineering*, 30(4-6).

ZHANG, X., CHEN, X., WANG, W.-h., YANG, J.-h., LANTZ, V. et WANG, K.-q. (2009). Hand gesture recognition and virtual game control based on 3d accelerometer and emg sensors. *In Proceedings of the 14th international conference on Intelligent user interfaces*, pages 401–406. ACM.



**Résumé:** La palliation du handicap moteur est la principale application actuelle des interfaces cerveau-machine (ICM). Cette thèse décrit une interface cerveau-machine hybride, conçue spécifiquement pour des patients souffrant de myopathie de Duchenne. Notre ICM hybride exploite les signaux issus de capteurs électroencéphalographiques (EEG), électromyographiques (EMG), et de joysticks. Leur traitement nous permet de détecter un mouvement ou une intention de mouvement à différents niveaux de la commande motrice. Les signaux joysticks sont utilisés tant que le patient est capable de les activer, puis à mesure que la motricité se dégrade avec l'évolution de la maladie, l'ICM hybride prend en compte les signaux EMG et enfin les signaux EEG.

Nous avons développé une méthode originale de traitement des signaux EEG, qui permet à un expert humain de sélectionner les valeurs caractéristiques qui lui semblent les plus discriminantes. Les performances de cette méthode ont été évaluées sur une base de données qui sert de référence dans la communauté BCI, ainsi que sur des données que nous avons enregistrées sur des sujets sains. Notre ICM hybride permet le contrôle de trajectoire d'un mobile à partir de trois actions, correspondant à un mouvement ou une intention de mouvement de la main droite, de la main gauche, et des deux mains simultanément. Un degré de liberté supplémentaire peut être envisagé en intégrant la détection d'une intention de mouvement des pieds.

**Mots-clés:** interface cerveau-machine hybride ; palliation du handicap moteur ; myopathie de Duchenne ; traitement du signal ; électroencéphalographie ; électromyographie ; contrôle de trajectoire.

**Abstract:** Brain-machine interfaces (BMI) have been considered since many years as the most promising approach to the palliation of severe motor handicap. This thesis describes a hybrid brain-machine interface, designed specifically for patients suffering from Duchenne muscular dystrophy. Our hybrid BMI uses signals recorded by electroencephalography (EEG), electromyography (EMG), and joystick sensors. Signal processing enables the BCI to detect a movement or movement intent at different levels of the motor command chain. Joysticks are used as long as the patient is able to activate them, then when motricity deteriorates with the disease evolution, the hybrid BMI takes EMG signals into account and finally EEG signals.

We have developed an original method for processing EEG signals, allowing the system to select features that a human expert considers as the most discriminant. Performance has been assessed on a data set used as a reference in the BMI community, as well as on data that we have recorded from healthy subjects in our laboratory. Our hybrid BMI controls the trajectory of a moving object – either real or virtual – through three actions, corresponding to a movement or an intent of movement of the right hand, the left hand, or both hands simultaneously. An additional degree of freedom can be considered by integrating the detection of attempted feet movements.

**Keywords:** hybrid brain-machine interface ; motor handicap palliation ; Duchenne muscular dystrophy ; signal processing ; electroencephalography ; electromyography ; trajectory control.