

ÉCOLE DE TECHNOLOGIE SUPÉRIEURE
UNIVERSITÉ DU QUÉBEC

MÉMOIRE PRÉSENTÉ À
L'ÉCOLE DE TECHNOLOGIE SUPÉRIEURE

COMME EXIGENCE PARTIELLE
À L'OBTENTION DE LA
MAÎTRISE EN GÉNIE, TECHNOLOGIES DE LA SANTÉ
M.Ing.

PAR
Véronique MAHEU

DÉVELOPPEMENT DES CRITÈRES D'APPRENTISSAGE POUR LE CONTRÔLE D'UN
BRAS ROBOT MANIPULATEUR À 7 DDL PAR LE TRAITEMENT DES SIGNAUX
EMG CHEZ LES BLESSÉS MÉDULLAIRES

MONTRÉAL, LE 5 MAI 2011

©Tous droits réservés, Véronique Maheu, 2010

PRÉSENTATION DU JURY

CE MÉMOIRE A ÉTÉ ÉVALUÉ

PAR UN JURY COMPOSÉ DE :

M. Rachid Aissaoui, directeur de mémoire
Département de génie de la production automatisée à l'École de technologie supérieure

Mme Nicola Hagemeister, président du jury
Département de génie de la production automatisée à l'École de technologie supérieure

Mme Neila Mezghani, membre du jury
Département de génie de la production automatisée à l'École de technologie supérieure

M. Philippe Archambault, membre du jury
Physical and Occupational Therapy School, McGill University

IL A FAIT L'OBJET D'UNE SOUTENANCE DEVANT JURY ET PUBLIC

LE 14 AVRIL 2011

À L'ÉCOLE DE TECHNOLOGIE SUPÉRIEURE

AVANT-PROPOS

Le but initial de ce projet était de développer une interface électromyographique qui contrôlerait l'intégralité des 7 degrés de liberté d'une aide technique à la manipulation. Ce projet a finalement dû se restreindre à analyser les signaux provenant de blessés médullaires dans le but de les traiter adéquatement. Le traitement visait à définir des paramètres d'entraînement et d'analyse du système de classification qui permettraient les meilleurs résultats de classification. De plus, l'analyse a permis d'établir les mouvements ainsi que les stratégies de communication qui seraient les plus adéquats à utiliser chez la population des blessés médullaires de haut niveau pour le contrôle d'une aide technique.

Ceci étant dit, les sujets blessés médullaires ayant participé aux essais cliniques ont clairement indiqué leur désaccord face à l'utilisation d'une interface électromyographique pour le contrôle d'un robot manipulateur. Ils préféraient, en grande majorité, l'interface de leur fauteuil roulant motorisé. Cette interface a été choisie et adaptée à leur condition particulière et, en plus de répondre parfaitement à leurs besoins, est parfaitement intégrée à l'utilisation quotidienne. Par contre, cette interface, seule, ne permettrait pas un contrôle intuitif et efficace sur les sept degrés de liberté d'un robot manipulateur. C'est pourquoi le projet de conception d'une interface doit être perçu comme l'addition de degrés de liberté à l'interface existante du fauteuil roulant et non comme une interface à part entière qui serait utilisée seule.

REMERCIEMENTS

Je souhaite tout d'abord remercier mon directeur de mémoire, Rachid Aissaoui, qui a accepté de me guider à travers ce projet ambitieux.

Je voudrais aussi remercier l'équipe du laboratoire en imagerie et orthopédique (LIO) à l'hôpital Notre-Dame, et tout particulièrement Gérald Parent et Brigitte Dubreuil pour leur soutien technique et administratif.

Je remercie aussi Michel Danakas de l'institut de réadaptation Gingras-Lindsay de Montréal (IRGLM) pour sa patience et son dévouement envers les blessés médullaires. Le partage de ses connaissances m'a permis d'entamer les essais cliniques avec confiance.

J'aimerais aussi remercier l'équipe de Kinova pour avoir proposé et soutenu le projet. Leur présence, commentaires et suggestions ont permis de faire évoluer ce projet dans la meilleure des ambiances de travail.

Et finalement, je n'aurais jamais pu mener ce projet à terme sans l'implication et le support de mes amis et de ma famille, ma mère et mon père. Je me dois de souligner tout particulièrement mon conjoint, Pascal, dont la confiance débordante en mes capacités me fait croire que tout est possible ainsi que mon tout nouveau fils, Eli, qui a ensoleillé mes journées de rédaction. À vous deux, vous représentez le pilier de mon existence et la source de mon intarissable énergie. Je vous aime!

DÉVELOPPEMENT DES CRITÈRES D'APPRENTISSAGE POUR LE CONTRÔLE D'UN BRAS ROBOT MANIPULATEUR À 7 DDL PAR LE TRAITEMENT DES SIGNAUX EMG CHEZ LES BLESSÉS MÉDULLAIRES

Véronique Maheu

RÉSUMÉ

L'interaction homme-machine représente un défi de taille pour les personnes à mobilité réduite qui doivent contrôler leur environnement avec des capacités musculaires limitées. Une interface myoélectrique semble tout indiquée pour ce type de population puisqu'elle est intuitive et que les mouvements effectués pour le contrôle peuvent être adaptés aux usagers. Ce mémoire propose l'utilisation de l'analyse discriminante (Linear Discriminate Analysis) pour l'étude de signaux myoélectriques continus servant à la classification de plusieurs mouvements du haut du corps chez les blessés médullaires (BM) de haut niveau lésionnel. Le but de ce travail est de permettre un contrôle sur 16 commandes différentes en utilisant des critères génériques d'apprentissage et d'analyse. Pour ce faire, les signaux électromyographiques (EMG) provenant de 23 sujets (12 sujets sains et 11 BM) ont été analysés. L'étude se penche sur l'influence des paramètres d'apprentissage et d'analyse du classificateur ainsi que sur les mouvements les plus susceptibles d'être classifiés avec succès. De plus, ce travail propose l'analyse des mouvements et stratégies de communication pouvant être utilisées pour la transmission des commandes à un bras robot manipulateur.

Le résultat principal de cette étude est que la condition des sujets influence peu les résultats du classificateur et que l'utilisation de paramètres génériques, autant pour l'apprentissage que pour l'analyse des signaux, permet un taux de succès supérieur à 95% dans la classification de cinq groupes (quatre mouvements plus le tonus musculaire) pour tous les sujets BM. L'algorithme de classification permet aussi un taux de succès de 90% pour la classification de neuf groupes (huit mouvements plus le tonus musculaire) et de 82% pour la classification de 13 groupes (12 mouvements plus le tonus musculaire) et ce, pour les sujets sains et BM. Les mouvements préférés pour une interface EMG sont les mouvements unilatéraux d'"élévation de l'épaule et de flexion du coude. Les stratégies de communication permettant les meilleurs résultats de classification sont les mouvements de moyenne et de longue durée, les mouvements de forte amplitude ainsi que les séries de deux "clicks". De plus, une investigation sous forme de questionnaire a permis de déterminer que la population des BM était peu encline à utiliser une interface EMG pour le contrôle d'une aide technique et que le *joystick* standard de leur fauteuil roulant motorisé serait préféré.

Mots-clés: Contrôleur EMG, LDA, blessé médullaire.

LEARNING CRITERIA DEVELOPPEMENT FOR A MYOELECTRIC CONTROLLER OF A 7 DEGREE OF FREEDOM MANIPULATIVE ROBOT WITH SPINAL CORD INJURY SUBJECTS

Véronique Maheu

ABSTRACT

The control of a robotic aid poses a great challenge to disabled people who must cope with limited physical ability. A myoelectric control presents an interesting and intuitive solution because of its possible adaptation to most physical limitations. This paper evaluates the use of linear discriminant analysis (LDA) as a tool for multiple limb motion classification using continuous myoelectric signals on high level spinal cord injury (SCI) subjects. The purpose of this work is to create a 16-commands myoelectric controller using generic learning and analysis criteria. To this end, an experimental evaluation of the system was conducted on 23 subjects (12 healthy and 11 SCI). This study evaluates the influence of multiple learning and analysis parameters on the definition of movements which achieve higher classification rate. This work also proposes movements and new communication strategies, likely to be used for control of robotic manipulator.

It is shown that the subject's condition did not influence the results of the classifier. In this study, it was possible to achieve accuracy of 95% on five classes (5) classification using a generic parameterization for learning and analysis of signals. An accuracy of 90% was also achieved for nine class (9) classification problem whereas 82% accuracy for thirteen classes classification problem. The preferred movements for an EMG controller are unilateral elevation of the shoulders and flexion of the elbow. The preferred communication strategies are movements of 2 and 4 seconds, maximum amplitude movements and series of 2 "clicks". Our study also concludes this kind of interface is undesired by SCI population and that their electrical wheelchair joystick is preferred.

Keywords: Electromyography, feature extraction, linear discriminant analysis, spinal-cord injury.

TABLE DES MATIÈRES

	Page
INTRODUCTION	1
CHAPITRE 1 PROBLÉMATIQUE	3
1.1 Introduction	3
1.2 Les blessés médullaires	3
1.3 JACO: le bras manipulateur	6
1.4 Les interfaces "main-libre"	8
1.5 Hypothèse de recherche	8
CHAPITRE 2 LE SIGNAL ÉLECTROMYOGRAPHIQUE	10
2.1 Introduction	10
2.2 Les mécanismes de la contraction musculaire	10
2.3 Le potentiel d'action	12
2.4 Les méthodes de détection	13
2.5 Facteurs influençant le signal EMG	14
CHAPITRE 3 REVUE DE LITTÉRATURE	16
3.1 Introduction	16
3.2 Historique	16
3.3 Les différents types de contrôleur	18
3.4 Activité musculaire résiduelle chez les BM de haut niveau.....	25
CHAPITRE 4 MÉTHODOLOGIE	27
4.1 Introduction	27
4.2 Déroulement des essais cliniques	27
4.3 Stratégies de communication	33
4.4 Traitement des données	35
CHAPITRE 5 RÉSULTATS EXPÉRIMENTAUX	52
5.1 Introduction	52
5.2 Meilleures séquences d'apprentissage	52
5.3 Analyse des séquences portant sur les tests de base.....	57
5.4 Analyse des séquences portant sur les mouvements	59
5.5 Analyse des séquences bilatérales et unilatérales	65
5.6 Utilisation d'un post-processeur	68
5.7 Résultats des tests de la parole	70
5.8 Résultats des questionnaires.....	71
CHAPITRE 6 DISCUSSION	75
6.1 Introduction	75
6.2 Meilleures séquences d'apprentissage	75
6.3 Séquences portant sur les tests de base	79

6.4	Séquences portant sur les mouvements	80
6.5	Séquences bilatérales et unilatérales	82
6.6	Utilisation d'un post-processeur	83
6.7	Tests sur la parole.....	84
6.8	Questionnaires.....	84
6.9	Comparaison des résultats avec la littérature	85
CHAPITRE 7 PREUVE DE CONCEPT		89
7.1	Vérification des paramètres génériques	89
7.2	Algorithmes de contrôle	92
CONCLUSION.....		93
RECOMMANDATIONS		95
ANNEXE I	LEXIQUE.....	96
ANNEXE II	LES CONTRÔLEURS BINAIRES	99
ANNEXE III	CARACTÉRISTIQUES DU SIGNAL EMG.....	101
ANNEXE IV	MÉTHODES DE CLASSIFICATION - LITTÉRATURE	104
ANNEXE V	PRÉSENTATION DE L'ÉQUIPEMENT UTILISÉ	108
ANNEXE VI	QUESTIONNAIRE.....	109
ANNEXE VII	DESCRIPTION DES MUSCLES	111
ANNEXE VIII	DESCRIPTION DES SÉQUENCES D'ACQUISITION	115
ANNEXE IX	ANALYSE DISCRIMINANTE.....	121
ANNEXE X	SUPPLÉMENTS - SÉQUENCES D'APPRENTISSAGE	123
ANNEXE XI	EXEMPLE DE L'ANALYSE DES MEILLEURS GROUPES DE MOUVEMENT	125
ANNEXE XII	CALCUL DU POURCENTAGE DE RÉUSSITE.....	127
ANNEXE XIII	DESCRIPTION DES GROUPES DE MOUVEMENT.....	128
ANNEXE XIV	OPTIMISATION DES RÉSULTATS.....	130
ANNEXE XV	ALGORITHMES DE CONTRÔLE.....	132
ANNEXE XVI	STATISTIQUES	136

CONTRIBUTIONS DE L'AUTEUR.....	137
RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES.....	138

LISTE DES TABLEAUX

	Page
Tableau 1.1	Liste des incapacités physiques en fonction du niveau d'atteinte.....5
Tableau 1.2	Description du standard ASIA5
Tableau 3.1	Contrôleurs EMG pour bras manipulateur robotisé18
Tableau 4.1	Description des sujets sains.....29
Tableau 4.2	Description des sujets blessés médullaires.....30
Tableau 4.3	Ordre des séquences de test.....35
Tableau 4.4	Préfixes représentant le type de la séquence d'apprentissage.....41
Tableau 4.5	Préfixe représentant la fenêtre d'apprentissage42
Tableau 4.6	Préfixe représentant le nombre de données enlevées à chaque zone de transition.....43
Tableau 4.7	Suffixe représentant la fenêtre d'analyse.....43
Tableau 5.1	Résultats obtenus pour la classification des séquences portant sur les tests de base57
Tableau 5.2	Résultats obtenus pour la classification des séquences portant sur les tests de base - tous les mouvements58
Tableau 5.3	Résultats obtenus pour la classification des séquences portant sur les mouvements59
Tableau 5.4	Résultats obtenus pour l'analyse des meilleures stratégies de communication63
Tableau 5.5	Résultats généraux de l'analyse des séquences bilatérales et unilatérales.....66
Tableau 5.6	Moyenne des résultats obtenus pour les séquences avec et sans rétroaction ...67
Tableau 5.7	Résultats de l'utilisation d'un post-processeur.....69
Tableau 5.8	Fréquence pour laquelle chaque option de post-processeur permet l'obtention des meilleurs résultats70
Tableau 6.1	Nombre de mouvements liés aux séries d'apprentissage.....77
Tableau 6.2	Nombre de données d'apprentissage produites par les fenêtres d'entraînement77
Tableau 6.3	Nombre d'évènements à classifier pour les séquences bilatérales et unilatérales83
Tableau 6.4	Résultats moyens de tous les sujets pour la classification des treize groupes..86
Tableau 6.5	Résultats moyens de tous les sujets pour la classification des neuf groupes ...87

LISTE DES FIGURES

	Page
Figure 1.1	Niveau d'atteinte d'une blessure médullaire.4
Figure 1.2	Le bras manipulateur JACO.6
Figure 1.3	La main de JACO.7
Figure 2.1	Schéma de l'unité motrice.11
Figure 2.2	Fibre musculaire.12
Figure 2.3	Schéma du potentiel d'action intracellulaire.13
Figure 2.4	Exemple d'un signal EMG.15
Figure 3.1	Techniques de fenêtrage.20
Figure 4.1	Muscles ciblés et emplacement des électrodes.32
Figure 4.2	Position neutre.34
Figure 4.3	Exemple de détection manuelle des évènements.38
Figure 4.4	Signal EMG tiré d'une acquisition de la parole.47
Figure 4.5	Résultat d'une classification sans délai au post-processeur.48
Figure 4.6	Résultat d'une classification avec un délai de 0.15 seconde au post-processeur.49
Figure 4.7	Résultat de la classification d'un mouvement sans post-processeur50
Figure 4.8	Résultat de la classification avec l'option #1 du post-processeur.50
Figure 4.9	Résultat de la classification avec l'option #2 du post-processeur.51
Figure 5.1	Fréquence d'utilisation des séries d'apprentissage.53
Figure 5.2	Fréquence d'utilisation des différentes fenêtrages d'apprentissage.54
Figure 5.3	Fréquence d'utilisation des différentes zones de transition.55
Figure 5.4	Fréquence d'utilisation des différentes fenêtrages d'analyse.56
Figure 5.5	Résultats de l'analyse des tests de base.58
Figure 5.6	Résultats de l'analyse des séquences portant sur les mouvements.60
Figure 5.7	Fréquence des meilleurs mouvements.61
Figure 5.8	Fréquence des meilleures stratégies de communication.62
Figure 5.9	Résultats obtenus pour la classification des séquences portant sur le mouvement - meilleurs groupes et les meilleures SC.65
Figure 5.10	Résultats des séquences bilatérales et unilatérales.66
Figure 5.11	Résultats des séquences bilatérales avec et sans rétroaction visuelle.68
Figure 5.12	Résultats des séquences unilatérales avec et sans rétroaction visuelle.68
Figure 5.13	Résultats obtenus pour la détection de la parole.71
Figure 5.14	Résultats de l'appréciation des mouvements.72
Figure 6.1	Fréquence d'utilisation des différentes zones de transition (nombre d'échantillons).78
Figure 7.1	Résultats de l'analyse finale.90

LISTE DES ABRÉVIATIONS, SIGLES ET ACRONYMES

AR	Coefficient auto-régressif
ASIA	American Spinal Cord Injury Association
ATR	Aide technique robotisée
AVQ	Activité de la vie quotidienne
BM	Blessé médullaire
C4, C5, C6	Vertèbre associée au niveau de la lésion des blessés médullaires, signifie cervicale 4, cervicale 5 et cervicale 6.
CRIR	Centre de recherche interdisciplinaire en réadaptation
DDL	Degré de liberté
EEG	Électroencéphalographie / Électroencéphalographique
EMG	Électromyographie / Électromyographique (se réfère à l'EMG de surface)
FRM	Fauteuil roulant motorisé
$l_{analyse}$	Incrément de la fenêtre d'analyse
l_{app}	Incrément de la fenêtre d'apprentissage
$L_{analyse}$	Longueur de la fenêtre d'analyse
L_{app}	Longueur de la fenêtre d'apprentissage
LDA	Analyse discriminante (<i>linear discriminant analysis</i>)
LLGMN	Linéarisation logarithmique de mélanges gaussiens (<i>log-linearized Gaussian mixture network</i>)
MAV	Valeur de la moyenne absolue (<i>mean absolute value</i>)
MAVs	Pente de la valeur moyenne absolue (<i>MAV slope</i>)
MLP	Perceptron multicouche (<i>muli layer perceptron</i>)
UM	Unité motrice

RBF	Fonctions de base radiale (<i>radial basis function</i>)
RMS	Moyenne quadratique (<i>root mean square</i>)
RN	Réseau de neurones
SC	Stratégie de communication
sEMG	Électromyographie de surface
SBM	Sujet blessé médullaire
SNR	Rapport signal-sur-bruit (<i>signal-to-noise ratio</i>)
SS	Sujet sain (se réfère aux sujets n'ayant pas de blessure médullaire)
SSC	Nombre de fois où la pente du signal change de signe (<i>number of slope sign change</i>)
SVM	Machine à vecteurs de support (<i>support vector machine</i>)
TDANN	Réseau temporisé (<i>time-delayed artificial neural network</i>)
TKE	Énergie de Teager-Kaiser (<i>Teager-Kaiser energy</i>)
VAR	Variance
VLR	Taux d'apprentissage variable (<i>variable learning rate</i>)
WL	Longueur d'onde (<i>waveform length</i>)
ZC	Nombre de passage par zéro (<i>number of zero crossing</i>)

INTRODUCTION

Depuis plusieurs années, la robotique dans le domaine de la réadaptation s'applique à augmenter l'autonomie des personnes souffrant d'une perte de mobilité en leur fournissant des aides techniques adaptées à leur besoins. Les blessés médullaires (BM) ayant une lésion de haut niveau sont généralement confinés à leur fauteuil roulant et sont dépendant d'une aide externe pour effectuer les activités les plus banales. Un robot manipulateur est une aide technique dont ils pourraient bénéficier si une interface adaptée à leur capacité résiduelle était disponible.

Les sujets BM possédant des capacités musculaires limitées, le contrôle des multiples degrés de libertés (DDL) d'un bras robot manipulateur devient problématique et rend le contrôle de l'aide technique peu efficace et peu intuitive. Un contrôle intuitif est facile à apprendre et nécessite peu de concentration lors de son utilisation. C'est pourquoi une interface électromyographique (EMG) devient intéressante. Le signal EMG représente la sommation des potentiels d'action résultant de l'activité électrique due à la contraction musculaire. Ce signal est capté de manière non invasive et permettrait un contrôle intuitif pouvant être adapté à chaque sujet.

Par contre, le développement d'une telle interface est complexe puisque le signal EMG est influencé par plusieurs facteurs et que le classificateur utilisé est lui-même dépendant des paramètres employés. Le but de cette recherche est donc d'évaluer l'influence des paramètres employés avec l'analyse discriminante lors de la classification des mouvements pour une interface myoélectrique pouvant être utilisée par les BM de haut niveau pour le contrôle d'un bras manipulateur.

La présente étude analyse l'influence des différents paramètres affectant les résultats afin de déterminer ceux qui permettent un taux de classification acceptable ($\geq 95\%$) pour tous les sujets. De plus, ce travail expose les stratégies de communication (SC) les plus susceptibles d'être utilisées pour la communication des commandes à l'aide technique. Les signaux

analysés proviennent des essais cliniques effectués sur 23 sujets dont 12 sujets sains (SS) et 11 sujets blessés médullaires (SBM).

Ce mémoire est présenté en deux sections et six chapitres. La première section est descriptive et comprend les trois premiers chapitres. Le premier chapitre (page 3) présente d'abord la problématique reliée aux BM, au bras manipulateur et aux différentes interfaces main-libre. Le deuxième chapitre (page 10) présente le signal EMG et les facteurs qui l'influencent. Le troisième chapitre (page 16) présente une revue de la littérature concernant les contrôleurs myoélectriques.

La seconde section comprend les quatre derniers chapitres qui présentent d'abord la méthodologie, i.e. le déroulement des essais cliniques et le traitement des données (chapitre 4, page 27). Ensuite seront exposés les résultats obtenus (chapitre 5, page 52) et les discussions qui en découlent (chapitre 6, page 75). En dernier lieu est présentée une preuve de concept qui se base sur les résultats et les discussions exposés (chapitre 7, page **Erreur ! Signet non défini.**).

Globalement, cette recherche présente le développement d'une interface EMG à 16 commandes, utilisant des paramètres génériques d'apprentissage et d'analyse et permettant le contrôle d'une aide technique et de tous ses DDL. Par contre, ce travail est préliminaire à la conception d'une interface pouvant contrôler le robot manipulateur en temps réel.

CHAPITRE 1

PROBLÉMATIQUE

1.1 Introduction

Les fauteuils roulants permettent de palier à la perte de mobilité chez les usagers ayant perdu le contrôle de leurs membres inférieurs. Néanmoins, plusieurs utilisateurs de fauteuil roulant motorisé (FRM) ne peuvent effectuer seuls plusieurs activités de la vie quotidienne (AVQ). Ceci est dû à leurs capacités physiques limitées. Il est supposé qu'un bras manipulateur robotisé dont l'interface est adaptée à leurs capacités musculaires résiduelles permettrait d'augmenter leur autonomie pour effectuer les AVQ. Malheureusement, les interfaces respectant leurs limites physiques ne sont pas nombreuses et sont peu adaptées au contrôle d'une aide technique possédant plusieurs DDL.

Ce chapitre présente la problématique entourant la population des BM de haut niveau (C4, C5 et C6), leurs capacités musculaires résiduelles ainsi qu'une aide technique nouvellement développée pour palier à la perte de mobilité du haut du corps. Par la suite sont présentées les interfaces existantes pour le contrôle de cette aide technique.

1.2 Les blessés médullaires

Au Canada seulement, on compte 900 nouveaux cas de traumatisme médullaire par année dont une grande proportion chez les 15 à 34 ans (Canada, 2008, 31 juillet). Une blessure médullaire se caractérise par une lésion de la moelle épinière et survient à la suite d'un dommage physique ou d'une maladie. Bien qu'irréversible, les blessures médullaires sont rarement dégénératives et le niveau de blessure est définit selon la dernière vertèbre lésée. Ces niveaux s'étendent donc, de haut en bas, de C1 (première vertèbre cervicale) S5 (cinquième vertèbre sacrée -voir Figure 1.1, page 4).

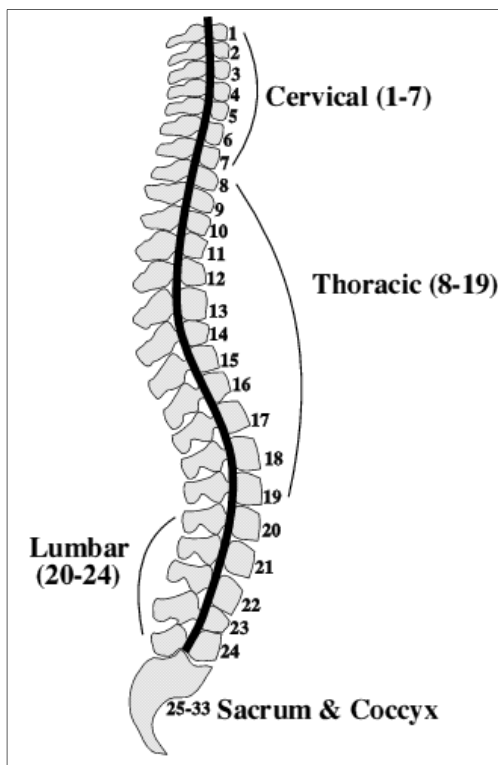


Figure 1.1 Niveau d'atteinte d'une blessure médullaire.
Tirée de Wooding, 2010

Selon le National Spinal Cord Injury Statistical Center, plus de 50% des cas de blessures médullaires sont au niveau des vertèbres cervicales (C1 à C7) et 26% se produisent au niveau des vertèbres cervicales C5 et C6¹. Le niveau d'atteinte influence directement l'incapacité physique et sensorielle qui en découle et, de manière générale, plus la lésion est haute, plus les dommages sont sévères. Le tableau (voir Tableau 1.1, page 5) effectue un résumé des incapacités physiques pour les blessures médullaires allant de C1 à C6 (Apparelyzed, 2008).

¹ Statistiques provenant des États-Unis, aucune statistique canadienne n'étant disponible au moment de l'écriture de ce mémoire.

Tableau 1.1 Liste des incapacités physiques en fonction du niveau d'atteinte

C1	Perte de fonction du diaphragme, des jambes, des bras et du tronc.	
C2	Les mouvements du cou et de la tête sont possibles dépendamment de la force musculaire résiduelle.	
C3	Mouvement limité des épaules.	
C4	Pas de flexion/extension des poignets et des coudes. Faible activité musculaire résiduelle dans le biceps.	
C5	Aucun mouvement des poignets.	Bonne capacité de mouvements des épaules. Élévation du bras (deltoïde) possible.
C6	Poignets : pas de flexion mais bonne extension.	Aucune possibilité d'extension du coude (triceps) mais la flexion du coude (biceps) est possible.
Mouvements complets de la tête et du cou. Paralysie complète du tronc et des jambes. Aucun mouvement des doigts.		

Les incapacités présentées dans ce tableau sont pour des lésions dites complètes. Selon la sévérité de la lésion, on retrouvera aussi des lésions dites incomplètes pour lesquelles les capacités physiques seront accrues en comparaison avec celles décrites précédemment. L'American Spinal Cord Injury Association (ASIA) a développé une norme de classification internationale pour décrire le degré de complétude d'une lésion médullaire: le code ASIA. Ce standard permet de décrire, par une lettre allant de A à E, le niveau d'atteinte sensorielle et motrice d'une lésion. Le tableau (voir Tableau 1.2, page 5) définit les lettres du standard ASIA.

Tableau 1.2 Description du standard ASIA

ASIA A	Aucun mouvement ni sensibilité sous le niveau de la lésion (lésion complète).
ASIA B	Aucun mouvement sous le niveau de la lésion. Par contre, il subsiste certaines zones de sensibilité sous-lésionnelle, dont la région sacrée.
ASIA C	Il subsiste des mouvements sous le niveau de la lésion. La force développée par certains muscles clés est testée et doit être inférieure à 3/5 pour la majorité de ces muscles.
ASIA D	Il subsiste des mouvements sous le niveau de la lésion. La force développée par certains muscles est testée et doit être supérieure ou égale à 3/5 pour la majorité de ces muscles.
ASIA E	Fonctions motrices et sensorielles normales.

Avec des capacités physiques aussi sévèrement hypothéquées, la population des BM de haut niveau est dépendante d'une aide externe (aidant naturel, préposée, aide technique, autre) pour effectuer les activités de la vie quotidienne (AVQ). Depuis la fin des années 1970, la robotique dans le domaine de la réadaptation s'est employée à trouver des solutions pour palier à la perte de mobilité du haut du corps des personnes atteintes de déficiences physiques. Parmi les aides techniques robotisées développées, on retrouve les aides à la manipulation, dont fait partie les tourne-pages, l'assistance au repas et les bras manipulateur (Garcia *et al.*, 2007).

1.3 JACO: le bras manipulateur

JACO (Figure 1.2, page 6) est un bras manipulateur robotisé développé par la compagnie Kinova (Montréal, Canada) depuis 2006 dans le but d'augmenter l'autonomie et la qualité de vie des utilisateurs de FRM. Il accompagne l'utilisateur dans son quotidien, son milieu de vie ainsi que dans son processus de réadaptation sociale en lui permettant d'effectuer les tâches importantes de la vie quotidienne telles que prendre des objets, ouvrir des portes ou se servir un verre d'eau.



Figure 1.2 Le bras manipulateur JACO.

Installé sur l'accoudoir du FRM, sur une table de travail ou encore sur la base d'un lit, JACO a un rayon d'action de 90 cm, une charge utile de 2.5 Kg et une masse de 6 Kg. Il possède plus de sept degrés de libertés (DDL) qui permettent au robot d'effectuer des déplacements dans les trois axes de l'espace soient X, Y et Z (3 DDL), les déplacements du poignet qui s'apparentent aux mouvements suivants: pronation, supination, flexion, extension, abduction et adduction (3 DDL) ainsi que les mouvements d'ouverture et de fermeture des doigts de la main (considéré comme étant un seul DDL mais peut aller jusqu'à trois DDL en considérant les mouvements indépendants des doigts).

Les mouvements du bras s'effectuent grâce à six articulations pour les déplacements du bras et du poignet et 3 actuateurs pour les doigts de la main. La préhension d'objets se fait grâce à une main à trois doigts située à l'extrémité du bras (Figure 1.3, page 7).



Figure 1.3 La main de JACO.

Cette aide technique est actuellement contrôlée par un *joystick* à trois axes qui nécessite une bonne dextérité au niveau de la main et des doigts. Comme ce préalable est manquant chez les blessés médullaires de niveaux C1 à C6, il est nécessaire de développer une interface de contrôle qui leur permettrait d'utiliser un bras manipulateur tel que JACO puisqu'il est entendu qu'une aide technique telle que celle-ci leur permettrait d'augmenter grandement leur autonomie.

1.4 Les interfaces "main-libre"

Parmi les interfaces ne nécessitant pas l'utilisation des mains et des doigts (main-libre), on retrouve entre autre le contrôle par le souffle « *sip-and-puff* », le contrôle par le menton ou la langue, le contrôle céphalique qui utilise les mouvements de la tête, le contrôle par mouvement des yeux (utilisation d'une caméra), les interfaces électroencéphalographiques (EEG) qui utilise les ondes cérébrales captées à la surface du scalpe, le contrôle par commandes vocales et les interfaces EMG. Parmi ces interfaces, quelques-unes pourraient être adaptées pour le contrôle d'une aide technique possédant sept DDL mais très peu seraient efficaces dans des environnements non contrôlés.

Par exemple, les contrôleurs utilisant le souffle, le contrôle céphalique ainsi que les interfaces EEG ne possèdent pas assez de DDL pour permettre un contrôle rapide et intuitif. Ensuite, les contrôleurs par commandes vocales présentent des délais dans la réponse du système (Moon *et al.*, 2005) et ne peuvent pas être utilisés dans des environnements bruyants (Jeong-Su *et al.*, 2001). De plus, les contrôleurs utilisant les mouvements des yeux nécessitent un environnement dont la luminosité est contrôlée.

Par contre, les travaux de recherche portant sur l'activité musculaire résiduelle chez les BM effectués par (Hincapie et Kirsch, 2007) ont démontré que la majorité des muscles conservant un contrôle volontaire, soit une force musculaire maximale non-nulle, génèrent des signaux électromyographiques (EMG - le signal EMG fait l'objet du CHAPITRE 2, page 10) pouvant être utilisés pour contrôler un système tel qu'une aide technique.

1.5 Hypothèse de recherche

Ce mémoire se penche sur la possibilité de traiter adéquatement les signaux électromyographiques provenant d'un nombre suffisant de muscles chez des blessés médullaires de haut niveau lésionnel dans le but de contrôler un bras manipulateur possédant un minimum de sept degrés de liberté.

L'objectif spécifique est de prouver qu'une interface électromyographique à 16 degrés de liberté pourrait être utilisée par des blessés médullaires (C4, C5 et C6) avec un taux de succès supérieur à 95%. Pour y arriver, les hypothèses suivantes sont posées:

1. Les blessés médullaires de haut niveau (C4, C5 et C6) possèdent au minimum 8 paires de muscles pouvant être utilisés pour le contrôle d'une interface EMG;
2. Il est possible d'utiliser des critères génériques d'apprentissage et d'analyse afin d'obtenir un taux de classification supérieur à 95% pour une interface à 16 degrés de liberté;
3. Un classificateur de type discriminante linéaire représente un choix judicieux pour le problème exposé.

CHAPITRE 2

LE SIGNAL ÉLECTROMYOGRAPHIQUE

2.1 Introduction

De manière globale, le signal électromyographique est une représentation de la sommation des potentiels d'action des unités motrices présentes dans le volume de détection lors de la contraction musculaire. Le signal EMG brute s'exprime en millivolts (mV). Il permet la détection et l'analyse des caractéristiques de l'activité musculaire.

Ce chapitre détaille le signal EMG en présentant les principaux acteurs de la contraction musculaire ainsi que les méthodes biochimiques de transmission de l'information. Ensuite sont décrites les particularités entourant la détection de ce signal ainsi que les différents facteurs pouvant l'influencer.

2.2 Les mécanismes de la contraction musculaire

De la commande cérébrale à la réponse musculaire, les processus biologiques entourant la contraction musculaire sont relativement simples. La contraction musculaire s'initie au niveau du système nerveux central (cerveau) qui intègre une information sensorielle ou l'intention de contracter volontairement un ou plusieurs muscles. L'information traverse le système nerveux et est ensuite transmise au système musculaire via un neurone moteur qui prend origine dans la moelle épinière.

La jonction entre le neurone moteur et la fibre musculaire est la jonction neuromusculaire, aussi appelée plaque motrice. Chaque fibre musculaire est innervée par un seul neurone moteur mais un neurone moteur peut innerver plusieurs fibres musculaires. Le motoneurone et les fibres qu'il innerve constituent l'unité motrice (UM) qui est schématisée à la figure suivante (voir Figure 2.1, page 11).

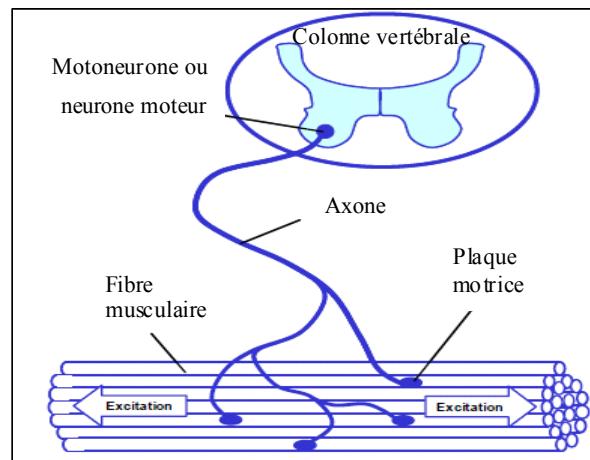


Figure 2.1 Schéma de l'unité motrice.
Adaptée de Konrad (2010, p.6)

Le corps musculaire est composé de faisceaux de fibres qui sont composés de myofibrilles qui comprennent eux-mêmes des filaments d'actine et de myosine (voir

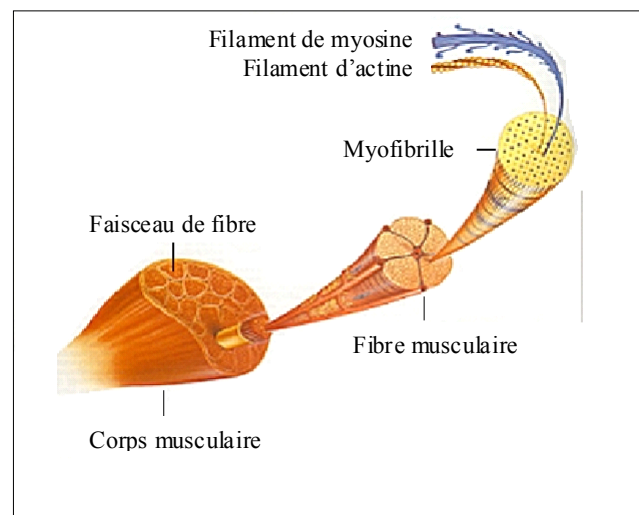


Figure 2.2, page 12). Ces deux types de filaments permettent la contraction musculaire en glissant les uns sur les autres lorsqu'une réaction biochimique s'enclenche à la suite du passage d'un potentiel d'action (voir paragraphe suivant). Lorsque le potentiel d'action, provenant du système nerveux central, parvient à la plaque motrice, des neurotransmetteurs sont libérés dans la fente synaptique et captés par la membrane externe de la fibre musculaire. Lorsque la stimulation est suffisante, i.e. atteinte ou dépassement du seuil

d'excitation, un potentiel d'action se propage à travers la fibre musculaire, de la plaque motrice jusqu'aux tendons.

2.3 Le potentiel d'action

Le potentiel d'action musculaire est caractérisé par une dépolarisation locale et momentanée de la membrane externe de la fibre musculaire. Au repos, l'intérieur de la cellule musculaire possède un potentiel négatif (-65 à -90 mV) par rapport à son milieu externe. Ce potentiel est causé par la concentration en ions sodium (Na^+) et potassium (K^+) de part et d'autre de la membrane. Au repos, cette concentration est stabilisée par des phénomènes biologiques de diffusion.

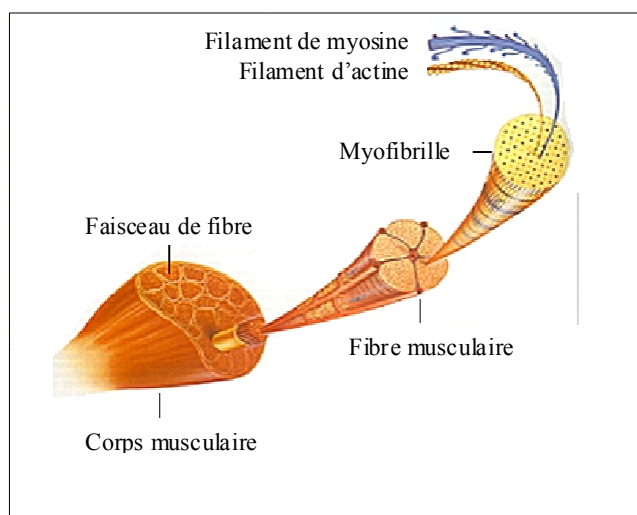


Figure 2.2 Fibre musculaire.
Tirée de Futura-Science, 2003

La dépolarisation de la membrane musculaire s'effectue lorsqu'elle est stimulée par les neurotransmetteurs au-dessus du seuil d'excitation. La dépolarisation se caractérise par une perméabilité accrue aux ions Na^+ qui affluent alors vers l'intérieur de la cellule, faisant passer la différence de potentiel de +10 à +40 mV. La perméabilité aux ions Na^+ diminue pour permettre à la membrane de se repolariser en augmentant sa perméabilité aux ions K^+ . Ces phénomènes caractérisent le potentiel d'action que subit la membrane cellulaire lors de la

transmission de l'influx électrique (voir Figure 2.3, page 13) . Ce phénomène se propage dans la fibre musculaire, activant ainsi la contraction musculaire.

2.4 Les méthodes de détection

Il existe deux manières de détecter le signal EMG. La première méthode consiste à insérer une aiguille sous-cutanée dans le muscle voulant être enregistré. Cette méthode est invasive mais permet l'étude ciblée de muscles profonds. La seconde méthode consiste à poser des électrodes sur la surface de la peau de manière à enregistrer le signal provenant de muscles présents en surface. Cette méthode se nomme l'électromyographie de surface (sEMG). Ce projet ne traite uniquement que du sEMG et les termes d'écriture EMG et sEMG représenteront tous deux l'électromyographie de surface.

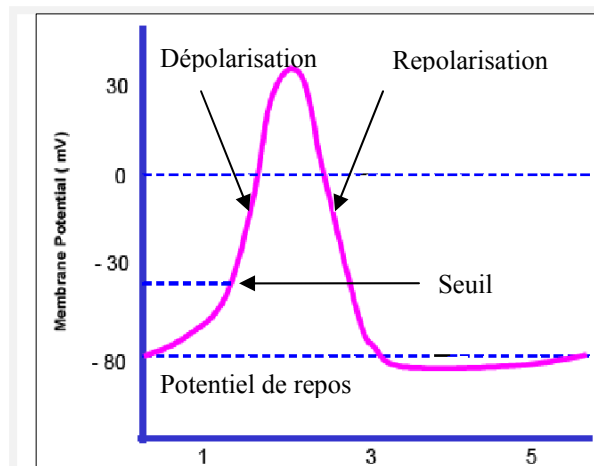


Figure 2.3 Schéma du potentiel d'action intracellulaire.

Adaptée de Konrad, page 7

Le signal est acquis à une fréquence qui doit respecter la théorie de l'échantillonnage de Nyquist. Cette théorie veut que la fréquence d'acquisition soit au moins deux fois plus grande que la fréquence maximale du signal d'entrée lorsque celui-ci n'est pas affecté par bruit additif. Puisque la bande passante du signal EMG se situe entre 10 et 500 Hz, la fréquence d'acquisition doit être d'au moins 1000 Hz. Dans le cadre de ce projet, toutes les acquisitions

sont effectuées à une fréquence de 2000 Hz pour éviter tout phénomène de repliement de spectre.

2.5 Facteurs influençant le signal EMG

Le signal EMG est influencé par différents facteurs tels que les caractéristiques du tissu (genre de tissu, épaisseur du tissu, changement physiologiques et la température), la diaphonie (*cross-talk*), le changement de géométrie du muscle lors de sa contraction, le bruit extérieur (*noise*), l'emplacement du système de détection (distance inter-électrodes, inclinaison des fibres musculaires en comparaison avec les électrodes) et sa qualité (électrodes et amplificateurs). La diaphonie représente l'influence des muscles environnant au volume de détection et ne dépasse généralement pas 10% à 15% du signal global (Konrad, 2005). Ainsi, le signal provenant d'une électrode placée sur un muscle de surface peut être influencé par les muscles plus profonds faisant partie du volume de détection de l'électrode. Le signal cardiaque peut aussi causer de la diaphonie, surtout pour les signaux détectés au niveau des muscles des membres supérieurs. De plus, le signal EMG varie selon les sujets, les différents emplacements des électrodes et les changements temporels dus à la fatigue musculaire et la sueur. Le bruit provenant des multiples sources définies ci-haut, devrait se situer entre 3 à 5 mV (Konrad, 2005).

La figure suivante (Figure 2.4, page 15) présente le signal myoélectrique provenant d'un trapèze moyen lors d'une rétraction bilatérales des épaules. Il est possible de remarquer que le bruit se situe aux environs de $\pm 2 * 10^{-5}mV$.

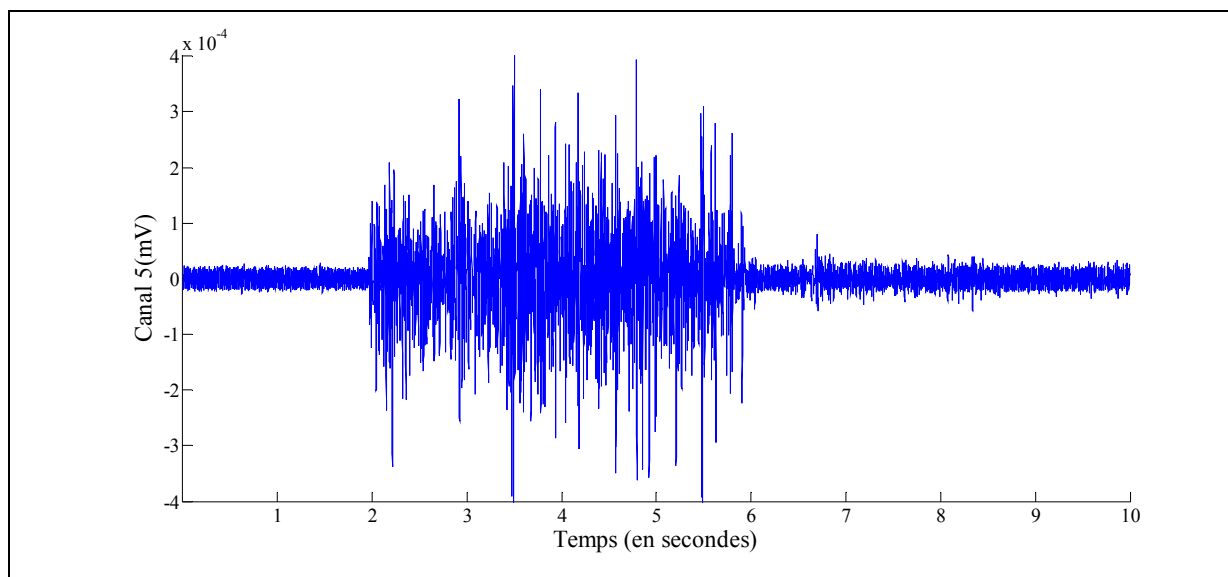


Figure 2.4 Exemple d'un signal EMG².

² Signaux brute provenant du trapèze moyen droit du sujet S01. L'acquisition est tirée de la série sur la durée et représente une rétraction bilatérale des épaules (Rep1).

CHAPITRE 3

REVUE DE LITTÉRATURE

3.1 Introduction

La revue de la littérature concernant les contrôleurs EMG est complexe et multiple. Bien qu'extensive, les différentes recherches publiées utilisent des stratégies similaires mais comportant des différences notables au niveau de leur structure. De plus, des stratégies ayant une conception similaires peuvent être présentées sous différents noms selon les auteurs (Staude et Wolf, 1999). La revue d'une telle littérature devient donc difficile à effectuer.

Ce chapitre présente tout d'abord un bref survol historique des contrôleurs EMG ainsi que de leurs avantages et leurs limites. Par la suite, les différents types de contrôleurs sont définis et la structure des contrôleurs basés sur la reconnaissance du mouvement. Pour terminer, la revue de la littérature concernant les recherches sur les blessés médullaires et le signal électromyographique est présentée. Pour faciliter la lecture et sa compréhension, un lexique contenant les termes abordés dans les prochaines sections est présenté en annexe (voir ANNEXE I, page 96).

3.2 Historique

Vivante depuis une soixantaine d'années, l'idée de permettre le contrôle d'une technologie à l'aide de signaux électromyographiques a été concrétisée pour la première fois en 1960 par le développement de la première prothèse cliniquement viable (Oskoei et Huosheng, 2007). Depuis, plusieurs recherches ont été effectuées dans le but d'améliorer la détection du signal et permettre le contrôle de plusieurs technologies.

Les contrôleurs myoélectriques possèdent plusieurs avantages. Premièrement, l'utilisateur est libre de sangles et de harnais qui sont nécessaires pour le contrôle de mécanismes activés manuellement. De plus, la détection des signaux EMG se fait de manière non-invasive et

l'activité musculaire nécessaire pour émettre un signal détectable est faible. Son utilisation est intuitive puisque les signaux reflètent l'intention de mouvement (Song *et al.*, 2009) sans compter que le contrôleur ne devrait pas être affecté par les paramètres de l'environnement externe tels que le bruit, la luminosité et les écarts de température.

Parmi les technologies contrôlées par EMG, on retrouve différentes prothèses de la main (Yamada, Niwa et Uchiyama, 1983; Zhao *et al.*, 2006), du coude (Ito *et al.*, 1992) et du membre supérieur (Englehart et Hudgins, 2003; Losier, Englehart et Hudgins, 2007a), incluant les exosquelettes et les prothèses internes, des fauteuil roulant motorisé (Jeong-Su *et al.*, 2001) dont une application commerciale (Andreasen, 2005), des robots manipulateurs (Bien *et al.*, 2004; Bitzer et van der Smagt, 2006; Crawford *et al.*, 2005) ainsi que des claviers numériques (Wheeler et Jorgensen, 2003), des leviers de commande (Wheeler et Jorgensen, 2003), des souris d'ordinateur (Tarnag *et al.*, 1997; Yoshida, Itou et Nagata, 2002) et des pointeurs (Fukuda, Tsuji et Kaneko, 1999).

Bien que la plupart de ces technologies soient multifonctionnelles, les signaux EMG ne servent généralement à contrôler qu'un nombre restreint de degrés de liberté. Les technologies possédant plus de quatre DDL sont habituellement contrôlées par bio-mimétisme³ en utilisant des réseaux de neurones (RN) artificielles ou autres algorithmes de reconnaissance du mouvement. De plus, certains types de contrôleur utilisant l'activité EMG sont couplés avec des techniques supplémentaires telles que des positionneurs électromagnétiques tridimensionnels (Fukuda *et al.*, 2003; Su *et al.*, 2005) pour permettre l'accomplissement d'un contrôle sur les DDL supplémentaires. Le tableau (voir Tableau 3.1, page 18) donne un aperçu des contrôleurs EMG développés pour le contrôle d'un bras manipulateur.

³ Le bio-mimétisme est une technique utilisant les mouvements humains pour contrôler une prothèse ou une autre aide technique qui reproduit les mouvements effectués par l'utilisateur.

Tableau 3.1 Contrôleurs EMG pour bras manipulateur robotisé

Nombre de DDL contrôlés	Nombre d'électrodes utilisées	Stratégie de contrôle	Référence
7	6	4 DDL sont contrôlés par EMG en utilisant le biomimétisme pour l'ouverture de la main. 3 DDL sont contrôlés par un système tridimensionnel de positionnement électromagnétique pour les mouvements du bras dans l'espace X, Y, Z.	(Fukuda, Tsuji et Kaneko, 1997; Fukuda <i>et al.</i> , 2003)
4	3	Stratégie de contrôle binaire avec code Morse.	(Nilas, Rani et Sarkar, 2004; Rani et Sarkar, 2005)

Malgré les recherches et les avancées récentes, le contrôle myoélectrique des différentes technologies est encore loin de l'utilisation quotidienne. Cela est dû à divers facteurs propres aux signaux EMG tels que le manque de rétroaction sensorielle par rapport à l'activité musculaire effectuée⁴ et la difficulté de ne contracter qu'un seul muscle à la fois ainsi que la concentration mentale nécessaire au contrôle. De plus, l'utilisation quotidienne et à long terme d'une interface myoélectrique n'a fait l'objet d'aucune recherche.

3.3 Les différents types de contrôleur

Il existe deux types de contrôleur, soit les contrôleurs binaires et les classificateurs. Puisque ce projet utilise un type classificateur, la revue de littérature concernant les contrôleurs binaires est présentée en annexe (voir ANNEXE II, page 99).

Les classificateurs sont nombreux et diversifiés. Ils se divisent généralement en quatre modules distincts comprenant (1) le module de segmentation des données qui permet de diviser les données brutes en segments représentant une fraction temporelle de la séquence totale d'acquisition, (2) le module d'extraction des caractéristiques qui effectue le calcul des

⁴ Ce manque de rétroaction fait référence au fait que le signal électromyographique est développé par le mouvement effectué mais qu'il n'existe pas de manière d'évaluer son intensité contrairement à un joystick ou la position détermine la vitesse de l'appareil contrôlé.

caractéristiques, (3) le module de classification des mouvements qui évalue les caractéristiques fournies, en reconnaît les patrons et classe la séquence dans un des groupes de mouvement prédéfinis et finalement (4) le module du post-processeur qui effectue un traitement des résultats avant d'envoyer la commande. Ces quatre modules sont décrits dans les sections suivantes.

3.3.2.1 La segmentation des données

Tel que définit précédemment, ce module permet de diviser le signal brut en une multitude de segments qui seront analysés de manière individuelle. Les caractéristiques du module de segmentation des données sont la largeur de la fenêtre d'analyse (L) et son incrément (I), selon la technique de fenêtrage utilisée (Englehart et Hudgins, 2003).

La largeur de la fenêtre d'analyse doit être suffisamment grande pour diminuer le biais et la variance causée par les changements du signal brut et de ses caractéristiques. Par contre, une large fenêtre réduit la sensibilité aux changements d'états et nécessite un temps d'acquisition plus important, et donc une réponse plus lente du système. Le choix de la largeur de la fenêtre d'analyse représente donc un compromis important entre la précision du classificateur et son temps de réponse.

Il existe deux principales techniques de fenêtrage: (1) l'utilisation de fenêtres adjacentes et (2) l'utilisation de fenêtres superposées. Dans la première technique, chaque fenêtre suit la précédente sans superposition. L'acquisition et le traitement de chaque fenêtre nécessite un certain délai, correspondant à la largeur de la fenêtre d'acquisition. La seconde technique nécessite une quantité plus importante de calcul et génère un plus grand nombre de résultats. Par contre, les délais temporels sont moins importants que ceux de la technique précédente. La figure (voir Figure 3.1, page 20) illustre les différences entre ces deux techniques. La figure de gauche représente la fenêtrage adjacente tandis que la fenêtrage superposée est présentée dans la figure de droite. Dans ces figures, τ représente le délai de calcul nécessaire

au calcul des caractéristiques et à la classification et la largeur de la fenêtre est représentée par les flèches R1, R2 et R3.

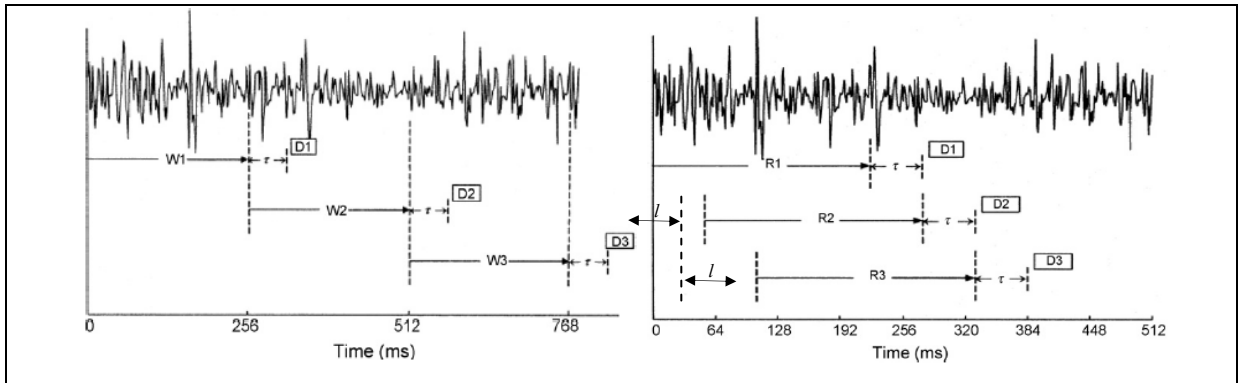


Figure 3.1 Techniques de fenêtrage.
Adaptée de Englehart et Hudgins (2003 p.3)

L'utilisation de la technique de fenêtrage superposée nécessite le choix d'un incrément (l). Sur la figure de droite, l'incrément est déterminé par l . L'incrément détermine le pourcentage de superposition des fenêtres (voir l'équation (3.1), page 20) et influence le nombre de résultats obtenus pour une durée de temps défini et le temps de réponse du système. Plus l'incrément est petit, plus le nombre de résultats obtenus pour une même durée d'acquisition est grand. Dans le cas des fenêtres adjacentes, la largeur de la fenêtre est égale à la valeur de l'incrément et donc, la superposition des fenêtres est nulle.

$$\boxed{\text{Pourcentage de superposition des fenêtres} = (L - l)/L} \quad (3.1)$$

3.3.2.2 L'extraction des caractéristiques

Une fois segmenté, le signal EMG est généralement transformé afin d'obtenir ses caractéristiques. Les caractéristiques peuvent être calculées dans (1) le domaine temporel, (2) le domaine fréquentiel (spectral) et (3) le domaine temps-fréquence ou spatio-temporel (Zecca *et al.*, 2002). Les caractéristiques du domaine fréquentiel sont surtout utilisées pour l'étude de la fatigue musculaire et des changements dans le recrutement des unités motrices

(voir Figure 2.1). Les caractéristiques du domaine temporel sont souvent moins longues et plus simples à calculer (Hudgins, Parker et Scott, 1993) et permettent l'obtention de résultats équivalents sinon meilleurs que l'utilisation de caractéristiques du domaine fréquentiel telles que les transformations de Fourier (Englehart et Hudgins, 2003) et c'est pourquoi elles sont préférées à celles du domaine spectral.

La décomposition du signal en caractéristiques est une étape déterminante dans la classification des mouvements puisque ce sont ces caractéristiques et non les signaux bruts qui lui seront transmises. Le choix de ces caractéristiques influence donc grandement les résultats du classificateur.

Les caractéristiques du domaine temporel les plus fréquemment utilisées dans la littérature sont présentées en annexe (voir ANNEXE III, page 101).

3.3.2.3 Le classificateur

Comme toutes les méthodes de classification, le but de ce module est de classer des objets dans un des groupes prédéterminés. Dans ce cas, les objets représentent des matrices de caractéristiques provenant des données myoélectriques recueillies et les groupes représentent les mouvements pouvant être effectués par l'utilisateur. Ces groupes doivent être préalablement connus et un apprentissage est nécessaire afin d'établir les règles de décision. La classification s'effectue donc en deux temps soit (1) l'apprentissage et (2) la classification. Les paragraphes suivants traitent principalement de la classification. Dans un premier temps sont présentées les différentes méthodes de classification présentées dans la littérature. Une analyse des résultats présentés est ensuite effectuée. L'apprentissage du classificateur est traité à la prochaine section.

Les différentes méthodes de classification

Plusieurs méthodes sont utilisées dans la littérature pour accomplir la classification des mouvements. Parmi ces méthodes, on retrouve une grande diversité de RN ainsi que d'autres méthodes de classification dont l'analyse discriminante (LDA - *Linear Discriminant Analysis*).

Un réseau de neurones est un modèle de calcul dont l'avantage principal réside dans sa capacité de représenter des relations linéaires aussi bien que non-linéaires ainsi que d'apprendre ces relations directement des données transmises. Il existe un très grand nombre de RN dans la littérature. Parmi ces RN, on retrouve les algorithmes suivants: perceptron multicouche (MLP - *Multilayer Perceptron*), réseaux à fonctions de base radiales (RBF - *Radial basis function*), réseaux temporisés (TDANN - *time-delayed artificial neural network*), taux d'apprentissage variable (VLR - *variable learning rate*), machines à support vectoriel (SVM - *support vector machine*), etc. Mais les réseaux de neurones ont le désavantage d'être complexes à implanter et long à entraîner. C'est pourquoi certaines recherches ont centré leur attention sur des méthodes plus simples et qui permettent d'atteindre un bon pourcentage de réussite.

Souvent utilisé dans la littérature, le classificateur par discriminante linéaire (LDA) semble permettre l'obtention de bon résultats pour la classification d'un nombre important de groupes de mouvement. De plus, puisqu'il présente une simplicité d'implantation et d'entraînement inégalé, le classificateur LDA semble présenter un choix judicieux pour le problème présenté par ce projet.

L'analyse des résultats présentés dans la littérature

Un aperçu des méthodes de classifications que l'on retrouve dans la littérature est présenté en annexe sous forme de tableau (voir Tableau A IV-1, page 105). Il est important de noter que le type d'électrode utilisée, leur emplacement ainsi que les mouvements effectués par les

sujets diffèrent pour chacune des recherches citées. Les résultats présentés sont propre au classificateur employé ainsi qu'aux mouvements. Ainsi, un classificateur obtenant un bon taux de discrimination pour un problème précis⁵ ne performera pas nécessairement aussi bien pour un problème possédant des critères différents⁶, même si le nombre de mouvements à classer est le même. De plus, aucune mention n'est effectuée dans la littérature concernant la manière dont le pourcentage de réussite est calculé et les résultats ne sont pas tous exposés de la même manière. Ainsi, certains de ces résultats représentent la moyenne de tous les essais effectués tandis que d'autres sont une moyenne des résultats obtenus pour chaque sujet ou groupe de sujets.

Il est tout de même intéressant de constater qu'une bonne majorité des méthodes figurant au tableau suivant (Tableau A IV1, page 105) présentent des résultats supérieurs à 90% et que les résultats obtenus par les classificateurs de type RN sont comparables aux résultats obtenus par les autres méthodes telles que les analyses discriminantes, les seuils d'activation et les modèles de Markov cachés. D'ailleurs, l'étude de (Englehart, Hudgins et Parker, 2001) portant sur la comparaison de la méthode LDA et d'un RN utilisant un perceptron multicouche conclut que les résultats de ces deux méthodes sont équivalents mais que la méthode LDA est plus rapide à implanter et à entraîner que le MLP.

Cette conclusion est aussi supportée par la recherche de (Huang *et al.*, 2005) qui compare un classificateur utilisant les modèles de mélange gaussien (*Gaussian mixture model*) avec trois autres classificateurs soient (1) le LDA, (2) un perceptron linéaire (*linear perceptron*) et (3) le MLP. Les conclusions supportent que les résultats obtenus par les quatre méthodes de classification ne sont pas significativement différents et qu'ils sont surtout influencés par le choix des caractéristiques.

⁵ Classification de quatre groupes: rotation du cou vers la gauche, rotation du cou vers la droite, élévation de l'épaule droite, élévation de l'épaule gauche; électrodes posées sur les sterno-cléido-mastoïdiens et sur les trapèzes supérieurs.

⁶ Classification de quatre groupes: flexion et extension du bras droit et gauche; électrodes posées sur les deltoïdes antérieurs et postérieurs.

Il est possible de noter que très peu de recherche portent sur la reconnaissance des mouvements du haut du corps chez les BM et s'il y a lieu, le contrôleur est utilisé pour le contrôle d'un très faible nombre de DDL. Aucune des recherches présentées ne peut donc être comparée directement à la présente recherche.

3.3.2.4 L'apprentissage du classificateur

L'apprentissage permet au classificateur d'établir les limites permettant de reconnaître le groupe d'appartenance de la matrice de caractéristiques fournie. L'apprentissage d'un classificateur peut se faire en temps réel (Nishikawa *et al.*, 1999) ou différé (Chan et Green, 2007). L'apprentissage en temps réel permet au classificateur de s'adapter aux changements occasionnés à long terme par plusieurs conditions physiques et physiologiques. Mais la robustesse de ces systèmes pour une utilisation quotidienne et continue est discutable puisque si des changements importants de configuration sont effectués, l'apprentissage du système doit être ré-effectué. L'apprentissage différé se fait en une seule étape qui précède la classification et ne permet pas l'adaptation aux changements mentionnés ci-haut. Par contre, l'implantation de cette méthode est beaucoup plus simple.

Le choix des données d'apprentissage qui seront fournies influence grandement les résultats du classificateur. Les paramètres des données d'apprentissage sont définis par: (1) le type des données et (2) la technique de fenêtrage utilisée pour la segmentation des données. Le type des données est défini par la durée du mouvement, son amplitude, sa vitesse et la quantité d'évènements compris dans la séquence. La technique de fenêtrage quant à elle ne doit pas nécessairement être la même que pour la segmentation des données à classifier mais influence la quantité de données qui seront fournies au classificateur.

3.3.1 Le post-processeur

Le module du post-processeur a pour but de permettre d'effectuer un dernier contrôle sur les résultats sortant du classificateur avant qu'ils soient envoyés en termes de commande à l'aide

technique contrôlée. À titre d'exemple, le contrôleur présenté par (Nishikawa et Kuribayashi, 1991) utilise un post-processeur faisant l'analyse de l'amplitude du signal. Un signal sous un seuil définit envoie la commande d'un mouvement A tandis qu'un mouvement au-dessus du seuil envoie la commande d'un mouvement B. L'utilisation d'un langage de type code Morse nécessite aussi un post-processeur servant à l'analyse de la longueur du signal et des silences. Mais les contrôleurs n'utilisent pas tous un post-processeur et ce choix dépend principalement du concepteur et non de la méthode de classification utilisée.

3.4 Activité musculaire résiduelle chez les BM de haut niveau

La création d'une interface électromyographique pour la population des blessés médullaires de haut niveau nécessite un choix minutieux des muscles et mouvements utilisés. Il est extrêmement difficile de déterminer les capacités résiduelles générales des BM de niveau C4, C5 et C6 puisque pour un même niveau de lésion, chaque individu possède des fonctions résiduelles différentes (Bien *et al.*, 2004) et que l'activité EMG résiduelle pour le haut du corps chez les blessés médullaires a été le sujet de très peu d'études.

L'étude menée par (Jeong-Su *et al.*, 2001) a démontrée que les sterno-cléido-mastoïdiens présentent une activité EMG importante dans les mouvements suivants: la rotation du cou vers la droite et la gauche ainsi que la flexion du cou. Ces mouvements peuvent être effectués par tous les BM ciblés par cette étude et représentent donc un excellent choix.

Plusieurs études portant sur les mouvements de l'épaule chez les BM de haut niveau ont démontrées que l'élévation de l'épaule était un mouvement facile à effectuer due à une utilisation fréquente dans les AVQ (Moon *et al.*, 2005). Par contre, malgré un bon contrôle et une bonne proprioception pour ce mouvement (Hart, Kilgore et Peckham, 1998), la paralysie de certains muscles provoque un couplage du mouvement d'élévation et de rétraction chez certains sujets atteints de blessures médullaires au niveaux C4 et C5 (Johnson et Peckham, 1990; Sarver *et al.*, 1999).

De plus, bien que l'amplitude totale des mouvements de l'épaule (élévation, dépression, protraction et rétraction) soit réduite chez les BM de niveau C5 et C6 (Johnson et Peckham, 1990), il a été démontré qu'ils permettent d'enregistrer des signaux EMG contenant une quantité suffisante d'informations pouvant être utilisées pour le contrôle d'une interface (Au et Kirsch, 2000; Sarver *et al.*, 1999) mais qu'ils pouvaient causer l'instabilité du tronc et influencer la posture du sujet (Hart, Kilgore et Peckham, 1998).

Parmi les autres muscles conservant un contrôle volontaire, les études menées par (Au et Kirsch, 2000; Hincapie et Kirsch, 2007) concluent que le biceps brachial, le deltoïde (chef moyen) et le trapèze moyen sont des muscles possédant une forte activité musculaire chez les BM de niveaux C5 et C6. Les mouvements de supination du poignet et d'extension du bras sont aussi possible chez cette population (Hincapie *et al.*, 2008). Par contre, d'autres muscles importants tels que le triceps, le grand pectoral, le latissimus dorsi et le serratus antérieur sont paralysés (Au et Kirsch, 2000).

CHAPITRE 4

MÉTHODOLOGIE

4.1 Introduction

Le chapitre traitant de la méthodologie est séparé en deux parties qui présentent (1) le déroulement des essais cliniques ainsi que (2) le traitement des données.

4.2 Déroulement des essais cliniques

Dans un premier temps les méthodes de recrutement des sujets seront exposées ainsi que les critères d'inclusion et d'exclusion à la recherche. Par la suite les étapes des essais cliniques seront détaillées. Celles-ci se déroulent en trois parties soit (1) la préparation à l'expérience, (2) l'acquisition des données et (3) la fin de l'expérience. Chacune des trois parties de l'expérience est détaillée dans les paragraphes suivants.

4.2.1 Recrutement des sujets de recherche

Le projet visait le recrutement de 15 sujets sains et 15 sujets BM de niveaux C4 à C6⁷. Le recrutement des BM s'est fait par affichage dans les divers centres de réadaptation associés au centre de recherche interdisciplinaire en réadaptation (CRIR), par envoi de lettre de sollicitation (archives des centres associés au CRIR) ainsi que par le biais de certaines associations telles que l'association des paraplégiques du Canada, l'association des paraplégiques du Québec, l'office des personnes handicapées du Québec ainsi que la fondation pour la recherche sur la moelle épinière. Les sujets BM présentant des douleurs chroniques à l'épaule ou au cou sont exclus. Les critères d'inclusion utilisés sont les suivants:

⁷ Ces nombres représentent les objectifs personnels de l'auteurs. La fiabilité statistique des données n'est pas validée par ces nombres.

- les sujets acceptent volontairement de participer à l'étude et signent le formulaire de consentement,
- hommes et femmes de 18 à 65 ans
- sujets n'ayant jamais été diagnostiqués avec une maladie neurologique ou un trouble orthopédique qui peut affecter les activités de la vie quotidienne (sujets sains)
- sujets ayant été diagnostiqués avec une blessure médullaire complète ou incomplète de niveau C4, C5 ou C6 dont le diagnostic est effectué depuis au moins une année et ayant une spasticité légère⁸. Ces personnes doivent posséder un fauteuil roulant motorisé.

4.2.1.1 Présentation des participants

En tout, ce sont 15 sujets sains et 11 sujets BM qui ont participé à ce projet de recherche. Tous les sujets de l'étude ont signé le protocole de consentement qui a d'abord été approuvé par les comités éthiques de l'École de Technologie Supérieure et le centre de recherche interdisciplinaire en réadaptation.

L'étude a dû omettre d'inclure les résultats de trois sujets sains pour cause de problèmes techniques. Entre autre, l'électrode de masse était positionnée de manière à ce que certains mouvements influencent le signal. Les paragraphes suivants décrivent les populations dont les résultats sont présentés.

4.2.2 Sujets sains

La population totale des sujets sains possède un âge moyen de 32.2 +/- 11.1 ans et comporte 6 hommes et 9 femmes. Le tableau suivant (voir page 29) donne les spécifications quant aux participants sains de cette étude.

⁸ Le niveau de spasticité est évalué par le sujet de manière subjective et n'est pas mesuré par un instrument tel que l'échelle d'Ashworth.

Tableau 4.1 Description des sujets sains

Identification	Sexe	Âge
S01	F	25
S02	F	28
S03	M	30
S04	F	49
S05	F	28
S06	M	27
S07	F	32
S08	M	30
S09	M	27
S10	F	27
S11	F	45
S12	F	25
S13	M	62
S14	F	20
S15	M	28

Les sujets dont les informations sont en gris ont été enlevés de l'étude pour des raisons de problèmes techniques lors de l'acquisition des signaux EMG qui ont causés la corruption de plusieurs données. La moyenne d'âge des sujets sains dont les données sont pertinentes devient donc de 31.2 ± 11.3 ans, et comporte 4 hommes et 8 femmes.

4.2.3 Sujets blessés médullaires

La population des sujets blessés médullaires possède un âge moyen de 37.3 ± 7.5 ans, et comporte 8 hommes et 3 femmes. Les niveaux de lésions s'échelonnent de C4 à C6 et peuvent être complètes ou incomplètes. Le tableau suivant (voir Tableau 4.2, page 30) donne les spécifications quant aux participants BM de cette étude.

Tableau 4.2 Description des sujets blessés médullaires

Identification	Sexe	Âge	Niveau de la lésion	Code ASIA	Âge de la lésion (années)
BM01	M	27	C4 Gauche/C5 Droit	A	10
BM02	M	48	C5	A	4
BM03	M	41	C5	A	9
BM04	F	33	C6	B	8
BM05	F	35	C6	B	2
BM06	M	42	C4	A	3
BM07	F	44	C6	A	22
BM08	M	31	C4	A	6
BM09	M	44	C5	B	3
BM10	M	25	C5 Gauche/C4 Droit	A	4
BM11	M	40	C4	A	23

4.2.4 Préparation à l'expérience

À son arrivée, le participant se voit expliqué la nature et les objectifs du projet ainsi que le déroulement de l'expérience. L'équipement utilisé lui est présenté (voir ANNEXE V, page 108) et ses questions sont répondues. Par la suite, il est tenu de signer le formulaire de consentement. Le participant est ensuite amené à répondre à la première partie du questionnaire. Ce questionnaire contient des questions d'ordre général ainsi que sur le niveau d'atteinte de la blessure médullaire. Les questions contenues dans ce questionnaire sont disponibles en annexe (voir ANNEXE VI, page 109).

Ensuite, il est demandé au sujet d'effectuer une courte série d'exercices visant à réchauffer les muscles qui seront sollicités lors de l'expérience. Cette série d'exercices comprend les éléments suivants:

- 8 circumductions des épaules vers l'avant,
- 8 circumductions des épaules vers l'arrière,
- 8 circumductions de la tête vers la gauche,
- 8 circumductions de la tête vers la droite.

Le sujet doit ensuite revêtir un vêtement de style camisole ou un chandail à manche courte qui permettra de bien localiser les électrodes sur la peau.

Par la suite, les sujets sains seront invités à s'asseoir dans le fauteuil roulant en face de la caméra et de l'écran d'ordinateur. Les SBM quant à eux seront invités à positionner leur propre FRM face à la caméra et à l'écran d'ordinateur.

La prochaine étape consiste à poser les électrodes. La procédure relative à l'emplacement des électrodes est présentée en annexe (voir ANNEXE VII, page 111). La peau sera rasée afin de faciliter l'adhésion de l'électrode si une pilosité excessive l'exige. Elle sera ensuite nettoyée à l'aide de tampons alcoolisés et finalement, les électrodes seront fixées à l'aide de papiers adhésifs hypoallergéniques double face conçus pour cette application.

Les acquisitions de signal EMG sont toutes effectuées à une fréquence de 2000 Hz. Les signaux sont amplifiés numériquement d'un facteur 1000 V/V pour fin d'analyse et de visualisation.

4.2.2.2 Emplacement des électrodes

Il a été décidé de cibler huit paires de muscles pour la conception de l'interface. Ce choix se base sur le fait que le BM de niveau C4 complet ne possède pas plus de 8 paires de muscles actifs⁹ ainsi que le désir de concevoir une interface simple. Le choix des mouvements doit se faire de manière à s'adapter à tous les sujets de recherche.

Suite à l'évaluation de l'activité musculaire résiduelle potentielle chez la population des BM de niveau C4, C5 et C6, les sterno-cléido-mastoïdiens et les trapèzes supérieurs seraient les muscles disponibles chez une grande majorité de cette population.

⁹ Dans ce cas, "actif" signifie "pouvant être utilisé pour le contrôle d'une interface EMG".

Les autres électrodes seront placées selon les capacités musculaires résiduelles de chaque sujet en donnant la prévalence aux trapèzes moyens et aux biceps brachial qui seront les muscles ciblés chez les sujets sains. Dans le cas où ces muscles ne conservent pas de capacité de mouvement volontaire, la possibilité d'effectuer les mouvements suivants sera évaluée: l'extension du bras, l'extension du poignet, l'élévation des sourcils et la fermeture de la mâchoire (serrer les dents). En annexe (voir ANNEXE VII, page 111) est décrit l'emplacement anatomique des muscles (Marieb, 2005). La figure suivante (voir Figure 4.1, page 32) montre l'emplacement prévue des électrodes EMG sur les muscles qui sont les principaux effecteurs des mouvements évalués.

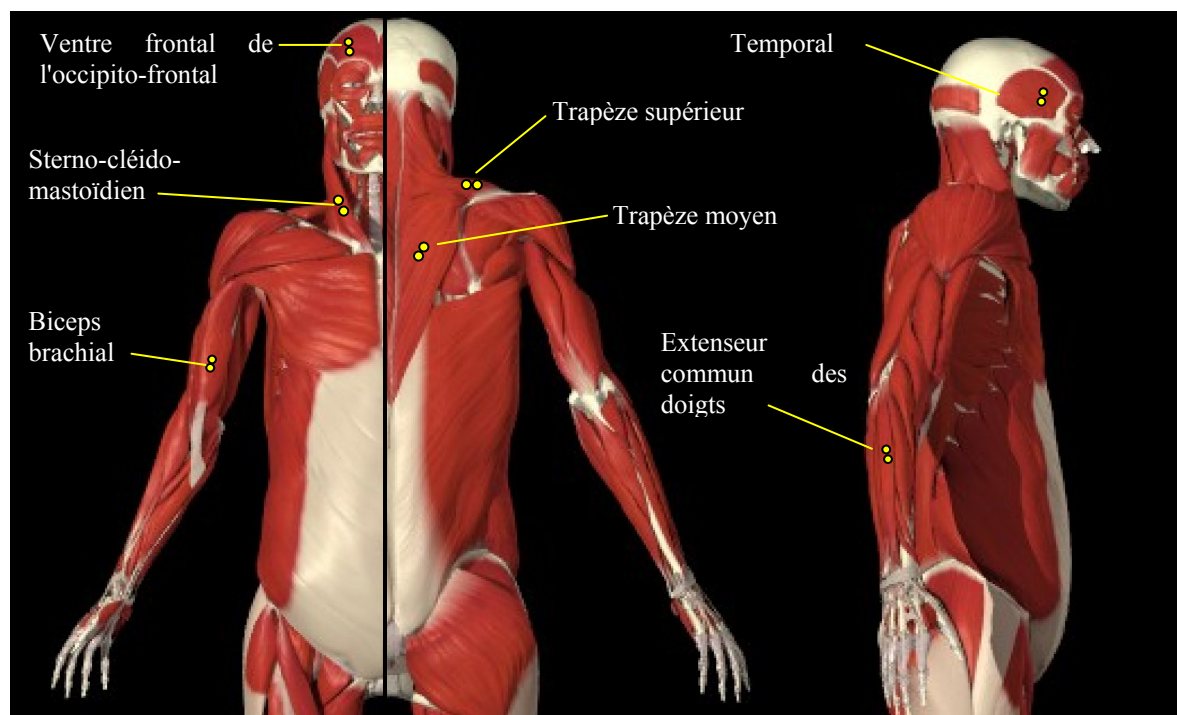


Figure 4.1 Muscles ciblés et emplacement des électrodes.
Adapté du programme Interactive Functional Anatomy¹⁰, 2003

L'emplacement des électrodes a une importance capitale dans le signal EMG qui sera acquis. Le choix des mouvements effectués est basé sur la revue de littérature concernant les capacités résiduelles des blessés médullaires. Effectivement, un déplacement de l'électrode

¹⁰ Hillman, Susan Kay. 2003. *Interactive functional anatomy*. DVD-ROM. London: Primal Pictures Ltd.

sur le muscle de moins de 1.5 cm entraîne un changement non négligeable dans les caractéristiques enregistrés pour un même mouvement (Bitzer et van der Smagt, 2006). Pour s'assurer du bon emplacement des électrodes lors des essais cliniques, l'emplacement des électrodes a été déterminé en identifiant l'emplacement de certains points anatomiques et en utilisant les critères définis en annexe (voir ANNEXE VII, page 111).

4.3 Stratégies de communication

Une stratégie de communication doit être vue comme un langage qui permettrait, à partir d'un seul mouvement, de communiquer avec l'aide technique. Le code Morse en est un excellent exemple. Pour chaque mouvement, la possibilité de détecter adéquatement les sept SC suivantes seront donc testées: (1) un mouvement de faible amplitude, (2) un mouvement de grande amplitude, (3) une série consécutive de 2 "clicks", (4) une série consécutive de 3 "clicks", (5) une série consécutive de 5 "clicks", (6) un mouvement de moyenne durée et (7) finalement un mouvement de longue durée. Le choix de ces stratégies de communication est basé sur des perceptions personnelles de l'auteur. Des descriptions supplémentaires du vocabulaire employé peuvent être trouvés au lexique en annexe (voir ANNEXE I, page 96).

Un mouvement effectué avec une amplitude maximale est considéré comme un mouvement de grande amplitude. Un mouvement de faible amplitude est un mouvement dont l'amplitude totale représente environ la moitié de l'amplitude maximale. Les mouvements de faible et de grande amplitude n'ont pas de durée spécifique et l'amplitude de mouvement n'est pas mesurée.

Un "click" est un mouvement de très courte durée effectué à amplitude maximale. Une série consécutive de ce type de mouvement doit respecter les critères suivants: (1) la durée maximale du mouvement doit être plus petite que 1.5 secondes et (2) l'intervalle de temps séparant deux "clicks" consécutifs doit être plus petit que 1.5 secondes.

Les mouvements de moyenne et de longue durée sont effectués à amplitude maximale. Un mouvement de moyenne durée doit être maintenu pour une durée approximative de deux secondes tandis qu'un mouvement de longue durée doit être maintenu pour une durée approximative de quatre secondes.

4.3.1 Acquisition des données

Tout au long de l'expérience, le participant devra adopter une position appelée "position neutre" à partir de laquelle tous les mouvements seront effectués. Cette position implique d'adopter une posture assise dans laquelle le participant se sent stable et confortable. Les pieds et les coudes reposent sur les appuis (voir Figure 4.2, page 34).



Figure 4.2 Position neutre.

L'acquisition des données comprend un total de 12 séquences de tests comprenant 159 acquisitions au total. Chaque séquence est composée d'une série d'évènements (voir ANNEXE I, page 96). Le tableau suivant (voir page 35) présente l'ordre des séquences de tests. Le contenu de ces séquences est décrit en annexe (voir ANNEXE VIII, page 115). Bien que les séquences de tests soient effectuées dans un ordre précis, l'ordre des mouvements accomplis à l'intérieur de chaque séquence sont effectués dans un ordre aléatoire¹¹.

¹¹ L'ordre aléatoire est défini par la fonction "*randperm*" de Matlab.

Tableau 4.3 Ordre des séquences de test

Séquences de test	Nombre de répétition
1. Tonus musculaire	2
2. Parole	2
3. Contraction volontaire maximale	1
4. Série sur les tests de base	12
5. Série d'apprentissage #1	12
6. Série d'apprentissage #2	24
7. Série d'apprentissage #3	12
8. Série sur l'amplitude	24
9. Série sur les "clicks"	36
10. Série sur la durée	24
11. Séquences bilatérales	5
12. Séquences unilatérales	5

4.3.2 Fin de l'expérience

Lorsque les acquisitions sont terminées, les électrodes sont délicatement détachées de la peau du participant, et celle-ci est nettoyée avec un tampon alcoolisé afin d'éliminer l'excès de colle.

Le participant est ensuite amené à répondre à la seconde partie du questionnaire. Ce questionnaire contient des questions portant sur l'appréciation des mouvements et des SC effectués lors du test. Les questions contenues dans ce questionnaire sont disponibles en annexe (voir ANNEXE VI, page 109).

Une compensation monétaire de 20\$ est remise au participant qui signe alors le formulaire d'indemnité compensatoire. Les frais de transport ou de stationnement des BM sont aussi remboursés.

4.4 Traitement des données

Cette section décrit les différents traitements et analyses effectués sur les données acquises lors des essais cliniques. Le traitement des données comprend (1) les tests préliminaires

effectués, (2) la segmentation et l'étiquetage des données, (3) la création des séquences de tests, (4) la création des séquences d'apprentissage. Les analyses effectuées comprennent (5) le choix des meilleures séquences d'apprentissage, (6) le choix des meilleurs groupes, (7) le choix des meilleures SC, (8) l'analyse des effets de la parole et (9) l'optimisation des résultats. Toutes ces étapes sont effectuées distinctement pour les données provenant de chaque sujet.

4.4.1 Tests préliminaires

Les tests préliminaires ont permis de déterminer certains paramètres qui seront utilisés pour la classification tels que le type de classificateur utilisé, les caractéristiques du signal ainsi que d'autres paramètres qui seront testés lors du traitement des données tels que les différentes fenêtres d'apprentissage et les fenêtres d'analyse.

Ces tests ont été effectués avec les données provenant de trois sujets n'ayant pas fait partie des essais cliniques.

4.4.1.2 Choix du type de classificateur

Le choix du classificateur se base sur sa simplicité d'implantation ainsi que la facilité de son entraînement. L'algorithme de classification choisi est l'analyse discriminante (LDA). Les détails de cet algorithme se trouve en annexe (voir ANNEXE IX, page 121).

4.4.1.1 Choix des caractéristiques

Le choix des caractéristiques se base sur la revue de littérature concernant les contrôleurs EMG ainsi que sur les résultats des tests préliminaires effectués dans lesquels ces caractéristiques ont permis un bon taux de réussite dans la classification.

Les caractéristiques évaluées sont celles présentées dans le tableau (voir Tableau A III1, page 102). Les caractéristiques ont d'abord été testées individuellement. Par la suite, des paires ont été formées jusqu'à l'obtention des six caractéristiques suivantes: (1) la moyenne quadratique (RMS), (2 à 5) les coefficients de prédiction linéaire¹² d'ordre quatre (AR) et (6) l'énergie de Teager-Kaiser (TKE). Les coefficients de prédiction linéaire d'ordre 2, 4, 6 et 10 ont été testés. Les meilleurs résultats étant les coefficients d'ordre 4. Une visualisation des caractéristiques est présentée en annexe (voir ANNEXE III, page 101).

4.4.2 Segmentation et étiquetage des données

Afin de pouvoir effectuer l'entraînement du système de classification ainsi que le calcul du pourcentage de réussite du classificateur¹³, chaque acquisition doit être segmentée et étiquetée. La segmentation sert à définir le moment où un évènement commence (*onset*) et le moment où celui-ci se termine (*offset*), tandis que l'étiquetage permet d'assigner le groupe d'appartenance du mouvement effectué lors des différentes périodes segmentées. Le groupe est assigné par un code numérique représentant le groupe d'appartenance (voir Tableau A XIII-7.2, page 129).

Dans le cas de cette étude, la segmentation des données est effectuée manuellement par l'étude visuelle des signaux. Bien que plusieurs méthodes numériques existent dans la littérature pour la détection automatique des évènements (*onset* et *offset*), les études publiées ne permettent pas une comparaison facile des algorithmes (Staude *et al.*, 2001). La majorité des algorithmes proposés effectuent une comparaison du signal avec un seuil d'activation mais présentent des différences considérables au niveau de la structure ainsi que des paramètres de détection (Staude et Wolf, 1999). Ces critères sont d'ailleurs souvent assignés de manière intuitive ou par tâtonnement. Une grande précision des méthodes automatiques n'est d'ailleurs atteinte qu'en présence d'un faible ratio signal-sur-bruit et la valeur de ce ratio n'est obtenue qu'une fois les acquisitions effectuées.

¹² Les coefficients de prédiction linéaire s'apparentent aux coefficients autorégressifs et sont calculés dans Matlab avec la fonction "lpc".

¹³ Les calculs relatifs au pourcentage de réussite sont disponibles en annexe (voir ANNEXE XII, page 124).

Il est supposé qu'une meilleure précision peut donc être atteinte par la détection manuelle des évènements. Bien que généralement acceptée par la communauté scientifique (Hodges et Bui, 1996; Staude et Wolf, 1999; Sun *et al.*, 2005), elle possède les désavantages d'être basée sur des critères subjectifs qui varient selon l'expérience de l'observateur. Bien que cette méthode ne soit pas facilement répétable, elle permet tout de même une bonne fiabilité puisque l'observateur tient compte de tous les détails du signal. Elle est aussi plus précise que les méthodes de détection automatique, sa précision étant d'environ ± 5 à 10 ms (Sun *et al.*, 2005) et est moins sensible au ratio signal-sur-bruit que les méthodes automatiques.

Lors de la segmentation des données, le critère utilisé pour la détection manuelle des évènements est la première montée détectable¹⁴ de l'activité électromyographique tel que recommandé par (Hodges et Bui, 1996). La figure suivante présente le signal brut d'un canal myoélectrique, dont les périodes actives sont encadrées par les blocs grisés.

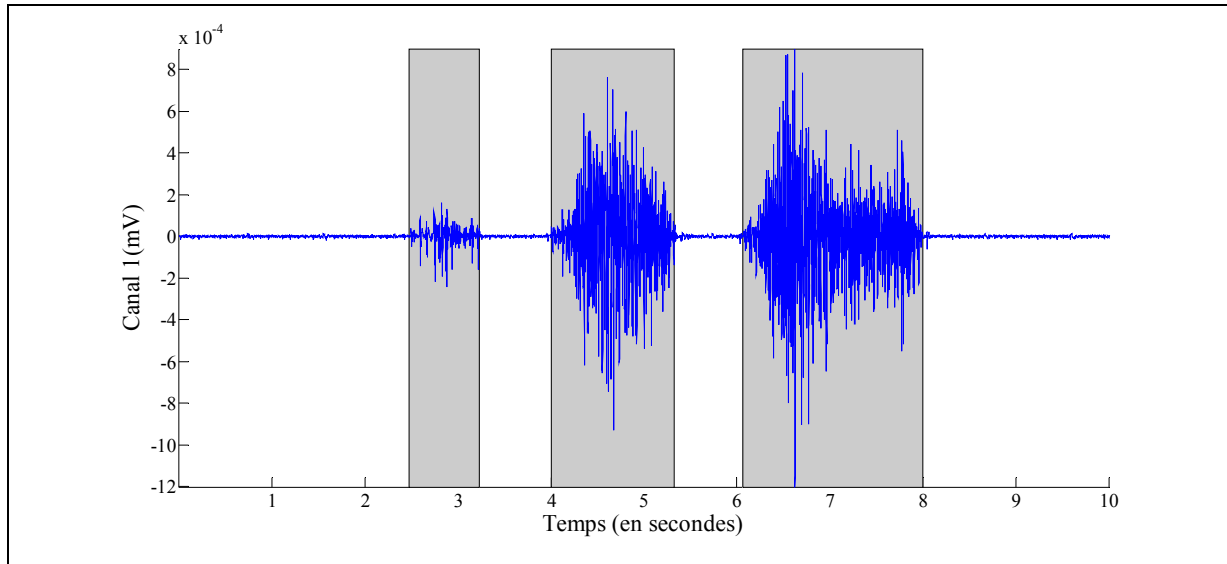


Figure 4.3 Exemple de détection manuelle des évènements¹⁵.

¹⁴ La première montée détectable est un critère visuel où l'opérateur considère l'ensemble du signal pour déterminer le moment où le signal est actif.

¹⁵ Signaux brute provenant du sterno-cléido-mastoïdien droit du sujet S09. L'acquisition est tirée de la série sur l'apprentissage #1 et représente une série de trois rotations du cou vers la gauche (Rep12).

4.4.3 Création des séquences de tests

Les séquences de tests sont une concaténation de certaines acquisitions dans le but de former une suite continue de séquences servant à effectuer des analyses spécifiques. En résumé, trois catégories de séquences de test distinctes sont créés soient (1) les séquences portant sur les tests de base, (2) les séquences portant sur les mouvements et (3) les séquences portant sur les SC.

4.4.4.1 Séquences portant sur les tests de base

Les séquences portant sur les tests de base sont créées à partir des répétitions venant de la série sur les tests de base. Les séquences portant sur les tests de base sont au nombre de trois et représentant (1) une concaténation des quatre mouvements unilatéraux provenant des muscles du côté droit seulement, (2) une concaténation des quatre mouvements unilatéraux provenant des muscles du côté gauche seulement et finalement, (3) une concaténation des quatre mouvements bilatéraux.

À titre d'exemple, si chaque acquisition de la série sur les tests de base dure 10 secondes, la concaténation des quatre mouvements unilatéraux provenant des muscles du côté droit présentera une séquence de 40 secondes comprenant les groupes 1, 4, 7 et 10. La concaténation des quatre mouvements unilatéraux provenant des muscles du côté gauche présentera une séquence de 40 secondes comprenant les groupes 2, 5, 8 et 11. Finalement, la concaténation des quatre mouvements bilatéraux présentera une séquence de 40 secondes comprenant les groupes 3, 6, 9 et 12. Ces séquences servent à déterminer les meilleurs paramètres d'apprentissage (voir section 4.4.5, page 44).

4.4.4.2 Séquences portant sur les mouvements

Les séquences portant sur les mouvements sont créées à partir des répétitions venant des séries sur l'amplitude, sur les "clicks" et sur la durée. Les séquences portant sur les mouvements sont au nombre de douze, pour chacun des douze groupes, et représentent une concaténation de toutes les SC relatives à ce groupe soit, en ordre, un mouvement de faible amplitude, un mouvement de grande amplitude, deux "clicks", trois "clicks", cinq "clicks", un mouvement d'une durée de deux secondes et un mouvement d'une durée de quatre seconde. Un exemple d'une séquence portant sur les mouvements est présenté (voir Figure A XI-1, page 125). Ces séquences servent à déterminer les groupes de mouvements les mieux détectés par le classificateurs (voir section 4.4.6, page 45).

4.4.4.3 Séquences portant sur les stratégies de communication

Les séquences portant sur les SC sont créés à partir des même répétitions que les séquences portant sur les mouvements soient les séries sur l'amplitude, sur les "clicks" et sur la durée. Les séquences portant sur les SC sont au nombre de sept, pour chacune des sept SC.

Il existe deux versions des séquences portant sur les SC: (1) la version bilatérale où chaque séquence est une concaténation des douze mouvements et (2) la version unilatérale où chaque séquence est une concaténation des huit mouvements unilatéraux. Ces séquences servent à déterminer les SC les mieux détectées par le classificateur (voir section 4.4.7).

4.4.4 Création des séquences d'apprentissage

Il est entendu que plusieurs facteurs concernant l'entraînement du classificateur influencent les résultats obtenus. Parmi ces facteurs, les quatre paramètres suivants ont été étudiés dans le but d'optimiser les résultats de la classification: (1) le type de séquence d'apprentissage fournie au classificateur, (2) la fenêtre utilisée pour segmenter les données d'apprentissage, (3) le nombre de données enlevées de part et d'autre des zones de transitions pour les données

d'apprentissage et (4) la fenêtre utilisée pour segmenter le signal analysé. Les sections suivantes détaillent ces paramètres et présentent les préfixes et suffixes utilisés pour désigner les différentes séquences d'apprentissage analysées. Une synthèse de l'appellation utilisée pour les séquences d'apprentissage est présentée en annexe (voir ANNEXE X , page 123)

4.4.5.1 Type de séquences

Un type de séquence se définit par les SC effectuées pour obtenir les données d'apprentissage. Dans cette étude, sept différents types ont été fournis au classificateur. Ces séquences représentent une concaténation des acquisitions des séries d'apprentissage #1, #2 et #3. Le tableau suivant présente les préfixes utilisés pour décrire le type de séquence d'apprentissage.

Tableau 4.4 Préfixes représentant le type de la séquence d'apprentissage

PRÉFIXE	SÉRIE D'APPRENTISSAGE		
	#1	#2	#3
1	X		
2		X	
3			X
4	X	X	
5	X		X
6		X	X
7	X	X	X

À titre d'exemple, le type d'apprentissage 4 comprend une concaténation des séries d'apprentissage #1 et #2. Ainsi, l'apprentissage du classificateur est effectué avec des séries comprenant, pour chaque groupe, un mouvement de faible amplitude, un mouvement de forte amplitude, un mouvement de deux secondes (série d'apprentissage #1), un "click" et deux "clicks" (série d'apprentissage #2).

4.4.5.2 Fenêtre d'apprentissage

La fenêtre servant à la segmentation des données d'apprentissage se nomme fenêtre d'apprentissage. Cette fenêtre est caractérisée par deux paramètres soit (1) la longueur de la fenêtre (L_{app}) et (2) son incrément (l_{app}). Il existe une infinité de fenêtre d'apprentissage pouvant être testée et le choix de celles-ci se basent sur des tests préliminaires effectués. Le Tableau 4.5 présente les préfixes utilisés pour décrire la fenêtre d'apprentissage utilisée et les nombres présentent des nombres de données¹⁶.

Tableau 4.5 Préfixe représentant la fenêtre d'apprentissage

PRÉFIXE	L_{app}	l_{app}
a	300	60
b	100	100
c	75	75
d	125	125
e	120	120
f	130	130

Il est possible de remarquer que les deux différents genres de fenêtrage sont testés. Les fenêtres d'apprentissage utilisant la technique des fenêtres adjacentes sont les préfixes "b", "c", "d", "e" et "f". La fenêtre d'apprentissage utilisant la technique des fenêtres superposées est le préfixe "a" avec un pourcentage de superposition de 80%. La raison pour laquelle cinq fenêtres adjacentes sont testées tandis qu'une seule pour le fenêtrage superposé est que les résultats avaient démontré un meilleur potentiel lors des tests préliminaires.

4.4.5.3 Enlèvement des zones de transitions

Une zone de transition est définie comme le moment où un évènement commence (*onset*) ou se termine (*offset*). Ces zones sont définies manuellement tel qu'expliqué précédemment (voir chapitre 4.4.2, page 37). Le fait d'enlever un certain nombre de données de part et d'autre de ces zones de transitions possède deux fonctions. Dans un premier temps, cela permet

¹⁶ Pour transformer ces informations en données temporelles, il suffit de diviser par la fréquence d'acquisition.

d'optimiser les résultats en éliminant l'apprentissage des données transitoires (voir explication en ANNEXE X, page 123) dont le groupe d'appartenance n'est pas toujours évident. Par la suite, ceci élimine l'impact d'une imprécision lors de l'assignation manuelle du *onset* et du *offset*. Le tableau suivant présente les préfixes utilisés pour définir le nombre de fenêtre (n) enlevées lors de l'apprentissage de la séquence.

Tableau 4.6 Préfixe représentant le nombre de données enlevées à chaque zone de transition

PREFIXE	SIGNIFICATION
i	Enlèvement de n=8 zones de transition avec critère durée minimale
ii2	Enlèvement de n=2 zones de transition
ii4	Enlèvement de n=4 zones de transition
ii6	Enlèvement de n=6 zones de transition
iii	Sans enlèvement des zones de transition

Le critère de durée minimale est uniquement appliqué lors de l'enlèvement de n=8 fenêtres. Ce critère définit que l'évènement doit avoir une durée supérieure au nombre de fenêtre à enlever sans quoi, aucune donnée n'est enlevée de la zone transitoire.

4.4.5.4 Fenêtre d'analyse

Tout comme la fenêtre d'apprentissage, la fenêtre d'analyse est caractérisée par sa longueur ($L_{analyse}$) et son incrément ($l_{analyse}$). Le tableau suivant présente les suffixes utilisés pour décrire les fenêtres d'analyse. Les chiffres présentés représentent le nombre de données¹⁷.

Tableau 4.7 Suffixe représentant la fenêtre d'analyse

SUFFIXE	$L_{analyse}$	$l_{analyse}$	SUPERPOSITION
- A	300	60	80%
- B	300	30	90%
- C	300	90	70%
- D	400	40	90%
- E	200	60	70%

¹⁷ Pour transformer ces informations en données temporelles, il suffit de diviser par la fréquence d'acquisition.

Encore une fois, il existe une infinité de fenêtres d'analyse pouvant être étudiées et le choix de ces fenêtres se base sur les résultats obtenus lors de tests préliminaires.

4.4.5 Choix des meilleures séquences d'apprentissage

En tout, 210 séquences d'apprentissage sont créées pour chaque sujet et analysées selon cinq fenêtres d'analyse différentes avec les séquences portant sur les tests de bases. Les 1050 paires de résultats obtenus sont utilisés afin de déterminer les cinq séquences d'apprentissage qui permettent l'obtention des meilleurs résultats.

Les résultats obtenus de l'analyse des séquences portant sur les tests de base sont représentés par (1) la moyenne des pourcentages¹⁸ de réussite obtenus pour les trois séquences des tests de base (unilatéral droit, unilatéral gauche et bilatéral) ainsi que (2) la somme des différences entre le pourcentage de réussite de chaque séquence et la moyenne calculée. Ainsi, non seulement la séquence d'apprentissage est évaluée selon la réussite globale mais aussi selon la différence existant entre le résultat des trois tests.

Les deux critères décrits précédemment sont assignés comme limite de manière itérative jusqu'à ce qu'uniquement cinq des séquences d'apprentissage y répondent. Les cinq séquences ainsi définies seront considérées comme les "meilleures séquences d'apprentissage" et utilisées pour les analyses subséquentes. Ce type d'analyse est effectué pour les séquences d'apprentissage bilatérales et unilatérales.

À partir du moment où les meilleures séquences d'apprentissage ont été définies, les analyses subséquentes sont effectuées pour chacune d'entre elles. C'est-à-dire que chaque analyse est effectuée cinq fois pour chacune des cinq séquences définies pour le sujet en question.

¹⁸ Le calcul du pourcentage de réussite est présenté à l'ANNEXE XII, page 124.

4.4.6 Choix des meilleurs groupes de mouvement

Les séquences portant sur les mouvements permettent l'obtention de deux types de résultats soient (1) le pourcentage de réussite du classificateur et (2) le taux de SC reconnues par le classificateur. Une SC n'est pas bien reconnue lorsque:

- le groupe attendu n'est pas le seul groupe obtenu par le classificateur,
- le nombre de "clicks" attendu n'est pas celui obtenu par le classificateur,
- la durée de l'évènement attendue n'est pas celle qui est obtenue ou lorsque l'évènement est séparé en plusieurs impulsions.

La somme du taux des SC reconnues pour les cinq meilleures séquences d'apprentissage est effectuée et les huit groupes ayant obtenus la plus grande somme représentent les "meilleurs groupes de mouvement". Un exemple de cette analyse est présenté en annexe (voir ANNEXE XI, page 125).

Les huit séquences portant sur les mouvements unilatéraux sont aussi analysées avec les meilleures séquences d'apprentissage unilatérales. Les mêmes types de résultats sont obtenus.

4.4.7 Choix des meilleurs stratégies de communication

Les séquences portant sur les SC permettent l'obtention de deux types de résultats soient (1) le pourcentage de réussite du classificateur tel que défini en annexe (voir ANNEXE XII, page 127) et (2) le taux de groupes reconnus par le classificateur selon les critères définis à la section précédente. Un groupe n'est pas bien reconnu lorsque le groupe attendu n'est pas le seul groupe obtenu et/ou que la SC effectuée n'est pas celle qui est reconnue par le classificateur.

La somme du pourcentage des groupes reconnus pour les cinq meilleures séquences d'apprentissage est effectuée et les cinq SC ayant obtenus la plus grande somme représentent les "meilleures stratégies de communication".

Les sept séquences portant sur les SC (version unilatérale) sont aussi analysées avec les meilleures séquences d'apprentissage unilatérales. Les mêmes types de résultats sont obtenus.

4.4.8 Analyse des effets de la parole

La voix des participants a fait l'objet de deux acquisitions myoélectriques dans le but de vérifier comment ces artéfacts seraient classés par le système de classification. La figure suivante (page 47) présente les signaux EMG provenant des sterno-cléido-mastoïdiens droit (Canal 1) et gauche (Canal 2) lors d'une acquisition de la parole.

Il est possible de remarquer que les signaux ne représentent pas uniquement du tonus musculaire et qu'il serait possible que ces signaux soient considérés comme un groupe de mouvement. De plus, il est important de noter qu'il n'y a pas que les sterno-cléido-mastoïdien dont le signal puisse être influencé par la parole mais qu'ils sont les muscles situés le plus proche des cordes vocales.

4.4.9 Optimisation des résultats

La procédure d'analyse visant à optimiser les résultats ressemble fortement aux analyses décrites précédemment avec la différence qu'elle n'utilise que les meilleurs groupes de mouvement ainsi que les meilleurs SC.

Ainsi, de nouvelles séquences de tests, les mêmes séquences de tests que décrites précédemment (voir paragraphe 4.4.3, page 39), seront créées, mais en concaténant uniquement les huit meilleurs groupes de mouvement ainsi que les cinq meilleures stratégies de communication.

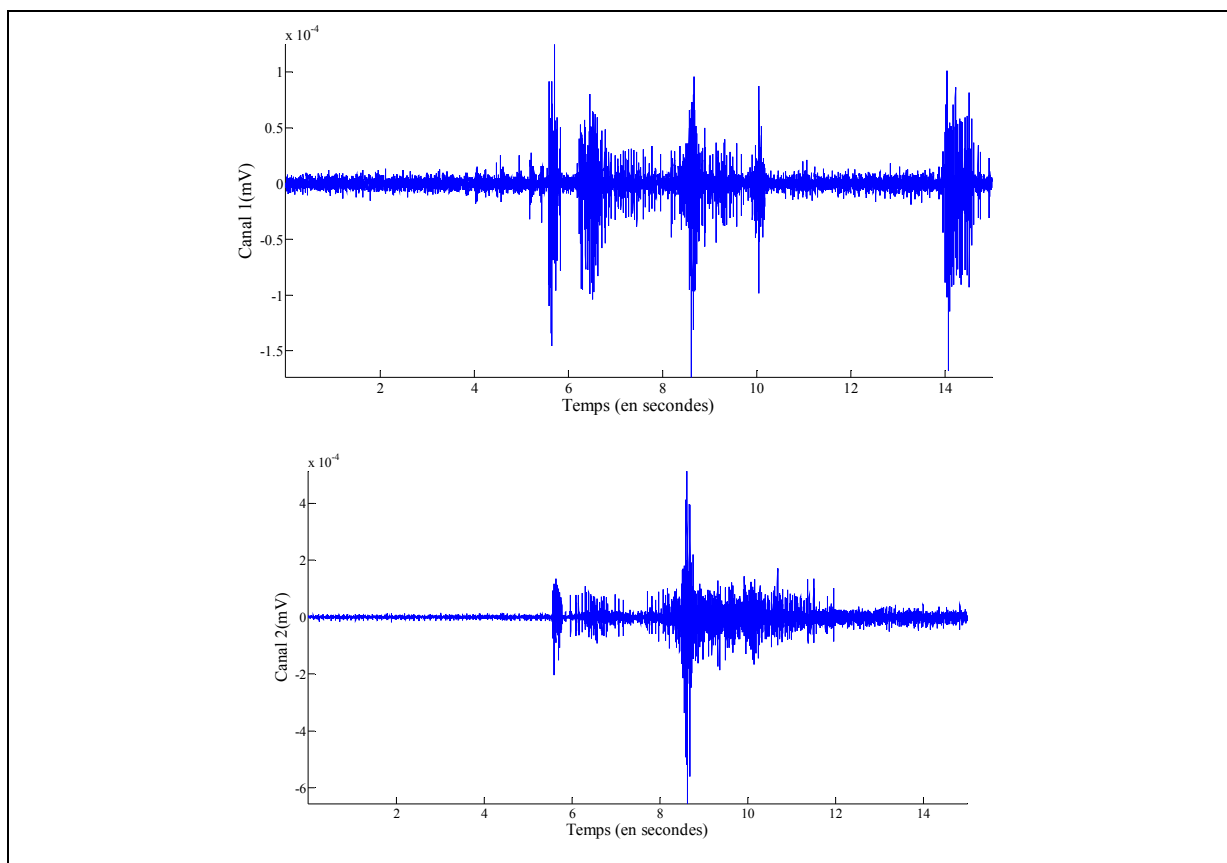


Figure 4.4 Signal EMG tiré d'une acquisition de la parole¹⁹.

Par la suite, uniquement les cinq meilleures séquences d'apprentissage seront créées de nouveau. La même procédure qu'indiquée précédemment (voir paragraphe 4.4.4, page 40) sera utilisée à la différence qu'uniquement les huit meilleurs groupes de mouvement sont entraînés.

L'analyse des séquences portant sur les mouvements est effectuée de nouveau à partir des nouvelles séquences de tests et des nouvelles séquences d'apprentissage. L'analyse des séquences portant sur les stratégies de communication est effectuée de nouveau à partir des nouvelles séquences de tests et des nouvelles séquences d'apprentissage.

¹⁹ Signaux brute provenant du sujet S01. L'acquisition est tirée de la série sur la parole pendant laquelle le sujet décline son nom et son âge (Rep1).

4.4.10.1 Utilisation d'un post-processeur

Le post-processeur a comme principal objectif d'augmenter les résultats de la classification en filtrant les éléments qui auraient été mal classés par le classificateur. Il possède deux fonctions principales. La première fonction est d'éliminer les évènements dont la durée ne respecte pas la durée minimale de 0.15 seconde. Toute classification plus courte que le délai minimal sera rejetée et considérée comme le mouvement qui avait été précédemment accepté. Ceci induit un délai minimal dans le contrôle mais réduit considérablement le nombre d'erreurs tel que le démontrent les figures suivantes. Les Figure 4.5 et Figure 4.6 présente respectivement les résultats obtenus sans le critère du délai minimal et avec l'implantation du critère de délai minimal.

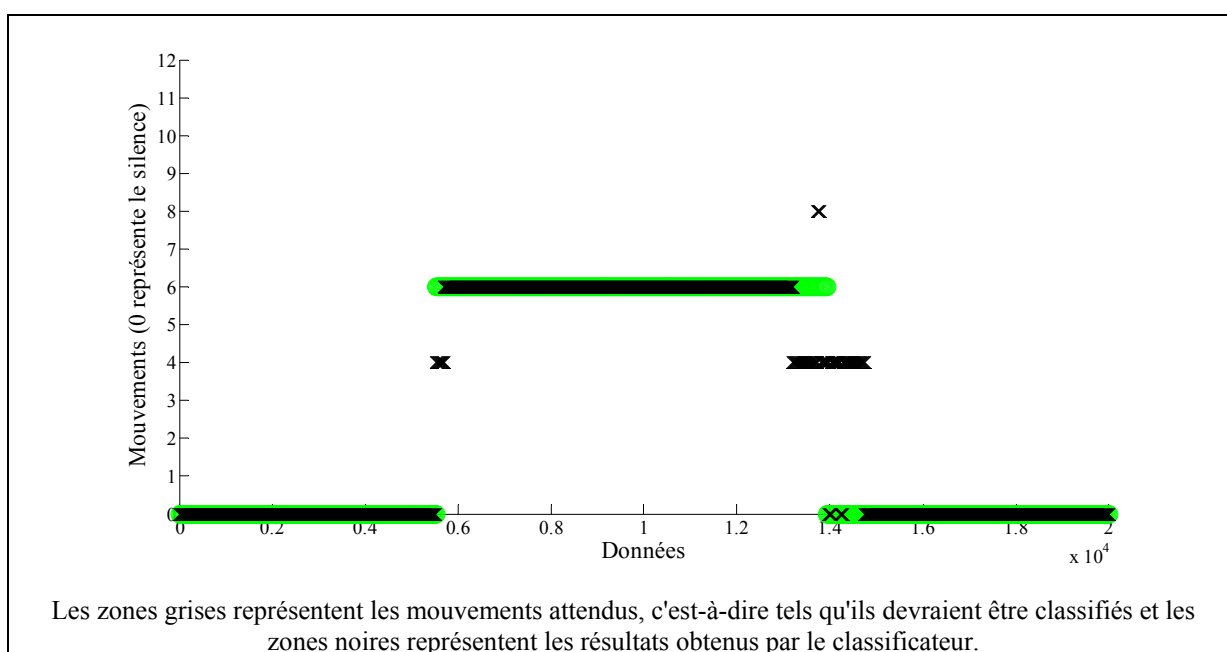


Figure 4.5 Résultat d'une classification sans délai au post-processeur.

La deuxième fonction du post-processeur est d'éliminer tout évènement qui passe d'un groupe à un autre sans retour au tonus musculaire. Dans le protocole de contrôle, chaque mouvement effectué doit retourner à la position neutre (tonus musculaire) et ce type de résultat ne devrait donc pas se produire.

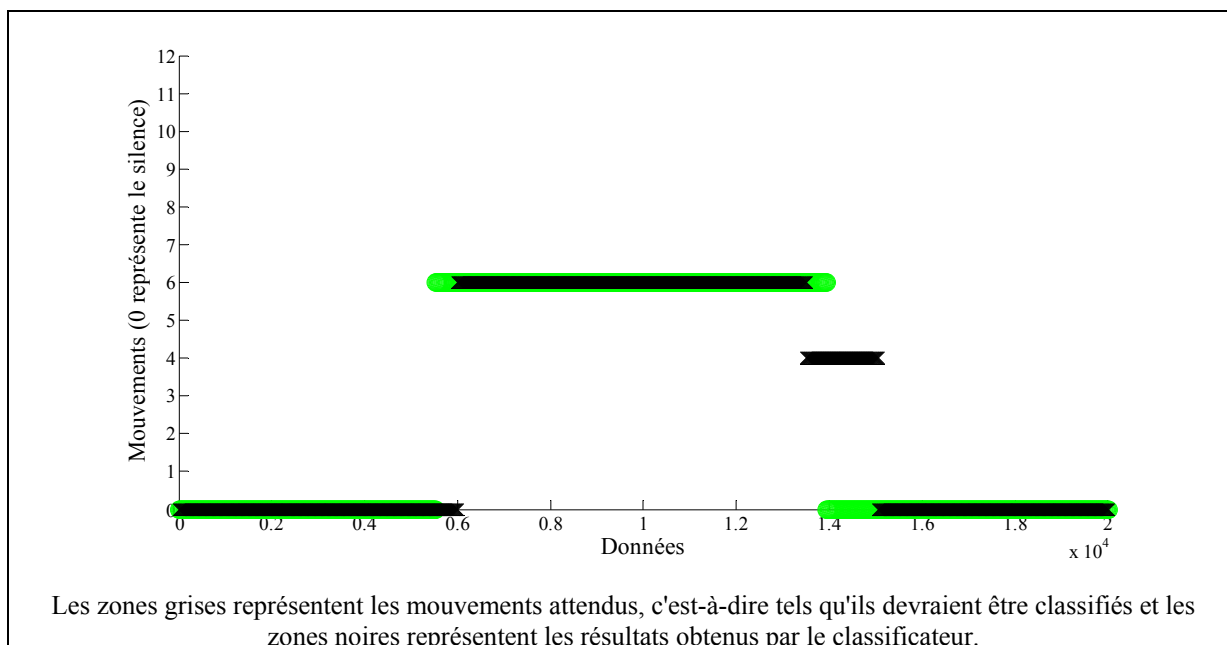


Figure 4.6 Résultat d'une classification avec un délai de 0.15 seconde au post-processeur²⁰.

Les figures suivantes présentent les résultats de la classification obtenue pour le groupe 6 (élévation bilatérale des épaules) pour une forte amplitude. La figure suivante (voir Figure 4.7, page 50) permet de voir que le classificateur assigne le signal comme étant une élévation bilatérale des épaules (groupe 6) suivie d'une élévation de l'épaule droite (groupe 4). Ce type d'erreur est fréquent, surtout lors de la classification des mouvements bilatéraux.

Dans un premier temps, pour tenter de résoudre ce problème, tout évènement qui passe d'un groupe à un autre sans retour au tonus musculaire (groupe 0) doit être repéré. Le post-processeur créé possède les deux options suivantes: (1) l'évènement mal classé est considéré comme faisant partie intégrante du premier évènement détecté tel que présenté à la Figure 4.8 (page 50) et (2) l'évènement mal classé est considéré comme du tonus musculaire tel que présenté à la Figure 4.9 (page 51). Dans ces figures, la ligne rouge représente l'évènement qui ne peut être accepté par le post-processeur et qui a donc été classifié comme un autre groupe, dépendamment de l'option choisie.

²⁰ Les Figure 4.5 et Figure 4.6 présentent les résultats de la classification des signaux provenant du sujet S01. L'acquisition est tirée de la série sur la durée et représente une élévation bilatérale des épaules pour une durée de 4 secondes (Rep8). Les paramètres de l'entraînement sont 1ei2-E.

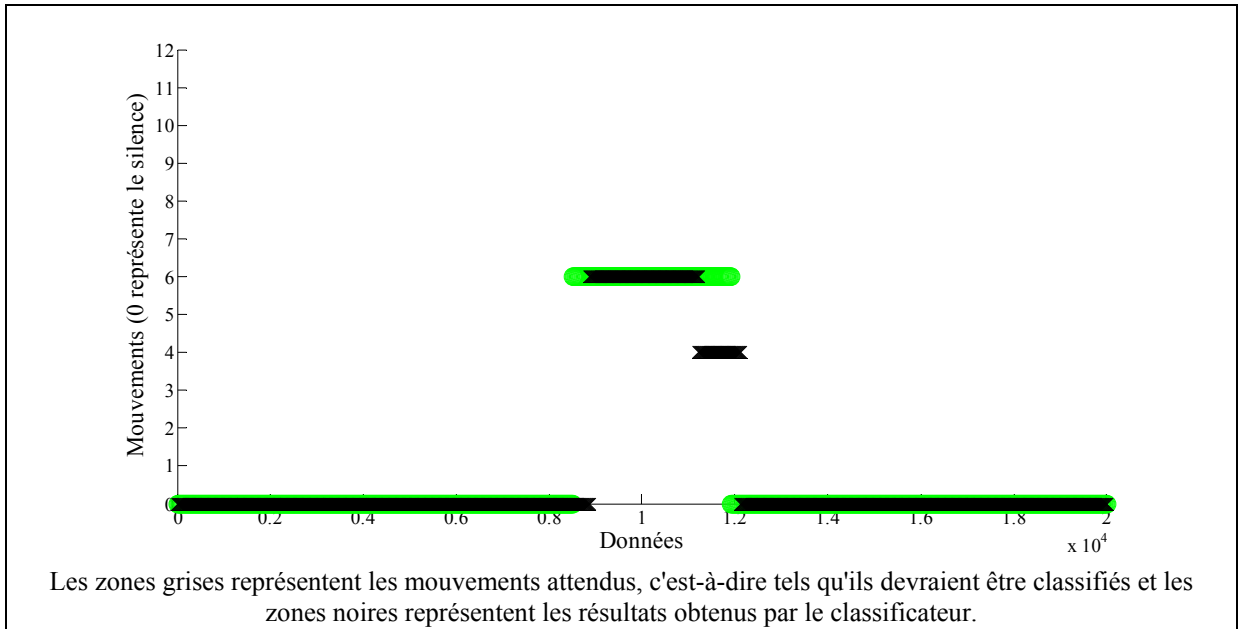


Figure 4.7 Résultat de la classification d'un mouvement sans post-processeur²¹

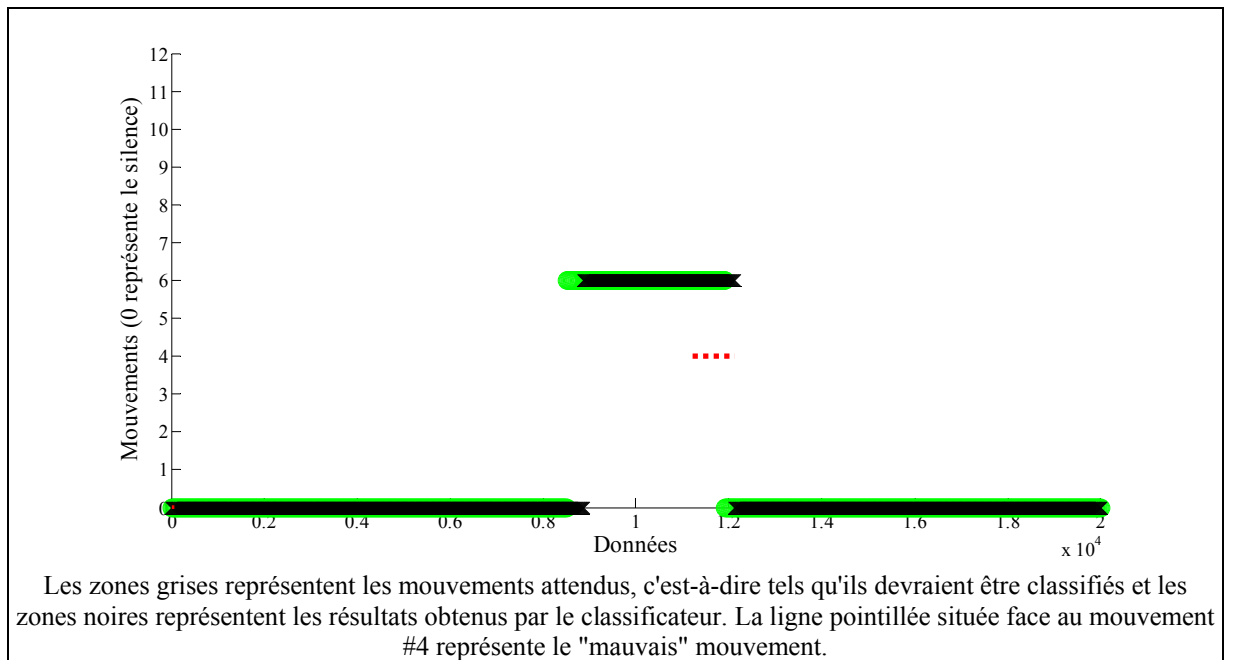


Figure 4.8 Résultat de la classification avec l'option #1 du post-processeur.

²¹ Les Figure 4.7, Figure 4.8 et Figure 4.9 présentent les résultats de la classification des signaux provenant du sujet S01. L'acquisition est tirée de la série sur l'amplitude et représente une élévation bilatérale des épaules pour une forte amplitude (Rep3). Les paramètres de l'entraînement sont 1ei2-E.

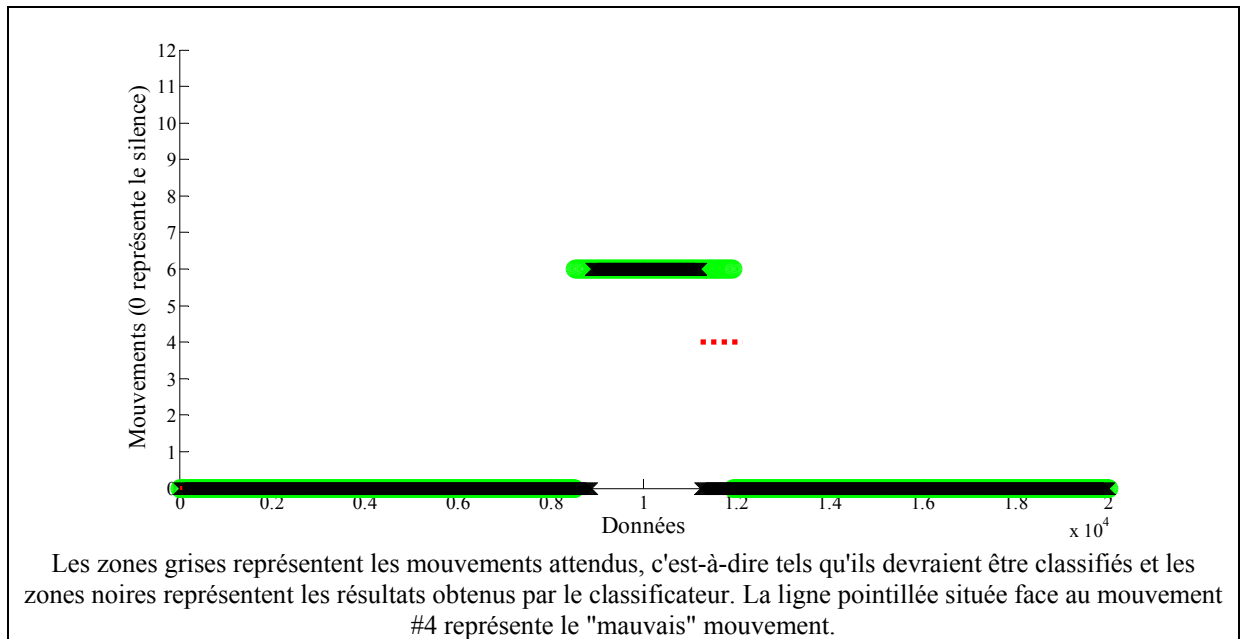


Figure 4.9 Résultat de la classification avec l'option #2 du post-processeur.

Dans les deux cas présentés ci-haut, le post processeur présente un atout dans la classification des données et les bienfaits de son utilisation seront vérifiés.

4.4.10.2 Preuve de concept

En dernier lieu, après l'analyse et la discussion des résultats, une analyse finale est effectuée. Cette analyse tentera d'obtenir des résultats supérieurs à une certaine limite pour tous les sujets avec des critères d'apprentissage, des mouvements et des stratégies de communication génériques.

CHAPITRE 5

RÉSULTATS EXPÉRIMENTAUX

5.1 Introduction

Ce chapitre vise à présenter les résultats obtenus par l'analyse des données provenant des essais cliniques. Dans un premier temps sont présentés les différents résultats d'analyse concernant les séquences d'apprentissage, les séquences portant sur les tests de base ainsi que les séquences portant sur les mouvements, les séquences unilatérales et bilatérales, les résultats de l'utilisation d'un post-processeur, les résultats de la classification de la parole ainsi que les résultats des questionnaires.

5.2 Meilleures séquences d'apprentissage

Les meilleures séquences d'apprentissage sont définies afin de choisir les paramètres génériques d'entraînement qui présentent les meilleurs résultats de classification. La présentation des meilleures séquences d'apprentissage est sectionnée afin de présenter les résultats concernant (1) le type de séquence, (2) la fenêtre d'apprentissage, (3) l'enlèvement des zones de transition et (4) la fenêtre d'analyse. Les résultats sont indépendants les uns des autres et ne prennent pas en considération une possible interaction entre les quatre paramètres cités ci-haut. Ces résultats sont présentés pour les meilleures séquences d'apprentissage bilatérales et unilatérales.

Rappelons que les meilleures séquences d'apprentissage sont obtenues en appliquant des limites de manière itérative aux deux critères choisis. Ces deux critères sont la moyenne des résultats obtenus pour l'analyse des séquences portant sur les tests de base ainsi que l'écart-type de ces trois résultats. Bien qu'il soit possible d'obtenir cinq séquences d'apprentissage pour tous les sujets, le choix des limites aurait pu être différent et permettre ainsi l'obtention de différentes séquences d'apprentissage dans certains cas.

Les résultats présentés ci-dessous représentent donc bel et bien les meilleures séquences d'apprentissage mais cette analyse, effectuée par un autre opérateur, aurait pu mener à des résultats légèrement différents. Rappelons que cinq séquences d'apprentissage sont choisies pour chaque sujet. Les résultats présentés dans les prochaines sections compilent donc les 165 séquences d'apprentissage.

5.2.1 Type de séquence d'apprentissage

Tel que définit précédemment, le choix du type de séquences d'apprentissage influence les résultats obtenus du classificateur. Les différents types de séquences analysés sont présentés précédemment (voir Tableau 4.4, page 41) où figurent aussi les appellations de ces types. La Figure 5.1 (page 53) présente la nombre de fois (ordonnée) que chacun des sept types de séquences d'apprentissage (abscisse) a été déterminé comme étant le meilleur pour l'ensemble des 23 sujets.

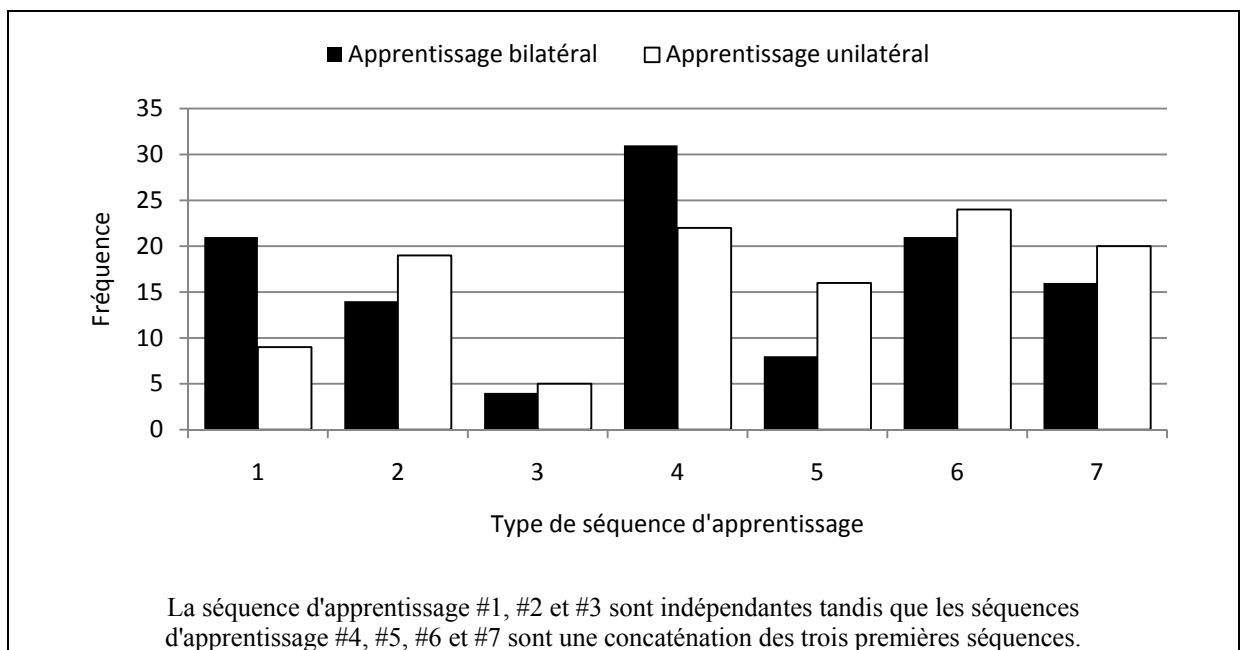


Figure 5.1 Fréquence d'utilisation des séries d'apprentissage.

Il est possible de remarquer un très faible taux de réussite de la série d'apprentissage #3 et ce, autant pour l'apprentissage bilatéral, qu'unilatéral. En revanche, au niveau bilatéral, on

remarque une forte utilisation de la série d'apprentissage #4 mais que l'analyse des résultats pour les types d'apprentissage unilatéral ne montre pas une tendance plus élevée pour la série d'apprentissage #4. D'ailleurs, il est possible de remarquer qu'il n'existe pas de lien direct entre les résultats des séries d'apprentissage unilatérales et bilatérales.

5.2.2 Fenêtre d'apprentissage

Tel que défini précédemment, le choix de la fenêtre d'entraînement influence les résultats obtenus du classificateur. Les différentes fenêtres d'apprentissage analysées sont présentées précédemment (voir Tableau 4.5, page 42) où figurent aussi les appellations de ces fenêtres. La Figure 5.2 (page 54) présente le nombre de fois (ordonnée) que chacune des six fenêtres (abscisse) servant au calcul des caractéristiques des séries d'apprentissage a été déterminées comme étant la meilleure pour l'ensemble des 23 sujets.

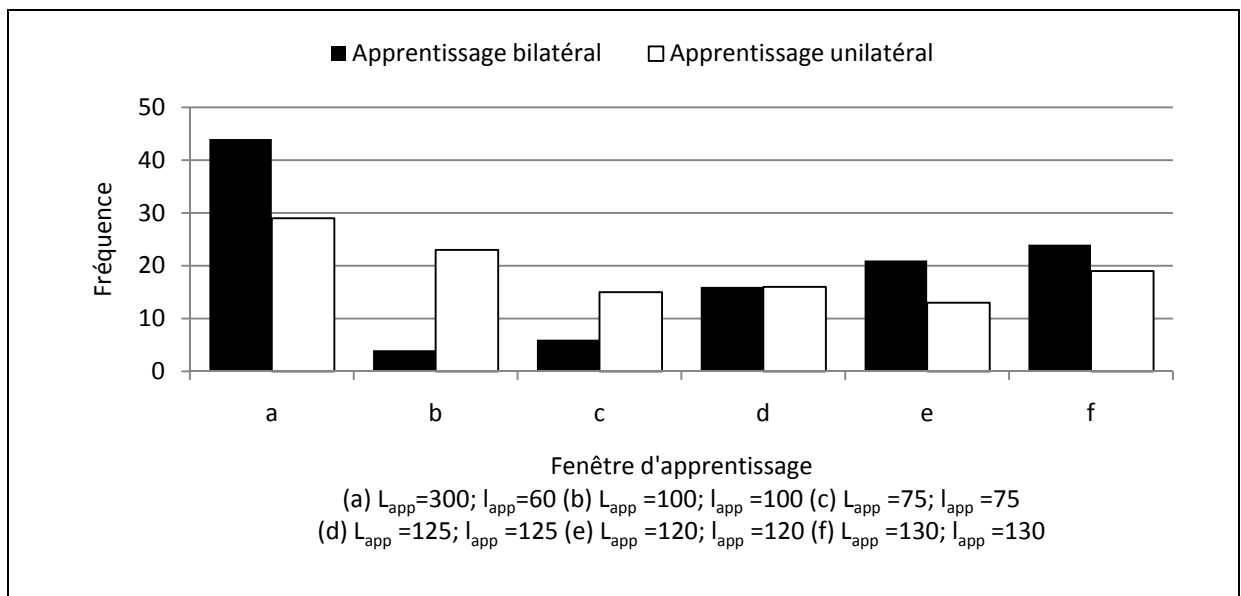


Figure 5.2 Fréquence d'utilisation des différentes fenêtres d'apprentissage.

On remarque une très forte utilisation de la fenêtre d'entraînement "a" pour l'apprentissage bilatéral et légèrement plus élevée que les autres fenêtres pour l'apprentissage unilatéral. Par contre, au niveau de l'apprentissage bilatéral, on remarque une faible utilisation des fenêtres

d'entraînement "b" et "c". Cette tendance n'est pas répétée au niveau unilatéral et il est possible de remarquer qu'il existe, ici aussi, un manque de lien entre les résultats des séries d'apprentissage unilatérales et bilatérales.

5.2.3 Enlèvement des zones de transition

Tel que définit précédemment, l'enlèvement des données présentes de part et d'autre des zones de transition influence les résultats obtenus du classificateur. Le nombre de données enlevées est présenté précédemment (voir Tableau 4.6, page 43) où figurent aussi les appellations de ces zones. La Figure 5.3 (page 55) présente la fréquence (ordonnée) pour laquelle chacune des cinq zones de transition (abscisse) ont été déterminées comme étant la meilleure pour l'ensemble des 23 sujets.

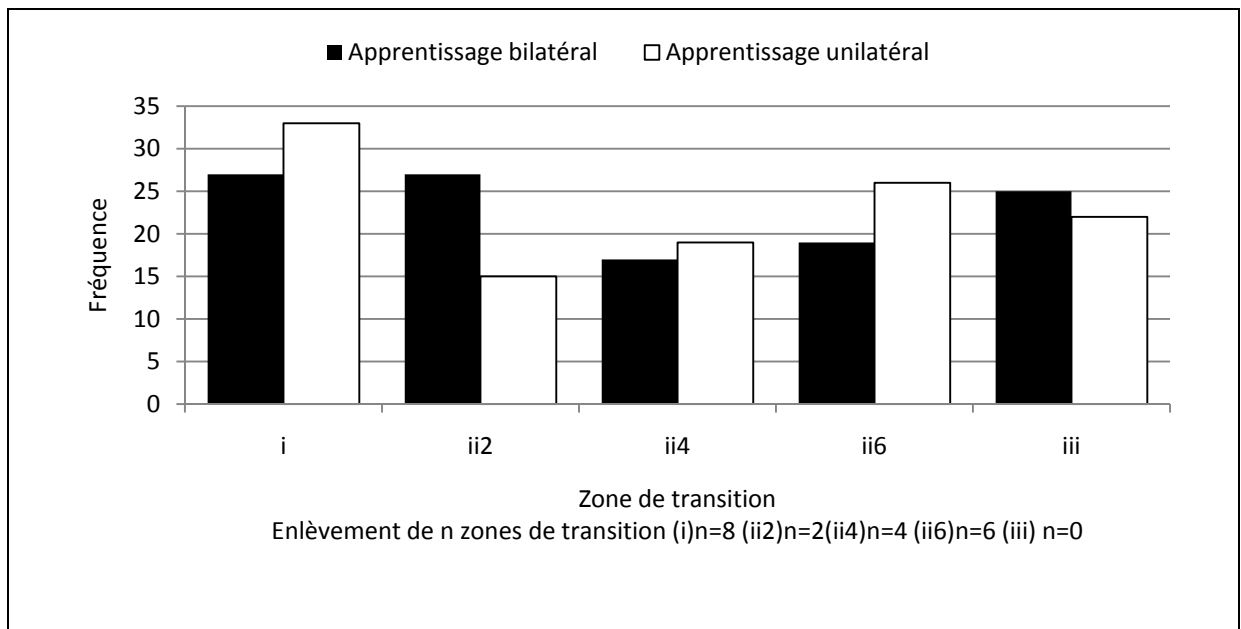


Figure 5.3 Fréquence d'utilisation des différentes zones de transition.

Il est possible de remarquer qu'il n'existe pas de réelle tendance quant à l'utilisation d'une zone de transition par rapport à une autre et ce, autant pour l'apprentissage bilatéral qu'unilatéral.

5.2.4 Fenêtre d'analyse

Tel que définit précédemment, le choix de la fenêtre d'analyse influence les résultats obtenus du classificateur. Les différentes fenêtres d'analyses sont présentées précédemment (voir Tableau 4.7, page 43) où figurent aussi les appellations de ces fenêtres. La Figure 5.4 (page 56) présente la fréquence (ordonnée) pour laquelle chacune des cinq fenêtres servant au calcul des caractéristiques (abscisse) des séquences de test a été déterminée comme étant la meilleure pour l'ensemble des 23 sujets.

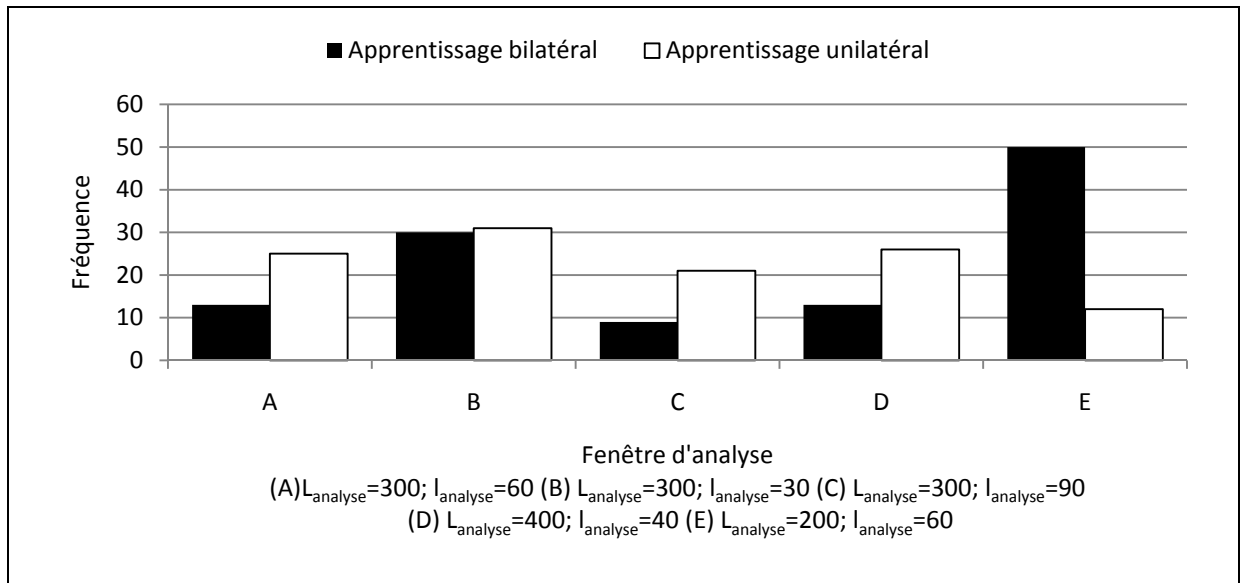


Figure 5.4 Fréquence d'utilisation des différentes fenêtres d'analyse.

Au niveau de l'apprentissage bilatéral, il semble que l'utilisation de la fenêtre d'analyse joue un rôle beaucoup plus important qu'au niveau de l'apprentissage unilatéral où les différences de fréquences d'utilisation ne présentent pas de grandes différences. Pour ce qui est de l'apprentissage bilatéral, on remarque une très forte utilisation de la fenêtre "E". Mais cette tendance n'est pas suivie par l'apprentissage unilatéral. En revanche, la fenêtre d'analyse "B" présente une bonne fréquence d'utilisation autant au niveau unilatéral que bilatéral.

5.3 Analyse des séquences portant sur les tests de base

Les résultats de l'analyse des séquences portant sur les tests de base sont présentés en trois volets (1) l'analyse des douze groupes de mouvement (i.e. tous les groupes), (2) l'analyse des huit groupes de mouvement unilatéraux et (3) l'analyse des huit meilleurs groupes de mouvement. Rappelons que les séquences sur les tests de base sont constituées d'une concaténation des acquisitions du même nom qui représentent une série de deux "clicks" et d'un mouvement de deux secondes. Le Tableau 5.1 (page 57) présente les moyennes des résultats obtenus pour les sujets sains et pour les sujets BM pour la classification des trois volets présentés ci-haut.

Tableau 5.1 Résultats obtenus pour la classification des séquences portant sur les tests de base

	SS	SBM
(1) Tous les groupes de mouvement	85.1%	90.5%
(2) Huit groupes de mouvement unilatéraux	95.5%	94.3%
(3) Huit groupes de mouvement mouvements	84.6%	88.6%

Tout d'abord, il est intéressant de noter qu'il n'existe pas une importante différence entre les résultats obtenus chez les sujets sains (SS) et les sujets blessés médullaires (SBM). De plus, on peut remarquer que les meilleurs résultats sont obtenus lors de l'analyse des huit groupes de mouvement unilatéraux et ce pour les deux types de sujets.

La Figure 5.5 (page 58) présentent la moyenne des résultats (ordonnée) obtenus pour la classification des séquences portant sur les tests de base pour tous les participants (abscisse).

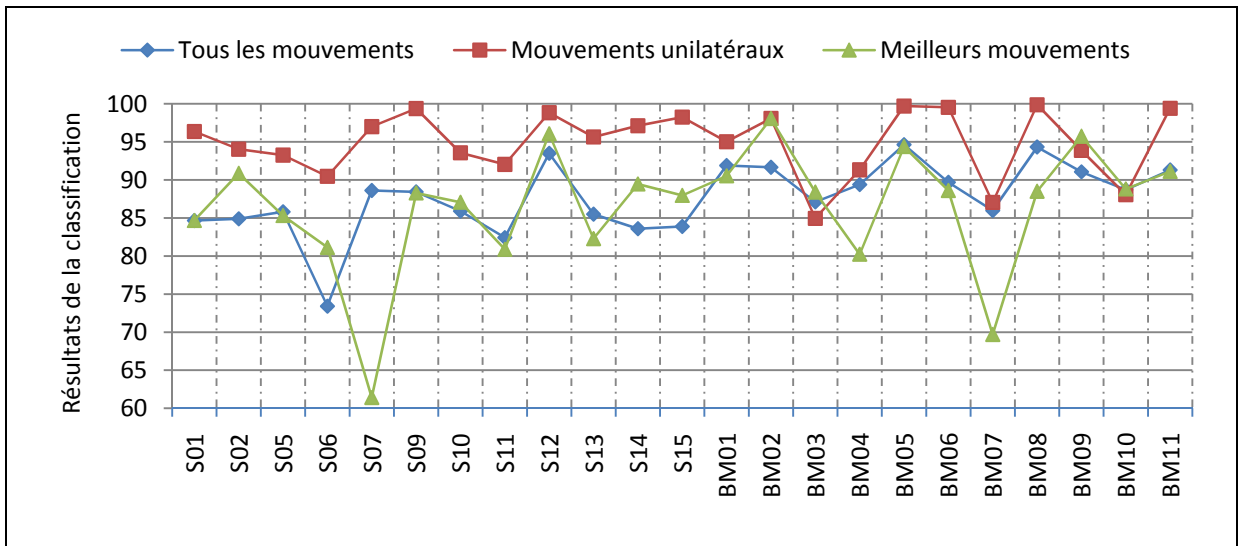


Figure 5.5 Résultats de l'analyse des tests de base.

Chez les SS, les meilleurs résultats sont toujours obtenus lors de la classification de groupes de mouvement unilatéraux. Ces résultats se situent entre 90.5% et 99.4%. Par contre, chez les SBM, les résultats obtenus lors de la classification des groupes de mouvement unilatéraux se situent entre 85.0% et 99.9% mais ne sont pas systématiquement meilleurs que les résultats obtenus lors de la classification des douze groupes de mouvement ou des huit meilleurs groupes de mouvement.

Rappelons que les séquences sur les tests de base sont au nombre de trois et représentent (1) une concaténation des quatre groupes unilatéraux du côté droit, (2) une concaténation des quatre groupes unilatéraux du côté gauche et (3) une concaténation des quatre groupes bilatéraux. Le tableau suivant présente les résultats obtenus pour ces trois séquences distinctes.

Tableau 5.2 Résultats obtenus pour la classification des séquences portant sur les tests de base - tous les mouvements

	SS	SBM
Quatre groupes de mouvement unilatéraux (côté droit)	86.6%	89.8%
Quatre groupes de mouvement unilatéraux (côté gauche)	87.1%	91.2%
Quatre groupes de mouvement bilatéraux	81.4%	90.6%

Il est intéressant de noter que la différence existant entre les résultats obtenus pour la classification des groupes de mouvement unilatéraux et bilatéraux est importante chez les SS mais non chez les SBM. En effet, les résultats sont plus élevés pour la classification des groupes unilatéraux chez les sujets sains tandis que chez les SBM, aucune différence n'est notable.

5.4 Analyse des séquences portant sur les mouvements

L'analyse des séquences portant sur les mouvements se divise en quatre sections soit (1) les résultats de l'analyse, (2) le choix des meilleurs groupes de mouvement, (3) le choix des meilleures stratégies de communication et (4) les résultats de l'analyse considérant les meilleures stratégies de communication.

5.4.1 Résultats de l'analyse

Les résultats de l'analyse des séquences portant sur les mouvements sont présentés en trois volets (1) l'analyse des douze groupes de mouvement, (2) l'analyse des huit groupes de mouvement unilatéraux et (3) l'analyse des huit meilleurs groupes de mouvement. Rappelons que les séquences portant sur les mouvements sont constituées, pour chaque groupe, d'un mouvement de faible amplitude, de grande amplitude, d'une série de deux "clicks", de trois "clicks" et de cinq "clicks", d'un mouvement de courte durée et de longue durée. Le tableau suivant présente les moyennes des résultats obtenus pour les SS et pour les SBM pour la classification des trois volets présentés ci-haut.

Tableau 5.3 Résultats obtenus pour la classification des séquences portant sur les mouvements

	SS	SBM
(1) Tous les groupes de mouvement	77.6%	77.7%
(2) Huit groupes de mouvement unilatéraux	84.0%	81.8%
(3) Huit meilleurs groupes de mouvement	84.3%	83.1%

Tout comme lors de l'analyse des résultats obtenus pour la classification des séquences portant sur les tests de base (Tableau 5.1, page 57), on remarque une similarité dans les résultats globaux pour les SS et les SBM.

De plus, on peut remarquer que les pires résultats sont obtenus lors de l'analyse de tous les groupes et ce pour les deux types de sujets et que l'analyse des huit meilleurs groupes de mouvement présentent les résultats les plus élevés. Par contre, les résultats pour les séquences de tests portant sur le mouvement sont moins élevés que les résultats obtenus pour l'analyse des séquences portant sur les tests de base (voir Tableau 5.1, page 57).

La moyenne des résultats (ordonnée) obtenus pour la classification des séquences portant sur les mouvements pour les SS et les SBM sont présentés à la Figure 5.6 (page 60). Tel que démontré au Tableau 5.3 (page 59), les résultats obtenus pour la classification des huit groupes de mouvement unilatéraux et des huit meilleurs groupes de mouvement sont généralement plus élevés que les résultats obtenus pour la classification des douze groupes et ce, pour les deux types de population. Par contre, les huit groupes permettant l'obtention des meilleurs résultats, représentent soit les huit groupes de mouvement unilatéraux ou les huit meilleurs groupes de mouvement, et doivent être définis pour chaque sujet.

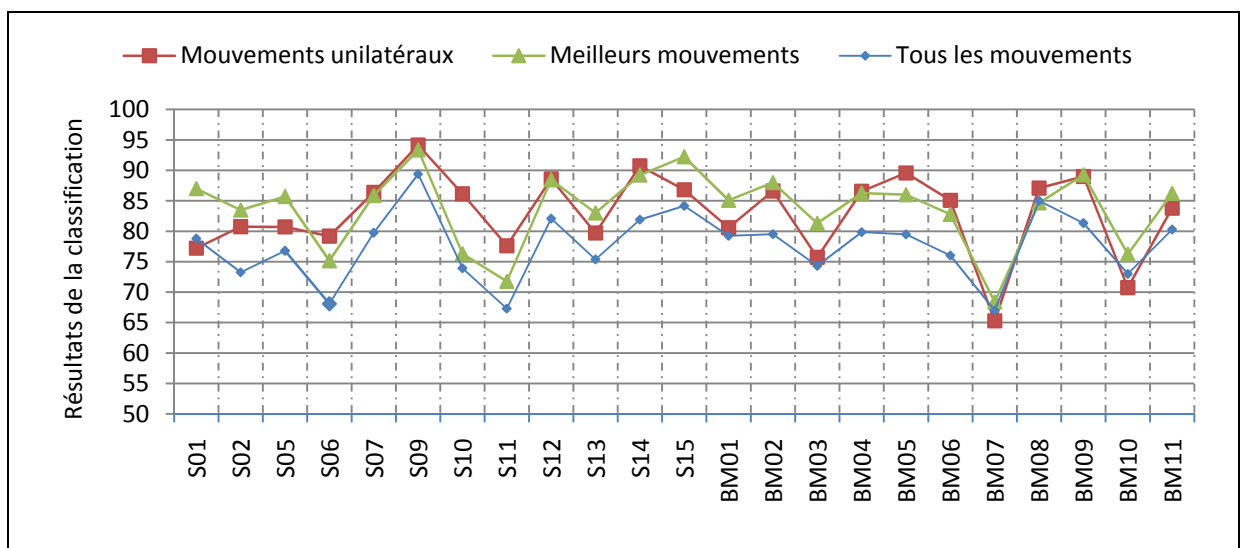


Figure 5.6 Résultats de l'analyse des séquences portant sur les mouvements.

5.4.2 Choix des meilleurs groupes de mouvements

Le but de cette analyse est de déterminer les quatre groupes présentant les résultats de classification les plus faibles en classifiant les séquences portant sur le mouvement. La Figure 5.7 (page 61) présente la fréquence (ordonnée) pour laquelle les groupes (abscisse) sont reconnus comme étant les meilleurs. Le code d'appartenance des groupes de mouvement inscrit en abscisse est décrit en annexe (voir Tableau A IV-2, page 129). Il est important de souligner qu'une analyse semblable effectuée sur un autre type de séquence, tel que les séquences portant sur les tests de base, aurait sûrement menée à des résultats différents.

Il est possible de noter une très faible fréquence pour le groupe #9 comme choix de meilleur mouvement et ce, autant chez les SS que chez les SBM. Ce mouvement est bilatéral et, chez les SS et la majorité des SBM, représente une rétraction bilatérale des épaules (voir Tableau A XIII-7.1, page 128). Le groupe #7 présente aussi un faible taux dans le choix du meilleur groupe de mouvement chez les SBM.

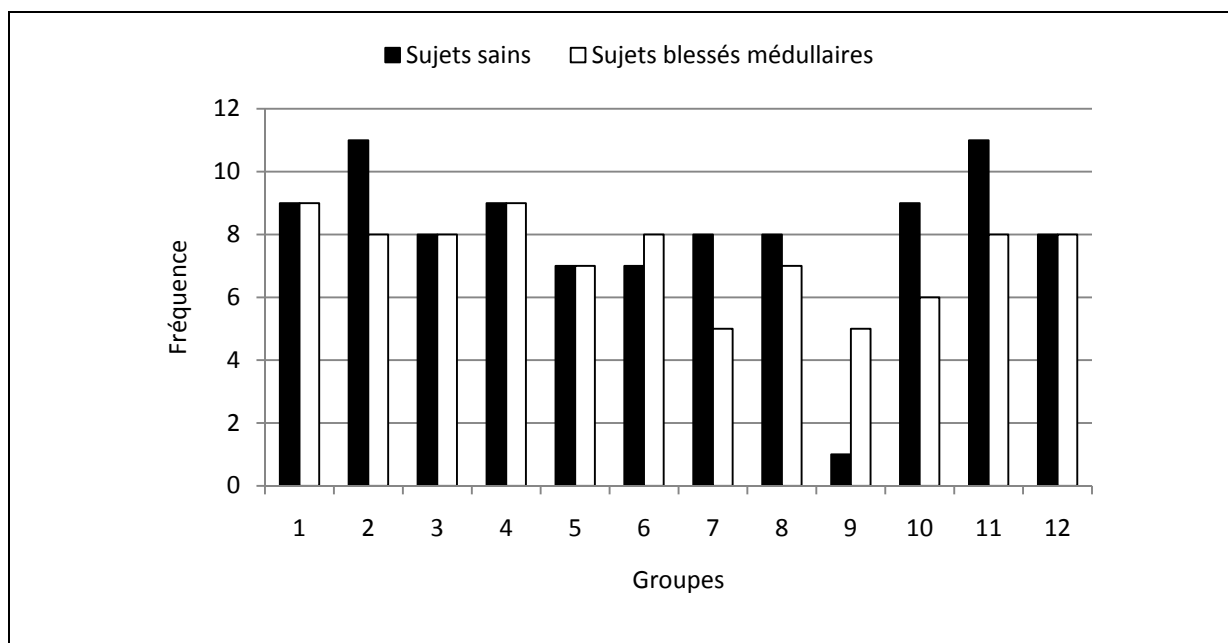


Figure 5.7 Fréquence des meilleurs mouvements.

En revanche, le groupe #1, représentant une rotation du cou vers la gauche, et le groupe #4, représentant une élévation de l'épaule droite, font partie des meilleurs mouvements détectés et ce, autant chez les SS que chez les SBM.

5.4.3 Choix des meilleures stratégies de communication

Le but de cette analyse est de déterminer les deux SC présentant les résultats de classification les plus faibles lors de l'analyse des séquences sur le mouvement. La Figure 5.8 (page 62) présente la fréquence (ordonnée) à laquelle les SC (abscisse) sont reconnues comme étant les meilleures.

Il est possible de remarquer que, globalement, les deux caractéristiques les moins bien reconnues sont les séries contenant 3 "clicks" et 5 "clicks".

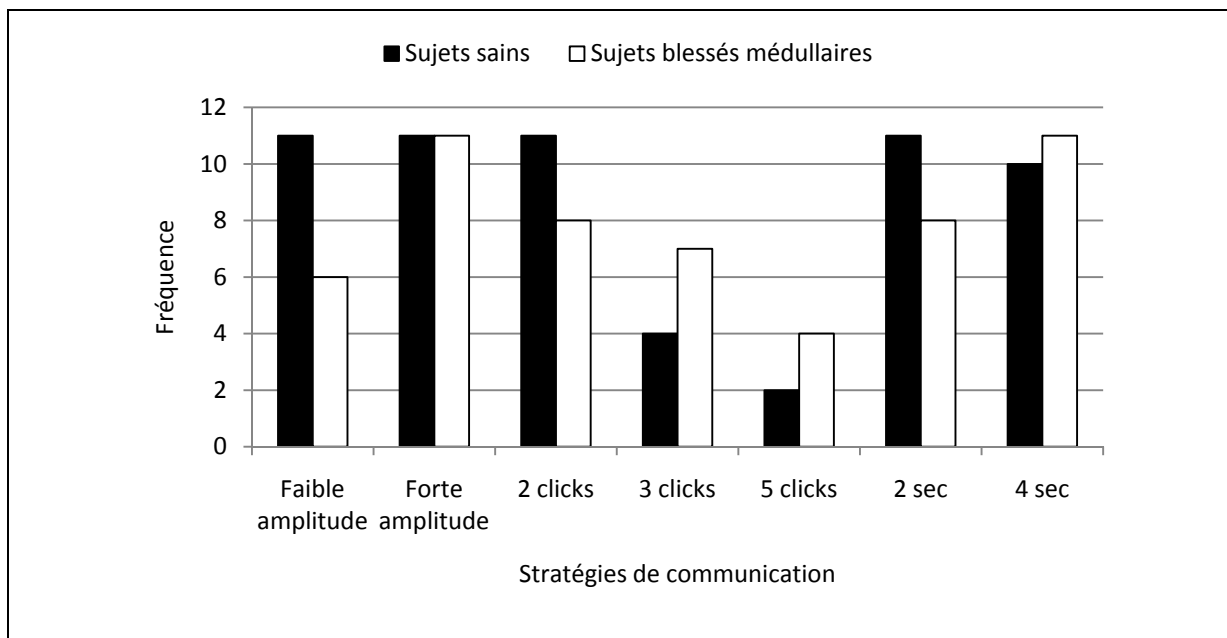


Figure 5.8 Fréquence des meilleures stratégies de communication.

Au niveau des séries sur l'amplitude, il est possible de remarquer que les mouvements de forte amplitude sont globalement mieux reconnus que les mouvements de faible amplitude et

que la différence entre les fréquences pour les mouvements de faible amplitude et de forte amplitude est attribuable aux SBM.

Au niveau des séries sur la durée, les mouvements de courte et de longue durée sont tous les deux généralement bien reconnus et ce, pour les deux type de population.

5.4.4 Résultats de l'analyse considérant les meilleures stratégies de communication.

Une classification n'utilisant que les meilleures SC permet d'optimiser d'avantage les résultats obtenus par le classificateur. Le tableau suivant présente les résultats obtenus pour la classification des séquences contenant uniquement les meilleurs groupes de mouvement ainsi que les meilleures SC. Les résultats intitulés "Meilleurs groupes et toutes les SC" sont les même que ceux présentés précédemment (voir Tableau 5.3, page 59 - 8 meilleurs groupes mouvements).

Tableau 5.4 Résultats obtenus pour l'analyse des meilleures stratégies de communication

	SS	SBM
Meilleurs groupes et toutes les SC	84.3%	83.1%
Meilleurs groupes et meilleures SC	89.6%	88.2%

Il est possible de remarquer que les résultats de la classification augmentent lorsque les deux pires caractéristiques²² sont éliminées des séquences à classer. La

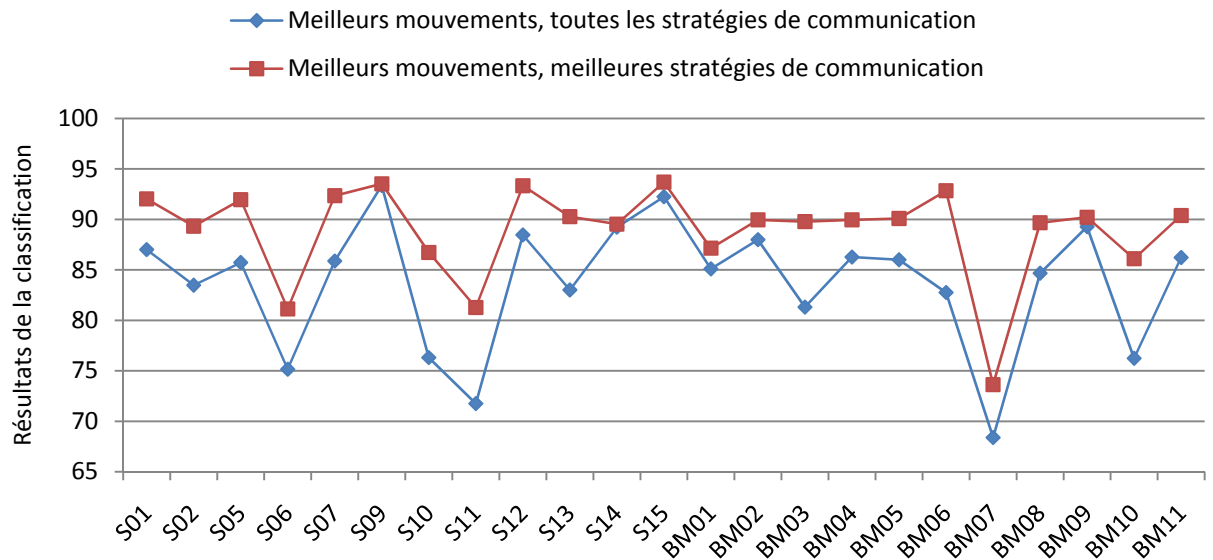


Figure 5.9 (page 63 **Erreur ! Signet non défini.**) montrent les résultats obtenus pour la totalité des participants. Il est possible de remarquer que la classification des séquences contenant uniquement les meilleures SC permet d'améliorer les résultats du classificateur d'une moyenne de 5% et ce pour les deux types de populations.

²² Rappelons que les pires caractéristiques sont propre à chaque sujet.

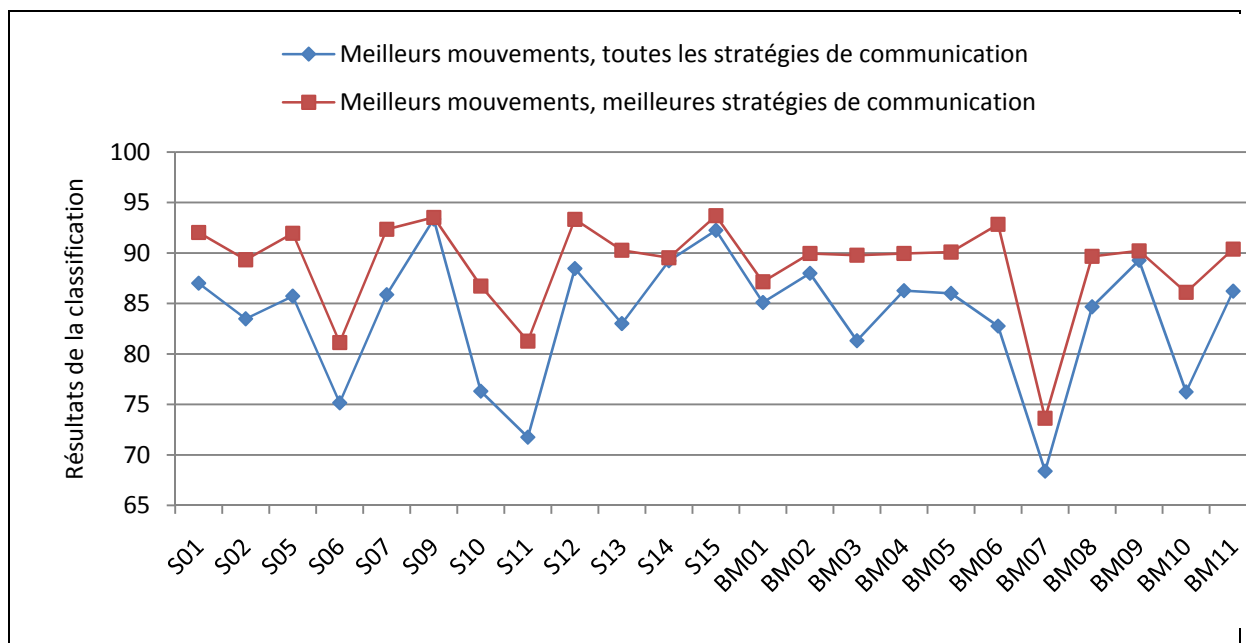


Figure 5.9 Résultats obtenus pour la classification des séquences portant sur le mouvement - meilleurs groupes et les meilleures SC.

5.5 Analyse des séquences bilatérales et unilatérales

Le contenu des séquences bilatérales et unilatérales est respectivement défini en annexe (voir ANNEXE VIII, page 115). L'analyse de ces séquences permet de démontrer les résultats pouvant être obtenus lors d'une simulation de contrôle d'une aide technique. De plus, cette analyse permet de valider l'effet d'une rétroaction visuelle pour l'amélioration des résultats. La première section présente donc les résultats généraux obtenus lors de l'analyse des cinq séquences bilatérales et des cinq séquences unilatérales, alors que la seconde section présente les résultats obtenus pour les premières et dernières séquences bilatérales et unilatérales, présentant ainsi l'effet de la rétroaction visuelle sur les résultats.

5.5.1 Résultats de l'analyse

Les séquences bilatérales et unilatérales représentent une série de cinq acquisitions continues et c'est pourquoi les résultats ne peuvent être améliorés par l'utilisation des meilleurs groupes de mouvement ou des meilleures stratégies de communication. Le tableau suivant présente

les résultats obtenus par l'analyse des séquences bilatérales et unilatérales. Il est important de noter que les séquences bilatérales sont analysées avec un apprentissage bilatéral, tandis que l'analyse des séquences unilatérales est effectuée avec un apprentissage unilatéral, c'est-à-dire uniquement les huit groupes de mouvement unilatéraux.

Tableau 5.5 Résultats généraux de l'analyse des séquences bilatérales et unilatérales

RÉSULTATS		SS	SBM
Séquences bilatérales	Moyenne	80.6%	81.8%
	Minium	69.0%	69.0%
	Maximum	92.5%	87.2%
Séquences unilatérales	Moyenne	85.9%	87.3%
	Minium	78.1%	77.3%
	Maximum	95.0%	95.0%

Tout d'abord, il est intéressant de noter que les résultats de la classification obtenus pour les SS et les SBM sont comparables (voir ANNEXE XVI, page 136). De plus, les résultats de l'analyse des séquences bilatérales sont moins élevés que les résultats obtenus de l'analyse des séquences unilatérales. La Figure 5.10 (page 66) présentent la moyenne des résultats obtenus.

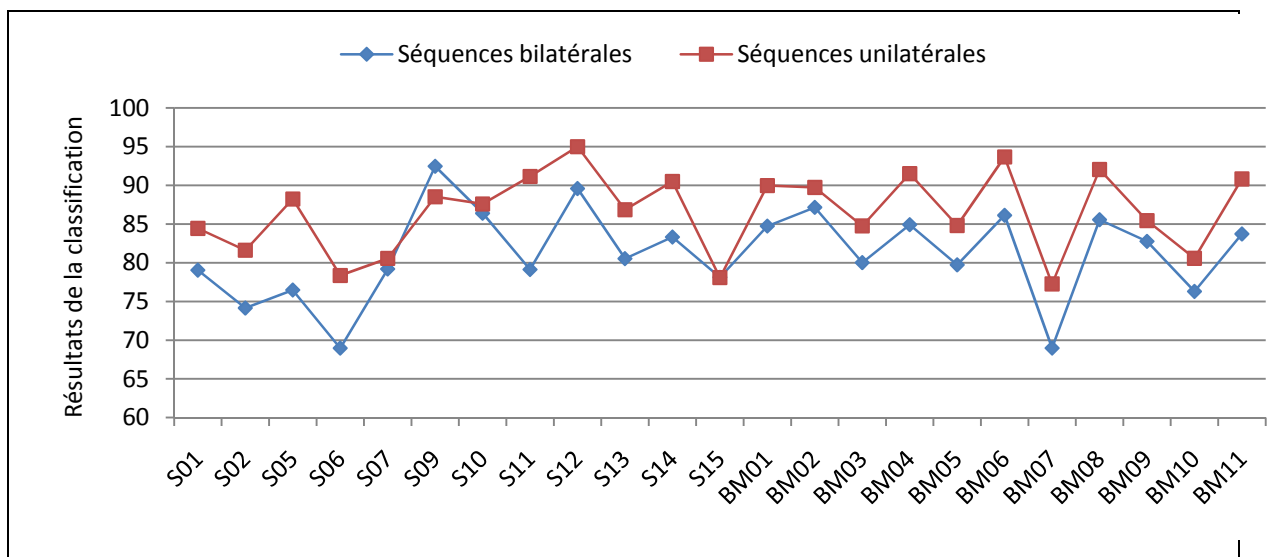


Figure 5.10 Résultats des séquences bilatérales et unilatérales.

Il est possible de remarquer qu'à l'exception des résultats obtenus pour le sujet S09, les résultats de l'analyse des séquences unilatérales sont toujours plus élevés que les résultats de l'analyse des séquences bilatérales. Par contre, tous les SBM présentent des résultats plus élevés dans le cas de l'analyse des séquences unilatérales.

5.5.2 Effet de la rétroaction visuelle

Chaque sujet avait accès à une rétroaction visuelle lors de la totalité du test à l'exception des séquences bilatérales et unilatérales #5 (ANNEXE VIII, page 115). Lors de ces acquisitions, le sujet devait effectuer exactement la même séquence de mouvements qu'à la séquence #1. La rétroaction visuelle consiste en l'écran d'ordinateur présentant les signaux EMG obtenus pour l'ensemble des huit canaux. Il est attendu que le fait de voir les signaux électromyographiques provenant de l'activité musculaire effectuée permette aux sujets d'améliorer les résultats de la classification (Moon *et al.*, 2005). C'est ce que démontre la moyenne des résultats présentés dans le tableau suivant.

Tableau 5.6 Moyenne des résultats obtenus pour les séquences avec et sans rétroaction

Rétroaction	Séquences bilatérales		Séquences unilatérales	
	SS	SBM	SS	SBM
Avec (Séquence #1)	80.8%	82.2%	89.2%	88.2%
Sans (Séquence #5)	79.1%	80.5%	87.4%	85.4%

Par contre, la différence existant entre les résultats avec et sans rétroaction n'est pas importante. De plus, comme le démontrent les figures suivantes, les résultats ne sont pas systématiquement meilleurs dans le cas de l'analyse des séquences avec rétroaction. Effectivement, environ 56% des sujets présentent des résultats supérieurs dans le cas des séquences bilatérales avec rétroaction visuelle tandis que ce pourcentage s'élève à près de 48% dans les cas des séquences unilatérales.

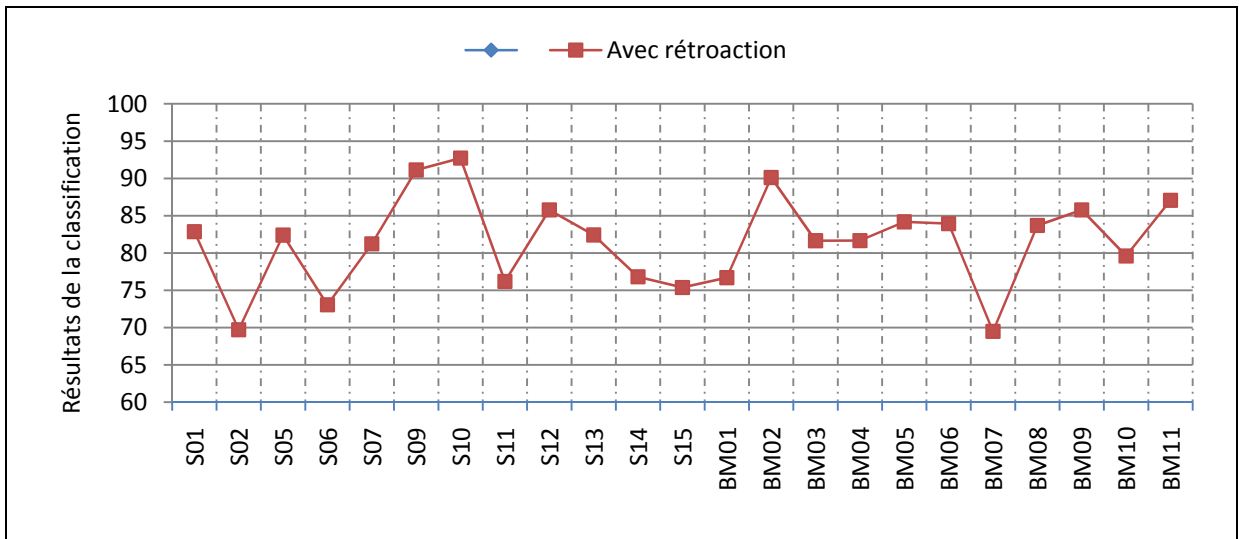


Figure 5.11 Résultats des séquences bilatérales avec et sans rétroaction visuelle.

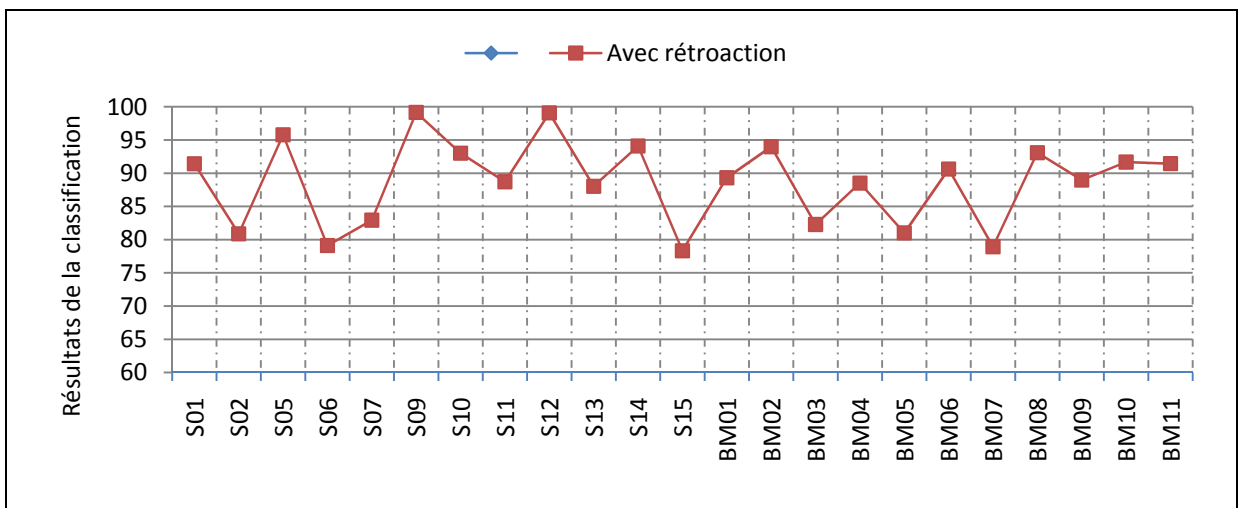


Figure 5.12 Résultats des séquences unilatérales avec et sans rétroaction visuelle.

5.6 Utilisation d'un post-processeur

Tel que démontré au paragraphe 4.4.9, l'utilisation d'un post-processeur permet, dans certains cas, d'optimiser les résultats. Par contre, ce n'est pas le cas pour tous les groupes et toutes les séquences. Rappelons que le post-processeur sert à éliminer les classifications qui sautent d'un groupe à un autre sans retour au tonus musculaire et qu'il existe deux options possibles. L'option 1 considère le "mauvais" évènement (mouvement en pointillé dans la Figure 4.8,

page 50) comme étant le groupe en cours tandis que l'option 2 considère le "mauvais" évènement comme étant du tonus musculaire (voir Figure 4.9, page 51).

L'utilisation d'un post-processeur a été testée sur cinq séquences soit (1) les séquences portant sur les tests de base avec les huit meilleurs groupes de mouvement, (2) les séquences portant sur les mouvements avec les huit meilleurs groupes de mouvement, (3) les séquences portant sur les mouvements avec les meilleurs groupes de mouvement et les meilleures SC, (4) les séquences bilatérales et (5) les séquences unilatérales.

Tableau 5.7 Résultats de l'utilisation d'un post-processeur

Séquences	POST-PROCESSEUR		
	Sans	Avec	
		Option 1	Option 2
(1) Séquences portant sur les tests de base (meilleurs groupes de mouvement)	86.5%	88.4%	88.5%
(2) Séquence portant sur les mouvements (meilleurs groupes de mouvement)	83.7%	87.4%	87.4%
(3) Séquence portant sur les mouvements (meilleurs groupes de mouvement et meilleures stratégies de communication)	88.9%	87.4%	87.4%
(4) Séquences bilatérales	81.2%	82.8%	83.1%
(5) Séquences unilatérales	86.6%	87.6%	87.7%

Les résultats sont présentés dans le tableau suivant et représentent la moyenne des résultats obtenus pour les SS et SBM. Les résultats présentés dans la colonne "POST-PROCESSEUR/Sans" proviennent respectivement des Tableau 5.1 (page 57), Tableau 5.2 (page 58), Tableau 5.3 (page 59), Tableau 5.4 (page 63) et Tableau 5.5 (page 66).

Il est possible de remarquer que, globalement, l'utilisation d'un post-processeur a tendance à améliorer les résultats d'une moyenne de 1.4% pour l'ensemble des sujets, ce qui ne présente pas une amélioration substantielle. Par contre, comme la SC utilisée pour le contrôle de l'aide technique ne permet pas le passage d'un groupe à un autre sans retour au tonus musculaire, il est nécessaire d'évaluer quel option de post-processeur serait le plus adéquat. C'est pourquoi le tableau suivant présente la fréquence pour laquelle chaque option de post-

processeur permet l'obtention des meilleurs résultats pour l'ensemble des séquences définies ci-haut.

Tableau 5.8 Fréquence pour laquelle chaque option de post-processeur permet l'obtention des meilleurs résultats

	SS	SBM
Sans post-processeur	15	16
Avec post-processeur, option 1	19	18
Avec post-processeur, option 2	26	21

Il est possible de remarquer qu'il n'existe pas de différences importantes entre la fréquence d'utilisation des différentes options de post-processeur chez les deux populations de sujets, mais que l'utilisation du post-processeur #2 est normalement préférée aux autres options. Par contre, il est important de noter que, pour un même sujet, la préférence quant à l'utilisation d'un post-processeur varie selon les séquences analysées.

5.7 Résultats des tests de la parole

Bien que la parole ne soit pas un groupe à proprement dit, le fait de parler peut influencer le signal sur certaines électrodes et être perçu par le système de détection comme tel. Chez les SS, uniquement 25% des sujets ont produit des séquences parlées qui n'ont pas été perçues comme un évènement. Chez les SBM, ce pourcentage s'élève à 64%. Globalement, 68% des séquences sur la parole analysées n'ont pas été perçues comme un évènement. L'analyse sur les séquences parlées a été effectuée sur les deux séquences et avec les cinq meilleures séquences d'apprentissage. La figure suivante présente la fréquence (ordonnée) pour laquelle la parole est perçue comme chaque groupe (abscisse).

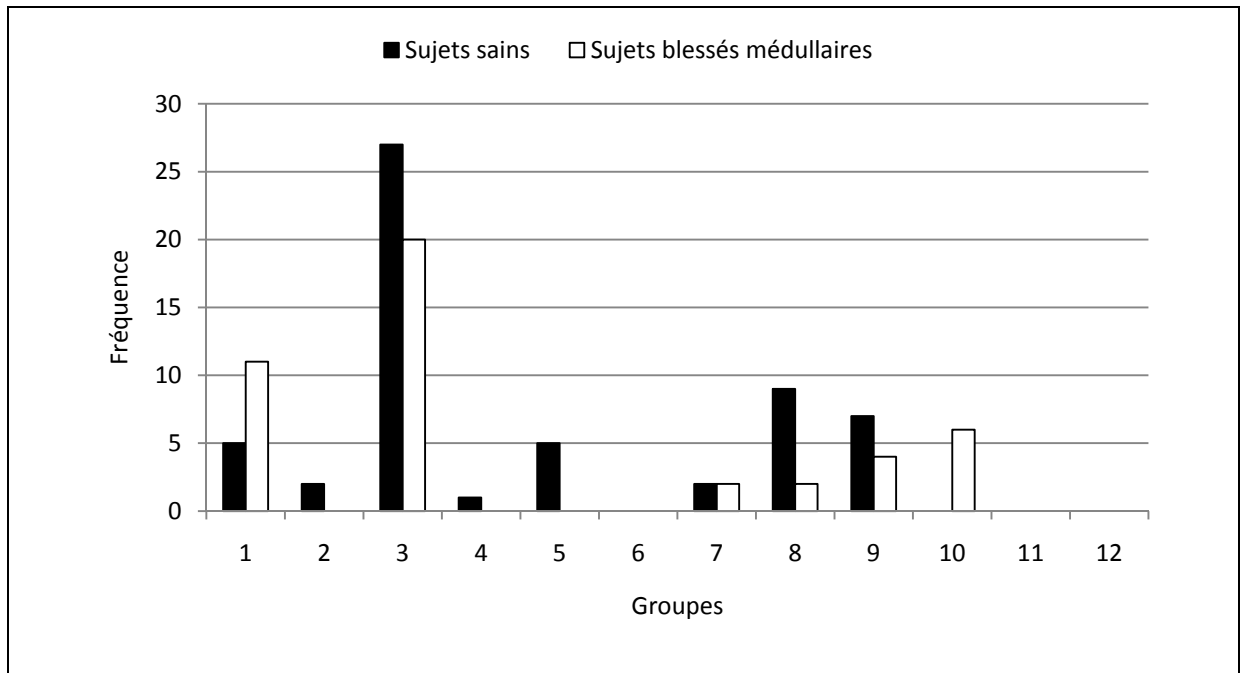


Figure 5.13 Résultats obtenus pour la détection de la parole.

Les résultats présentés permettent de noter que la parole est majoritairement perçue comme une activation bilatérale ou unilatérale des sterno-cléido-mastoïdiens. Il est aussi possible de remarquer que les électrodes placés sur les trapèzes moyens (groupe #7, #8 et #9) représentent la deuxième paire d'électrodes les plus influencés par la parole.

5.8 Résultats des questionnaires

Les résultats intéressants provenant des réponses aux questionnaires sont (1) l'appréciation des mouvements utilisés, (2) l'appréciation des stratégies de communication et (3) l'appréciation globale de l'interface.

5.8.1 Appréciation des mouvements

La figure suivante présente les résultats obtenue pour la question suivante: "Avez-vous ressenti de l'inconfort à effectuer les mouvements suivants?" L'abscisse présente le code

d'appartenance des mouvements tandis que l'ordonnée présente le nombre réponses positives à cette question.

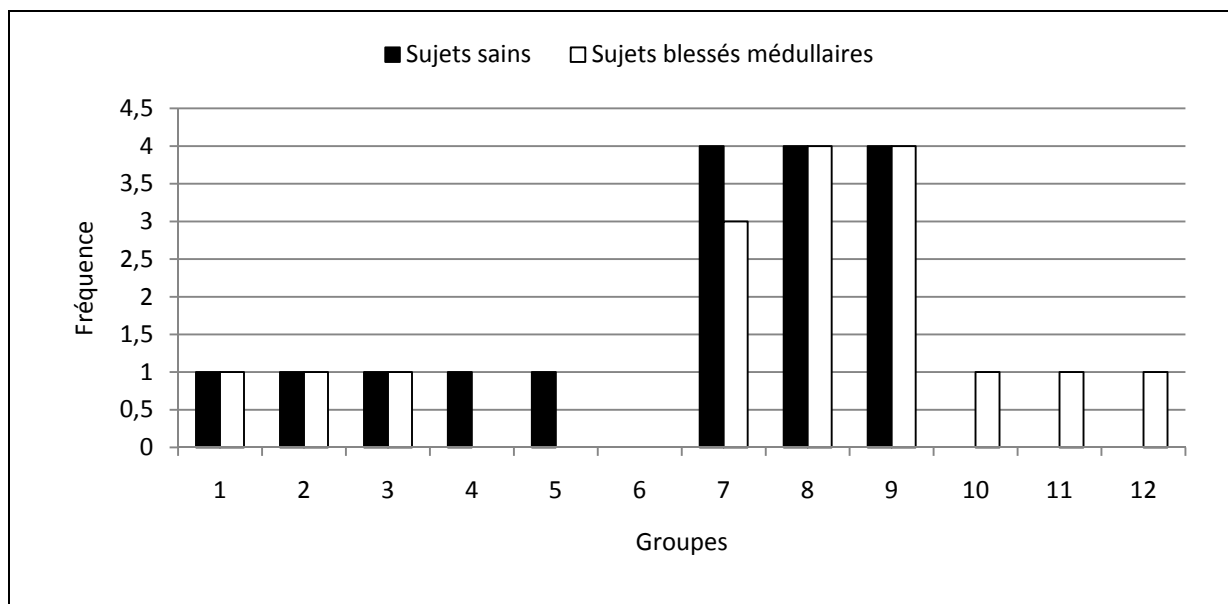


Figure 5.14 Résultats de l'appréciation des mouvements.

Il est possible de remarquer que les groupes #7, #8 et #9 sont considérés comme étant inconfortables par près du tiers des sujets et ce, pour les deux types de population confondus. Ces groupes ne représentent pas les mêmes mouvements pour tous les sujets. Tel que définit en annexe (voir Tableau A IV-2, page 129), ces groupes peuvent représenter soit un abaissement des épaules, une rétraction des épaules ou une extension du bras. Ces mouvements sont souvent décrits comme étant plus difficile à effectuer que les autres et moins utilisés dans les activités de la vie quotidienne.

5.8.2 Appréciation des stratégies de communication

Les commentaires concernant les SC ont été récoltés dans la section concernant les commentaires généraux. Parmi ces commentaires, un seul concernait les mouvements de faible amplitude qui seraient considérés comme moins fatigant à effectuer.

En revanche, plusieurs sujets (1 SS et 5 BM) ont émis le commentaire que les mouvements de longue durée étaient difficiles à effectuer. Ce type de mouvement serait inconfortable et nécessiterait un effort de concentration pour compter le nombre de secondes. De plus, une des SBM a signalé que les mouvements de longue durée ainsi que cinq "clicks" étaient des SC pouvant provoquer des spasmes.

Les "clicks" sont généralement considérés comme étant une SC facile à effectuer. Par contre, deux SBM ont trouvé que cinq "clicks" consécutifs étaient plus demandant à effectuer.

5.8.3 Appréciation globale de l'interface

Cette section du questionnaire n'était adressée qu'aux SBM. Tout d'abord, il est intéressant de noter qu'un seul SBM avait déjà utilisé un robot manipulateur. Dans le cadre de l'essai de JACO, ce sujet avait utilisé un *joystick* à 2 axes et deux boutons pressions de grand format pour effectuer le changement des DDL du robot manipulateur. Ce sujet est, d'ailleurs, le seul à avoir répondu par la négative à la question suivante: "Pouvez-vous imaginer utiliser ce type d'interface (interface EMG) pour contrôler un robot manipulateur?".

Parmi les avantages relatés par les sujets pour ce type d'interface, on retrouve la discrétion (2 SBM) et l'esthétique (1 SBM). De plus, le fait d'utiliser son propre corps confère à cette interface un caractère naturel qui est apprécié par au moins deux des SBM. En revanche, le fait de devoir porter un système supplémentaire avec l'installation et le filage qu'il requiert est un désavantage marqué par cinq SBM. Un des sujets a aussi trouvé l'interface inesthétique.

Les améliorations à apporter pour l'utilisation quotidienne d'une interface myoélectrique seraient donc très certainement l'utilisation d'électrodes sans fils, dont la taille et l'épaisseur seraient améliorées de manière à ce qu'elles soient invisibles aux autres. De plus, l'installation de l'équipement devrait se faire de manière rapide et la communication avec l'interface devrait pouvoir être neutralisée à l'aide d'un interrupteur mécanique. Il a aussi été noté que la sensibilité à la parole et à la respiration devrait être améliorée.

Parmi les interfaces qui seraient préférées à l'interface myoélectrique, la plus populaire serait sans contredit le *joystick* (5 sujets BM). Certains sujets (3 SBM) ayant conservés la possibilité de mouvoir leurs bras aimeraient pouvoir contrôler un certain nombre de DDL avec le bio-mimétisme et un des sujets, dont le niveau de blessure était très élevé, privilégierait le contrôle électroencéphalographique. Uniquement deux sujets préféreraient l'utilisation d'une interface EMG.

5.8.4 Commentaires généraux

Peu de commentaires généraux, mis à part ceux concernant les SC, ont été émis. Par contre, il a été dit que la répétition de mouvements avait causé de l'engourdissement et de la fatigue (1 SS) et que l'écran de rétroaction était sécurisant (1 SS).

CHAPITRE 6

DISCUSSION

6.1 Introduction

Un des résultats qui est obtenu pour l'analyse de toutes les séquences est qu'il n'existe pas de différence importante entre les SS et les SBM (voir ANNEXE XVI, page 136). Il est donc possible d'émettre l'hypothèse que les résultats provenant deux populations sont équivalents et que la condition (SSS ou SBM) n'influence pas les résultats.

6.2 Meilleures séquences d'apprentissage

À la lumière des résultats présentés, il devient évident que le type de séquence d'apprentissage, la fenêtre d'apprentissage, le nombre de zones de transition enlevées ainsi que la fenêtre d'analyse sont tous des facteurs qui influencent les résultats. Les discussions sont orientées de manière à définir la combinaison des facteurs permettant le meilleur taux de réussite.

Les résultats obtenus pour les séquences d'apprentissage bilatérales ne concordent pas avec les résultats obtenus pour les séquences d'apprentissage unilatérales. Il est difficile d'expliquer le manque de lien entre les résultats puisque l'analyse se produit de la même manière. Mais ce phénomène est présents pour tous les résultats présentés dans cette section et indique probablement que le meilleur type d'apprentissage est dépendant du sujet et qu'il est impossible de prévoir une seule combinaison de facteurs fonctionnerait également pour tous les sujets.

6.2.1 Type de séquence d'apprentissage

Le faible taux de réussite de la série d'apprentissage #3 pourrait porter à croire que les mouvements de longue durée (série d'apprentissage #3) ne sont pas adéquats pour l'entraînement du classificateur.

Par contre, puisque la série d'apprentissage #3 est utilisée dans la création des séquences #5, #6 et #7, ces trois séquences devraient aussi démontrer un faible taux de succès dans la classification, ce qui n'est pas le cas. Il est donc possible que le type d'évènement, i.e. les mouvements de longue durée, ne soit pas l'unique facteur influençant la réussite.

Il est important de noter que la série d'apprentissage #3 est constituée d'un seul évènement²³ tandis que les séries d'apprentissage #1 et #2 sont constituées chacune de trois évènements²⁴. Le tableau suivant établit le nombre d'évènements qui constituent chaque série d'apprentissage. De ce tableau, il est possible de remarquer que la série d'apprentissage #7 est celle qui est constituée du plus grand nombre d'évènements et il est prouvé que la quantité de données d'apprentissage fournies au classificateur influence les résultats. Par contre, ce n'est pas cette série qui présente la plus grande fréquence d'utilisation et ce, ni pour l'apprentissage unilatéral, ni pour l'apprentissage bilatéral.

En revanche, la série d'apprentissage #4 ne contient aucun mouvement de longue durée et est constituée d'un nombre élevé d'évènements. Ces paramètres semblent permettre un taux de succès important lors de l'apprentissage puisque cette série présente aussi une forte utilisation au niveau unilatéral. Mais cette théorie n'est pas supportée par l'importante fréquence d'utilisation des séries #6 et #7 au niveau unilatéral puisqu'elles sont toutes les deux constituées avec des mouvements de longue durée.

²³ Un mouvement de longue durée.

²⁴ La série #1 est constituée d'un mouvement de faible amplitude, un mouvement de forte amplitude et d'un mouvement de deux secondes. La série #2 est constituée d'un "clicks" et de deux "clicks".

Tableau 6.1 Nombre d'évènements liés aux séries d'apprentissage

Série d'apprentissage ²⁵	Nombre d'évènements
1	3
2	3
3	1
4	6
5	4
6	4
7	7

6.2.2 Fenêtre d'apprentissage

La fenêtre d'entraînement "a" est la seule des six fenêtres à utiliser une fenêtrage superposée, les autres fenêtres étant toutes de type adjacente. L'utilisation d'un type de fenêtrage superposée permet l'obtention d'un nombre de données d'apprentissage plus important et cela peut expliquer sa haute fréquence d'utilisation. Par contre, les fenêtres d'entraînement "b" et "c" qui sont les deux fenêtres produisant le plus grand nombre de données d'apprentissage après la fenêtre "a" (voir Tableau 6.2, page 77) mais présentent une faible fréquence d'utilisation.

Tableau 6.2 Nombre de données d'apprentissage produites par les fenêtres d'entraînement

Fenêtre d'entraînement ²⁶	Nombre de données d'apprentissage ²⁷
a	30
b	20
c	27
d	16
e	17
f	16

²⁵ La séquence d'apprentissage #1, #2 et #3 sont indépendantes tandis que les séquences d'apprentissage #4, #5, #6 et #7 sont une concaténation des trois premières séquences.

²⁶ (a) $L_{app}=300$; $l_{app}=60$ (b) $L_{app}=100$; $l_{app}=100$ (c) $L_{app}=75$; $l_{app}=75$; (d) $L_{app}=125$; $l_{app}=125$ (e) $L_{app}=120$; $l_{app}=120$ (f) $L_{app}=130$; $l_{app}=130$

²⁷ Pour une acquisition de 1 seconde, soit 2000 données.

Il resterait donc à supposer que la fenêtrage de type superposée permet de meilleurs résultats puisque la fenêtrage superposée est aussi utilisée pour l'analyse des données. Cette théorie est supportée par les résultats de l'apprentissage unilatéral bien que la différence entre la fréquence d'utilisation de la fenêtre "a" et les autres fenêtres d'entraînement soit moins importante.

6.2.3 Enlèvement des zones de transition

Puisque les résultats présentés pour les zones de transition ne révèlent aucune tendance, le paramètre important pourrait être le nombre de données qui sont réellement enlevées. Le nombre de données dépend du nombre de fenêtres enlevé de part et d'autre de la zone de transition ainsi que de la fenêtre d'analyse utilisée. La fenêtre suivante présente la fréquence (ordonnée) pour laquelle le nombre de données enlevées (abscisse) est considéré comme le meilleur.

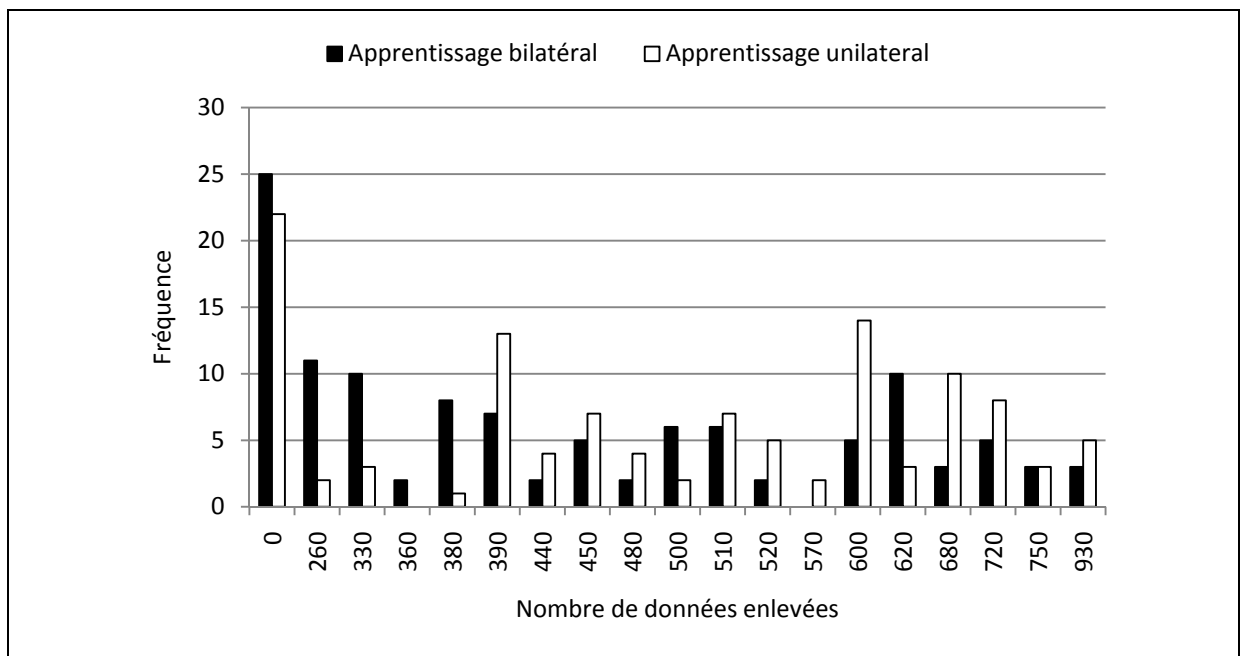


Figure 6.1 Fréquence d'utilisation des différentes zones de transition (nombre d'échantillons).

Cette manière d'exposer les résultats permet de voir que le fait de n'enlever aucune donnée de part et d'autre de la zone de transition donne généralement de meilleurs résultats que toutes les autres valeurs. Ce fait est surprenant puisque l'enlèvement de données permettait de palier au biais de la segmentation manuelle. Par contre, les résultats présentés à la figure précédente présente une tendance décroissante. Il est donc possible de croire que les segments éliminés contiennent certaines informations primordiales à la classification.

6.2.4 Fenêtre d'analyse

Il semble impossible de conclure sur la supériorité d'une fenêtre d'analyse précise. Mais comme la fenêtre d'analyse "B" est celle qui présente une forte utilisation autant au niveau bilatéral qu'unilatéral, son utilisation sera préférée aux autres fenêtres d'analyse.

6.3 Séquences portant sur les tests de base

Globalement, il serait attendu d'obtenir de meilleurs résultats à mesure que le nombre de groupes à classer diminue, c'est-à-dire pour l'analyse des huit groupes de mouvement unilatéraux et des huit meilleurs groupes de mouvement. Par contre, la différence existant entre les résultats obtenus pour la classification des huit meilleurs groupes et des douze groupes n'est pas aussi grande que prévu. Ce résultat peut être expliqué par le fait que ce n'est pas l'analyse des séquences portant sur les tests de base, mais bien l'analyse des séquences portant sur les mouvements, qui est utilisée pour déterminer les meilleurs groupes de mouvement. Ceci, par contre, évoque la possibilité d'avoir mal choisie la méthode d'attribution des meilleurs groupes. Les résultats obtenus pour chaque sujet (Figure 5.5, page 58) confirme ces affirmations.

Au niveau de la classification, les groupes bilatéraux sont souvent classés comme l'un ou l'autre des groupes unilatéraux qui le constituent. Des résultats moins élevés pour les groupes bilatéraux est donc attendu. Et bien que les BM ne possèdent pas les mêmes capacités musculaires que les SS, il reste difficile d'expliquer la raison pour laquelle les groupes

unilatéraux chez les SBM ne présentent pas unanimement les meilleurs résultats comme c'est le cas chez les SS.

6.4 Séquences portant sur les mouvements

Tout comme dans la présentation des résultats, cette section est présentée en quatre sections soit (1) les résultats de l'analyse, (2) le choix des meilleurs groupes, (3) le choix des meilleures stratégies de communication et (4) les résultats de l'analyse considérant les meilleures stratégies de communication.

6.4.1 Résultats de l'analyse

Dans un premier temps, la théorie selon laquelle les résultats de la classification devraient augmenter à mesure que le nombre de groupes à classer diminue est clairement supportée par les résultats présentés précédemment (voir Tableau 5.3, page 59).

De plus, il est important de rappeler que les meilleurs groupes de mouvement sont déterminés à partir des séquences portant sur les mouvements et que c'est probablement la raison pour laquelle la classification des huit meilleurs groupes de mouvement présente de meilleurs résultats que dans le cas de l'analyse des séquences portant sur les tests de base.

Rappelons que les tests de base contiennent des séries de 3 événements à détecter alors que les séquences portant sur les mouvements sont une concaténation des sept SC et comportent donc une série de sept événements. Il est donc normal que les résultats d'un nombre plus élevé d'événements à détecter, présente des résultats moins élevés. Cela expliquerait la baisse générale des résultats obtenus pour l'analyse des séquences portant sur les mouvement par rapport au séquences portant sur les tests de base.

À la lumière des résultats présentés, il devient évident que le choix des meilleurs groupes de mouvement est dépendant de la séquence analysée. Ainsi, les résultats de l'analyse des huit

meilleurs groupes de mouvement permettent une amélioration globale des résultats uniquement dans le cas des séquences ayant été utilisées pour les déterminer. Alors, pour augmenter la réussite du classificateur, il est recommandé de diminuer le nombre d'évènements à classifier au minimum et, dans la mesure du possible, de n'utiliser que des groupes de mouvement unilatéraux.

6.4.2 Choix des meilleurs groupes de mouvement

Le groupe #9 a souvent été noté comme "inconfortable" dans la seconde partie du questionnaire (35% des sujets). De plus, le signal est acquis par des électrodes posées sur des muscles du dos (trapèze moyen ou deltoïde postérieur) et ces muscles ne sont pas très actifs chez tous les blessés médullaires. Chez les BM, les groupes #7 et #9 sont les pires mouvements pour les raisons indiquées ci-dessus.

L'analyse de ces résultats permet de conclure que le choix des meilleurs groupes de mouvement ne peut pas être générique et doit être défini pour chacun des sujets. Par contre, on remarque que les groupes #1, #2, #4 et #11 pourraient constituer un bon choix de départ pour les meilleurs groupes de mouvement.

6.4.3 Choix des meilleures stratégies de communication

Le faible taux de réussite des séries contenant 3 "clicks" et 5 "clicks" supportent les affirmations de (Nilas, Rani et Sarkar, 2004) selon lesquelles les résultats de la classification diminuent lorsque le nombre d'évènements à détecter augmentent. Il n'est donc pas surprenant de remarquer que lors de la classification des séries sur les "clicks", les séries de deux clicks sont les mieux reconnues, suivi des séries contenant trois clicks et finalement des séries en contenant cinq et ce, autant pour les SS que pour les SBM. C'est pourquoi la série de deux "clicks" est définitivement une SC à utiliser mais que la série de cinq "clicks" est à bannir.

Les résultats présentés pour les séries sur l'amplitude peuvent être expliqués par le fait que, pour plusieurs SBM, l'amplitude maximale du mouvement n'était pas aussi grande que chez les SS (Johnson et Peckham, 1990). C'est probablement la raison pour laquelle, à plusieurs reprises, les mouvements de faible amplitude n'étaient pas visibles sur le signal brute. Il est possible de conclure que les mouvements de faible amplitude ne sont pas une SC efficace pour cette population.

Globalement, il est possible de conclure que les SC les plus adéquates à utiliser pour le contrôle d'une aide technique seraient les mouvements de grande amplitude, deux "clicks" consécutifs ainsi que des mouvements de courte et de longue durée.

6.5 Séquences bilatérales et unilatérales

La discussion concernant les résultats des séquences bilatérales et unilatérales est présentée en deux sections soient (1) les résultats de l'analyse et (2) l'effet de la rétroaction visuelle.

6.5.1 Résultats de l'analyse

La raison principale pour laquelle les résultats les résultats de l'analyse des séquences bilatérales sont moins élevés que les résultats obtenus de l'analyse des séquences unilatérales est que le classificateur est entraîné à reconnaître uniquement huit groupes dans le cas des séquences unilatérales tandis que dans le cas des séquences bilatérales, le classificateur est entraîné à en reconnaître douze.

De plus, tel qu'exposé par (Nilas, Rani et Sarkar, 2004), il est supposé que le nombre de groupes dans une séquence influence les résultats qui seront obtenus. Le tableau suivant démontre le nombre d'évènements devant être classifiés pour les cinq séquences bilatérales et les cinq séquences unilatérales. Il devient donc encore plus évident que la classification de huit groupes est plus efficace que la classification de douze puisque le nombre d'évènements à classifier par séquence est semblable dans le cas des séquences bilatérales et unilatérales.

Tableau 6.3 Nombre d'évènements à classifier pour les séquences bilatérales et unilatérales

SÉQUENCES	BILATÉRALES	UNILATÉRALES
Numéro de séquence	Nombre d'évènements	
1	10	13
2	10	8
3	10	7
4	11	11
5	10	13

6.5.2 Effet de la rétroaction visuelle

Puisque la rétroaction visuelle permet au sujet de visualiser les signaux EMG émanant de ses mouvements, il est attendu qu'elle permette aux sujets d'améliorer les résultats de la classification (Moon *et al.*, 2005). Par contre, la rétroaction visuelle impose un coût cognitif plus important et donc coûteux au niveau de l'exécution.

Que ce soit dans le cas de l'analyse des séquences unilatérales ou bilatérales et ce, pour les deux types de population, l'effet de la rétroaction visuelle n'est pas évidente ni constante. De plus, ces séquences ont été acquises à la fin de l'essai clinique. L'apprentissage des mouvements et l'effet sur les signaux EMG étaient alors connus et maîtrisés par les sujets. Ce test, effectué au début de l'expérience, aurait pu donner des résultats différents de ceux obtenus. Malgré cela, il serait difficile de conclure que la rétroaction visuelle joue un rôle important dans l'optimisation des résultats (voir ANNEXE XVI, page 136) et ne serait donc pas un atout important pour le contrôle d'une aide technique.

6.6 Utilisation d'un post-processeur

Les résultats présentés permettent de conclure que l'option de post-processeur #2, soit le retour au tonus musculaire, permet une légère augmentation des résultats et serait donc le type de post-processeur à utiliser pour le contrôle d'une aide technique.

6.7 Tests sur la parole

Les résultats présentés permettent de constater que la parole est le plus souvent perçue comme une activation bilatérale ou unilatérale des sterno-cléido-mastoïdiens. Ces résultats ne sont pas surprenants puisqu'il est attendu que ce soient les deux sterno-cléido-mastoïdiens qui soient le plus influencées par la parole dû à leur position rapprochée des cordes vocales.

La parole est définitivement un artéfact important à considérer puisqu'on ne peut s'attendre à ce que l'utilisateur de l'aide technique soit muet lors de son utilisation. Il serait donc important d'entraîner le système à reconnaître la parole comme tel ou encore, essayer l'utilisation de filtres pour les signaux de la voix.

6.8 Questionnaires

À la lumière des réponses aux questionnaires exposés précédemment, il est possible de conclure que l'utilisation d'une interface n'utilisant que l'EMG n'est pas recommandée ni souhaitée par les participants BM. Beaucoup d'entre eux désirent l'utilisation d'une interface discrète et fiable dont l'installation nécessite peu de temps. Par contre, l'utilisation d'une interface EMG est souhaitable dans les cas où le niveau de blessure médullaire est très élevé et que le sujet ne peut effectuer que très peu de mouvements avec ses bras.

Dans ce cas, l'interface myoélectrique pourrait être utilisée conjointement à l'interface utilisée pour la conduite du fauteuil roulant et permettrait d'ajouter quelques DDL. L'interface EMG nécessiterait alors moins de DDL et donc moins de groupes à classifier. Il est donc permis de penser que la fiabilité du système augmenterait.

Il est supposé que, pour contrôler adéquatement tous les DDL d'un bras manipulateur uniquement avec un contrôleur EMG, quatre groupes de mouvement, permettant chacun quatre stratégies de communication, permettraient suffisamment d'options de commande.

Par contre, pour des raisons pratiques, l'utilisation des mouvements du cou (rotation du cou vers la droite, vers la gauche et flexion du cou) n'est pas recommandée. Dans un premier temps, ces mouvements détournent le regard de l'aide technique à contrôler et sont souvent influencés par la parole.

Il est intéressant de noter que les trois groupes les plus inconfortables (groupes #7, #8 et #9) sont liés au mouvement étant le moins bien détecté par le classificateur (Figure 5.7, page 61) puisque le groupe #9 est une combinaison des groupes #7 et #8. D'ailleurs, sur les 34 mouvements considérés comme étant inconfortable, 16 d'entre eux ne figuraient pas parmi le choix des meilleurs groupes. Donc, puisque près de 50% des groupes jugés inconfortable ne sont pas bien reconnus par le classificateur, l'utilisation de mouvements qui sont considérés comme étant inconfortables par l'utilisateur ou qui créent un déséquilibre sont à proscrire puisqu'ils semblent être plus difficiles à reconnaître par le classificateur tout comme les mouvements qui sont rarement utilisés dans les AVQ.

6.9 Comparaison des résultats avec la littérature

Il est extrêmement complexe de tenter une comparaison avec les résultats présentés dans la littérature. Dans un premier temps, la littérature présente rarement les méthodes utilisées pour calculer le pourcentage d'erreur, n'effectue pas leurs essais sur un grand nombre de sujets et les sujets choisis sont rarement des blessés médullaires. De plus, elle n'utilise pas toujours le même algorithme de classification, ni ne présente le nombre de d'évènements à classifier par séquences d'analyse et n'utilise pas nécessairement le même nombre de canaux ni le même nombre de groupes à classifier. Par contre, à la lumière des résultats présentés dans la littérature, il est tout de même possible d'effectuer certaines comparaisons.

Avant tout, il est important de comprendre que, pour permettre une comparaison avec les résultats présentés dans la littérature, le tonus musculaire (groupe #0) doit être considéré

comme un groupe à classifier. C'est pourquoi les paragraphes qui suivent traiteront de la classification de treize groupes²⁸, de neuf groupes²⁹ et de cinq groupes³⁰.

Premièrement, la présente recherche tentait de classifier, dans un premier temps, treize groupes à l'aide de huit canaux EMG. Aucune recherche ne propose ces critères. Par contre, les recherches dont les critères se rapprochent le plus sont celles de (Losier, Englehart et Hudgins, 2007b) et de (Nishikawa *et al.*, 1999). La recherche proposée par (Losier, Englehart et Hudgins, 2007b) utilise aussi le LDA pour classifier onze groupes à l'aide de huit canaux EMG et obtient une classification moyenne de 88.5% sans enlever les zones de transitions. La recherche proposée par (Nishikawa *et al.*, 1999) utilise deux canaux EMG pour classifier onze groupes. Cette méthode présente de résultats de classification allant de 87.39% à 93.65%. Bien que le nombre de groupes à classifier soit inférieur, les résultats de (Losier, Englehart et Hudgins, 2007b) sont comparables aux résultats obtenus des analyses effectuées tel que le démontre le tableau suivant. Par contre, les résultats obtenus par le réseau de neurones de (Nishikawa *et al.*, 1999) sont plus élevé que les résultats obtenus par les classificateurs LDA, ce qui pourrait porter à croire que la méthode développée par Nishikawa et al. serait meilleure pour la discrimination d'autant de groupes. Par contre, le nombre de sujets utilisés pour obtenir ces résultats est considérablement plus faible.

Tableau 6.4 Résultats moyens de tous les sujets pour la classification des treize groupes

Séquences analysées	Moyenne des résultats
Séquences de base	87.8%
Séquences portant sur le mouvement	77.7%
Séquences bilatérales	81.2%
Total	82.2%

²⁸ Les douze mouvements de base plus le tonus musculaire tel que présenté dans le Tableau A XIII-7.2, page 121 .

²⁹ Les huit mouvements unilatéraux plus le tonus musculaire

³⁰ Les quatre mouvements de l'analyse finale plus le tonus musculaire

Un deuxième objectif de cette recherche était d'optimiser les résultats de la classification en utilisant uniquement neuf groupes et huit canaux EMG. Plusieurs recherches se comparent à ces critères. Parmi ces recherches, (Bien *et al.*, 2004; Crawford *et al.*, 2005; Nishikawa *et al.*, 1999; Wheeler et Jorgensen, 2003; Yamada, Niwa et Uchiyama, 1983) présentent des résultats comparables à ceux présentés dans le Tableau 6.5. Par contre, une seule étude, celle de (Yamada, Niwa et Uchiyama, 1983), utilise un classificateur de type LDA et toutes ces recherches présentent des résultats obtenus avec un maximum de cinq participants, ce qui est beaucoup plus faible que le nombre de participants à cette étude.

Une étude ayant des critères comparable est celle de (Fukuda *et al.*, 2003) qui tentait de classier neuf groupes (huit mouvements plus le tonus musculaire) avec six canaux EMG à l'aide d'un classificateur LLGMN. Les résultats obtenus vont de 95.4% à 98.9%. L'étude, effectuée sur huit sujets, présente des résultats beaucoup plus élevés que ceux obtenus par cette étude. La méthode de classification présentée par (Fukuda *et al.*, 2003) semble obtenir de bons résultats et devrait donc être considérée pour la classification d'un nombre important de groupes.

Tableau 6.5 Résultats moyens de tous les sujets pour la classification des neuf groupes³¹

Séquences analysées	Moyenne des résultats
Séquences de base	94.9%
Séquences portant sur le mouvement	87.9%
Séquences unilatérales	86.6%
Total	89.8%

La dernière tentative d'optimisation des résultats de cette recherche effectuait la classification de cinq groupes à l'aide de quatre canaux EMG. Plus de dix recherches présentent des critères de recherche similaires. Parmi ces recherches, trois d'entre elles (Englehart et Hudgins, 2003; Englehart, Hudgins et Parker, 2001; Englehart *et al.*, 1999; Hudgins, Parker et Scott, 1993) présentent des résultats obtenus avec un classificateur LDA. Les résultats présentés par ces études sont tous obtenus à l'aide d'un nombre important de sujets (respectivement 12, 11 et 16

³¹ Huit mouvements unilatéraux plus le tonus musculaire.

sujets). Les meilleurs résultats présentés par ces études sont obtenus à l'aide d'une réduction des caractéristiques (paquets d'ondelettes) effectuée par une analyse par composante principale (Englehart *et al.*, 1999) (94%) ainsi que par l'utilisation des signaux dans leur phase stable (Englehart, Hudgins et Parker, 2001) (environ 99%). Ces résultats sont comparables à ceux obtenus par notre étude malgré la différence entre les caractéristiques du signal utilisées par le classificateur.

De plus, deux recherches (Jeong-Su *et al.*, 2001; Tarng *et al.*, 1997) ciblent les sujets BM de haut niveau. Ces études sont effectués avec un nombre restreint de sujets (3 sujets et moins) et les résultats moyens sont en-deçà de 95%. L'étude présentant les résultats les plus élevés est celle de (Jeong-Su *et al.*, 2001) avec 91.2% de moyenne. Par contre, aucune information concernant les sujets n'est donnée et uniquement quatre groupes (incluant le tonus musculaire) devaient être classifiés.

Il est intéressant de noter que quatre recherches uniquement présentent des résultats moyens supérieurs à 95%. Ces recherches sont celles de (Englehart et Hudgins, 2003; Englehart, Hudgins et Parker, 2001; Moon *et al.*, 2005; Tsenov *et al.*, 2006). Les deux premières utilisent le LDA tandis que les deux autres utilisent respectivement un seuil d'activation double et un MLP pour classifier les groupes. Bien que les résultats soient bons, ceux-ci ne sont pas extraordinairement plus élevés que ceux présentés par notre étude. Nous pouvons donc considérer que la méthode LDA semble tout indiquée pour la classification de 5 groupes.

CHAPITRE 7

PREUVE DE CONCEPT

Cette section démontre la possibilité d'utiliser des paramètres d'apprentissage et d'analyse générique dans le but de concevoir une interface myoélectrique à 16 commandes, représentés notamment par quatre groupes de mouvements pouvant chacun effectuer quatre stratégies de communication différentes. Par la suite sont présentés quelques algorithmes de contrôles qui pourraient être utilisé pour le contrôle d'un robot manipulateur à sept DDL.

7.1 Vérification des paramètres génériques

Suite aux résultats expérimentaux et aux discussions présentées dans les sections précédentes, la vérification des paramètres génériques expose les résultats d'une analyse finale effectuée avec quatre groupes et quatre stratégies de communication établis d'avance, pour la création d'une interface EMG à 16 commandes.

Les paramètres d'apprentissage utilisés sont ceux de la série 4aiii-B ($L_{analyse}=300$; $l_{analyse}=30$) et l'analyse est effectuée sur les séquences portant sur le mouvement pour les sujets BM seulement. L'analyse est effectuée en six parties:

1. Tout d'abord, l'analyse est effectuée pour les 12 groupes, les sept stratégies de communication et sans post-processeur.
2. Par la suite, l'apprentissage du classificateur est effectué afin de reconnaître uniquement les quatre groupes suivants: mouvement #4, #5, #10 et #11.
3. L'analyse est ensuite effectuée pour les quatre groupes cités au point précédent, toutes les SC et sans post-processeur.
4. Quatrièmement, les séquences de test portant sur les mouvements sont recrées afin de concaténé uniquement les quatre SC suivantes: (1) mouvement de forte amplitude, (2) série de deux "clicks", (3) mouvement de courte durée et (4) mouvement de forte durée.

5. L'analyse est ensuite effectuée pour les quatre groupes (#4, #5, #10 et #11), les quatre SC citées au point précédent et sans post-processeur.
6. Finalement, l'analyse est effectuée pour les quatre groupes (#4, #5, #10 et #11), les quatre SC et le post-processeur avec l'option #2.

La figure suivante présente les résultats obtenus de cette analyse. Les résultats représentent la moyenne des résultats obtenus pour les quatre groupes suivants : #4, #5, #10 et #11. La série #1 présente les résultats de l'analyse de tous les groupes, toutes les stratégies de communication, sans post-processeur (point 1). La série #2 présente les résultats de l'analyse des quatre groupes, toutes les stratégies de communication, sans post-processeur (point 3). La série #3 présente les résultats de l'analyse des quatre groupes, quatre stratégies de communication, sans post-processeur (point 5) et la série #4 présente les résultats de l'analyse des quatre groupes, quatre stratégies de communication, avec post-processeur (point 6).

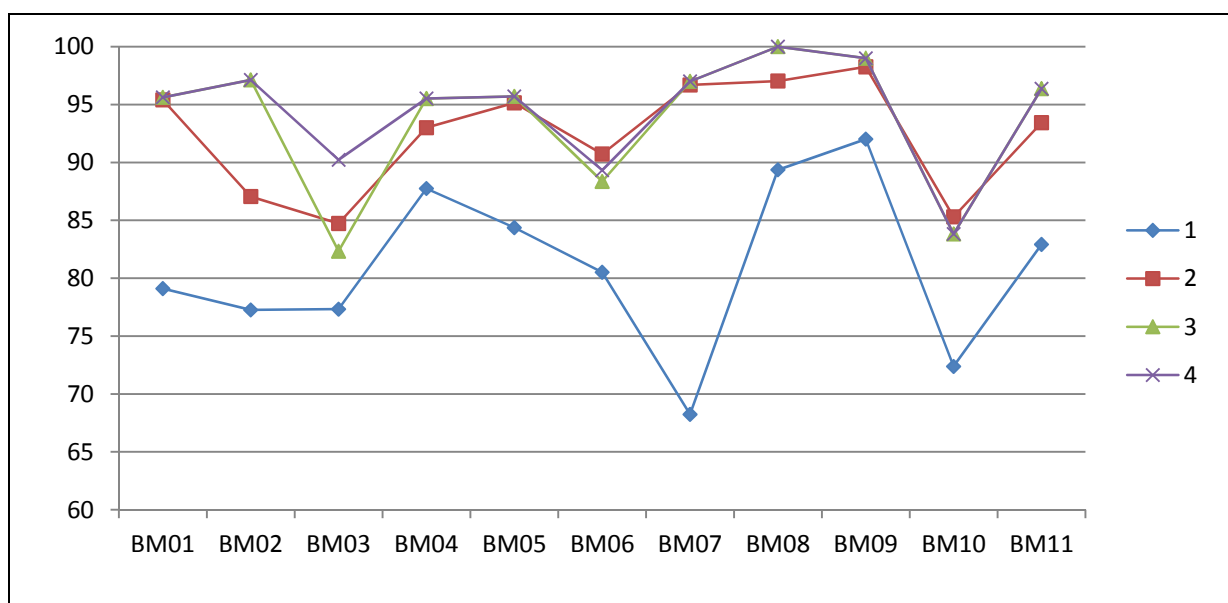


Figure 7.1 Résultats de l'analyse finale.

Il serait normalement attendu que les résultats croissent de la série #1 à la série #4 puisque chaque série présente une amélioration de la précédente. On remarque que la série #1 est celle qui présente les résultats les plus faibles mais que les résultats des séries #2, #3 et #4 s'entrecroisent. Il est possible que, dans certains cas, les stratégies de communication choisies

ne représentent pas celles qui étaient les mieux détectées par le système, ce qui pourrait expliquer que la série #2 présente des résultats plus élevés que la série #3. Ce phénomène se produit dans 3/11 cas. Ces cas sont les sujets BM03, BM06 et BM11, qui présentent tous des résultats finaux inférieurs à 95%.

En revanche, la série #4 est toujours supérieure ou égale à la série #3. Et bien que la série #4 soit celle qui présente les meilleurs résultats chez près de 81% des sujets (9/11), le post-processeur ne permet d'augmenter les résultats que dans 2 cas pour une moyenne d'augmentation générale de 0.8%. Malgré cela, les résultats de la série #4 s'échelonne de 83.8% à 100%.

Bien qu'il n'existe pas de standard pour définir le minimum acceptable pour la classification de mouvements servant au contrôle d'une aide technique, tout résultat supérieur à 95% serait jugé acceptable. Bien que cette limite soit empirique, elle est plus élevée que la limite acceptable de 90% fixée par (Bitzer et van der Smagt, 2006) et il est attendu que le 5% d'erreur admis soit surtout des délais temporelle d'activation du signal.

Il est possible de remarquer qu'uniquement 73% des sujets BM (8/11) satisfont ce critère. Il est possible de croire que, pour des raisons particulières, les groupes ou les stratégies de communication choisies ne soient pas adéquats pour les trois autres sujets et qu'en analysant les caractéristiques de chacun de ces sujets, il serait possible d'augmenter les résultats de la classification au-delà du seuil de 95%.

Une analyse personnalisée des sujets BM03, BM06 et BM11 est présentée en annexe (voir ANNEXE XIV, page 130). Les résultats de ces analyses prouve qu'il est possible d'élever les résultats de tous les sujets en analysant adéquatement les mouvements et les SC choisies. Tous les sujets peuvent présenter des résultats dépassant la limite de 95% de classification et ainsi rendre possible un contrôle efficace et fiable sur une aide technique via un contrôleur EMG.

7.2 Algorithmes de contrôle

Plusieurs algorithmes de contrôle sont présentés dans la littérature. Parmi ces algorithmes, on retrouve le code Morse (Nilas, Rani et Sarkar, 2004; Yang *et al.*, 2003; 2006), l'utilisation d'une fenêtre de commande (Tsui *et al.*, 2007) ainsi qu'une série d'algorithmes décrits par (Venkata Ramanan, 2004; Venkataramanan, Kalpakam et Samant, 2004). Chaque algorithmes possède ses propres caractéristiques, avantages et inconvénients. Il est attendu que les préférences quant à un algorithme en particulier soit propre à chaque sujet. Ceci étant dit, il existe une multitude d'algorithmes de contrôle possible et celui présenté en annexe (ANNEXE XV, page 132) n'est qu'un exemple tiré des possibilités.

Il est supposé que les 16 niveaux de commandes de l'interfaces EMG sont suffisants pour le contrôle d'une aide technique complexe comme le bras JACO. Par contre, suite aux analyses présentées, il devient évident que la population des blessés médullaires ne feront pas usage uniquement d'une interface EMG pour contrôler une aide technique. Il est donc proposé d'utiliser l'interface EMG pour contrôler uniquement quelques fonctionnalités comme le changement de mode ou un nombre restreint de degrés de liberté.

CONCLUSION

Les blessés médullaires de haut niveau dépendent d'une aide externe dans l'accomplissement de plusieurs activités de la vie quotidienne. Ce manque d'indépendance réduit leur autonomie et leur qualité de vie. Il est supposé qu'un robot manipulateur pourrait pallier à la perte de mobilité du haut du corps. Pour cela, une interface doit être adaptée au contrôle d'une telle aide technique. L'électromyographie de surface semble tout indiquée puisqu'elle peut être adaptée aux capacités musculaires résiduelles des sujets et qu'elle n'est pas influencée par son environnement.

Par contre, la création d'une interface myoélectrique est complexe. Les résultats sont dépendants de plusieurs facteurs intrinsèques à l'utilisateur ainsi qu'aux différents paramètres utilisés par le classificateur. Bien que l'idéal serait de s'adapter en fonction des résultats préliminaires obtenus pour chaque sujet, une telle méthode n'est pas possible pour une utilisation quotidienne et à grande échelle. Ceci est causé par l'instabilité d'un tel système ainsi que le fait qu'aucune étude n'a prouvé son utilisation quotidienne et à long terme.

Cette étude a démontré la possibilité d'obtenir des résultats de classification supérieurs à 95% et ce, avec l'utilisation de paramètres d'apprentissage et d'analyse génériques. Ces résultats sont obtenus pour la classification de cinq groupes de mouvements à l'aide de quatre canaux EMG. Le choix des groupes de mouvement doit être effectué selon les capacités musculaires de chaque sujet et doivent représenter des mouvements n'occasionnant aucune douleur ou inconfort.

À priori, quatre groupes de mouvement semblent permettre un nombre peu élevé de DDL pour le contrôle d'un robot manipulateur. Par contre, les BM ont signifiés que l'utilisation exclusive d'une interface myoélectrique n'était pas souhaitable, non seulement à cause de l'encombrement du système mais aussi par le temps de préparation quotidienne nécessaire pour apposer les électrodes et effectuer l'apprentissage. Il est donc supposé que, utilisée

conjointement au *joystick* d'un FRM, une interface EMG à 16 commandes permettrait un contrôle efficace sur une aide technique à la manipulation telle que JACO.

RECOMMANDATIONS

Ce projet a démontré la viabilité d'un classificateur LDA concept ainsi que le potentiel de communication pouvant être utilisé pour la communication avec une aide technique. Bien sûr, comme ce mémoire se veut une étude préliminaire de faisabilité, il reste énormément de travail avant que ce type d'interface devienne utilisable à grande échelle. Voici les principales recommandations suite à cette recherche:

- A. La segmentation des données ayant été faite de manière manuelle, il serait important d'automatiser cette étape.
- B. Les caractéristiques du signal utilisées pour la classification ont prouvé leur efficacité. Par contre, il pourrait être intéressant d'analyser leurs impacts puisque l'utilisation de différentes caractéristiques, telles que les paquets d'ondelettes, pourrait permettre l'obtention de meilleurs résultats.
- C. Il serait intéressant de comparer le classificateur LDA avec les classificateur ayant permis l'obtention de meilleurs résultats tels que le LLGMN.
- D. Avec une interface à 16 commandes, il devient important de tester différentes routines de commande, utilisant à la fois le *joystick* du FRM et l'interface EMG, afin de permettre un contrôle efficace des DDL du robot manipulateur.
- E. Pour une utilisation commerciale à grande échelle, le système d'acquisition doit absolument être moins encombrant et son installation doit être extrêmement rapide. Les méthodes utilisées pour la fixation des électrodes doivent permettre une utilisation quotidienne, i.e. que les électrodes ne puissent ni se déplacer, ni se décoller de la peau du sujet.
- F. Une utilisation à long terme sera influencée par la sueur, les déplacements subtils des électrodes et la fatigue musculaire. Il sera donc important de valider la possibilité d'une utilisation quotidienne pour ce type d'interface.

ANNEXE I

LEXIQUE

Le vocabulaire défini dans ce paragraphe est expliqué à titre de références et s'applique à l'ensemble du document.

Canal: Un canal électromyographique est représenté par une électrode EMG ainsi que les muscles présents dans son volume de détection.

Caractéristique: Les caractéristiques du signal EMG sont calculées à partir du signal brut et représente le signal sous d'autres aspects.

Classificateur: Le classificateur est un des quatre modules du contrôleur basé sur la reconnaissance du mouvement.

Click: Un "click" est un mouvement de très courte durée et plusieurs clicks consécutifs se suivent par un court intervalle de temps. Chaque "click" doit être initialisé de la position neutre et il doit y avoir retour à cette position avant d'enchaîner avec le prochain "click". Chaque "click" est effectué pour une amplitude de mouvement maximale. Sur la Figure A I-1, il est possible de noter que chaque évènement est effectué pour une durée approximative de 1 seconde et que l'intervalle entre chaque évènement est approximativement de 1 seconde aussi.

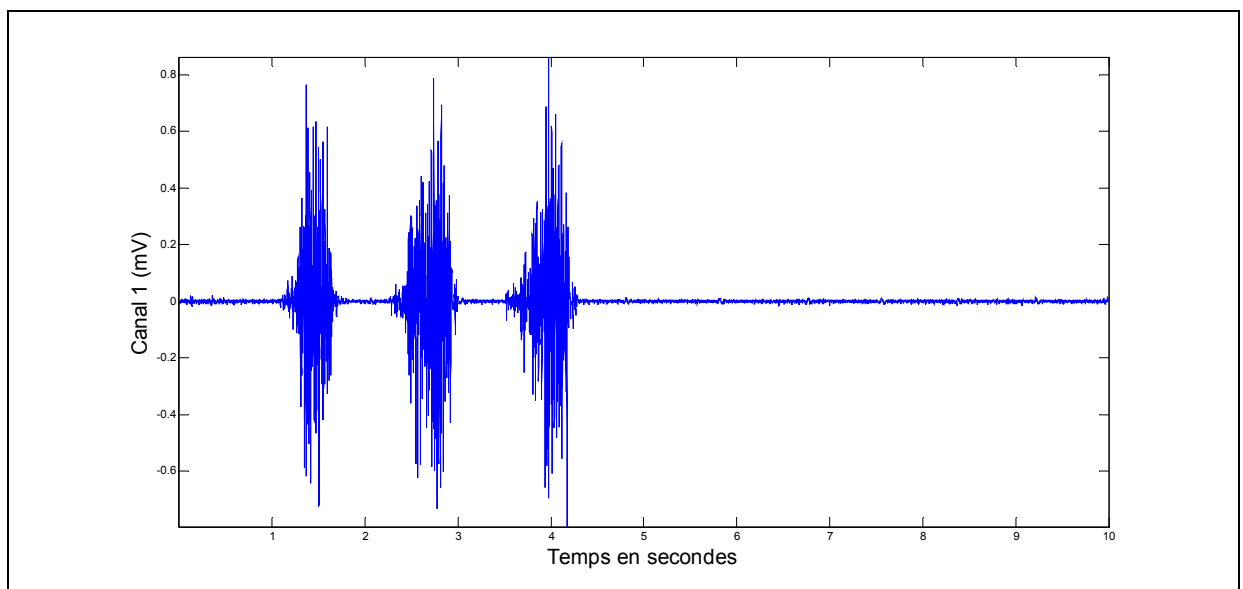


Figure A I-1 Schéma bloc représentant trois "clicks" consécutifs³².

³² Signaux brute provenant du sterno-cléido-mastoïdien droit du sujet S09. L'acquisition est tirée de la série sur les "clicks" et représente une série de trois rotations du cou vers la gauche (Rep9).

Commande: Une commande représente une action du bras robotisé. Le bras robotisé possède plus de sept DDL et peut donc effectuer plus de 14 actions telles que ouvrir et fermer les doigts, effectuer une rotation du poignet, orienter l'ouverture des doigts vers la droite, la gauche, le haut et le bas, etc.

Contrôleur: Un contrôleur myoélectrique est un système permettant aux mouvements humains de contrôler une machine. Il existe deux types de contrôleur myoélectrique soient les contrôleurs binaires et ceux basés sur la reconnaissance du mouvement.

Durée: La durée du mouvement est calculée par le sujet à partir du moment où l'amplitude de mouvement maximale est atteinte. La durée totale du mouvement n'est pas vérifiée lors du test. Le sujet effectue le mouvement pour une durée qui lui semble être celle demandée.

Évènement: Un évènement représente une période d'activation du signal EMG brute. Ainsi, une séquence d'acquisition peut contenir un ou plusieurs évènements effectués par un ou plusieurs mouvements. Une stratégie de communication peut contenir un seul évènement (faible et forte amplitude, moyenne et longue durée) ou plusieurs évènements (série de deux, trois et cinq "clicks").

Faible amplitude: Un mouvement de faible amplitude est une action pour laquelle environ la moitié de l'amplitude maximale du mouvement est atteinte. Cette amplitude est subjective et variable d'un sujet à l'autre. Un mouvement de faible amplitude n'est ni de longue durée, ni de courte durée. Le sujet effectue simplement le mouvement à partir de la position neutre et revient à cette position une fois que la moitié de l'amplitude de mouvement maximal a été atteinte.

Fenêtre d'analyse: La fenêtre d'analyse est caractérisée par la largeur de la fenêtre ($L_{analyse}$) et son incrément ($I_{analyse}$) et permet de segmenter les données à analyser afin d'en calculer les caractéristiques.

Fenêtre d'apprentissage: La fenêtre d'apprentissage est caractérisée par la largeur de la fenêtre (L_{app}) et son incrément (I_{app}) et permet de segmenter les données servant à l'apprentissage du classificateur afin d'en calculer les caractéristiques.

Forte amplitude: Un mouvement de forte amplitude est une action pour laquelle l'amplitude maximale du mouvement est atteinte. Il est primordial que le mouvement reste dans une zone de confort. Un mouvement de forte amplitude n'est ni de longue durée, ni de courte durée. Le sujet effectue simplement le mouvement à partir de la position neutre et revient à cette position une fois l'amplitude de mouvement maximal atteinte.

Groupe: Un groupe est un code numérique assigné à un mouvement effectué par le participant. Ces codes numériques sont décrits en annexe (voir ANNEXE XIII, page 128). On parle de groupe plutôt que de mouvement puisque tous les participants ne pouvaient pas effectuer les mêmes mouvements.

Mouvement: Un mouvement représente la contraction volontaire d'un muscle ou d'un groupe de muscle. Les mouvements utilisés lors des essais cliniques sont définis en annexe (voir ANNEXE VII, page 111).

Position neutre: Tout au long de l'expérience, le participant devra adopter une position appelée "position neutre" à partir de laquelle tous les mouvements seront effectués. Cette position implique d'adopter une posture assise dans laquelle le participant se sent stable et confortable. Les pieds et les coudes reposent sur les appuis.

Rétroaction visuelle: La rétroaction visuelle est constituée de l'écran d'ordinateur affichant les signaux provenant des 8 canaux EMG enregistrés en temps réel. Le sujet a accès à cette rétroaction tout au long de l'essai clinique sauf pour les acquisitions #5 des séries sur les séquences bilatérales et unilatérales.

Silence: Voir la définition de "tonus musculaire".

Stratégie de communication: Langage utilisé pour communiquer une intention de commande au contrôleur. Un exemple de stratégie de communication est le code Morse qui permet, à l'aide d'une série consécutive de périodes actives longues et courtes et de silence, de transmettre des informations.

Tonus musculaire: Le tonus musculaire représente l'état de tension présente dans certains muscles. Cette tension est nécessaire au maintien de la posture ainsi que pour vaincre l'effet de la gravité.

ANNEXE II

LES CONTRÔLEURS BINAIRES

Le contrôle binaire peut être représenté comme le signal logique (0 ou 1) provenant d'un faible nombre d'électrode et déterminant l'activité musculaire. La plupart des algorithmes utilisés pour le contrôle binaire nécessite l'interaction d'un seuil d'activité (*onset*) et de non activité (*offset*), mais d'autres algorithmes, tels que les réseaux de neurones, utilisent des techniques plus poussées de reconnaissance du mouvement. Il est rapporté que l'utilisation d'une stratégie de contrôle binaire permet d'effectuer des actions de manière rapide (DiCicco, Lucas et Matsuoka, 2004) mais chaque muscle doit être considéré de manière unique. Ce type de contrôleur utilise donc un nombre restreint de muscles.

Parmi les stratégies de communication utilisée par les contrôleurs binaires pour le choix de la commande, on retrouve le langage de type code Morse (Rani et Sarkar, 2005; Yang *et al.*, 2003) ainsi que l'utilisation de différents niveaux d'amplitude (Evans *et al.*, 1984; Yatsenko, McDonnall et Shane Guillory, 2007). On retrouve aussi l'utilisation d'une fenêtre de contrôle affichant un menu déroulant (Tsui *et al.*, 2007), le choix de la commande selon la durée du mouvement effectué (Venkata Ramanan, 2004; Venkataramanan, Kalpakam et Samant, 2004), l'utilisation proportionnelle du signal pour le contrôle de la vitesse d'action (Ito *et al.*, 1992) et plusieurs autres stratégies.

Toutes ces stratégies semblent adéquates au contrôle des différentes fonctions d'une aide technique, mais il est intéressant de noter les deux points suivants : premièrement, plus le nombre de DDL à contrôler est élevé, plus la SC doit être complexe. Deuxièmement, la précision de la commande dépend des capacités de l'utilisateur ainsi que de la simplicité de la SC. Ainsi, pour l'utilisation du code Morse, il existe une relation quasi linéaire entre le nombre d'impulsions nécessaire à une commande et sa compréhension par le contrôleur. La figure suivante (Figure A II-1, page 100) démontre cette relation.

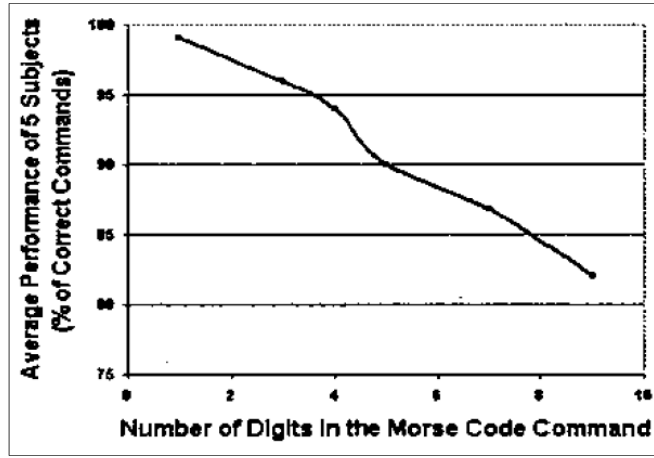


Figure A II-1 Relation entre la complexité d'une commande et la performance du système.
Tirée de Nilas, Rani et Sarkar (2004, p.6)

ANNEXE III

CARACTÉRISTIQUES DU SIGNAL EMG

Le tableau (voir Tableau A III-1, page 102) présente ces caractéristiques temporelles du signal EMG qui sont fréquemment utilisées dans la littérature ainsi que les formules mathématiques permettant de les calculer. Dans les équations présentées, "N" représente le nombre de données présentes dans la fenêtre d'analyse (dépendant de la largeur de la fenêtre) et "x" représente une donnée.

La Figure A III-1³³ présente les caractéristiques utilisées par les algorithmes de classification pour une acquisition chez un SBM.

³³ Signaux brutes provenant du sterno-cléido-mastoïdien gauche du sujet BM10. L'acquisition est tirée de la série sur les tests de base et représente une série de trois rotations du cou vers la droite: deux "clicks" et un mouvement de deux secondes (Rep4).

Tableau A III-1 Caractéristiques temporelles du signal EMG

Acronyme	Nom complet ³⁴	Formule mathématique	Numéro d'équation
MAV	Valeur de la moyenne absolue (<i>Mean Absolute Value</i>)	$MAV = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N x_k $	A III.1
VAR	Variance	$VAR = \frac{1}{N-1} \sum_{k=1}^N x_k^2$	A III.2
RMS	Moyenne quadratique (<i>Root Mean Square</i>)	$RMS = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N x_k^2}$	A III.3
ZC	Nombre de passage par zéro (<i>Number of zero crossing</i>)	$ZC = ZC + 1$ si les conditions suivantes sont respectées: $x_k > 0 \text{ et } x_{k+1} < 0$ ou $x_k < 0 \text{ et } x_{k+1} > 0$	A III.4
WL	Longueur d'onde (<i>Waveform Length</i>)	$WL = \sum_{k=1}^{N-1} x_{k+1} - x_k $	A III.5
SSC	Nombre de fois où le signe de la pente du signal change (<i>Slope Sign Change</i>)	$SSC = SSC + 1$ si les conditions suivantes sont respectées: $x_k > x_{k-1} \text{ et } x_k > x_{k+1}$ ou $x_k < x_{k-1} \text{ et } x_k < x_{k+1}$	A III.6
MAVs	Pente de la courbe de la moyenne absolue (<i>Mean Absolute Value Slope</i>)	$MAVs_k = MAV_{k+L} - MAV_k$	A III.7
TKE	Énergie de Teager-Kaiser (Li, Zhou et Aruin, 2007)	$TKE_k = x_k^2 - x_{k-1}x_{k+1}$	A III.8
AR	Les 4 coefficients autorégressifs a(i) d'un filtre prédictif à réponse impulsionnelle fini	$x(k) = - \sum_{i=2}^5 a(i)x(k-i+1)$ $a(1) = 1$	A III.9

³⁴ Les formules permettant de calculer MAV, ZC, SSC et MAVs sont tirées de Hudgins, B., P. Parker et R. N. Scott. 1993. « A new strategy for multifunction myoelectric control ». *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 40, n° 1, p. 82-94.. La formule permettant de calculer TKE est tirée de Li, Xiaoyan, Ping Zhou et Alexander S. Aruin. 2007. « Teager-kaiser energy operation of surface EMG improves muscle activity onset detection ». *Annals of Biomedical Engineering*, vol. 35, n° 9, p. 1532-1538..

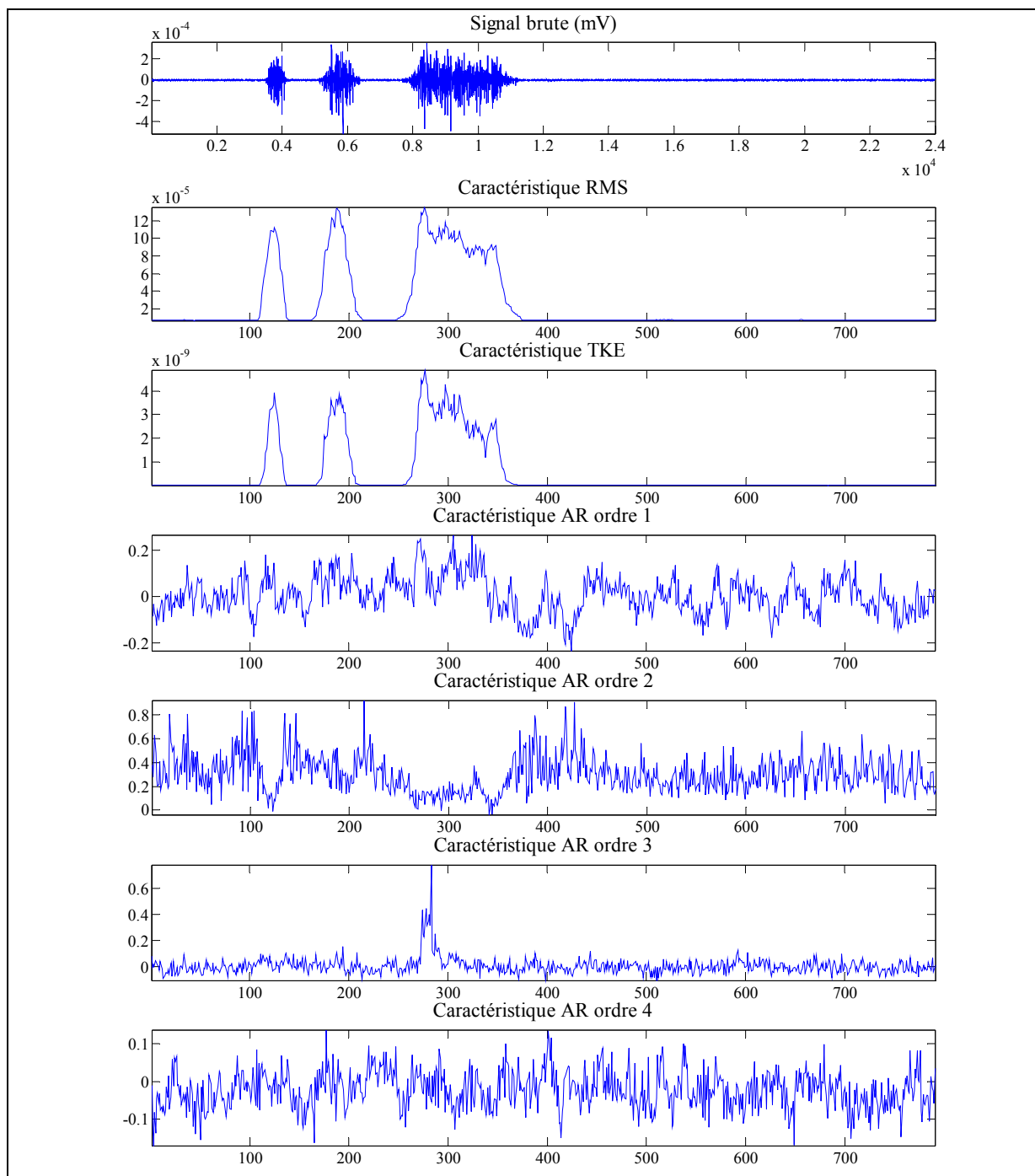


Figure A III-1 Exemple des caractéristiques³⁵.

³⁵ L'échelle de l'abscisse pour le signal brute et les caractéristiques diffèrent. L'abscisse du graphique du signal brute présente le nombre d'échantillon de l'acquisition tandis que l'abscisse des caractéristiques présente le nombre de fenêtre.

ANNEXE IV

MÉTHODES DE CLASSIFICATION - LITTÉRATURE

Le tableau suivant présente un aperçu des méthodes de classification que l'on retrouve dans la littérature. Le tableau présente aussi le nombre de canaux EMG utilisés, le nombre de mouvements pouvant être classifiés, les caractéristiques transmises au système, le pourcentage de réussite atteint, l'aide technique contrôlée ainsi que le nombre et le type de sujet sur lequel ces méthodes ont été testées.

Tableau A IV-1 Revue des classificateur

Méthode	Références	Nbr de canaux EMG	Nbr de mouvements à classifier	Caractéristiques	Pourcentage de réussite	ATR contrôlée	Sujets BM (nombre)
LDA	(Yamada, Niwa et Uchiyama, 1983)	3	6	2 (amplitude et fréquence)	95% et plus	Prothèse de la main	Non
			8		90% et plus		
LDA	(Englehart et Hudgins, 2003)	4	4	4 (ZC, WL, SSC, MAV)	Environ 95%	Prothèse des membres supérieurs	Non (12)
LDA	(Englehart, Hudgins et Parker, 2001)	2	4	Domaine fréquentiel	88% à 94%	n/a	Non (11)
		4	4		Environ 98%		
		4	6		93% à 98%		
LDA	(Losier, Englehart et Hudgins, 2007a)	6	7	4 (ZC, WL, SSC, MAV)	93.6%	Prothèse des membres supérieurs	Non (5)
		8	11		88.5%		
LDA	(Chan et Green, 2007)	8	7	5 (RMS, AR(4))	93%	n/a	Non (30)
LDA	(Englehart <i>et al.</i> , 1999)	2	4	MAV, MAVs, ZC, SSC, WL + domaine fréquentiel	87% à 94%	n/a	Non (16)
RN - MLP					90% à 93%		
RN - VLR	(Zhao <i>et al.</i> , 2006)	3	6	15 à 18 (Domaine temps-fréquences)	95%	Prothèse de la main	Non
RN - SVM	(Bitzer et van der Smagt, 2006)	10	6 + 1	Non mentionné	90% et plus	Main d'un robot manipulateur	Non
RN - SVM	(Crawford <i>et al.</i> , 2005)	7	8	1 (MAV)	92% à 98%	Robot manipulateur	Non (3)

Méthode	Références	Nbr de canaux EMG	Nbr de mouvements à classifier	Caractéristiques	Pourcentage de réussite	ATR contrôlée	Sujets BM (nombre)
RN - Logique floue	(Jeong-Su <i>et al.</i> , 2001)	2	4	2 (MAV et VAR)	91.2%	FRM	n/a
RN - Logique floue	(Bien <i>et al.</i> , 2004)	4	8 + 1	4 (MAV, VAR, ZC, fréquence)	90 ± 2%	Robot manipulateur	Non (4)
RN - MLP	(Tsenov <i>et al.</i> , 2006)	2	4 + 1	9 (Transformation de Fourier, MAV, VAR, WL, norme, ZC, Max, Min, Median)	98%	n/a	Non
		4	4 + 1		93%		
RN - RBF		2	4 + 1		83%		
RN - LVQ		2	4 + 1		88%		
RN - MLP	(Hudgins, Parker et Scott, 1993)	1	4 + 1	5 (MAV, MAVs, ZC, SSC, WL)	90 ± 21%	Prothèse des membres supérieurs	Non (15)
RN - MLP	(Light <i>et al.</i> , 2002)	1	4 + 1	4 (MAV, MAVs, ZC, WL)	90% et plus	Prothèse de la main	Non
RN - LLGMN	(Fukuda <i>et al.</i> , 2003)	6	8	Signal normalisé	97% ± 2%	Robot manipulateur	Non (8)
RN	(Nishikawa et Kuribayashi, 1991)	2	6	Transformation de Fourier	61%	n/a	Non (1)
RN - Feedforward	(Ito <i>et al.</i> , 1992)	4	6 + 1	3 (Domaine fréquentiel)	96 ± 4%	Prothèse de l'avant-bras	Non (3)
RN - Feedforward	(Nishikawa <i>et al.</i> , 1999)	2	8 + 1	2 (MAV et transformée de Gabor)	85% ± 11%	Prothèse de la main	Non (5)
		2	10 + 1		91% ± 4%		Non (3)

Méthode	Références	Nbr de canaux EMG	Nbr de mouvements à classifier	Caractéristiques	Pourcentage de réussite	ATR contrôlée	Sujets BM (nombre)
Maximum likelihood distance	(Tarnq <i>et al.</i> , 1997)	2	5	AR	89% ± 4%	Souris d'ordinateur	Oui (3)
Seuil d'activation & code Morse	(Nilas, Rani et Sarkar, 2004)	3	n/a	1 (RMS)	90% à 95%	Robot humanoïde	Non (5)
Hidden Markov Model	(Ju, Kaelbling et Singer, 2000)	2	4 + 1	AR	85%	n/a	Non (21)
Hidden Markov Model	(Wheeler, Chang et Knuth, 2006)	4	4	Décomposition du signal (MUAP)	83%	Joystick	Non
		4	9		88%	Clavier	
Seuil d'activation double	(Moon <i>et al.</i> , 2005)	2	4		99 ± 4%	FRM	Non (5)
Gaussian Mixture Model	(Huang <i>et al.</i> , 2005)	4	6 + 1	4 (MAV, ZC, WL, SSC)	94% ± 6	Prothèse des membres supérieurs	Non (12)
				7 (AR(6)+ RMS)	96% ± 3%		
				11 (MAV, ZC, WL, SSC, AR(6)+ RMS)	97% ± 4%		

ANNEXE V

PRÉSENTATION DE L'ÉQUIPEMENT UTILISÉ

Le tableau suivant donne la liste de l'équipement nécessaire pour les essais cliniques.

Tableau A V-1 Équipement pour essais cliniques

Équipement	Quantité
Ordinateur de table avec écran	1
Caméra vidéo numérique	1
Cassette d'enregistrement	2
Système d'acquisition EMG	1
Fauteuil roulant manuel (pour les sujets sains)	1
Rasoir	1
Mètre ruban	1
Tampons alcoolisés	n/a

Tous les signaux EMG sont acquis avec le système d'acquisition "Myomonitor" de la compagnie Delsys comprenant les items suivants:

- Myomonitor III de Delsys,
- blocs de 8 électrodes Delsys,
- câbles pour relier les blocs de 8 électrodes au Myomonitor III de Delsys,
- électrodes Delsys de type DE-2.3, simple différentiel, 99.9% Ag,
- papier adhésif double face.

Les électrodes DE-2.3, de type simple différentiel, possèdent deux contacts faits à 99.9% d'argent (Ag) d'une dimension de 10 mm de long et espacés de 10 mm (voir Figure A V-1, page 108). La surface de détection est de 100 mm². Les signaux sont amplifiés avec un préamplificateur de 1000 V/V. La bande passante de l'électrode permet d'acquérir les fréquences allant de 20 Hz à 450 Hz.

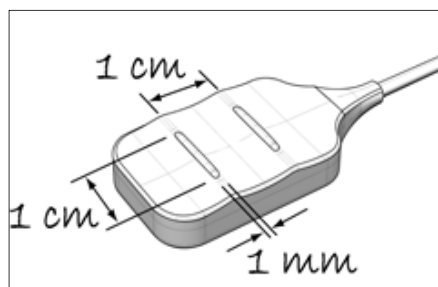


Figure A V-1 Électrode Delsys.
Tiré de Delsys, 2008

ANNEXE VI

QUESTIONNAIRE

Voici la liste des questions posées dans la première partie du questionnaire.

Renseignements personnels

1. Nom du sujet
2. Coordonnées du sujet
3. Date de naissance
4. Taille
5. Poids
6. Membre dominant (droitier, gaucher, ambidextre)
7. Profession
8. Avez-vous déjà utilisé une interface électromyographique?
Si oui, quand et pourquoi?

Interfaces utilisées

9. Quel type de fauteuil roulant utilisez-vous (manuel, motorisé, marque)
10. Quel(s) type(s) d'interface utilisez-vous pour contrôler votre fauteuil roulant motorisé?
11. Utilisez-vous un autre type d'interface pour contrôler une autre aide technique?

Bilan musculaire

12. Souffrez-vous de douleurs au cou?
13. Souffrez-vous de douleurs aux épaules?
14. Souffrez-vous de douleurs au dos?
15. Souffrez-vous d'une blessure médullaire?
16. Quand avez-vous été diagnostiqué?
17. À quel niveau se situe la lésion (C4, C5, C6) ?
18. Quel est le code ASIA (A, B, C, D, E) ?
19. La blessure est-elle complète ou incomplète?
20. Les capacités musculaires et sensitives résiduelles sont-elles symétriques ou asymétriques?
21. Pouvez-vous effectuer les mouvements suivants:
 - rotation du cou vers la droite?
 - rotation du cou vers la gauche?
 - flexion du cou?
 - élévation de l'épaule droite?
 - élévation de l'épaule gauche?
 - élévation bilatérale des épaules?
 - rétraction de l'épaule droite?
 - rétraction de l'épaule gauche?

- rétraction bilatérale des épaules?
- abaissement de l'épaule droite?
- abaissement de l'épaule gauche?
- abaissement bilatérale des épaules?
- flexion du coude droit?
- flexion du coude gauche?
- flexion bilatérale des coudes?
- extension du poignet droit?
- extension du poignet gauche?
- extension bilatérale des poignets?

Spasticité

22. Êtes-vous spastiques des membres supérieurs?
23. Avez-vous déjà effectué un test de spasticité (Ashworth) ?
Si oui, connaissez-vous le niveau?

Voici la liste des questions posées dans la deuxième partie du questionnaire.

Appréciation des mouvements

24. Avez-vous ressenti de l'inconfort à effectuer les mouvements suivants:
- rotation du cou vers la droite?
 - rotation du cou vers la gauche?
 - flexion du cou?
 - élévation de l'épaule droite?
 - élévation de l'épaule gauche?
 - élévation bilatérale des épaules?
 - rétraction/Abaissement de l'épaule droite?
 - rétraction/Abaissement de l'épaule gauche?
 - rétraction/Abaissement bilatérale des épaules?
 - flexion du coude droit?
 - flexion du coude gauche?
 - flexion bilatérale des coudes?

Appréciation de l'interface

25. Avez-vous déjà utilisé un robot manipulateur?
26. Pouvez-vous imaginer utiliser ce type d'interface (EMG) pour contrôler un robot manipulateur?
27. Quels avantages possède ce type d'interface pour vous?
28. Quels désavantages possède ce type d'interface pour vous?
29. Quelles améliorations apporteriez-vous à cette interface pour la rendre plus agréable à utiliser?
30. Quels types d'interface privilégieriez-vous pour contrôler un robot manipulateur?

Commentaires généraux

ANNEXE VII

DESCRIPTION DES MUSCLES

Sterno-cléido-mastoïdien

Emplacement anatomique

Origine: Manubrium sternal et partie médiale de la clavicule.

Insertion: Processus mastoïde du temporal et ligne courbe occipitale supérieure.

Emplacement des électrodes

Emplacement: Partie inférieure du muscle

Orientation: Dans la direction de la ligne reliant la partie médiale de la clavicule au processus mastoïde du temporal.

Référence: (Konrad, 2005)

Mouvements cibles pour une contraction...

...du côté droit: Rotation du cou vers la gauche

...du côté gauche: Rotation du cou vers la droite

...bilatérale: Flexion du cou

Trapèze supérieur

Emplacement anatomique

Origine: Os occipital, processus épineux de la vertèbre C7 et T1 à T12.

Insertion: Insertion continue le long de l'acromion et de l'épine scapulaire et tiers latéral de la clavicule.

Emplacement des électrodes

Emplacement: À la moitié de la distance de l'acromion et de la colonne vertébrale, à la hauteur de la vertèbre C7.

Orientation: Dans la direction de la ligne reliant l'acromion à la vertèbre C7.

Référence: (Hermens *et al.*, 1999)

Mouvements cibles pour une contraction...

...du côté droit: Élévation de l'épaule droite

...du côté gauche: Élévation de l'épaule gauche

...bilatérale: Élévation bilatérale des épaules

Trapèze moyen

Emplacement anatomique

Origine: Os occipital, processus épineux de la vertèbre C7 et T1 à T12.

Insertion: Insertion continue le long de l'acromion et de l'épine scapulaire et tiers latéral de la clavicule.

Emplacement des électrodes

Emplacement:	À la moitié de la distance entre le bord médial de la scapula et la colonne vertébrale, à la hauteur de la vertèbre T3.
Orientation:	Dans la direction de la ligne reliant le bord médial de la scapula et la vertèbre T3.
Référence:	(Hermens <i>et al.</i> , 1999)
<i>Mouvements cibles pour une contraction...</i>	
...du côté droit:	Rétraction de l'épaule droite
...du côté gauche:	Rétraction de l'épaule gauche
...bilatérale:	Rétraction bilatérale des épaules

Biceps brachial

Emplacement anatomique

Origine:	Processus coracoïde de la scapula, sillon inter-tuberculaire de l'humérus.
Insertion:	Tubérosité du radius.

Emplacement des électrodes

Emplacement:	Au tiers (1/3) de la distance reliant l'acromion à la fosse cubitale.
Orientation:	Dans la direction de la ligne reliant l'acromion et la fosse cubitale.
Référence:	(Hermens <i>et al.</i> , 1999)

Mouvements cibles pour une contraction...

...du côté droit:	Flexion du coude droit
...du côté gauche:	Flexion du coude gauche
...bilatérale:	Flexion bilatérale des coudes

Trapèze inférieur

Emplacement anatomique

Origine:	Os occipital, processus épineux de la vertèbre C7 et T1 à T12.
Insertion:	Insertion continue le long de l'acromion et de l'épine scapulaire et tiers latéral de la clavicule.

Emplacement des électrodes

Emplacement:	Au deux tiers (2/3) de la distance entre l'épine scapulaire et la colonne vertébrale, à la hauteur de la vertèbre T8.
Orientation:	Dans la direction de la ligne reliant l'épine scapulaire et la vertèbre T8.
Référence:	(Hermens <i>et al.</i> , 1999)

Mouvements cibles pour une contraction...

...du côté droit:	Abaissement de l'épaule droite
...du côté gauche:	Abaissement de l'épaule gauche
...bilatérale:	Abaissement bilatérale des épaules

Deltoïde postérieur

Emplacement anatomique

Origine: Tiers latéral de la clavicule, acromion et tiers latéral de l'épine scapulaire.

Insertion: Tubérosité deltoïdienne de l'humérus.

Emplacement des électrodes

Emplacement: À deux doigts de distance postérieure de l'acromion.

Orientation: Dans la direction de la ligne reliant l'acromion à l'annulaire (petit doigt).

Référence: (Hermens *et al.*, 1999)

Mouvements cibles pour une contraction...

...du côté droit: Extension du bras droit

...du côté gauche: Extension du bras gauche

...bilatérale: Extension bilatérale des bras

Extenseur commun des doigts

Emplacement anatomique

Origine: Épicondyle latéral de l'humérus.

Insertion: Aponévrose dorsale du doigt et phalanges distales des deuxième au cinquième doigt par l'intermédiaire de quatre tendons.

Emplacement des électrodes

Emplacement: Au quart (1/4) de la distance séparant l'épicondyle médial de l'humérus et le processus styloïde du radius.

Orientation: Dans la direction de la ligne reliant l'épicondyle médial de l'humérus et le pouce.

Référence: (Konrad, 2005)

Mouvements cibles pour une contraction...

...du côté droit: Extension du poignet droit

...du côté gauche: Extension du poignet gauche

...bilatérale: Extension bilatérale des poignets

Ventre frontal de l'occipito-frontal

Emplacement anatomique

Origine: Aponévrose épicroânienne.

Insertion: Peau des sourcils et de la racine du nez.

Emplacement des électrodes

Emplacement: À deux doigts de distance latérale du centre du visage, au-dessus de l'arcade sourcilière.

Orientation: Verticale.

Référence: (Konrad, 2005)

Mouvements cibles pour une contraction...

...du côté droit: Aucun
 ...du côté gauche: Aucun
 ...bilatérale: Élévation bilatérale des sourcils

Temporal

Emplacement anatomique

Origine: Arcade zygomatique et os maxillaire.
 Insertion: Angle et face latérale de la branche de la mandibule.

Emplacement des électrodes

Emplacement: À environ 7 cm de distance latérale du centre du visage, à la hauteur de l'arcade sourcilière.

Orientation: Verticale.

Référence: (Konrad, 2005)

Mouvements cibles pour une contraction...

...du côté droit: Aucun
 ...du côté gauche: Aucun
 ...bilatérale: Fermeture de la mâchoire

ANNEXE VIII

DESCRIPTION DES SÉQUENCES D'ACQUISITION

Tonus musculaire

Le sujet, assis dans le fauteuil, est tenu d'adopter la position neutre, de relâcher tous ses muscles et de n'effectuer aucun mouvement ni contraction pendant une période de 10 secondes. Cette acquisition est répétée deux fois.

Parole

Le sujet, en position neutre, doit décliner son nom et son âge. Cette acquisition est répétée deux fois. Chaque acquisition de la parole est d'une durée de 10 secondes. Cette série permet d'analyser l'effet de la parole sur la classification.

Contraction volontaire maximale

La contraction volontaire maximale s'effectue normalement contre une résistance statique et sert à normaliser les signaux acquis pour ce canal EMG par rapport au recrutement maximal des unités motrices pouvant être enregistrées. Par contre, la contraction volontaire maximale de certains muscles tels que les trapèzes moyens et inférieurs nécessite un équipement spécialisé (Konrad, 2005) en plus du risque de déclencher des spasmes chez certains sujets BM.

C'est pourquoi, dans le cadre de cette étude, il est simplement demandé au sujet d'effectuer une contraction dynamique d'amplitude maximale pour chaque mouvement demandé. La consigne donnée est donc d'effectuer un mouvement de forte amplitude pour une durée d'environ une seconde. La séquence des douze mouvements est effectuée en une seule répétition de manière à s'assurer l'acquisition d'un recrutement maximal pour chaque canal EMG.

Cette série a surtout servie à s'assurer de la compréhension et de la bonne exécution des mouvements par le participant. Cette acquisition ne servira pas à l'analyse.

Série sur les tests de base

La série sur les tests de base représente une séquence de 12 acquisitions distinctes. Pour chaque acquisition, le sujet doit effectuer deux clicks ainsi qu'un mouvement d'une durée de deux secondes (voir Figure A VIII-1, page 116). Chacun des trois mouvements doit être effectué à partir de la position neutre et retourner à la position neutre. À la figure suivante, il est possible de remarquer que les deux premiers mouvements sont d'une durée de moins d'une seconde et que le troisième mouvement est d'une durée de deux secondes.

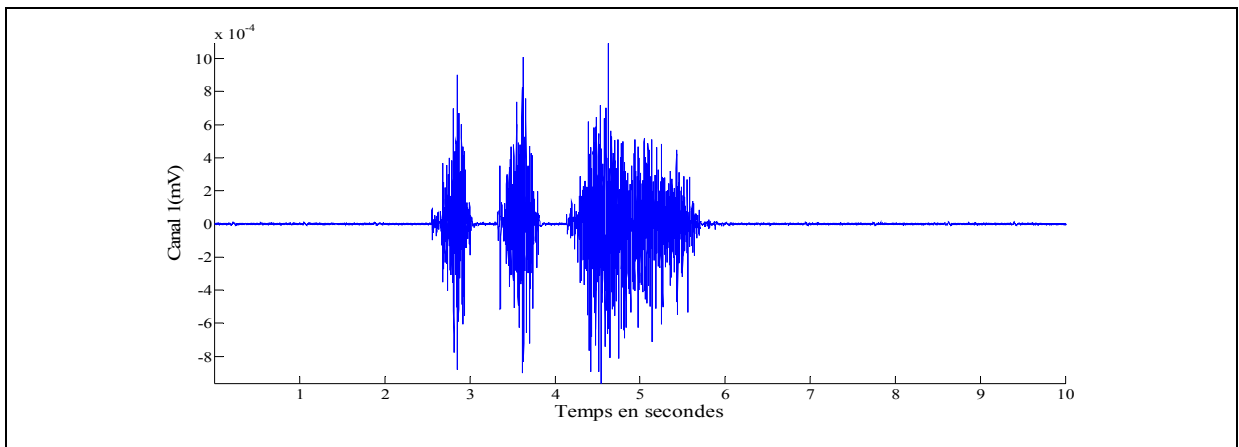


Figure A VIII-1 Exemple d'acquisition pour la série des tests de base³⁶.

Série d'apprentissage #1

La série d'apprentissage #1 représente une séquence de 12 acquisitions distinctes. Pour chaque acquisition, le sujet doit effectuer un mouvement de faible amplitude, un mouvement de forte amplitude ainsi qu'un mouvement d'une durée de deux secondes³⁷ (voir Figure A VIII-2, page 117). Chacun des trois mouvements doit être effectué à partir de la position neutre et retourner à la position neutre.

Série d'apprentissage #2

La série d'apprentissage #2 représente une séquence de 24 acquisitions distinctes, chaque mouvement étant demandé deux fois. Pour chaque acquisition, le sujet doit effectuer le mouvement demandé pour un "click" ou pour deux "clicks", selon la commande fournie.

³⁶ Signaux brute provenant du sterno-cléido-mastoïdien droit du sujet S09. L'acquisition est tirée de la série sur les tests de base et représente une série de trois rotations du cou vers la gauche (Rep4).

³⁷ Rappelons que les mouvements dont le critère est la durée ou les "clicks" sont effectués pour une forte amplitude.

Série d'apprentissage #3

La série d'apprentissage #3 représente une séquence de 12 acquisitions distinctes. Pour chaque acquisition, le sujet doit effectuer le mouvement demandé pour une durée de quatre secondes. La figure suivante (voir Figure , page 118) représente un exemple d'acquisition pour cette série.

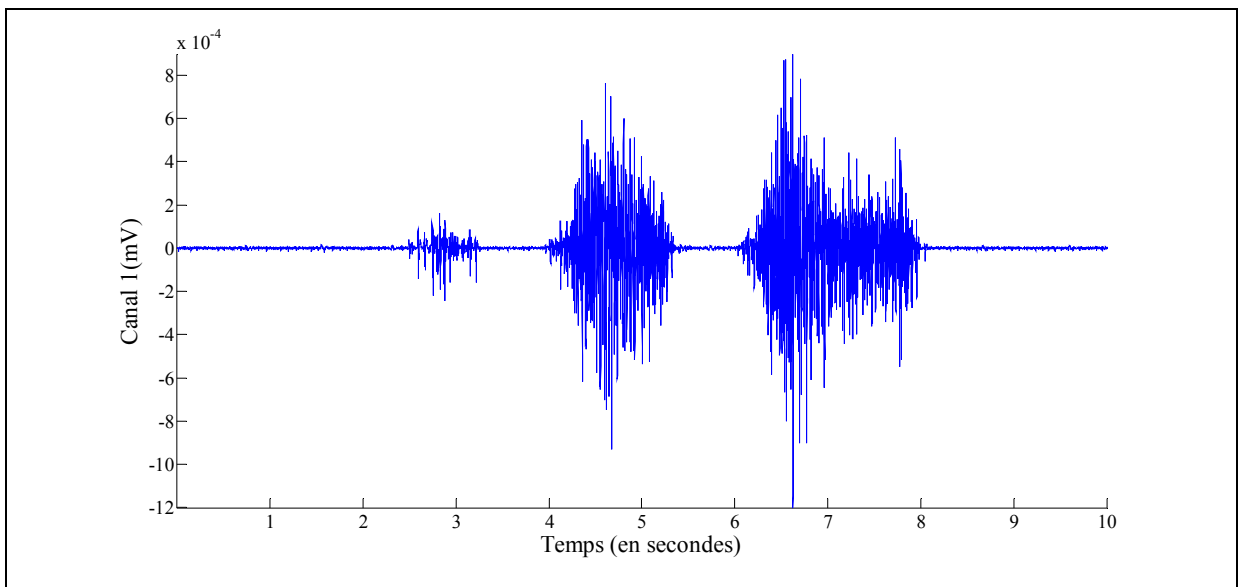


Figure A VIII-2 Exemple d'acquisition pour la série d'apprentissage #1³⁸.

³⁸ Signaux brute provenant du sterno-cléido-mastoïdien droit du sujet S09. L'acquisition est tirée de la série sur l'apprentissage #1 et représente une série de trois rotations du cou vers la gauche (Rep12).

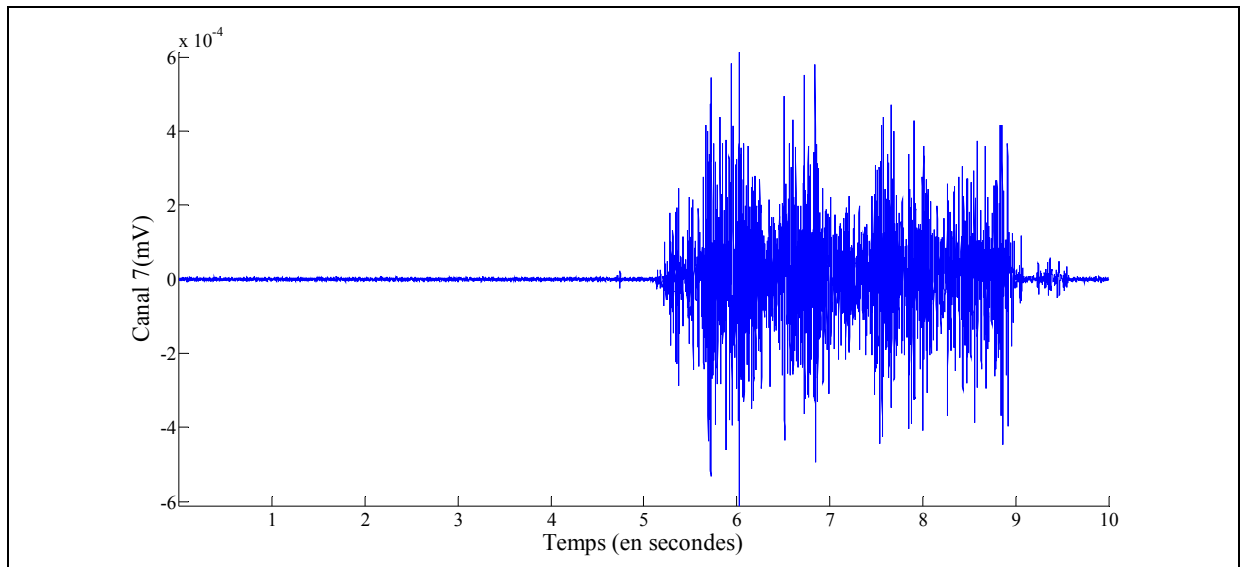


Figure A VIII-3 Exemple d'acquisition pour la série d'apprentissage #3³⁹.

Série sur l'amplitude

La série sur l'amplitude représente une séquence de 24 acquisitions distinctes, chaque mouvement étant demandé deux fois. Pour chaque acquisition, le sujet doit effectuer le mouvement demandé pour une faible amplitude ou pour une forte amplitude, selon la commande fournie.

Série sur les "clicks"

La série sur les "clicks" représente une séquence de 36 acquisitions distinctes, chaque mouvement étant demandé trois fois. Pour chaque acquisition, le sujet doit effectuer le mouvement demandé pour deux, trois ou cinq "clicks", selon la commande fournie.

Série sur la durée

La série sur la durée représente une séquence de 24 acquisitions distinctes, chaque mouvement étant demandé deux fois. Pour chaque acquisition, le sujet doit effectuer le mouvement demandé pour une durée de deux secondes ou de quatre secondes, selon la commande fournie. Un mouvement d'une durée de deux secondes est considéré comme un

³⁹ Signaux brute provenant du biceps droit du sujet S09. L'acquisition est tirée de la série sur l'apprentissage #3 et représente une contraction du biceps droit de quatre secondes (Rep1).

mouvement de moyenne durée alors qu'un mouvement d'une durée de quatre secondes est considéré comme un mouvement de longue durée.

Série sur les séquences bilatérales

La série sur les séquences bilatérales représente une séquence de cinq acquisitions distinctes. Pour chaque acquisition, une série de stratégies de communication doit être effectuée pour différents mouvements (unilatéraux et bilatéraux). Les acquisitions sont les mêmes pour tous les sujets et l'ordre des mouvements et des SC est présenté dans le tableau suivant.

L'indication du mouvement (Mvt) est un code numérique représentant le groupe d'appartenance tel que défini dans le tableau (voir Tableau A XIII-7.2, page 129). Le type fait référence à la SC demandée soit l'amplitude (Amp), le nombre de click ou la durée. Le code numérique inscrit à la droite du type est complémentaire à la caractéristique demandée. Pour l'amplitude, le nombre 1 indique un mouvement de faible amplitude tandis que le nombre 2 indique un mouvement de forte amplitude. Pour les "clicks", le nombre définit la quantité de "clicks" devant être effectuée. Pour la durée, le nombre indique la durée en secondes pour laquelle le mouvement doit être effectué.

Tableau A VIII-1 Ordre d'acquisition de la série sur les séquences bilatérales

Acquisition 1		Acquisition 2		Acquisition 3		Acquisition 4		Acquisition 5						
Rétroaction : OUI		Rétroaction : OUI		Rétroaction : OUI		Rétroaction : OUI		Rétroaction : NON						
Mvt	Type	Mvt	Type	Mvt	Type	Mvt	Type	Mvt	Type					
3	Amp	2	12	Amp	2	9	Amp	2	2	Durée	5	3	Amp	2
6	Click	3	5	Click	2	6	Amp	1	11	Amp	2	6	Click	3
10	Amp	1	10	Durée	3	3	Click	3	8	Click	4	10	Amp	1
4	Durée	3	1	Click	3	8	Click	2	5	Durée	3	4	Durée	3
9	Click	2	7	Amp	1	1	Durée	2	6	Amp	2	9	Click	2
12	Durée	2	8	Durée	4	3	Amp	1	4	Durée	2	12	Durée	2
7	Amp	2	6	Durée	3	7	Durée	3	12	Click	2	7	Amp	2

Toutes les acquisitions sont effectuées avec une rétroaction visuelle des signaux EMG enregistrés (écran d'ordinateur avec l'affichage de rétroaction de Delsys). Par contre, cet écran est éteint lors de la dernière acquisition de cette série (acquisition #5). C'est pourquoi la dernière acquisition porte la mention "Rétroaction: NON".

Séquences unilatérales

La série sur les séquences unilatérales représente une séquence de cinq acquisitions distinctes. Pour chaque acquisition, une série de SC doit être effectuée pour différents mouvements unilatéraux. Les acquisitions sont les mêmes pour tous les sujets et l'ordre des mouvements et des SC est présenté dans le tableau suivant.

Tableau VIII-2 Ordre d'acquisition de la série sur les séquences unilatérales

Acquisition 1			Acquisition 2			Acquisition 3			Acquisition 4			Acquisition 5		
Rétroaction : OUI			Rétroaction: OUI			Rétroaction : OUI			Rétroaction : OUI			Rétroaction : NON		
Mvt	Type		Mvt	Type		Mvt	Type		Mvt	Type		Mvt	Type	
5	Amp	2	2	Durée	5	4	Click	2	1	Durée	2	5	Amp	2
7	Click	4	11	Amp	2	2	Durée	2	7	Amp	1	7	Click	4
10	Click	2	8	Click	4	7	Durée	3	10	Durée	3	10	Click	2
8	Durée	3	5	Durée	3	8	Amp	2	4	Click	5	8	Durée	3
2	Click	5	4	Durée	2	1	Click	2	11	Click	3	2	Click	5

ANNEXE IX

ANALYSE DISCRIMINANTE

Cette annexe présente les règles et calculs de l'analyse discriminante (Teknomo, 2006). Cette méthode se base sur les trois hypothèses suivantes:

1. Les données proviennent d'une distribution normale.
2. Tous les groupes ont une chance égale de se produire.
3. Les matrices de covariance sont égales.

Déterminer la règle d'apprentissage

La définition de la règle d'apprentissage s'effectue en quatre étapes distinctes à partir des données dites d'apprentissage. Ces données seront utilisées uniquement pour l'apprentissage des patrons au système de classification. Les étapes de l'apprentissage sont les suivantes:

1. Construction de la matrice des caractéristiques.
2. Construction du vecteur de correspondance des groupes.
3. Calcul de la matrice de covariance.
4. Calcul de la matrice "croisée" de covariance.

1) La première étape consiste à calculer les caractéristiques définies pour la totalité des acquisitions de chaque canal EMG et de les concaténées en une seule matrice (x). Chaque rangée de cette matrice (x_k) correspond à un évènement et le nombre dépend de la durée d'acquisition ainsi que de la longueur (L) et l'incrément (l) de la fenêtre utilisée pour le calcul des caractéristiques. Chaque colonne correspond à une caractéristique. Dans le cadre de ce projet, huit canaux sont enregistrés et six caractéristiques sont utilisées pour la classification. Le nombre de colonnes de la matrice des caractéristiques est de 48.

2) Pour chaque évènement (x_k) décrit dans la matrice des caractéristiques (x), le vecteur (y) définit le groupe d'appartenance de cet évènement. Ainsi, le nombre de rangée dans la matrice des caractéristiques (x) devrait correspondre à celui de (y). Le groupe d'appartenance est défini par un code numérique qui est défini dans le Tableau A IV-2, page 129. Le nombre de groupe (g) dans ce cas est 13.

Par la suite, le vecteur de probabilité (p) est défini selon la probabilité que possède chaque évènement de se produire. Dans le cadre de ce projet, il est considéré que chaque mouvement a une chance équivalente de se produire et donc:

$$p = \frac{1}{g}$$

L'étape suivante nécessite de définir les matrices de caractéristiques (x_i) pour chaque mouvement (i). Les calculs suivants sont ensuite effectués:

Moyenne des caractéristiques de la matrice $\mu_i = \frac{1}{k} \sum_{j=1}^k x_{ij} x_i$ (A IX.1)

Moyenne des caractéristiques de la matrice x $\mu = \frac{1}{k} \sum_{j=1}^k x_j$ (A IX.2)

Soustraction de la moyenne $x_i^o = x_i - \mu$ (A IX.3)

3) Par la suite, une matrice de covariance (C_i) est calculée pour chaque matrice x_i . La matrice de covariance s'obtient par l'équation suivante où n_i représente le nombre d'évènements présents dans la matrice x_i^o :

$$C_i = \frac{(x_i^o)^T * x_i^o}{n_i} \quad (\text{A IX.4})$$

4) La dernière étape nécessaire à la détermination de la règle de d'apprentissage s'effectue par le calcul de la matrice "croisée" de covariance C_x qui s'obtient par l'équation suivante où chaque couple (r,s) représente une la rangée (r) et la colonne (s) de chaque entrée de la matrice C_i :

$$C_x(r, s) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^g n_i * C_i(r, s) \quad (\text{A IX.5})$$

Calcul de la fonction discriminante

Il existe plusieurs types de discriminant pour la classification des groupes: linéaire, quadratique, mahalanobis et autres. La particularité du discriminant linéaire est qu'il utilise des droites, plans ou hyperplans pour effectuer la classification des groupes selon les caractéristiques fournies.

Le calcul de la fonction discriminante est basé sur la règle des probabilités de Bayes et permet de minimiser les erreurs de classification en assignant l'évènement au groupe ayant la plus grande probabilité conditionnelle de se produire. Pour chaque évènement, la fonction discriminante de chaque groupe est calculée et l'évènement est assigné au groupe "i" dont la valeur de la fonction discriminante est la plus élevée. La formule discriminante (f_i) s'énonce ainsi:

$$f_i = \mu_i C^{-1} x_k^T - \frac{1}{2} \mu_i C^{-1} \mu_i^T + \ln(p_i) \quad (\text{A IX.6})$$

ANNEXE X

SUPPLÉMENTS - SÉQUENCES D'APPRENTISSAGE

Zone de transition

Tel qu'exprimé, une zone de transition est définie comme le moment où un événement commence (*onset*) ou se termine (*offset*). Entre ces bornes, le signal EMG peut être séparé en deux zones distinctes soit (1) la zone transitoire qui se produit lorsqu'un muscle passe du repos à une contraction volontaire et qui découle d'une explosion du recrutement des unités motrices et (2) la zone stable qui se produit lors d'une contraction constante et soutenue (Huang *et al.*, 2005). La figure suivante montre l'exemple du signal provenant d'un mouvement de longue durée. La zone grisée montre l'activité musculaire tandis que la ligne pointillée démarque la zone stable (gauche) de la zone transitoire (droite). Il est important de noter que ces zones ne se démarquent pas de manière significative pour toutes les acquisitions.

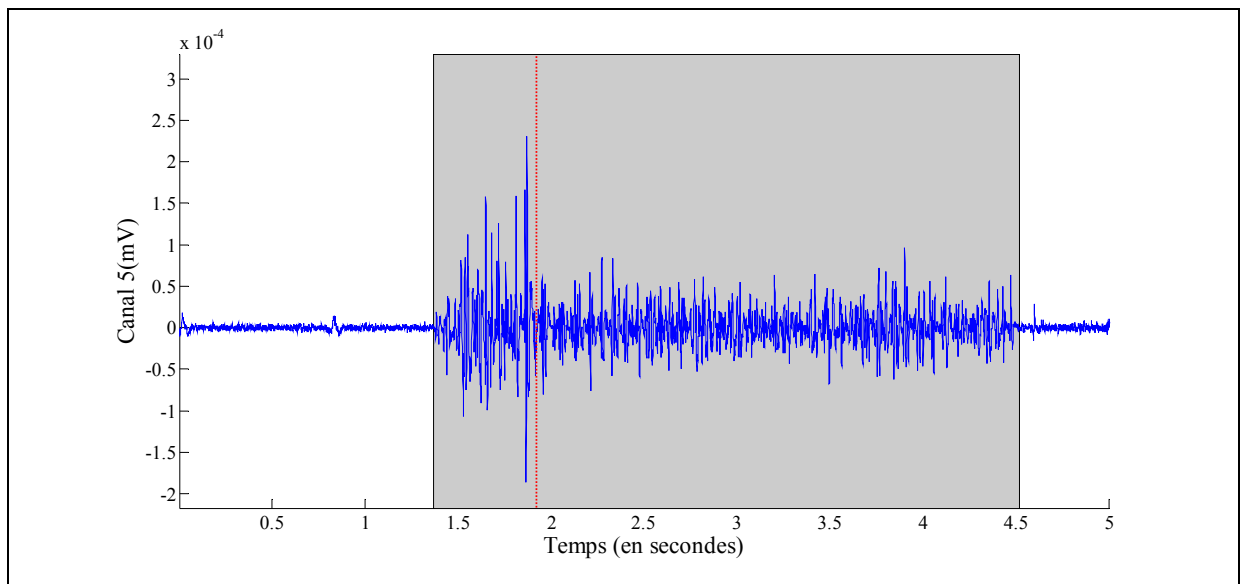


Figure A X-1 Démarcation de la zone stable et de la zone transitoire⁴⁰.

Synthèse de l'appellation des séquences d'apprentissage

En résumé, le nom d'une séquence d'apprentissage comprend les informations sur le type de séquence d'apprentissage, la fenêtre d'apprentissage, le nombre de données enlevées avant et

⁴⁰ Signaux brute provenant du trapèze moyen droit du sujet S09. L'acquisition est tirée de la série sur la durée et représente une rétraction bilatérale des épaules (Rep2).

après les zones de transition en plus de la fenêtre d'analyse. Ainsi, les résultats d'une classification dont la séquence d'apprentissage porte le nom "7aii2 - E" présente les aspects suivants:

- l'entraînement a été effectué avec les trois types de séquence d'apprentissage,
- la segmentation des données d'apprentissage est effectuée avec une fenêtre de longueur $L_{app} = 300$ données et un incrément de $l_{app} = 60$ données,
- deux fenêtres de données ont été enlevées avant et après chaque zone de transition,
- les paramètres de la fenêtre d'analyse sont une longueur $L_{analyse} = 200$ données et un incrément de $l_{analyse} = 60$ données.

La création des séquences d'apprentissage est effectuée pour l'entraînement bilatéral, soit la totalité des 12 mouvements, ainsi que pour l'entraînement unilatéral, soit huit mouvements.

ANNEXE XI

EXEMPLE DE L'ANALYSE DES MEILLEURS GROUPES DE MOUVEMENT

La figure suivante représente une séquence portant sur les mouvements. Il est possible de remarquer les sept stratégies de communication qui sont, dans l'ordre de gauche à droite, un mouvement de faible amplitude, un mouvement de forte amplitude, deux "clicks", trois "clicks", cinq "clicks", un mouvement de courte durée et un mouvement de longue durée.

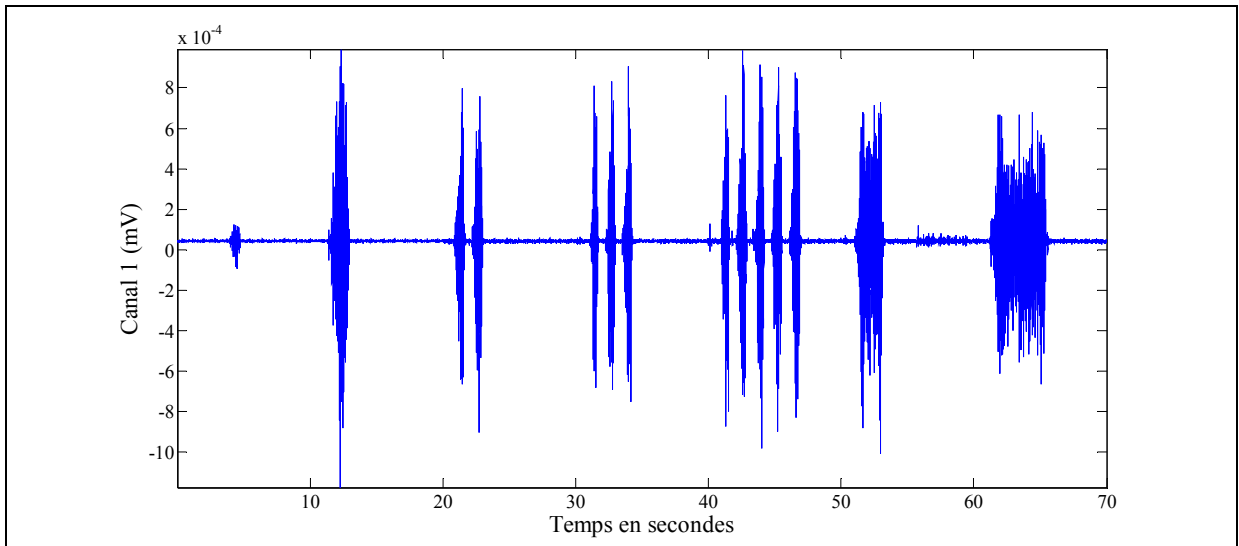


Figure A XI-1 Exemple de séquence portant sur les mouvements⁴¹.

Cette séquence est analysée par le contrôleur et permet un pourcentage de réussite de 76.4%⁴², et un taux de classification des stratégies de communication de 42.8% (3/7). La figure suivante démontre ce résultat de manière graphique. L'abscisse (axe des x) représente les données tandis que l'ordonnée (axe des y) représente les mouvements, où 0 représente le tonus musculaire.

⁴¹ Séquence sur les mouvements provenant du sujet S09 et représentant les signaux du sterno-cléido-mastoïdien droit provenant d'une rotation du cou vers la gauche.

⁴² Apprentissage effectué avec la séquence d'apprentissage 1cii6 - E

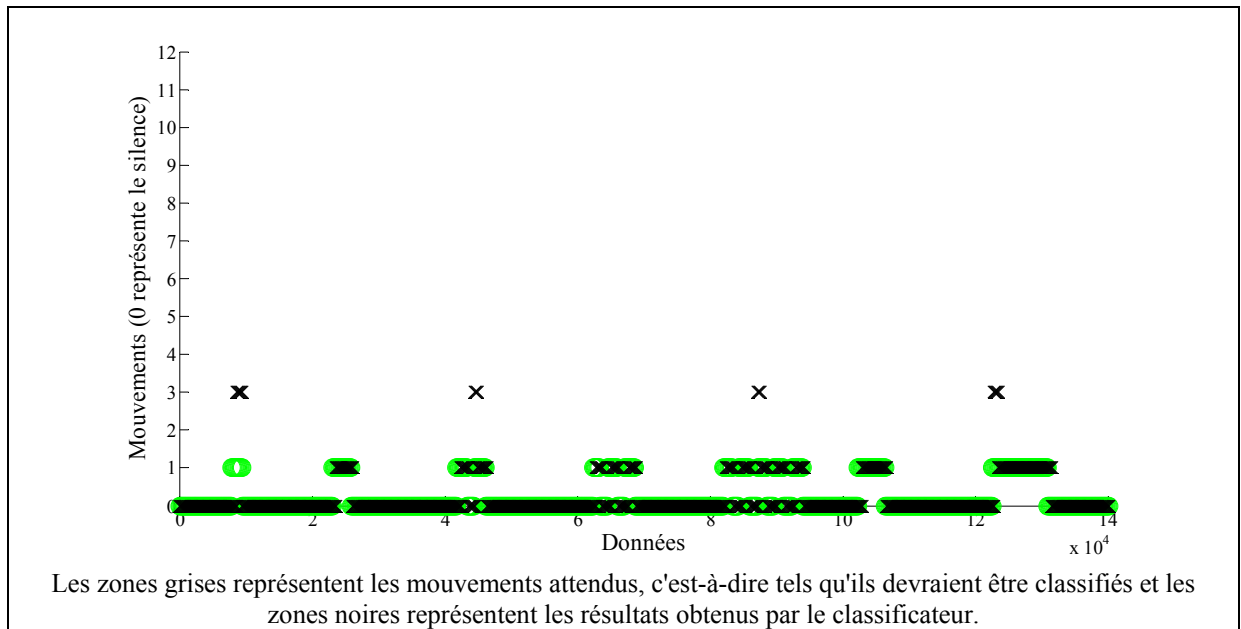


Figure A XI-2 Exemple de résultats de la classification de la séquence portant sur les mouvements.

Il est possible remarquer que les stratégies de communication suivantes ont été bien détectées par le classificateur:

- mouvement de forte amplitude,
- trois "clicks",
- mouvement de courte durée.

Il est aussi possible de remarquer que les stratégies de communication suivantes n'ont pas bien été détectées:

- mouvement de faible amplitude: le classificateur a détecté un mouvement de type 3 au lieu d'un mouvement de type 1,
- deux "clicks": une partie du deuxième "click" a été classifiée comme un mouvement de type 3 au lieu d'un mouvement de type 1,
- cinq "clicks": une partie du troisième "click" a été classifiée comme un mouvement de type 3 au lieu d'un mouvement de type 1,
- mouvement de longue durée: le début du mouvement est classé comme un mouvement de type 3 au lieu d'un mouvement de type 1.

ANNEXE XII

CALCUL DU POURCENTAGE DE RÉUSSITE

Le pourcentage de réussite est déterminé par le calcul de quatre types d'erreurs (E_1 , E_2 , E_3 , E_4) distincts et leur poids de pondération (α_1 , α_2 , α_3 , α_4).

Erreur de type 1

Le premier type d'erreur (E_1) représente l'erreur sur le nombre d'évènements obtenues par rapport au nombre d'évènements attendues.

Erreur de type 2

Le second type d'erreur (E_2) représente l'erreur sur le nombre de groupes obtenus par rapport au nombre de groupes attendus.

Erreur de type 3

Le troisième type d'erreur (E_3) représente l'erreur sur les groupes obtenus par rapport aux groupes attendus.

Erreur de type 4

Le quatrième type d'erreur (E_4) représente l'erreur temporelle entre le moment où un évènement est attendu et le moment où il est obtenu. Pour le calcul de cette erreur, on permet un délai de deux fois la longueur de la fenêtre d'analyse ($2*L$) avant de le considérer comme une erreur.

Erreur totale

L'erreur totale est obtenue en pondérant chaque type d'erreur selon un pourcentage précis.

$$Erreur = \alpha_1 * E_1 + \alpha_2 * E_2 + \alpha_3 * E_3 + \alpha_4 * E_4$$

Les poids respectifs des erreurs sont obtenus de manière expérimental⁴³ et valent respectivement $\alpha_1 = 32.5\%$, $\alpha_2 = 25\%$, $\alpha_3 = 32.5\%$ et $\alpha_4 = 10\%$.

⁴³ Puisque ces valeurs sont définies de manière expérimentale de manière à ce que le pourcentage de réussite reflète les résultats exposés.

ANNEXE XIII

DESCRIPTION DES GROUPES DE MOUVEMENT

Les groupes sont définis par un code numérique tel qu'énoncé au Tableau A XIII-2. Certains de ces groupes de mouvement sont effectués par tous les sujets, les deux populations confondues. Ces groupes sont les suivants: (1) rotation du cou vers la gauche, (2) rotation du cou vers la droite, (3) flexion du cou, (4) élévation de l'épaule droite, (5) élévation de l'épaule gauche, (6) élévation bilatérale des épaules.

D'autres groupes dépendent des capacités du sujet. Le Tableau A XIII-1 présente les groupes ainsi que le nombre de sujets appartenant ayant effectué ce groupe de mouvement.

Tableau A XIII-7.1 Groupe effectués par les sujets

Groupe	Mouvement	Nombre de sujets	
		Sains	BM
7, 8, 9	Rétraction de l'épaule	10	1
	Abaissement de l'épaule	2	7
	Protraction de l'épaule	0	1
	Extension du bras/ Rétraction du coude	0	2
10, 11, 12	Flexion du coude	12	9
	Élévation des sourcils	0	2
	Extension des poignets	0	1

Tableau A XIII-7.2 Mouvements et code d'appartenance (groupe)

Groupe	Mouvement relié⁴⁴
0	Silence ou tonus musculaire
1	Rotation du cou vers la gauche
2	Rotation du cou vers la droite
3	Flexion du cou
4	Élévation de l'épaule droite
5	Élévation de l'épaule gauche
6	Élévation bilatérale des épaules
7	Rétraction de l'épaule droite Abaissement de l'épaule droite Protraction de l'épaule droite Extension du bras droit / Rétraction du coude droit
8	Rétraction de l'épaule gauche Abaissement de l'épaule gauche Protraction de l'épaule gauche Extension du bras gauche / Rétraction du coude gauche
9	Rétraction bilatérale des épaules Abaissement bilatéral des épaules Protraction bilatérale de l'épaule Extension bilatérale des bras / Rétraction bilatérale des coudes
10	Flexion du coude droit Élévation des sourcils Extension du poignet droit
11	Flexion du coude gauche Élévation des sourcils Extension du poignet gauche
12	Flexion bilatérale des coudes Élévation des sourcils Extension bilatérale des poignets

⁴⁴ Certains mouvements dépendent des capacités musculaires résiduelles des sujets et peuvent représenter un des mouvements inscrits. Voir ANNEXE VII, page 113 pour la définition des muscles et des mouvements.

ANNEXE XIV

OPTIMISATION DES RÉSULTATS

Pour les six sujets qui présentent des résultats en deçà de la limite du 95%, une analyse particulière est effectuée afin d'optimiser leurs résultats. Les sujets sont les suivants: BM03, BM06 et BM10.

Dans le cas du sujet BM03, les groupes #4, #5, #10 et #11 font tous partie des meilleurs groupes de mouvement définis par l'analyse selon les mouvements. Par contre, les mouvements de longue durée ne font pas partie des meilleures SC. En remplaçant les mouvements de longue durée par la série de 3 "clicks" dans les SC analysées, il est possible d'augmenter les résultats au-dessus du seuil d'acceptabilité (voir Tableau A XIV-1, page 130).

Tableau A XIV-1 Résultats optimisés pour le sujet BM03

Série	Résultats	
	Anciens	Nouveaux ⁴⁵
1	77.3%	77.3%
2	84.7%	84.7%
3	82.3%	89.2%
4	90.2%	97.9%

Dans le cas du sujet BM06, les groupes #4, #5 et #11 font partie de la liste des meilleurs mouvements et les SC choisies sont aussi considérées comme les meilleures. Par contre, l'analyse selon les mouvements permet de définir que la série de 3 "clicks" est mieux détectée par le contrôleur que les mouvements de longue durée. De plus, pour optimiser encore plus les résultats, le groupe #10 a été remplacé par le groupe #8. Il est possible de remarquer une nette différence au niveau des résultats qui s'élève maintenant au-delà de la limite de 95%.

Tableau A XIV-2 Résultats optimisés pour le sujet BM06

Série	Résultats	
	Anciens	Nouveaux
1	80.5%	83.9%
2	90.7%	88.4%
3	88.4%	99.8%
4	89.3%	99.8%

⁴⁵ Les résultats de la série 1 et de la série 2 sont les mêmes puisqu'il n'y a eu aucun changement au niveau des mouvements analysés.

Dans le cas du sujet BM10, le groupe #10 ne faisait pas partie de la liste des meilleurs groupes de mouvement. Après l'étude des résultats, il a été décidé de prendre les groupes #1 et #2 au lieu des groupes #10 et #11. De plus, la SC de longue durée a été changée pour la SC de 3 "clicks". Les résultats de l'analyse démontrent que les nouveaux paramètres d'analyse permettent un résultat supérieur à 95%.

Tableau A XIV-3 Résultats optimisés pour
le sujet BM010

Série	Résultats	
	Anciens	Nouveaux
1	72.4%	81.0%
2	85.3%	95.0%
3	83.8%	95.1%
4	83.8%	95.1%

ANNEXE XV

ALGORITHMES DE CONTRÔLE

Les algorithmes de contrôles auront deux fonctions distinctes soient 1) le choix du mode de contrôle et 2) l'activation et la désactivation de commandes propres au robot manipulateur. Les modes sont au nombre de trois et contrôlent 1) la translation de la main du robot, 2) la rotation du poignet et 3) l'ouverture et la fermeture des doigts du préhenseur. Le Tableau A XV-1 (page 132) présente les commandes du bras JACO et leur mode de contrôle respectif. Les codes numériques (1 à 3) et alphabétiques (A à F) inscrit sous les colonnes "Interface EMG" représente la nomenclature utilisée dans les prochaines paragraphes. Il est important de noter que les commandes pourraient être classés différemment.

Tableau A XV-1 Mode de contrôle et commandes du bras JACO

Mode de contrôle		Commande	
JACO	Interface EMG	JACO	Interface EMG
Translation	1	Mouvement du préhenseur vers l'avant	A
		Mouvement du préhenseur vers l'arrière	B
		Mouvement du préhenseur vers la droite	C
		Mouvement du préhenseur vers la gauche	D
		Mouvement du préhenseur vers le haut	E
		Mouvement du préhenseur vers le bas	F
Rotation	2	Rotation du poignet dans le plan horizontal, positionnement de l'ouverture des doigts vers la droite	A
		Rotation du poignet dans le plan horizontal, positionnement de l'ouverture des doigts vers la gauche	B
		Rotation du poignet dans le plan vertical, positionnement de l'ouverture des doigts vers le haut	C
		Rotation du poignet dans le plan vertical, positionnement de l'ouverture des doigts vers le bas	D
		Rotation du poignet sur lui-même, dans le sens horaire	E
		Rotation du poignet sur lui-même, dans le sens anti-horaire	F
Préhenseur	3	Ouverture des trois doigts	A
		Fermeture des trois doigts	B
n/a	4	Arrêt de la commande	n/a

Les algorithmes de contrôle proposés utilisent 3 DDL de l'interface (code numérique allant de 1 à 3) pour effectuer le choix du mode de contrôle, 6 DDL (codes alphabétique allant de A à F) pour le choix de la commande ainsi qu'un DDL (code numérique 4) pour l'arrêt d'urgence du système. Les codes alphanumériques pourraient être associés à des groupes de mouvements et des stratégies de communication tel que proposé dans le tableau suivant.

Tableau A XV-2 Définition des codes alphanumériques utilisés pour le contrôle de JACO

Code alphanumérique	Mouvement	Stratégie de communication
1	Élévation de l'épaule droite	Mouvement de 2 secondes
2	Élévation de l'épaule droite	Mouvement de 4 secondes
3	Élévation de l'épaule droite	Série de 2 "clicks"
4	Élévation de l'épaule gauche	Mouvement de forte amplitude
A	Flexion du biceps droit	Mouvement de forte amplitude
B	Flexion du biceps gauche	Mouvement de forte amplitude
C	Flexion du biceps droit	Mouvement de 2 secondes
D	Flexion du biceps gauche	Mouvement de 2 secondes
E	Flexion du biceps droit	Série de 2 "clicks"
F	Flexion du biceps gauche	Série de 2 "clicks"

Dans un premier temps, l'utilisateur doit choisir le mode de contrôle (code 1 à 3). Ensuite, il doit effectuer le code nécessaire au choix de la commande (code A à F). Le robot manipulateur se mettra alors en mouvement. La commande doit être annulée pour mettre fin à ce mouvement en effectuant le code de nouveau. La figure précédente présente deux exemples d'algorithme de contrôle permettant d'effectuer une translation du préhenseur vers le haut.

Ce type d'algorithme de contrôle possède l'avantage de permettre plusieurs commandes de manière simultanée. La figure suivante montre l'exemple d'une série de commande qui permettront au poignet du robot d'orienter l'ouverture du préhenseur vers la droite tout en ouvrant les doigts.

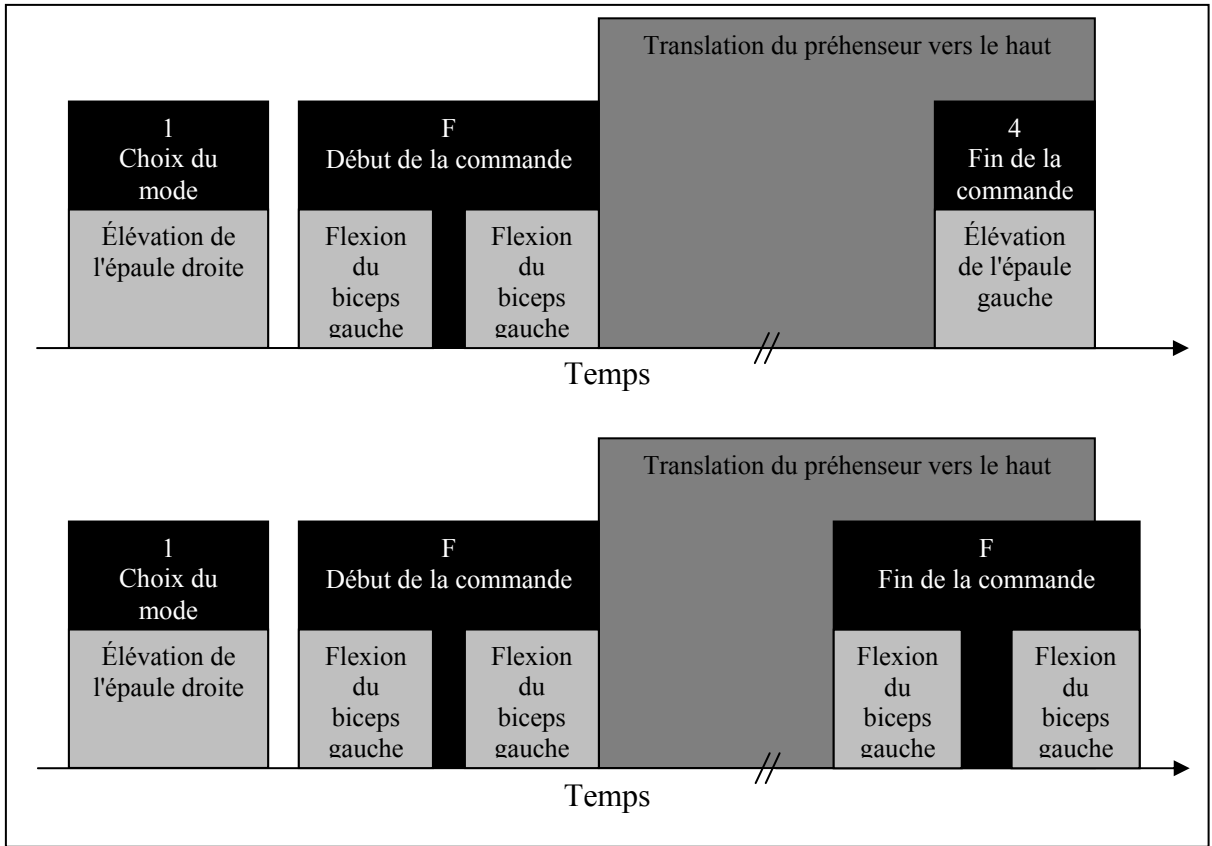


Figure A XV-1 Schéma de contrôle

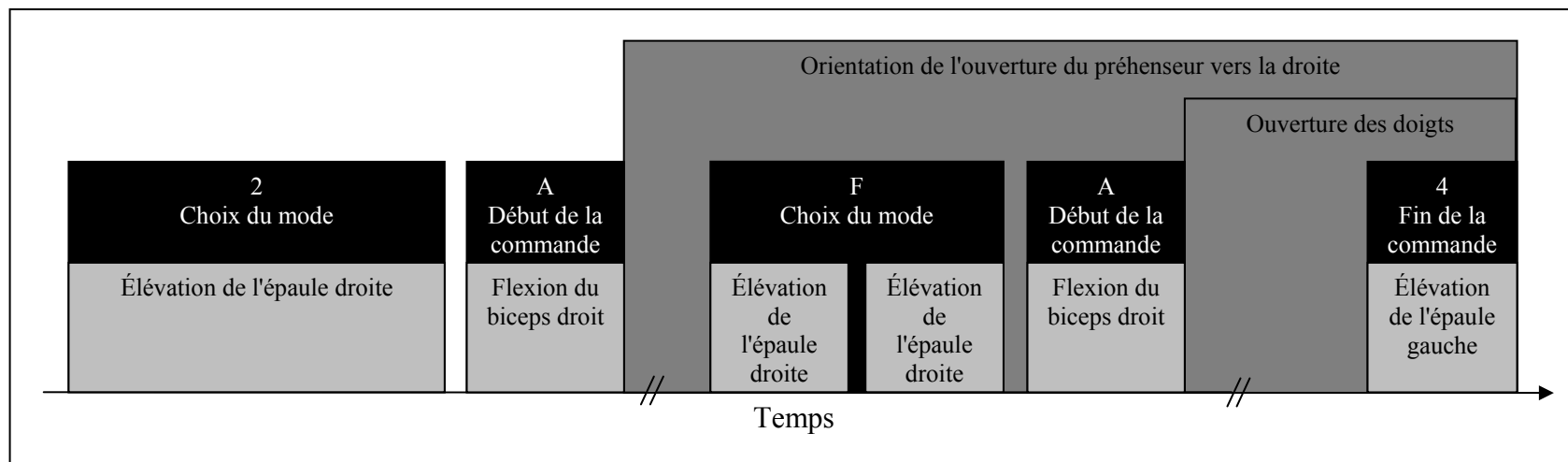


Figure A XV-2 Schéma de contrôle pour une double commande

Cette série de commande nécessite l'utilisation de dix des 16 niveaux de commande disponibles pour l'interface. Les autres degrés de liberté pourraient être utilisés pour l'enregistrement de positions prédéfinies ou encore la rétraction du robot.

ANNEXE XVI
STATISTIQUES

Le test T de Student a été utilisé pour comparer les résultats de la classification obtenus des sujets sains et des sujets blessés médullaires. L'hypothèse $H_0: \mu_{SS} = \mu_{SBM}$ a été testée (test bilatéral). Les résultats obtenus pour les différents tests sont présentés dans le tableau suivant.

Tableau A XVI-1 P-value des T-test

Séquence de test	P-value
Séquence portant sur les tests de base	0.161
Séquence portant sur les mouvements	0.736
Séquences bilatérales	0.636
Séquences unilatérales	0.526

Il est possible de voir que les p-value sont tous au-dessus de 0.05 (5%), ce qui permet de conclure qu'il n'existe pas de différence significative entre les résultats obtenus pour les sujets sains et ceux obtenus pour les blessés médullaires.

Un autre test de T comparant les résultats obtenus avec rétroaction visuelle et sans rétroaction visuelle a permis de conclure qu'il n'existait pas de différence significative entre les résultats. Le tableau suivant présente les valeurs de p-value obtenues.

Tableau A XVI-2 P-value des T-test (rétroaction)

Séquence de test	P-value
Séquence bilatérale	0.402
Séquences unilatérales	0.231

CONTRIBUTIONS DE L'AUTEUR

Maheu V., Aissaoui R. (2010). Développement d'un classificateur pour le contrôle d'un bras robot manipulateur à 7 DDL par le traitement des signaux EMG chez les blessés médullaires. 13e congrès du CRCHUM. 16 Décembre, Montréal, Canada.

Maheu V., Aissaoui R. (2010). Development of a myoelectric control for robotic aids to manipulation in SCI people. Annual Congress of the American Conference of Physical Medicine (AMCR). 21-23 Octobre, Montréal, Canada.

Maheu V., Aissaoui R. (2009). Contrôle d'un robot manipulateur par signaux électromyographiques chez les blessés médullaires. 12e congrès du CRCHUM. 16 Décembre, Montréal, Canada. (Prix du meilleur poster - catégorie maîtrise)

RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES

- Andreasen, Dinal. 2005. « EMG Single Switch Activation Algorithm and Methods ». *RESNA*.
- Apparelyzed. 2008. « Types of Paralysis - Quadriplegia (Tetraplegia) and Paraplegia ». En ligne. <<http://www.apparelyzed.com/paralysis.html>>. Consulté le 1 janvier 2010.
- Au, A. T. C., et R. F. Kirsch. 2000. « EMG-based prediction of shoulder and elbow kinematics in able-bodied and spinal cord injured individuals ». *IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering*, vol. 8, n° 4, p. 471-480.
- Bien, Zeungnam, Myung-Jin Chung, Pyung-Hun Chang, Dong-Soo Kwon, Dae-Jin Kim, Jeong-Su Han, Jae-Hean Kim, Do-Hyung Kim, Hyung-Soon Park, Sang-Hoon Kang, Kyoobin Lee et Soo-Chul Lim. 2004. « Integration of a Rehabilitation Robotic System (KARES II) with Human-Friendly Man-Machine Interaction Units ». *Autonomous Robots*, vol. 16, n° 2, p. 165-191.
- Bitzer, S., et P. van der Smagt. 2006. « Learning EMG control of a robotic hand: towards active prostheses ». In *Proceedings 2006 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA 2006)*. p. 2819-2823.
- Canada, Gouvenement du. 2008, 31 juillet. « Traumatisme médullaire ». In *BioFondamentaux*. En ligne. <<http://www.biofondations.gc.ca/francais/view.asp?x=774>>. Consulté le 1 janvier 2010.
- Chan, Adrian D.C., et Geoffrey C. Green. 2007. « Myoelectric control development toolbox ». In *30th Conference of the Canadian Medical & Biological Engineering Society*. Toronto, Canada, .
- Crawford, Beau, Kai Miller, Pradeep Shenoy et Rajesh Rao. 2005. « Real-Time Classification of Electromyographic Signals for Robotic Control ». *Proceedings of AAAI*, p. 523-528.
- Delsys. 2008. « Products ». <www.delsys.com/Products/EMGSensors.html>.
- DiCicco, M., L. Lucas et Y. Matsuoka. 2004. « Comparison of control strategies for an EMG controlled orthotic exoskeleton for the hand ». In *2004 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA 2004)*. Vol. 2, p. 1622-1627 Vol.2.
- Englehart, K., et B. Hudgins. 2003. « A robust, real-time control scheme for multifunction myoelectric control ». *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 50, n° 7, p. 848-54.

- Englehart, K., B. Hudgins et P. A. Parker. 2001. « A wavelet-based continuous classification scheme for multifunction myoelectric control ». *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 48, n° Compendex, p. 302-311.
- Englehart, K., B. Hudgins, P. A. Parker et M. Stevenson. 1999. « Classification of the myoelectric signal using time-frequency based representations ». *Medical Engineering & Physics*, vol. 21, n° Copyright 1999, IEE, p. 431-8.
- Evans, Harry B., Zuzhan Pan, Philip A. Parker et Robert N. Scott. 1984. « Signal Processing for Proportional Myoelectric Control ». *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. BME-31, n° 2, p. 207-211.
- Fukuda, O., T. Tsuji et M. Kaneko. 1997. « An EMG controlled robotic manipulator using neural networks ». In *6th IEEE International Workshop on Robot and Human Communication. RO-MAN '97*. p. 442-447.
- Fukuda, O., T. Tsuji et M. Kaneko. 1999. « An EMG controlled pointing device using a neural network ». In *1999 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics, 1999. IEEE SMC '99 Conference Proceedings*. . Vol. 4, p. 63-68 vol.4.
- Fukuda, O., T. Tsuji, M. Kaneko et A. Otsuka. 2003. « A human-assisting manipulator teleoperated by EMG signals and arm motions ». *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, vol. 19, n° 2, p. 210-222.
- Futura-Sciences. 2003. « La contraction musculaire : le rôle de la myosine ». En ligne. <http://www.futura-sciences.com/fr/news/t/vie-1/d/des-cellules-souches-pour-reparer-le-coeur-humain_1674/>. Consulté le 1 janvier 2010.
- Garcia, E., M. A. Jimenez, P. G. De Santos et M. Armada. 2007. « The evolution of robotics research ». *Robotics & Automation Magazine, IEEE*, vol. 14, n° 1, p. 90-103.
- Hart, R. L., K. L. Kilgore et P. H. Peckham. 1998. « A comparison between control methods for implanted FES hand-grasp systems ». *IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering*, vol. 6, n° 2, p. 208-218.
- Hermens, Hermie J., Bart Freriks, Roberto Merletti, Dick Stegeman, Joleen Blok, Günter Rau, Cathy Disselhorst-Klug et Göran Hägg. 1999. *European Recommendation for Surface Electromyography: results of the SENIAM project*, 2nd edition. Coll. « Biomedical and Health Research Program ». Enschede, Netherlands: Roessingh Research and Development, 122 p.
- Hillman, Susan Kay. 2003. *Interactive functional anatomy*. DVD-ROM. London: Primal Pictures Ltd.

- Hincapie, J. G., D. Blana, E. K. Chadwick et R. F. Kirsch. 2008. « Musculoskeletal model-guided, customizable selection of shoulder and elbow muscles for a C5 SCI neuroprosthesis ». *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, vol. 16, n° 3, p. 255-63.
- Hincapie, J. G., et R. F. Kirsch. 2007. « EMG-based Control for a C5/C6 Spinal Cord Injury Upper Extremity Neuroprosthesis ». In *Engineering in Medicine and Biology Society, 2007. EMBS 2007. 29th Annual International Conference of the IEEE*. p. 2432-2435.
- Hodges, Paul W., et Bang H. Bui. 1996. « A comparison of computer-based methods for the determination of onset of muscle contraction using electromyography ». *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology/Electromyography and Motor Control*, vol. 101, n° 6, p. 511-519.
- Huang, Yonghong, K. B. Englehart, B. Hudgins et A. D. C. Chan. 2005. « A Gaussian mixture model based classification scheme for myoelectric control of powered upper limb prostheses ». *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 52, n° Copyright 2005, IEE, p. 1801-11.
- Hudgins, B., P. Parker et R. N. Scott. 1993. « A new strategy for multifunction myoelectric control ». *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 40, n° 1, p. 82-94.
- Ito, K., T. Tsuji, A. Kato et M. Ito. 1992. « An EMG Controlled Prosthetic Forearm In Three Degrees Of Freedom Using Ultrasonic Motors ». In *Engineering in Medicine and Biology Society, 1992. Vol.14. Proceedings of the Annual International Conference of the IEEE*. Vol. 4, p. 1487-1488.
- Jeong-Su, Han, D. H. Stefanov, Park Kwang-Hyun, Lee Hae-Beom, Kim Dae-Jin, Song Won-Kyung, Kim Jong-Sung et Z. Z. Bienn. 2001. « Development of an EMG-based powered wheelchair controller for users with high-level spinal cord injury ». In *International Conference on Control, Automation and Systems. CCAS 2002*. p. 503-6. Taejon, South Korea: Inst. Control, Autom. & Syst. Eng.
- Johnson, M. W., et P. H. Peckham. 1990. « Evaluation of shoulder movement as a command control source ». *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 37, n° 9, p. 876-885.
- Ju, Peter, Leslie Pack Kaelbling et Yoram Singer. 2000. « State-based Classification of Finger Gestures from Electromyographic Signals ». In *Proceedings of the Seventeenth International Conference on Machine Learning*. p. 439-446. Morgan Kaufmann Publishers Inc.
- Konrad, Peter. 2005. *The ABC of EMG: A Practical Introduction to Kinesiological Electromyography*. USA: Noraxon INC, 60 p.

- Li, Xiaoyan, Ping Zhou et Alexander S. Aruin. 2007. « Teager-kaiser energy operation of surface EMG improves muscle activity onset detection ». *Annals of Biomedical Engineering*, vol. 35, n° 9, p. 1532-1538.
- Light, CM, PH Chappell, B Hudgins et K Engelhart. 2002. « Intelligent multifunction myoelectric control of hand prosthesis ». *Journal of Medical Engineering & Technology*, vol. 26, n° 4, p. 139-146.
- Losier, Y., K. Englehart et B. Hudgins. 2007a. « A Control System for a Powered Prosthesis Using Positional and Myoelectric Inputs from the Shoulder Complex ». In *Engineering in Medicine and Biology Society, 2007. EMBS 2007. 29th Annual International Conference of the IEEE*. p. 6137-6140.
- Losier, Yves, Kevin Englehart et Bernie Hudgins. 2007b. « Residual Shoulder Motion MES Classifier ». In *The 30th Canadian Medical and Biological Engineering Society Conference*.
- Marieb, Elaine Nicpon. 2005. *Anatomie et physiologie humaines*, 3e éd. Saint-Laurent, Québec: Éditions du Renouveau pédagogique, xxi, 1288 p.
- Moon, Inhyuk, Myungjoon Lee, Junuk Chu et Museong Mun. 2005. « Wearable EMG-based HCI for Electric-Powered Wheelchair Users with Motor Disabilities ». In *Proceedings of the 2005 IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2005. ICRA 2005*. . p. 2649-2654.
- Nilas, P., P. Rani et N. Sarkar. 2004. « An innovative high-level human-robot interaction for disabled persons ». In *2004 IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2004. Proceedings. ICRA '04*. . Vol. 3, p. 2309-2314 Vol.3.
- Nishikawa, D., Yu Wenwei, H. Yokoi et Y. Kakazu. 1999. « EMG prosthetic hand controller using real-time learning method ». In *1999 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics, 1999. IEEE SMC '99 Conference Proceedings*. . Vol. 1, p. 153-158 vol.1.
- Nishikawa, K., et K. Kuribayashi. 1991. « Neural network application to a discrimination system for EMG-controlled prostheses ». In *IEEE/RSJ International Workshop on Intelligent Robots and Systems '91. 'Intelligence for Mechanical Systems, Proceedings IROS '91*. p. 231-236 vol.1.
- Oskoei, M. A., et Hu Huosheng. 2007. « Myoelectric control systems - a survey ». *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 2, n° 4, p. 275-94.
- Rani, P., et M. S. Sarkar. 2005. « EMG-based high level human-robot interaction system for people with disability ». In *IEEE International Workshop on Robot and Human Interactive Communication, 2005. ROMAN 2005*. . p. 280-285.

- Sarver, J. J., B. T. Smith, R. Seliktar, M. J. Mulcahey et R. R. Betz. 1999. « A study of shoulder motions as a control source for adolescents with C4 level SCI ». *IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering*, vol. 7, n° 1, p. 27-34.
- Song, Jae-Hoon, Jin-Woo Jung, Sang-Wan Lee et Zeungnam Bien. 2009. « Robust EMG pattern recognition to muscular fatigue effect for powered wheelchair control ». *Journal of Intelligent and Fuzzy Systems*, vol. 20, n° 1-2, p. 3-12.
- Staupe, G., et W. Wolf. 1999. « Objective motor response onset detection in surface myoelectric signals ». *Medical Engineering & Physics*, vol. 21, n° 6-7, p. 449-67.
- Staupe, Gerhard, Claus Flachenecker, Martin Daumer et Werner Wolf. 2001. « Onset detection in surface electromyographic signals: A systematic comparison of methods ». *Eurasip Journal on Applied Signal Processing*, vol. 2001, n° 2, p. 67-81.
- Su, Y., A. Wolczowski, M. H. Fisher, G. D. Bell, D. Burn et R. Gao. 2005. « Towards an EMG Controlled Prosthetic Hand Using a 3D Electromagnetic Positioning System ». In *Instrumentation and Measurement Technology Conference, 2005. IMTC 2005. Proceedings of the IEEE*. Vol. 1, p. 261-266.
- Sun, Qizhu, Yining Sun, Xiangfeng Ding et Zuchang Ma. 2005. « Onset determination of muscle contraction in surface electromyography signals analysis ». In *2005 IEEE International Conference on Information Acquisition*. p. 4 pp.
- Tarng, Ying-Horng, Gwo-Ching Chang, Jin-Shin Lai et Te-Son Kuo. 1997. « Design of the human/computer interface for human with disability using myoelectric signal control ». In *Proceedings of the 19th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*. Vol. vol.5, p. 1909-10. Piscataway, NJ, USA: IEEE. <<http://dx.doi.org/10.1109/IEMBS.1997.758708>>.
- Teknomo, Kardi. 2006. « Discriminant Analysis Tutorial ». <<http://people.revoledu.com/kardi/tutorial/LDA/>>. Consulté le 11 novembre 2009.
- Tsenov, G., A. H. Zeghib, F. Palis, N. Shoylev et V. Mladenov. 2006. « Neural networks for online classification of hand and finger movements using surface EMG signals ». In *8th Seminar on Neural Network Applications in Electrical Engineering, Neurel-2006 Proceedings*. p. 167-171. Piscataway, NJ 08855-1331, United States: Institute of Electrical and Electronics Engineers Computer Society. <<http://dx.doi.org/10.1109/NEUREL.2006.341203>>.
- Tsui, C. S. L., Jia Pei, J. Q. Gan, Hu Huosheng et Yuan Kui. 2007. « EMG-based hands-free wheelchair control with EOG attention shift detection ». In *IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics, 2007. ROBIO 2007*. p. 1266-1271.

- Venkata Ramanan, S. 2004. « A step-by-step approach for perfecting intelligent myoelectric controller algorithms ». In *International conference on intelligent sensing and information processing (ICISIP)* (Chennai, India, January 2004). p. 82-87. Chennai, India: IEEE.
- Venkataramanan, S., N. V. Kalpakam et A. Samant. 2004. « Optimization analysis of intelligent myoelectric control ». In *Intelligent Systems, 2004. Proceedings. 2004 2nd International IEEE Conference*. Vol. 2, p. 474-479 Vol.2.
- Wheeler, K. R., M. H. Chang et K. H. Knuth. 2006. « Gesture-based control and EMG decomposition ». *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C: Applications and Reviews*, vol. 36, n° 4, p. 503-514.
- Wheeler, K. R., et C. C. Jorgensen. 2003. « Gestures as input: neuroelectric joysticks and keyboards ». *Pervasive Computing, IEEE*, vol. 2, n° 2, p. 56-61.
- Wooding, Penn. « Tetraplegic Living - What is a tetraplegic? ». <www.tetraplegicliving.com/what-is-a-tetraplegic-disability-info>. Consulté le 1 septembre 2010.
- Yamada, Masafumi, Nobuyoshi Niwa et Akihiko Uchiyama. 1983. « Evaluation of a Multifunctional Hand Prosthesis System Using EMG Controlled Animation ». *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. BME-30, n° 11, p. 759-763.
- Yang, Cheng-Hong, Li-Yeh Chuang, Cheng-Huei Yang et Ching-Hsing Luo. 2003. « Morse code application for wireless environmental control systems for severely disabled individuals ». *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, vol. 11, n° 4, p. 463-469.
- Yang, Cheng-Hong, Li-Yeh Chuang, Cheng-Huei Yang et Ching-Hsing Luo. 2006. « Adaptive Morse code recognition using support vector machines for persons with physical disabilities ». *IEICE Transactions on Fundamentals of Electronics, Communications and Computer Sciences*, vol. E89-A, n° 7, p. 1995-2002.
- Yatsenko, D., D. McDonnall et K. Shane Guillory. 2007. « Simultaneous, proportional, multi-axis prosthesis control using multichannel surface EMG ». In *Proceedings of the 29th Annual International Conference of the IEEE EMBS*. p. 6133-6. Piscataway, NJ, USA: IEEE.
- Yoshida, M., T. Itou et J. Nagata. 2002. « Development of EMG controlled mouse cursor ». In *[Engineering in Medicine and Biology, 2002. 24th Annual Conference and the Annual Fall Meeting of the Biomedical Engineering Society] EMBS/BMES Conference, 2002. Proceedings of the Second Joint*. Vol. 3, p. 2436 vol.3.

- Zecca, M., S. Micera, M. C. Carrozza et P. Dario. 2002. « Control of multifunctional prosthetic hands by processing the electromyographic signal ». *Critical Reviews in Biomedical Engineering*, vol. 30, n° Copyright 2003, IEE, p. 459-85.
- Zhao, Jingdong, Zongwu Xie, Li Jiang, Hegao Cai, Hong Liu et Gerd Hirzinger. 2006. « EMG Control for a Five-fingered Underactuated Prosthetic Hand Based on Wavelet Transform and Sample Entropy ». In *2006 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*. p. 3215-3220.