

UNIVERSITÉ DE SHERBROOKE
Faculté de génie
Département de génie électrique et de génie informatique

Traitement des signaux EMG et son application pour commander un exosquelette

Mémoire de maîtrise
Spécialité : génie électrique

Guillaume DURANDAU

Jury : Wael Suleiman (directeur)
Ahmed Khoumsi (rapporteur)
Gustavo Arechavaleta (examineur extern)

RÉSUMÉ

Le vieillissement de la population dans notre société moderne va entraîner de nouveaux besoins pour l'assistance aux personnes âgées et pour la réhabilitation. Les exosquelettes sont une piste de recherche prenant de plus en plus d'importance pour répondre à ces nouveaux challenges. Deux de ces challenges sont, la réalisation d'un contrôle naturel pour l'utilisateur et la sécurité.

Cette maîtrise cherche à répondre à ces deux problématiques. Nous avons donc développé un outil de travail informatique utilisant les décharges électriques produites par les neurones moteurs pour contracter les muscles et un modèle des os et des muscles du bras.

Cet outil utilise la librairie informatique ROS et OpenSim. Elle permet de connaître la force et le mouvement développés par le coude. De plus, un autre outil informatique a été développé pour optimiser le modèle des os et des muscles du bras pour le personnaliser à l'utilisateur pour un meilleur résultat.

Une carte d'acquisition utilisant des électrodes de surface pouvant être reliées avec un ordinateur par USB et compatible avec ROS a été développée. Pour tester les algorithmes développés, un exosquelette pour le coude utilisant un actionneur compliant et contrôlé en force a été conçu. Pour compenser le poids de l'exosquelette et l'effet d'amortissement passif de l'actionneur, une compensation de gravité dynamique a été développée.

Finalement, des expérimentations ont été menées sur l'efficacité de l'optimisation du modèle et sur l'exosquelette avec les différents algorithmes.

Mots-clés : Électromyogrammes, Actuateur Magneto-Rhéologique, Exosquelette, Contrôle en Force, Compensation de Gravité, Modèle Neuro-Musculo-Squelettal, Optimisation

REMERCIEMENTS

Je tiens tout d'abord à remercier mes parents pour leur soutien moral et financier tout au long de ma maîtrise. Je tiens ensuite à remercier le professeur Wael Suleiman pour m'avoir donné la chance de réaliser cette maîtrise et pour l'aide qu'il m'a apportée tout au long de ma maîtrise.

Je veux aussi remercier ma grand-mère pour son accueil chaleureux lors de mes retours en France.

Je tiens aussi à remercier le professeur François Michaud pour m'avoir accueilli au sein de son laboratoire et au 3IT.

Je remercie aussi Dominic Létourneau pour ses conseils, Guifre Julio pour sa patience avec un étudiant en électronique qui s'essaye à la mécanique et Vincent Rheaume.

Je tiens finalement à remercier mes amis du laboratoire IntRoLab ceux qui sont toujours là Mathieu, David, Joël, François G. et François F., ceux qui sont partis Aurélien, Francis et Ronan et les nouveaux arrivés Antoine, Tristan, Sonny, Sarah et Roxanne, ainsi que Ben et Mel.

TABLE DES MATIÈRES

1	INTRODUCTION	1
2	ÉTAT DE L'ART	3
2.1	ACTIONNEUR COMPLIANT	3
2.2	PRÉDICTION DU MOUVEMENT DE L'UTILISATEUR	3
2.3	MÉTHODE DE TRAITEMENT DES EMG	4
2.4	MODÈLES NEUROMUSCULOSQUELETTAL	5
2.5	PRÉTRAITEMENTS DES EMG	6
2.6	CONTRÔLE EN FORCE DE L'EXOSQUELETTE	7
3	VERS UN CONTRÔLE SÛR ET INTUITIF D'UNE ORTHÈSE : PREUVE DE CONCEPTS ET ÉTUDES EXPÉRIMENTAL	9
3.1	Abstract	10
3.2	Introduction	10
3.3	Unified framework	12
3.3.1	EMG Pre-Processing	13
3.3.2	NMS Model	13
3.3.3	Forward Dynamics	15
3.3.4	Optimizing NMS Model	16
3.4	Experimental System	17
3.5	Experimental Protocol	21
3.5.1	Data Acquisition and Optimization	21
3.5.2	Real Time Experimentation	22
3.6	Experimental Results	23
3.7	Discussion	25
3.8	Conclusion	27
4	RÉALISATION	31
4.1	CARTE D'ACQUISITION	31
4.2	INTERFACE GRAPHIQUE	32
5	CONCLUSION	33
A	QUESTIONNAIRE POUR ARTICLE DE JOURNAL	35
B	PROTOCOLE DE TEST EMG POUR ARTICLE DE CONFÉRENCE	41
C	VERS LA CRÉATION D'UN OUTILS INFORMATIQUE POUR LE TRAITEMENTS DES EMG ET LE CONTRÔLE D'EXOSQUELETTE	47
C.1	Abstract	47
C.2	Introduction	48
C.3	Proposed Method	49

C.3.1	Neuromusculoskeletal Model	50
C.3.2	Forward Dynamic	51
C.3.3	EMG pre-processing	52
C.3.4	Optimization	53
C.4	Validation Procedure	53
C.5	Result	55
C.6	Discussion	55
C.7	Conclusion and Future work	58
C.8	Acknowledgment	58
LISTE DES RÉFÉRENCES		61

LISTE DES FIGURES

3.1	Sigmoid Function	13
3.2	squellette	14
3.3	Muscle de Hills	15
3.4	Block diagram of the compliant actuator control algorithm : The V_c is a fixed voltage, I_c is a current and PI is Proportional-Integral controller. The PI controller is implemented on a embedded system for real-time control and high speed closure.	17
3.5	Orthese Picture	18
3.6	The developed orthosis attached to the subject's arm.	18
3.7	MR Control	20
3.8	EMG position	21
3.9	Result Survey	23
3.10	Result Survey 4	24
3.11	Result Survey 5	25
3.12	Result Survey 6	25
3.13	Example : Rectified EMG signals (BIC and TRI groups) and the angle of the elbow for Test 1 measured for participant 1. The EMG signals are in volts and the angle in radian.	26
3.14	Results for Test 4	27
3.15	Results for Test 5	28
3.16	Results for Test 6	29
4.1	Carte d'acquisition d'EMG	31
C.1	Schéma de traitements des EMG de l'algorithme	50
C.2	Représentation du modèle NMS sous OpenSim	50
C.3	Représentation du muscle de Hills	51
C.4	Fonction sigmoïde	52
C.5	Placements des électrodes pour la capture des EMG sur un utilisateur	54
C.6	Graphique représentent les résultats de l'optimisation	56
C.7	Graphique montrant les résultats de l'optimisation pour les poids	57

LISTE DES TABLEAUX

C.1	Résultats de l'optimisation par groupe musculaire et par muscle indépendant	55
C.2	Resultats du traitements de EMG avec et sans poids	59
C.3	Résultats de l'optimisation	60

LEXIQUE

Terme technique	Définition
Électromyogrammes	Signal électrique électrique des neurones moteur vers les muscles.
Actionneur magnéto-rhéologique	Actionneur constitué d'un moteur et d'un frein magnéto-rhéologique
Fluide magnéto-rhéologique	Fluide pouvant changer sa viscosité en fonction du champ électro-magnétique qui lui est appliqué.
Actionneur compliant	Actionneur qui ne sont pas raide et peut donc réagir a des forces extérieur.
Compensation de gravité	compensation de la force crée par le poids d'un objet due à la gravité.
Modèle neuro-musculo-squelettal	Modèle représentent la cinématique du squelette et des muscles associés.
Actionneur série-élastique	Actionneur qui met en série un moteur et un éléments élastique.

LISTE DES ACRONYMES

EMG	Électromyogrammes
EEG	Électroencéphalogramme
MR	Magneto-rhéologique
NMS	neuro-musculo-squelettal
SEA	Actionneur série-élastique
IntRoLab	Laboratoire de robotique intelligentes

CHAPITRE 1

INTRODUCTION

Les exosquelettes possèdent de nombreux défis autant aux niveaux matériels que logiciels. Deux de ces défis sont la réalisation d'un contrôle naturel pour l'utilisateur et la sécurité d'utilisation de l'exosquelette.

En effet, pour mouvoir ou assister les membres d'un être humain demandent des actionneurs puissants directement reliés sur les articulations de l'utilisateur.

Ce qui peut être dangereux notamment pour des personnes âgées ou affaiblies.

Pour cela nous avons concentré nos recherches sur des actionneurs compliants pouvant être contrôlés en force plutôt qu'en position comme utiliser classiquement en robotique.

De plus, les actionneurs compliants offrent une meilleure robustesse par rapport au choc ce qui en fait un choix judicieux pour la création d'un exosquelette.

Finalement, les actionneurs compliants ont une plus grande versatilité, c'est-à-dire que l'actionneur peut être contrôlé aussi bien en force qu'en position.

Pour assister efficacement l'utilisateur, il faut connaître le mouvement voulant être réalisé.

Pour cela, on peut demander directement à l'utilisateur à l'aide d'une télécommande ce qui peut se révéler long et peu efficace, ou aussi on peut traiter les signaux biologiques de l'utilisateur pour connaître le mouvement qu'il veut réaliser.

Les signaux biologiques pouvant être traités sont soit les signaux électriques du cerveau, soit les EMG.

Notre choix s'est porté sur les EMG, car ils sont corrélés à la force développée par l'utilisateur. Les objectifs de cette maîtrise sont donc :

- La création d'un outil informatique pour le traitement des EMG pour en extraire la force et le mouvement de l'utilisateur.
- La réalisation du contrôle d'un exosquelette du coude utilisant un actionneur compliant étant sécuritaire et naturel en utilisant les résultats des traitements des EMG.

Le développement d'algorithmes utilisant les EMG a déjà été exploré, mais de manière limitée et pour le contrôle en position.

La nouveauté est, ici, de réaliser un traitement pour en extraire plus d'information comme la force, par exemple.

Cette algorithmes se base sur un modèle Neuro-Musculo-Squelettal (NMS).

La modélisation NMS est une modélisation informatique du corps humain, ce qui est un avantage certain pour l'utilisation en coopération avec un exosquelette car la modélisation de l'exosquelette peut être ajoutée à celle du corps humain.

Finalement, les exosquelettes utilisant des actionneurs compliants ont déjà été exploré, mais très souvent ont leurs adjoints un contrôle en position ou par impédance.

Nous allons tout d'abord voir un état de l'art sur le projet.

On verra ensuite un article de journal qui sera soumis sous peu à "IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering".

Cet article présente le contrôle en force de l'exosquelette avec l'algorithme de traitement des EMG et des expérimentations sur l'exosquelette pour tester si le contrôle est naturel ou pas.

Par la suite nous allons présenter les outils informatiques et le matériel développé pour réaliser les expérimentations.

Finalement, la dernière partie vient conclure le travail.

CHAPITRE 2

ÉTAT DE L'ART

2.1 ACTIONNEUR COMPLIANT

Les développements récents dans le milieu des actionneurs compliant nous permettent de construire des exosquelettes plus surs. L'actionneur compliant dont on parle le plus est l'actionneur série-élastique (SEA) [Pratt et Williamson, 1995]. Le SEA permet de rajouter de la compliance à un actionneur rigide en rajoutant en série un élément élastique. Le rajout de cet élément élastique à l'avantage de rendre l'actionneur résistant aux chocs, une faible inertie et un meilleur contrôle en force. Des actionneurs SEA ont déjà été utilisés pour la création d'un exosquelette [Veneman *et al.*, 2007] et ont montré de bons résultats. Les limitations de l'actionneur SAE sont I) la bande passante limitée et II) l'énergie emmagasinée dans l'élément élastique qui peut être dangereux. Pour surmonter ces limitations, un actionneur basé sur le concept du fluide MR a été créé par le laboratoire IntRoLab [Fauteux *et al.*, 2010]. Cet actionneur a une plus grande bande passante en force que le SEA et au lieu d'avoir un effet élastique, il possède un effet d'amortissement qui absorbe l'énergie au lieu de le stocker. Cet actionneur utilise un système de deux différentiels pour avoir un sens de sorties dans les deux directions. Il est composé d'une source de vitesse, un élément réducteur, un élément inverseur, de deux freins MR et d'un engrenage épicyclique pour n'avoir qu'une seule sortie (plus d'information sont disponibles dans l'article de journal). Finalement, c'est l'actionneur MR qui a été choisi pour ses qualités intrinsèques et sécuritaires qui en font le parfait candidat pour la création d'un exosquelette. Plus d'informations peuvent être trouvées dans l'article de journal.

2.2 PRÉDICTION DU MOUVEMENT DE L'UTILISATEUR

La prédiction du mouvement de l'utilisateur nous permet de réaliser un contrôle plus naturel. Pour cela, nous allons utiliser les signaux biologiques de l'utilisateur. Il existe deux types de signaux exploitables dans notre cas les EEG (signaux venant du cerveau) et les EMG (signaux venant du muscle). Les EEG ont déjà été utilisés pour le contrôle d'un exosquelette [Noda *et al.*, 2012], l'utilisation est possible pour un nombre limité de

mouvements (assis et debout). De plus, les EEG ne permettent pas de connaître la force que met l'utilisateur dans son mouvement et finalement le mouvement n'est pas continu, car le mouvement est classifié.

Les EMG ont déjà été utilisés pour le contrôle d'un exosquelette avec plus de succès pour le bras [Gopura *et al.*, 2009], pour un coude [Lenzi *et al.*, 2012], un genou [Hassani *et al.*, 2013] et les EMG sont aussi utilisés par l'exosquelette HAL [Hayashi *et al.*, 2005].

De plus, comme nos expérimentations se feront sur un exosquelette utilisant un contrôle en force, les EMG étant le signal de commande du muscle, les EMG sont corrélés de manière non linéaire à la force développée par le muscle.

Il existe aussi d'autres méthodes pour connaître l'intention de mouvement de l'utilisateur comme le contrôle cortical direct [Velliste *et al.*, 2008], la ré-innervation [Kuiken *et al.*, 2007]. Ces méthodes sont encore au stade de la médecine expérimentale et demande la réalisation de chirurgie invasive ce qui n'est pas désiré dans notre cas. Il existe des méthodes non invasives comme la capture de mouvement [Dasgupta et Nakamura, 1999] et le contrôle haptique [Lee *et al.*, 2002] mais ces méthodes ne sont pas prédictives, car l'utilisateur a besoin d'abord de réaliser le mouvement.

Notre choix s'est donc porté sur les EMG utilisant des électrodes de surface.

2.3 MÉTHODE DE TRAITEMENT DES EMG

Pour le traitement des EMG la technique la plus utilisée dans les articles scientifiques est l'utilisation d'algorithme de reconnaissance de motif ("pattern recognition") [Yang *et al.*, 2009], comme l'utilisation de factorisation de matrice non négative [Jiang *et al.*, 2009], "support vector machin" ou de réseaux de neurones [Castellini et van der Smagt, 2009], ou encore modèle de Markov caché [Chiang *et al.*, 2008]. Ici, le problème est le même que pour le traitement des EEG, problème de discontinuité dans les résultats [Jiang *et al.*, 2012] et la longueur de l'entraînement de l'algorithme avant utilisation.

Une autre méthode de traitement des EMG est d'utiliser un modèle NMS [Koo et Mak, 2005] qui est la représentation des paramètres cinématiques et dynamiques du corps humain (poids, taille, inertie des membres) et des muscles. Le modèle NMS étant une modélisation du corps humain, d'autres éléments peuvent y être ajoutés, comme des forces extérieures, ce qui est parfait pour un exosquelette. En effet, les forces imposées par l'exosquelette sur le corps humain peuvent être représentées dans le traitement et ainsi améliorer le résultat. C'est pour cela que nous avons choisi cette solution.

2.4 MODÈLES NEUROMUSCULOSQUELETTAL

La plupart des modèles NMS utilisent un modèle de muscle inspiré du modèle de Hills [Hill, 1938] de 1938. Des modèles de muscle améliorés basés sur celui de Hills existent comme le modèle de Schuttle [Schutte *et al.*, 1993], le modèle de Thelen [Thelen *et al.*, 2003] ou encore le modèle de Millard [Millard *et al.*, 2013]. Le modèle que nous utilisons est le modèle de Thelen car il présente un temps de calcul acceptable qui doit être dans les limites du temps réel pour notre modèle NMS. De plus amples explications sur le fonctionnement et le calcul des modèles de muscle peuvent être trouvées dans l'article de journal et de conférence en annexe.

Pour la représentation du corps humain, il existe des modèles cinématiques et dynamiques décrits dans la littérature. Le plus connu et utilisé est le modèle des parties inférieures du corps humain qui est proposé dans [Delp *et al.*, 1990] et pour le modèle du bras, c'est le modèle proposé dans [Holzbaur *et al.*, 2005]. Nous utilisons un modèle simplifié du modèle de [Holzbaur *et al.*, 2005], qui ne contient que deux joints (avec le joint de l'épaule bloquée) et six muscles.

Afin d'exploiter ce modèle, nous avons besoin d'utiliser une librairie informatique ou un logiciel. En effet, l'utilisation d'un modèle NMS requiert de nombreux algorithmes pour exploiter la dynamique et la cinématique du modèle. Il existe principalement trois logiciels pour cela :

- SIMM [MotionAnalysis, 2014] de MotionAnalysis.
- AnyBody [AnyBodyTech, 2014] Modeling System de AnyBodyTech.
- OpenSim [OpenSim, 2014] de l'université de Stanford.

Le logiciel Anybody ne propose seulement que de réaliser la dynamique inverse du modèle. De plus, Anybody ne marche pas en temps réel et ne met pas à disposition son code source. Finalement, la licence du logiciel est payante.

Le logiciel SIMM propose les mêmes capacités que Anybody avec les mêmes désavantages.

Le logiciel OpenSim permet la réalisation de la dynamique directe et inverse du modèle en utilisant les modèles de muscle. De plus, OpenSim vient avec une série d'outils pour personifier le modèle (outils de scaling). OpenSim vient avec une licence de logiciel libre,

ce qui permet de réutiliser le code source. Par contre, OpenSim ne possède pas d'outils pour réaliser la dynamique directe en temps réel.

Notre choix c'est porté sur OpenSim pour plusieurs raisons :

- Licence de logiciels libres.
- Accès au code source.
- Outil pour la personnalisation du modèle.
- Dynamique direct utilisant les muscles et les EMG.

L'accès au code source nous permettra de modifier le logiciel pour que l'on puisse l'utiliser en temps réel. L'outil de personnalisation du modèle change seulement les paramètres du modèle cinématique (longueur des os). Nous avons aussi besoin de personnaliser les muscles du modèle pour l'utilisateur et ainsi avoir de meilleurs résultats. Nous avons donc développé une optimisation dynamique du modèle utilisant pour base la librairie OpenSim. Dans la littérature, ce genre d'optimisation dynamique minimise la force des joints capturés expérimentalement par des équipements médicaux comme le Biodex [Biodex, 2014] et le résultat du modèle [Sartori *et al.*, 2012b], [Raison *et al.*, 2011]. Dans notre cas ne possédant pas ce genre d'équipements dispendieux, nous réalisons un pas supplémentaire en intégrant la force des joints pour obtenir la position et ainsi réaliser une optimisation en minimisant l'erreur en position [Durandau et Suleiman, 2014]. Plus d'informations peuvent être trouvées dans l'article de conférence en annexe.

2.5 PRÉTRAITEMENTS DES EMG

Un pré-traitement est nécessaire pour extraire l'enveloppe des EMG. Le pré-traitement le plus utilisé dans la littérature est le filtrage, mis sous valeur absolue et normalisée contre le maximum d'amplitude des EMG [Raison *et al.*, 2011], [Fukuda *et al.*, 2003] et [Sartori *et al.*, 2012b].

La valeur moyenne avec une fenêtre mouvante d'une à 10 ms du signal EMG est aussi utilisée [Gopura *et al.*, 2009]. D'autres méthodes plus avancées existent aussi comme les filtres bayésiens [Sanger, 2007], "whitening" [Clancy *et al.*, 2002] et l'indicateur fractal [Ravier *et al.*, 2005] mais ne montrent pas de bons résultats qu'avec des expérimentations statiques.

Pour ce projet, nous avons choisi d'utiliser le filtrage. Nous réalisons d'abord une rectification suivie d'un filtre passe-bas puis un filtre passe-haut pour éliminer la composante

continue du signal. Finalement, nous normalisons par rapport au maximum des EMG sur tous notre signal. Ce traitement a été choisi, car il peut facilement être réalisé en temps-réel, contrairement aux autres algorithmes qui demandent des paquets de données pour réaliser le traitement. Plus d'informations peuvent être trouvées dans l'article de journal et de conférence en annexe.

2.6 CONTRÔLE EN FORCE DE L'EXOSQUELETTE

Utilisant un actuateur MR compliant, nous pouvons directement contrôler l'actuateur en force. La plupart du temps, les d'exosquelettes utilisent un contrôle en force basé sur l'impédance. Cet algorithme cherche à minimiser les forces d'interaction entre l'exosquelette et l'utilisateur [Aguirre-Ollinger *et al.*, 2007]. Le principal problème de cet algorithme est qu'il ne prédit pas la force de l'utilisateur. Il devient donc difficile de l'utiliser pour de la réhabilitation de personne avec des membres affaiblis. En effet, il ne connaît pas la force de l'utilisateur qu'au moment où l'utilisateur la produit et ne peut donc pas profiter du délai électromécanique comme avec un algorithme utilisant les EMG pour implémenter des algorithmes de réhabilitation.

Pour une utilisation plus naturelle, l'utilisation d'un algorithme de compensation de gravité peut être utilisée. Dans [Stienen *et al.*, 2007], les auteurs utilisent un algorithme de compensation de gravité pour optimiser le confort de l'utilisateur durant l'utilisation d'un exosquelette. Pour compenser toutes les forces produites par l'exosquelette, nous pouvons utiliser la dynamique inverse du modèle de l'exosquelette qui va contrer la gravité, mais aussi les forces centrifuges et les forces de Coriolis [Siciliano *et al.*, 2009].

Pour la communication entre les différents algorithmes, la librairie ROS (Robotic Operating System) [Quigley *et al.*, 2009] est le plus souvent utilisée en robotique. Cette librairie facilite grandement la communication inter-processus et possède de très nombreux outils pour visualiser les données provenant des différents algorithmes utilisés.

CHAPITRE 3

VERS UN CONTRÔLE SÛR ET INTUITIF D'UNE ORTHÈSE : PREUVE DE CONCEPTS ET ÉTUDES EXPÉRIMENTAL

Auteurs :

- Guillaume Durandau : Étudiant à la maîtrise, Université de Sherbrooke, Faculté de génie, Département de génie électrique et de génie informatique.
- Wael Suleiman : Professeur, Laboratoire de robotique intelligente, interactive, intégrée et interdisciplinaire (IntRoLab), Université de Sherbrooke, Faculté de génie, Département de génie électrique et de génie informatique.

L'article sera soumis sous peu à "IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering".

Le titre en anglais est : Towards Safe and Intuitive Control for Orthosis : Proof-of-Concept and Experimental Study.

La contribution de cet article est de réaliser une preuve de concept pour le traitement des EMG ayant pour but le contrôle d'un exosquelette en utilisant un modèle neuro-musculaire optimisé du bras. Des expérimentations sont aussi réalisées sur des utilisateurs afin de valider l'approche proposée.

Résumé :

Cet article présente le développement et le contrôle d'un exosquelette avec un degré de liberté. Cet exosquelette est basé sur un actionneur compliant actif permettant le contrôle en force. Pour le contrôle de l'exosquelette, l'intention de l'utilisateur devrait être identifiée. Pour cela, nous utilisons les signaux EMG et un modèle neuro-musculaire. Le développement de cet algorithme a été réalisé à l'aide des bibliothèques ROS et OpenSim. L'exosquelette a ensuite été testé sur cinq patients pour tester la qualité et le naturalisme de l'algorithme du contrôle proposé.

3.1 Abstract

This paper deals with designing, developing and building one degree of freedom orthosis based on an active compliant actuator. To know human's intentions and the desired movements beforehand, we opted for electromyogram (EMG) signals collected by surface electrodes. Processing the EMG signals and controlling the orthosis are integrated into a unified framework that combine OpenSim and Robotic Operating System (ROS) frameworks. To validate the developed framework and the control algorithms, we conducted experimental study on five subjects, this study revealed that combining gravity compensation, EMG signals information and a neuromusculoskeletal model yields a natural and user-friendly control of the orthosis. This results is remarkably interesting for the development of future orthosis or exoskeletons, moreover, the developed unified framework would be also particularly useful for more complex orthosis.

3.2 Introduction

Although the exoskeletons were originally developed for military or industrial use, rehabilitation and assisting elderly-people applications have been recently became one of the most active research fields, this is as a result of the aging-society phenomenon in developed countries.

In rehabilitation applications, the exoskeleton must be first of all safe for the user, and secondly offers a compatible human-like motion control.

Regarding the user's safety issue, a possible way is to consider it during the mechanical design of the exoskeleton and its actuation system. The recent development of compliant actuators can be an efficient solution for building a safe exoskeleton. An example of compliant actuators is the series elastic actuators (SEA) [Pratt et Williamson, 1995], which have the advantage of offering shock tolerance thanks to intrinsic elastic elements such as springs, low inertia and a better force control than the conventional rigid actuators. A SEA actuator-based exoskeleton [Veneman *et al.*, 2007] have shown satisfying and promising results. The two main limitations of SEA actuators regarding the user's safety are : I)- limited torque bandwidth, II)- the energy is stored in the spring and that would be dangerous for the user. To overcome those limitations, an actuator based on magnetorheological (MR) fluid [Fauteux *et al.*, 2010] has been developed in our laboratory. This actuator has a bigger torque bandwidth than a SEA and a damper effect. The damper effect of the MR

actuator is a very important feature, this is because contrary to a SAE, that uses a spring, MR actuator does not store energy.

Regarding the compatible human-like control issue, predicting the intended motion is foremost to assist the user and develop an efficient control algorithm. Using biological signals such as electroencephalogram (EEG) or electromyogram (EMG) is an efficient way to predict human motions, EEG signal have been used to control an exoskeleton [Noda *et al.*, 2012] for a limited range of motions (standing and sitting). However, EEG signals do not give an estimation of the required force to execute the motion and most of the time the motion is discontinuous. EMG-based control approach has been used for an exoskeleton for the arm [Gopura *et al.*, 2009], for a knee joint actuated orthosis [Hassani *et al.*, 2013], for an elbow powered exoskeleton [Lenzi *et al.*, 2012], and the well-known exoskeleton HAL [Hayashi *et al.*, 2005] also uses EMG as a motion source of information.

As the potential users in our study are elderly-people or a patient in the category C or D according to the classification of the American Spinal Cord Injury Association (ASIA), we opted for the EMG signals as a mean for predicting the user's intended motions. EMG signals are correlated to the muscle forces and they are therefore useful to assist the user.

Pattern recognition algorithm like neural network is one of the more used technique for extracting the motion from the EMG [Yang *et al.*, 2009]. The main problem of pattern recognition is that it is impossible to use it on all the limbs and the obtained motions are generally discontinuous [Jiang *et al.*, 2012]. Moreover, the training sessions are usually long and fatiguing for the user. Furthermore, in our case, we are interested in estimating the torque that are generated by the muscle. In [Jiang *et al.*, 2009], the authors use nonnegative matrix factorisation based method for extracting the force. Another method is NeuroMusculoSkeletal (NMS) modelling. NMS modelling is the representation of the muscle, kinematics and dynamics elements of the human body.

Different models for the human body have been proposed but the more well-known models for the upper body are presented in [Holzbaur *et al.*, 2005], while the models for the lower body are proposed in [Delp *et al.*, 1990]. EMG driven NMS model have already been used for the prediction of human motions [Sartori *et al.*, 2012a] and have shown encouraging results.

As the end goal is controlling an orthosis or an exoskeleton, a method that transforms the EMG signals into a torque or position is necessarily. We therefore opted for a NeuroMusculoSkeletal (NMS) model, the main advantages of NMS model are : I)- the obtained motion is continuous, II)- the model's parameters tuning requires shorter training sessions than a

pattern recognition based algorithm, III)- the model provides several interesting outputs such as torque, position velocity and acceleration, IV)- external forces and mechanisms can be easily incorporated into the model.

To evaluate the efficiency of MR actuator in rehabilitation, a proof-of-concept of one degree of freedom orthosis for the below has been developed, designed and built, surface electrodes are used to collect EMG signals and the control algorithm is based on a hybrid force-position control scheme and an optimized NMS model [Durandau et Suleiman, 2014], the main contributions in the paper are :

- It is the first time that the dual-differential rheological actuator [Fauteux *et al.*, 2010] has been used in rehabilitation applications, the experimental results are, however, promising.
- A unified framework for EMG signal processing and controlling an orthosis or an exoskeleton has been developed. This framework is based on OpenSim [Delp *et al.*, 2007] and Robotic Operating System (ROS) [Quigley *et al.*, 2009]. We plan to shortly release an Open Source package of the framework, this package is mainly intended for robotics and rehabilitation engineering communities.
- We conducted three-kind of experimentations on 5 subjects : EMG-based torque control, gravity compensation control and a combination of both algorithms. Moreover, several weights have been added at the wrist level of the orthosis to assess the ability of NMS model to efficiently and seamlessly incorporate external forces. Furthermore, a survey was filled by the subjects at the end of each experiment. The results are interesting and encouraging, the survey feedback pointed out a real advantage of a hybrid force-position control scheme that combines EMG-based torque control and gravity compensation control algorithms.

3.3 Unified framework

We have developed a unified framework for EMG signals processing and controlling an exoskeleton or a robotic orthosis. The framework integrates the NMS modeling using OpenSim Application Programming Interface (API) [Delp *et al.*, 2007] into ROS. It is worth to mention that OpenSim and ROS are well known and recognized frameworks for the robotics and biomechanics communities, however, up to our knowledge, they have been never integrated in the same framework. The framework will be soon available as an Open-Source package helping both research communities and bridging the gap between

OpenSim and ROS. For more details on the framework, refer to [Durandau et Suleiman, 2014].

3.3.1 EMG Pre-Processing

The EMG signals pre-processing consists of full wave rectification followed by a low-pass Butterworth fifth order filter with a cutoff frequency at 15 Hz. The post-filtered data of each muscle are then normalized by the maximum value of all the dataset.

After normalization, the EMG is passed into a sigmoid function (Figure C.4) which amplifies the EMG signals with small amplitude, those signals contain a lot of information regarding slow motions.

$$y = \begin{cases} \frac{\tan(\frac{x}{0.07})}{14} + 2 & \text{if } 0 \leq x \leq 0.1 \\ \frac{\log(\frac{x}{0.095})}{10} + 1 & \text{if } x > 0.1 \end{cases} \quad (3.1)$$

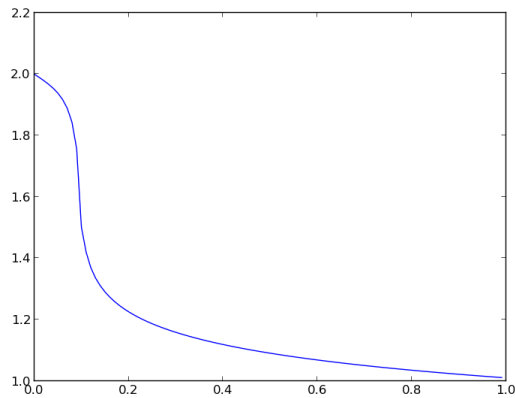


Figure 3.1 **Sigmoid Function** : The EMG signals with small amplitude are multiplied by a gain of 2 and those with large amplitude are unchanged.

3.3.2 NMS Model

As our experiments are conducted on a single degree of freedom orthosis (elbow joint), a NMS model representing the right arm (Figure C.2) has been used. This model is a simplified model of [Holzbaur *et al.*, 2005] in which only the elbow joint can move, we also added stiffness at 175 and 0 degrees to imitate the natural upper and lower limits of the

elbow joint. The model consists of six muscles, the biceps brachii (BIC) (long and short head), the brachialis and the triceps brachii (TRI) (long, lateral and medial head) and only one degree of freedom (the elbow). The choice of this simplified model is a trade-off between the computation time and the output precision.

The scaling algorithm from OpenSim software is used to scale the NMS model in function of the subjects' body sizes. A scaling factor is therefore computed as the mean ratio between the lengths of the subject's arm segments (obtained by the motion capture system) and the lengths of the same segments in the NMS model.

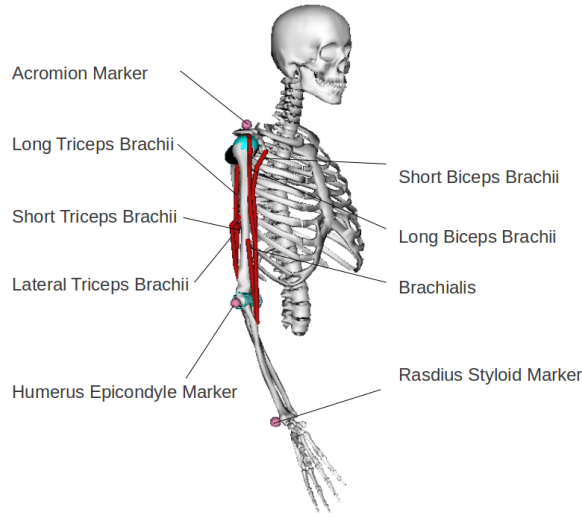


Figure 3.2 **Neuromusculoskeletal model representation on OpenSim :** The red segments stands for the muscles and the pink balls stands for the markers used by the motion capture system (screen captured from OpenSim GUI).

A Hill type muscle model is then implemented to transform the muscular excitation into force (Figure C.3). The tendon, which is represented by the SE element, is a nonlinear elastic element. Its corresponding force is $f_{SE}(L^T)$ where L^T is the length of the tendon, this force is developed according to the tendon force-length curve [Millard *et al.*, 2013; Thelen *et al.*, 2003]. The muscle is represented by two elements in parallel, which are a nonlinear elastic element and a contractile element.

From the third law of Newton we have :

$$(a_t f_{AL} f_V + f_{PE}) \cos \alpha - f_{SE} = 0 \quad (3.2)$$

where

- a_t is the activation dynamics of the muscle :

$$\frac{da_t}{dt} = \frac{u_t - a_t}{\omega(a_t, u_t)} \quad (3.3)$$

with u_t stands for the EMG signal after pre-processing and $\omega(a_t, u_t)$ is the activation time constant.

- $f_{PE}(L^M)$ is the force developed by the nonlinear elastic element of the muscle and it depends on the muscle length L^M .
- $f_{AL}(L^M)$ and $f_V(\dot{L}^M)$ are the forces developed by the contractile element. $f_{AL}(L^M)$ depends on the fiber length, and $f_V(\dot{L}^M)$ depends on the fiber velocity.

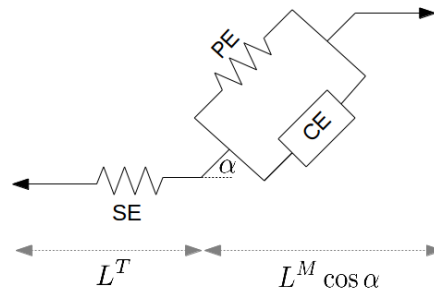


Figure 3.3 **Hills muscle model.** The muscle consists of three elements : a serie element (SE), a contractile element (CE) and a parallel element (PE), these elements are separated by a pennation angle α .

3.3.3 Forward Dynamics

To obtain the motion parameters (position, velocity and acceleration) generated by the muscle forces, one can use the second law of Newton :

$$\ddot{q}_t = [M(q_t)]^{-1} \{ \tau_m - C(q_t, \dot{q}_t) - G(q_t) + \tau_{ext} \} \quad (3.4)$$

where \ddot{q}_t is the generalized coordinate acceleration, τ_m is the moment of the muscle force, $C(q_t, \dot{q}_t)$ is the coriolis and centrifugal forces. $G(q_t)$ is the moment corresponding to the gravity acceleration, τ_{ext} is the moment representing the external force and $[M(q_t)]^{-1}$ is the inverse of the mass matrix.

The mass distribution of the subject's arm is tuned for each subject according to his arm morphology.

3.3.4 Optimizing NMS Model

The NMS model is subject to several sources of errors, e.g. the mass distribution of the subject arm or the muscle parameters, therefore an optimization phase is foremost to cope with the modelling errors. The objective function to be optimized is the root mean squared error (RMSE) between the angle of the elbow computed with the forward dynamics, $\theta_{FD}(X, t)$, and the angle of the elbow from the motion capture, $\theta_{MC}(t)$.

The objective function is given by :

$$\min_X \frac{1}{N} \sqrt{\sum_{t=1}^N (\theta_{FD}(X, t) - \theta_{MC}(t))^2} \quad (3.5)$$

The optimization parameters vector :

$$X = \begin{bmatrix} OFL \\ MIF \\ TSL \end{bmatrix}$$

where OFL is the muscle fiber length, MIF is the maximum isometric force, and TSL is the tendon slack length. The parameters have been constrained by the following inequalities :

$$0.40 \times MIF_{init} < MIF < 1.4 \times MIF_{init}$$

$$0.9 \times OFL_{init} < OFL < 1.1 \times OFL_{init}$$

$$TSL_{init} < TSL < 1.1 \times TSL_{init}$$

where \star_{init} is the initial value chosen from [Holzbaur *et al.*, 2005].

NOMAD (Nonlinear Optimization by Mesh Adaptive Direct Search) toolbox [Le Digabel, 2011] for blackbox optimization has been used, and an optimal solution of X that minimizes (C.6) is thus obtained.

3.4 Experimental System

To assess the proposed approach, a proof-of-concept of an orthosis for the elbow has been designed, developed and built (Figure 3.5 and Figure 3.6). The actuation system of the orthosis is based on the MR dual differential actuator, it is an improved version of [Fauteux *et al.*, 2010], in which the maximum torque has been significantly increased.

The actuator uses a servomotor as velocity source, two MR brakes, a differential mechanism and an electronic drive.

The control scheme of the MR dual differential actuator is represented in Figure 3.4. The servomotor is turning at a fixed speed while the desired output torque is guaranteed by controlling the current injected in the MR brakes.

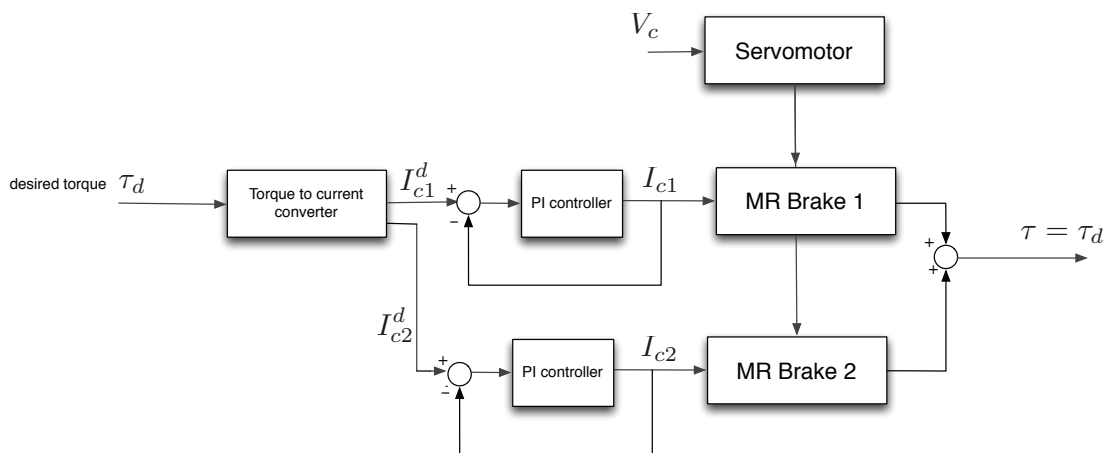


Figure 3.4 **Block diagram of the compliant actuator control algorithm** : The V_c is a fixed voltage, I_c is a current and PI is Proportional-Integral controller. The PI controller is implemented on a embedded system for real-time control and high speed closure.

The orthosis has also a torque and position sensors as well as two extensions on the handler for fixing different metal disks.

Since the output of the EMG processing algorithm is the torque provided by the elbow joint, we chose to use a hybrid position/torque control algorithm to control the orthosis.

The control algorithm consists of two components :

- Gravity compensation component : for rehabilitation purposes the patient is asked to perform several sequences of exercices with graduation of the exerted efforts and forces. The main purpose of this component is therefore changing the apparent weight of the orthosis from zero to full weight. The input of this algorithm is only the

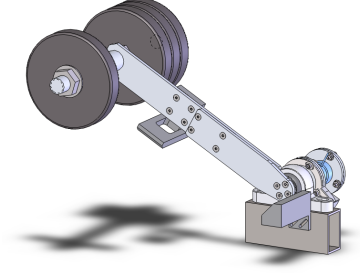


Figure 3.5 Snapshot of the elbow orthosis without the actuation system in SolidWorks.

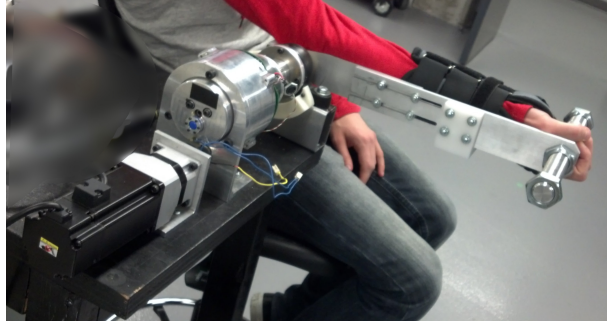


Figure 3.6 The developed orthosis attached to the subject's arm.

mass distribution of the orthosis and the position (angle value) of the elbow joint. Therefore, it is a position control algorithm.

- Torque control component : the main purpose of this algorithm is to assist the user in achieving the desired motion as it is predicted from EMG signals. The input of this algorithm is the acceleration, velocity and position of the elbow joint, which are estimated using a Kalman filter.

To estimate the velocity and acceleration of the elbow joint, we consider the following state space model :

$$\begin{bmatrix} \theta_k \\ \dot{\theta}_k \\ \ddot{\theta}_k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & T & \frac{T^2}{2} \\ 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \theta_{k-1} \\ \dot{\theta}_{k-1} \\ \ddot{\theta}_{k-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{T^3}{6} \\ \frac{T^2}{2} \\ T \end{bmatrix} \ddot{\theta}_k \quad (3.6)$$

where T is the sampling period, θ_k , $\dot{\theta}_k$ and $\ddot{\theta}_k$ are respectively the position, velocity and acceleration of the elbow joint at the instant kT . $\ddot{\theta}_k$ is the acceleration variation or the jerk of the elbow joint and is considered as the input of the model.

As the only available information is the position of the elbow joint (θ_k) thanks to a position encoder, the observation equation is formulated as follows :

$$Z_k = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \theta_k \\ \dot{\theta}_k \\ \ddot{\theta}_k \end{bmatrix} + v_k \quad (3.7)$$

v_k is the observation noise and considered to a Gaussian white noise with a covariance R , that means $v_k \sim N(0, R)$.

By defining the following parameters :

$$X_k = \begin{bmatrix} \theta_k \\ \dot{\theta}_k \\ \ddot{\theta}_k \end{bmatrix}, \quad F = \begin{bmatrix} 1 & T & \frac{T^2}{2} \\ 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad G = \begin{bmatrix} \frac{T^3}{6} \\ \frac{T^2}{2} \\ T \end{bmatrix} \quad (3.8)$$

$$H = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}, \quad \omega_k = G \ddot{\theta}_k$$

The linear system becomes :

$$\begin{aligned} X_k &= F X_{k-1} + \omega_k \\ Z_k &= H X_k + v_k \end{aligned} \quad (3.9)$$

ω_k is supposed to be a Gaussian white noise with a covariance Q and is independent from v_t , $\omega_k \sim N(0, Q)$. The relationship between Q and the jerk variance is given by :

$$Q = G G^T \sigma_{\dot{\theta}}^2 = \begin{bmatrix} \frac{T^6}{36} & \frac{T^5}{12} & \frac{T^4}{6} \\ \frac{T^5}{12} & \frac{T^4}{6} & \frac{T^3}{2} \\ \frac{T^4}{6} & \frac{T^3}{2} & T^2 \end{bmatrix} \sigma_{\dot{\theta}}^2 \quad (3.10)$$

The parameters R and $\sigma_{\dot{\theta}}$ are estimated using a trial and error scheme. A Kalman filter is then applied on the linear system (3.9) to obtain the state vector X_k .

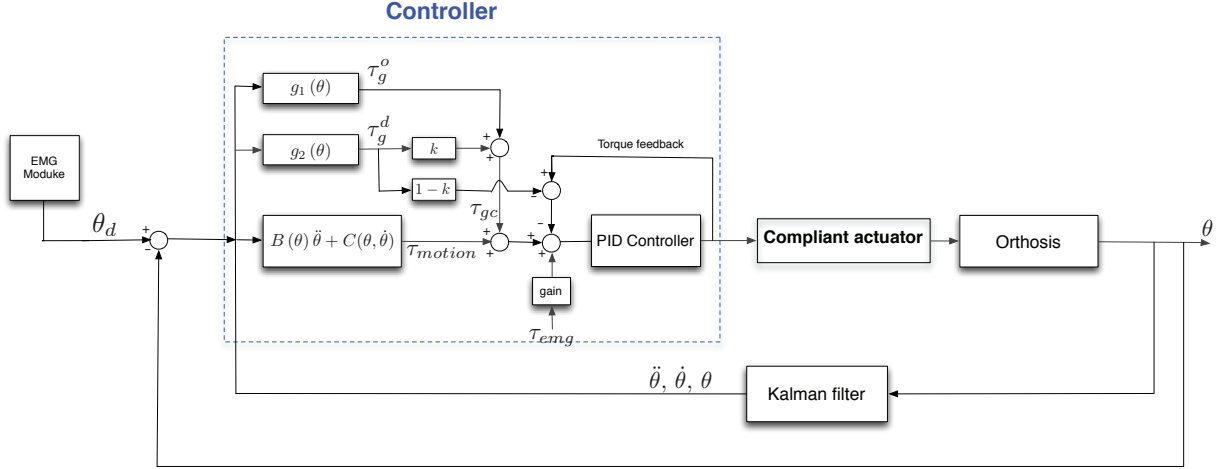


Figure 3.7 **Block diagram of the orthosis control algorithm** : The Gravity compensation (τ_{gc}) and torque control component (τ_{motion}) are implemented using ROS, the PID controller is implemented on an embedded system.

The dynamic equation of the orthosis is given by the following equation :

$$\underbrace{B(\theta)\ddot{\theta} + C(\theta, \dot{\theta})}_{\tau_{motion}} + \underbrace{g_1(\theta)}_{\tau_g^o} + \underbrace{g_2(\theta)}_{\tau_g^d} = \tau_{actuator} \quad (3.11)$$

The first term τ_{motion} in the above equation mainly depends on the motion (velocity and acceleration), which is related to the torque control component. The second and third terms τ_g^o and τ_g^d are, however, static and depend only on the position of the elbow, they are respectively related to the orthosis and to the additional metal disks weights.

The gravity compensation component (τ_{gc}) is defined as follows :

$$\tau_{gc} = \tau_g^o + k\tau_g^d, \text{ where } : 0 \leq k \leq 1 \quad (3.12)$$

It is clear from (3.12) that the exerted forces by the orthosis' user is modulated by the factor k . It is worth to mention that the external torque applied on the NMS model (τ_{ext} in Eq. (3.4)) is equal to $(1 - k)\tau_g^d$.

Finally, a PID controller is used to control of the MR actuator. This controller are implemented on a embedded system for real-time control and high speed closure.

3.5 Experimental Protocol

The following experiments have been carried out on five male students aged between 23 to 27 years. The experimental protocol consists of firstly conducting experiments to create datasets of EMG signals for each subject by performing some predefined movements without the orthosis, secondly a series of experiments with the orthosis is carried out.

3.5.1 Data Acquisition and Optimization

Before the experimentation on the orthosis, the NMS model have to be optimized with a dataset of the subject movements. The dataset is composed of EMG signals and the motion capture data that are associated to predefined set of movements.

The placement of the EMG electrodes is shown in Figure C.5.

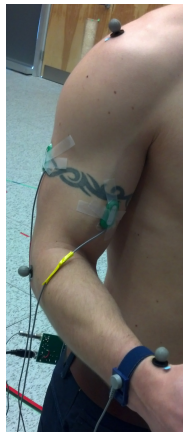


Figure 3.8 **Electrode positioning.** The EMG signals are recorded from two positions, one for the biceps muscle groups and the other for the triceps muscle groups .

Using EMG surface electrodes, we collected EMG signals from the two muscle groups, which are the biceps and the triceps groups. Three motion capture markers were positioned on the elbow, shoulder and the wrist.

The first motion capture dataset was a static to scale the arm length of the NMS model according to the subject's arm lengths. Then, the second dataset was flexion-extension movements of the elbow with the shoulder blocked. The main purpose of the latter dataset is to estimate the maximum voluntary contraction of the biceps and the triceps muscles. For more details on the data acquisition and NMS model optimization refer to [Durandau et Suleiman, 2014].

3.5.2 Real Time Experimentation

The angle range of the orthosis elbow joint is limited between 50 and 150 degrees for security purpose and an emergency stop will shutdown the MR actuator as an additional security measure has been also added.

As a result, the angle range of the elbow joint in NMS model has been limited to the above-mentioned limits and the shoulder joint has been blocked. During the experiments with the orthosis, the EMG electrodes were placed on the same spots as in Figure C.5.

Six experiments have been carried out :

1. Test 1 : Flexion-extension of the elbow with the gravity compensation and the EMG modules deactivated.
2. Test 2 : Flexion-extension of the elbow with the gravity compensation module activated and the EMG module deactivated.
3. Test 3 : Flexion-extension of the elbow with the gravity compensation module deactivated and the EMG module activated.
4. Test 4 : Flexion-extension of the elbow with both the gravity compensation and the EMG modules activated.
5. Test 5 : Flexion-extension of the elbow both the gravity compensation and the EMG modules activated, and metal disks of a total of 2.3 kg were attached at the wrist level of the orthosis. The factor k in (3.12) has been set to 0 to stimulate the muscles and validate the NMS model.
6. Test 6 : Similar to Test 5, however, the weight of the metal disks has been increased to 4.6 kg.

At the end of each test, the subject were asked to fill out a survey to evaluate the test difficulty on a scale from one to ten, where one designs the most difficult and ten for the easiest to accomplish.

The tests are divided into two groups, and the evaluation of the test difficulty is associated to each group :

- **Groupe 1** : it regroups Tests 1, 2, 3 and 4. Test 1 is referential test as the modules of gravity compensation and EMG processing are deactivated. The purpose of Test 2 is to evaluate the performance of the gravity compensation algorithm. Test 3 is designed for testing the EMG processing and the level of assistance as well as the stability

of the assistance. In Test 4 the gravity compensation and the EMG processing are both activated, the main purpose of Test 4 is to compare the assistance level in this test with respect to Test 1, 2 and 3.

- **Groupe 2** : it regroups Tests 5 and 6. The main purpose of these tests is to evaluate if the external forces can be efficiently compensated by the NMS model and the EMG processing module.

3.6 Experimental Results

The histograms 3.9, 3.10, 3.11 and 3.12 show the satisfaction levels given by the participants for the five experiment.

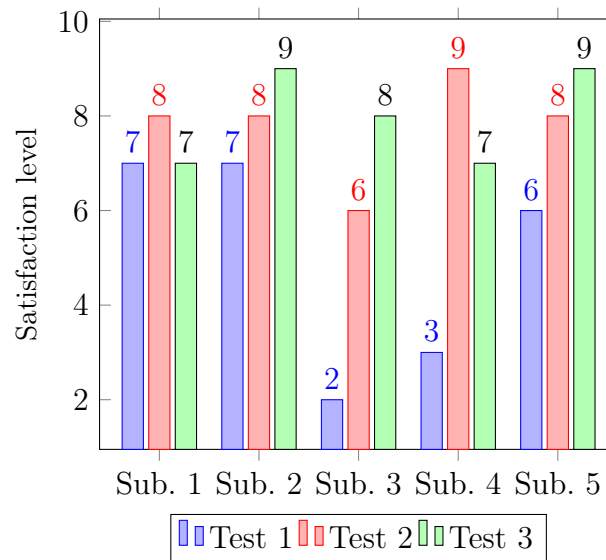


Figure 3.9 **Histogram of the survey results for Tests 1 to 3** : The satisfaction level is between 1 to 10, where 1 for unsatisfied and 10 for fully satisfied.

In the survey, the participants can add remarks and comments about their perception of the experiment.

The main participants comments are :

- For Test 1 : the main comment deals with the resistance that the participants felt during the experiment, this is mainly due to the damping effect of the MR actuator.
- For Test 2 : the participants pointed out that they had no difficulty for lifting the orthosis. However, some participants mentioned that when they did a quick lift, a force was exerted against them.

- For Test 3 : the majority of participants commented that the exoskeleton was more sensitive and the movement was more natural.
- For Test 4 : the majority of participants pointed out that the orthosis assistance increases with the gain, however the movement becomes jerky with high gain.
- For Test 5 : Similarly to Test 4, the assistance increases with the gain, however the movement becomes jerky with high gain.
- For Test 6 : the participants gave the same comments as Test 5, however they also said that the gain of 0.5 did not provide enough assistance.

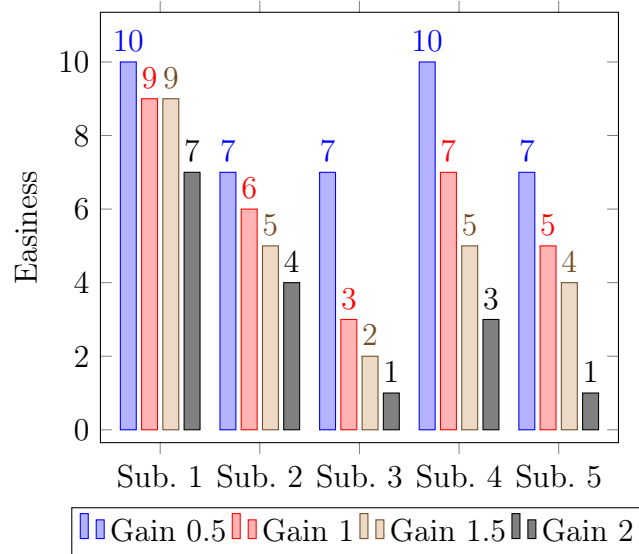


Figure 3.10 **Results of the survey for Test 4** : The easiness level is between 1 to 10, where 1 the most tough and 10 for the easiest. The gain of the EMG torque (τ_{emg}) was multiplied with a gain of 0.5, 1, 1.5 and 2 (a gain of 0 corresponds to Test 2).

Figures 3.13, 3.14a, 3.15a and 3.16a, show the rectified EMG and the angle of the elbow. In all experiments except the first one, the MR actuator added noise to the measured EMG signals due to its electromagnetic field, therefore this noise has been filtered out before processing the EMG signals.

Figures 3.14b, 3.15b and 3.16b show the measured torque from the orthosis torque sensor, the torque from the gravity compensation algorithm and the computed torque from the EMG processing module.

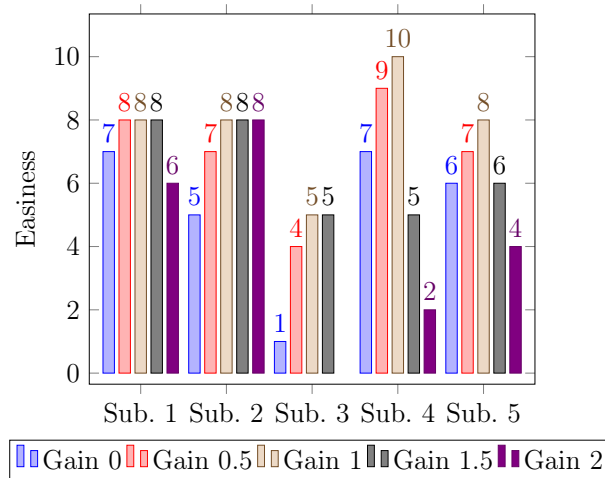


Figure 3.11 **Results of the survey for Test 5** : The easiness level is between 1 to 10, where 1 the most tough and 10 for the easiest. The gain of the EMG torque (τ_{emg}) was multiplied with a gain of 0, 0.5, 1, 1.5 and 2. This test was carried out with disk metals of 2.3 kg. The value for subject 3 on gain 2 is blank because the subject did not want to test with a gain of 2.

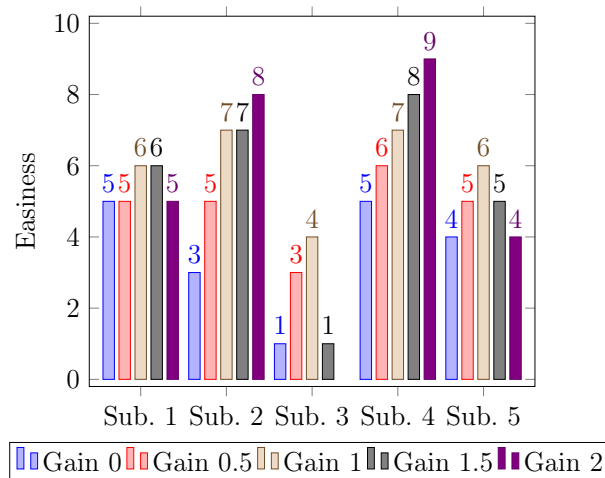


Figure 3.12 **Results of the survey for Test 6** : The easiness level is between 1 to 10, where 1 the most tough and 10 for the easiest. The gain of the EMG torque (τ_{emg}) was multiplied with a gain of 0, 0.5, 1, 1.5 and 2. This test was carried out with disk metals of 4.6 kg. The value for subject 3 on gain 2 is blank because the subject did not want to test with a gain of 2.

3.7 Discussion

From Histogram 3.9, one can conclude that by combining the gravity and the EMG compensation modules the orthosis motion became more natural and the participants perceived a significant benefit while interacting with the orthosis.

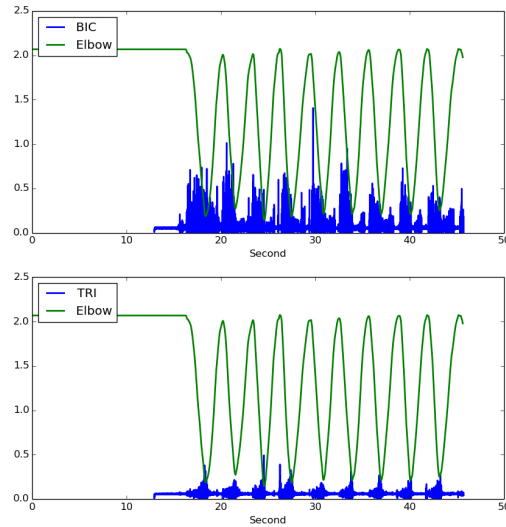
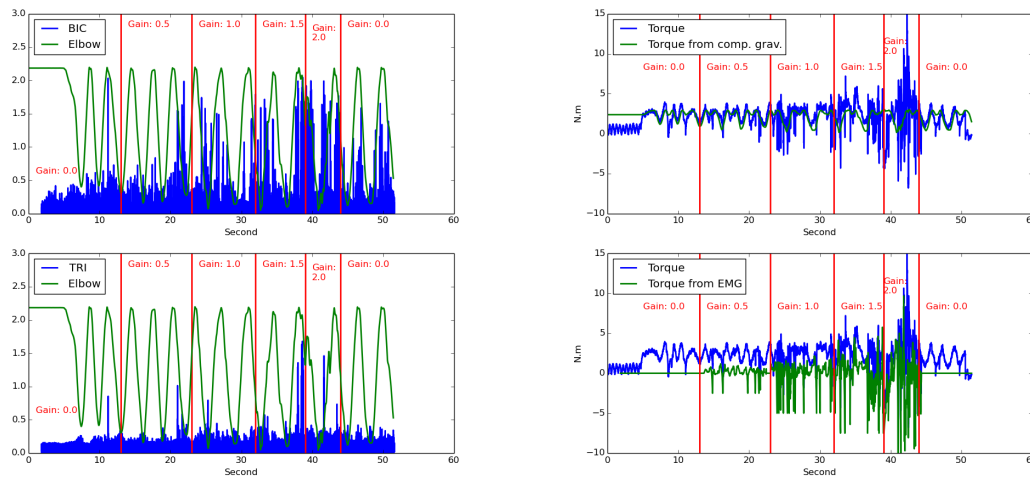


Figure 3.13 Example : Rectified EMG signals (BIC and TRI groups) and the angle of the elbow for Test 1 measured for participant 1. The EMG signals are in volts and the angle in radian.

Histogram 3.10 points out that the participants preferred the lowest gain of 0.5. This result is coherent with the plots in Figure 3.14a, where it can be easily figured out that the EMG amplitude for gain 0.5 is smaller than the EMG amplitudes for other gains. With gain higher than 1, the participants reported that they are unsatisfied with the orthosis assistance, and some of them had the feeling of not fully control the orthosis.

According to Histogram 3.11, the participants preferred a gain of 1. This result shows that with the assistance of the EMG the task was much more easier. One participant pointed out that the task became easier while increasing the gain, however the orthosis became more difficult to control. Figure 3.15a shows that the EMG amplitude is lower for the gain of 2.0, on the other hand, as it can be also seen in Figure 3.15b, the gain of 2 add more force and the applied torque become jerky, that explains why the participants preferred a lower gain.

Histogram 3.12 shows that with a high weight some participants preferred to have more assistance and less control of the orthosis, however the others preferred to keep control the orthosis with less assistance. Figure 3.16a points out that the overall amplitude of the torque from the EMG module (τ_{emg}) significantly increased in comparison with the results of Test 5, moreover, Figure 3.15b shows that the EMG have an important influence on the assistance level provided by the orthosis.



(a) Example : Plot of the rectified EMG activities (BIC and TRI group) in volt and the angles of the elbow in radians for Test 4. In this test, the gravity compensation and the EMG processing modules were activated and the gain is between 0 to 2.

(b) Example : Plot of the torques from the orthosis torque sensor, from the gravity compensation algorithm and from the EMG processing module.

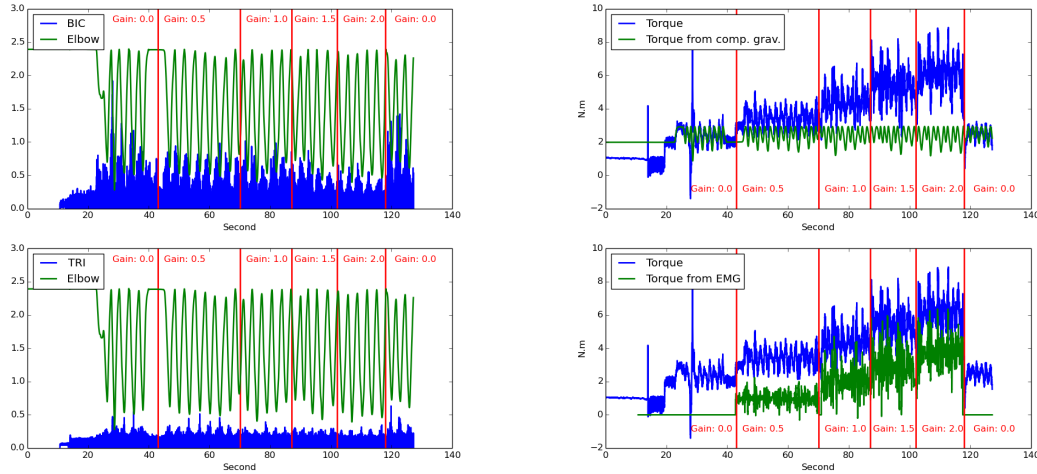
Figure 3.14 Results for Test 4

3.8 Conclusion

In this paper, a proof-of-concept of one degree of freedom orthosis has been designed, developed and built. Our control algorithm uses informations from the orthosis sensors (position and torque) as well as EMG signals from the user's arm using surface electrodes. We proposed an efficient EMG signal processing algorithm that is based on a neuromusculoskeletal model, OpenSim framework and an appropriate control algorithm of the orthosis using ROS framework. It is worth to mention that the developed ROS interface for OpenSim is general enough to be used for more complex orthosis or exoskeletons.

The experimental study revealed that the users perceived a significant improvement by combing EMG signals informations and a hybrid position/torque based control algorithm. Moreover, the neuromusculoskeletal model is the most appropriate solution for a general use of the orthosis and carrying a variety of different loads.

Finally, there is still room for improvement, mainly regarding the computational efficiency of the EMG processing algorithm. A possible solution would be using a multidimensional b-spline as proposed in [Sartori *et al.*, 2012c].



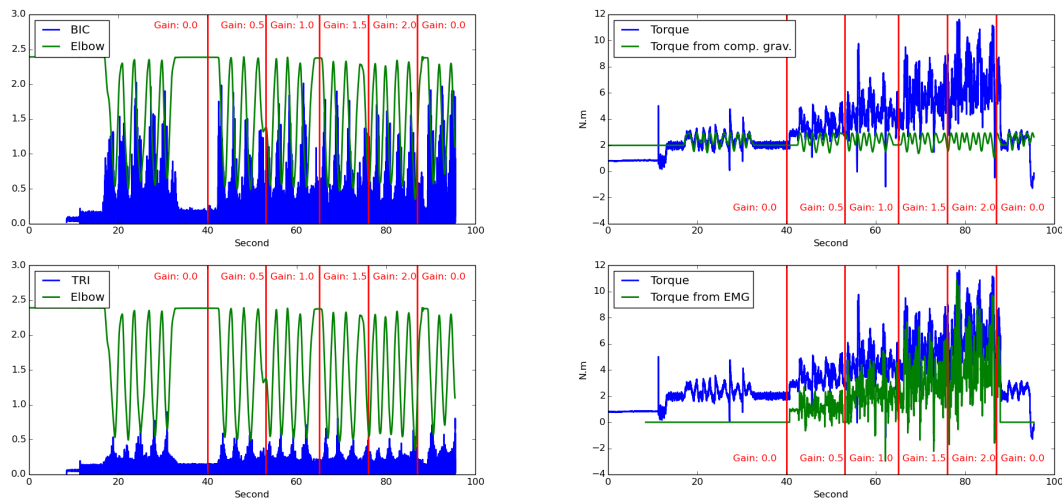
(a) Example : Plot of the rectified EMG activities (BIC and TRI group) in volt and the angles of the elbow in radians for Test 5. In this test, an additional metal disks of 2.3 kg were attached at the wrist level of the orthosis, and the gravity compensation and the EMG processing modules were activated.

(b) Example : Plot of the torques from the orthosis torque sensor, from the gravity compensation algorithm and from the EMG processing module.

Figure 3.15 Results for Test 5

Acknowledgment

This research is supported by a discovery grant (Wael Suleiman) from the Natural Sciences and Engineering Research Council of Canada (NSERC) and partially by INTER, Ingénierie de Technologies Interactives en Réadaptation, a FRQ-NT research cluster. We also thank Joel Viau for the discussions regarding the compliant actuator.



(a) Example : Plot of the rectified EMG activities (BIC and TRI group) in volt and the angles of the elbow in radians for Test 6. In this test, an additional metal disks of 4.6 kg were attached at the wrist level of the orthosis, and the gravity compensation and the EMG processing modules were activated.

(b) Example : Plot of the torques from the orthosis torque sensor, from the gravity compensation algorithm and from the EMG processing module.

Figure 3.16 Results for Test 6

CHAPITRE 4

RÉALISATION

4.1 CARTE D'ACQUISITION

Pour tester l'algorithme en temps réel, un système de capture d'EMG compatible avec ROS était nécessaire. Malheureusement, le prix de ces systèmes était prohibitif et de plus les interfaces informatiques de ces systèmes sont souvent seulement compatibles avec des logiciels propriétaires et dans la plupart du temps disponible pour Windows seulement. Nous avons donc choisi de créer notre propre système.

Notre système s'appuie sur une carte de développement avec un convertisseur analogique-numérique delta sigma 16 bits et un microcontrôleur. Une carte fille ayant les connecteurs nécessaires pour brancher les électrodes a aussi été créée. Finalement, une interface compatible avec Linux et ROS a aussi été développée en utilisant la librairie LibUSB.

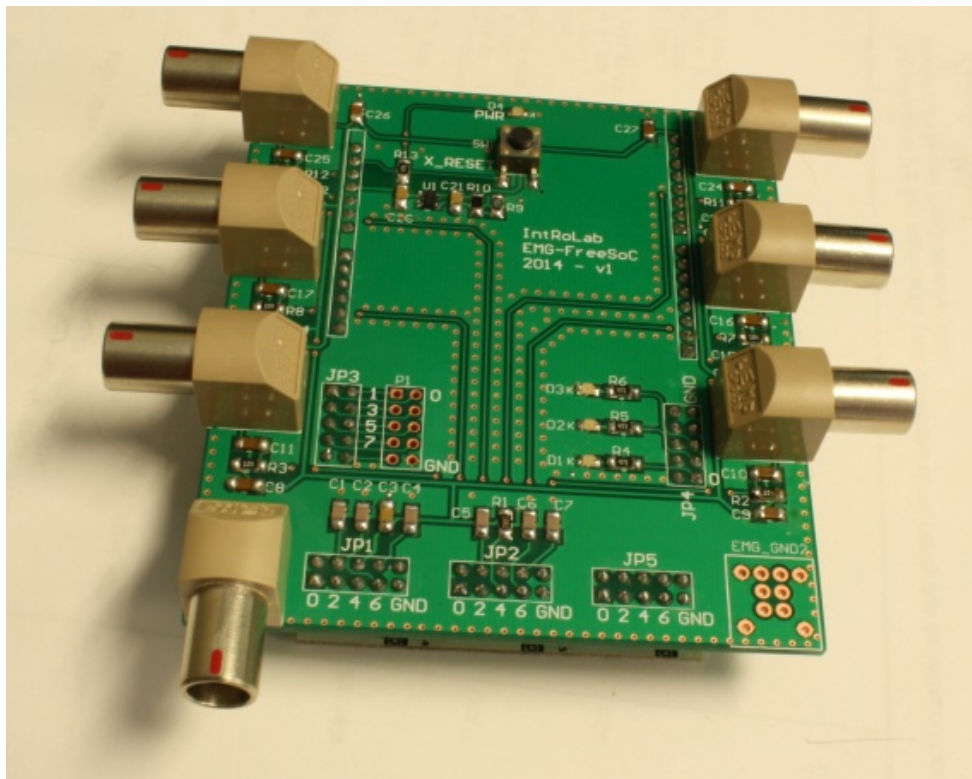


Figure 4.1 **Carte d'acquisition d'EMG.** La carte utilise une carte de développement Freesoc et une carte fille pour les connexions avec les électrodes.

4.2 INTERFACE GRAPHIQUE

Pour faciliter l'utilisation de l'algorithme de traitements des EMG et de contrôle de l'exosquelette, une interface graphique pour les EMG et l'exosquelette a été développée en utilisant le langage Python. De plus, l'interface est aussi utilisée pour faciliter le débogage du positionnement des électrodes, des capteurs, des PID, du prétraitement des EMG et plus encore.

CHAPITRE 5

CONCLUSION

Cette maîtrise a montré la possibilité de contrôler un exosquelette grâce aux signaux EMG et les avantages de l'utilisation d'un contrôle en force par rapport à un contrôle en position qui est classiquement utilisé en robotique.

Ce projet n'a été que la première pierre pour le contrôle d'un exosquelette utilisant les EMG. Un système de traitement en temps réel utilisant les EMG a été développé pour le coude ainsi que la chaîne complète de contrôle pour un exosquelette sous ROS comprenant un module d'acquisition externe à l'ordinateur avec des électrodes pour EMG de surface compatible ROS, un pré-traitement des EMG, un algorithme de contrôle de l'exosquelette, une compensation de gravité dynamique et un filtre de Kalman pour le capteur de position. De plus, pour améliorer le traitement des EMG par un modèle NMS, une optimisation de ce modèle a été conçue.

Il reste encore de nombreuses améliorations possibles. La principale est l'amélioration du temps de traitement des EMG. En effet, dans notre cas nous sommes à la limite du temps réel avec six muscles modélisés. Une deuxième amélioration est l'amélioration du pré-traitement à l'aide de matrices d'électrodes qui sont plus simple à placer que de simples électrodes. Troisièmement, il serait intéressant de fermer la boucle pour le traitement des EMG sur la position pour améliorer et corriger la sortie de l'algorithme. Finalement, il serait pratique d'ajouter une optimisation en temps réel pendant l'utilisation de l'exosquelette pour faire évoluer le modèle au fur et à mesure et aussi réduire le temps d'optimisation hors-ligne.

Les expérimentations effectuées l'ont été que pour un exosquelette d'un degré de liberté. Un exosquelette de plusieurs degrés de liberté devrait présenter de nombreuses difficultés que ce soit sur le temps de calcul et de nouveaux algorithmes à mettre en place ou à mettre à niveau seront nécessaires.

ANNEXE A

QUESTIONNAIRE POUR ARTICLE DE JOURNAL

Questionnaire sur les tests de l'orthèse

Guillaume Durandau

Directeur de recherche : Prof. Wael Suleiman

Nom du participant:

Université de Sherbrooke - Introlab

23 décembre 2014

Questionnaire : Exosquelette et EMG

Par Guillaume Durandau et Wael Suleiman

Noter les expérience de de 1 à 10.

Expérience 1 : Sans poids, sans compensation de gravité et sans EMG.

.....

Expérience 2 : Sans poids, sans EMG et avec compensation de gravité.

.....

Expérience 3 : Sans poids, sans compensation de gravité et avec EMG.

.....

Expérience 4 : Sans poids, avec EMG et avec compensation de gravité.

Gain de :

Gain de :

Gain de :

Gain de :

Expérience 5 : Avec un poids de 2.3 Kg, avec EMG et avec compensation de gravité.

Gain de :

Gain de :

Gain de :

Gain de :

Expérience 6 : Avec un poids de 4.6 Kg, avec EMG et avec compensation de gravité.

Gain de :

Gain de :

Gain de :

Gain de :

ANNEXE B

PROTOCOLE DE TEST EMG POUR ARTICLE DE CONFÉRENCE

Protocol de test EMG

Guillaume Durandau

Directeur de recherche : Wael Suleiman

Université de Sherbrooke - Introlab

27 novembre 2012

0.1 Capture à réaliser

Les capture à réaliser, si possible, sont des captures EMG de surface, captures de mouvement et captures vidéo.

0.2 Placement des marqueurs pour la capture de mouvement

le premier marqueur est situé sur l'acromion (Figure 1.d), le deuxième marqueur est situé sur l'humérus épicondyle latéral (Figure 1.e) et le dernier marqueur est situé sur le radius styloïde (Figure 1.f).

0.3 Placement des électrodes EMG de surface

D'après les recommandation de la Seniam [1], pour le coude trois emplacement sont possible Biceps Brachii (court et long) (Figure 2), Triceps Brachii long (figure 3) et Triceps Brachii (court) (Figure 4). Le triceps Brachii lateral et le Brachial sont situées sous d'autres muscle et ne peuvent donc pas être enregistrées a l'aide d'EMG de surface.

L'électrode du Biceps Brachii est située à $\frac{1}{3}$ en partant du bas sur la ligne située entre l'acromion et la fosse coronoïdienne (Figure 2). L'électrode du Triceps Brachii long est située à $\frac{1}{2}$ sur la ligne située entre l'acromion et l'olécrâne (Figure 3). L'électrode du Biceps Brachii latéral est située au même endroit que l'électrode du Triceps Brachii long avec un décalage de deux doigts (Figure 4).

0.4 Mouvements à réaliser

1. – Position initial (repos).
 - Extension maximum en supination.
 - Position initial (repos).
 - Flexion maximum en supination.
 - Position initial (repos).
2. – Position initial (repos).
 - Extension maximum en supination avec co-contraction faible.
 - Position initial (repos).
3. – Position initial (repos).
 - Extension maximum en supination avec co-contraction moyenne.
 - Position initial (repos).
4. – Position initial (repos).
 - Extension maximum en supination avec co-contraction forte.
 - Position initial (repos).
5. – Position initial (repos).
 - Flexion $\frac{1}{5}$ en supination.
 - Position initial (repos).
 - Flexion $\frac{2}{5}$ en supination.
 - Position initial (repos).
 - Flexion $\frac{3}{5}$ en supination.
 - Position initial (repos).
 - Flexion $\frac{4}{5}$ en supination.

- Position initial (repos).
6. - Position initial (repos).
 - Flexion $\frac{1}{2}$ en supination à faible vitesse.
 - Position initial (repos).
 - Flexion maximum en supination à faible vitesse.
 - Position initial (repos).
 7. - Position initial (repos).
 - Flexion $\frac{1}{2}$ en supination à vitesse moyenne.
 - Position initial (repos).
 - Flexion maximum en supination à vitesse moyenne.
 - Position initial (repos).
 8. - Position initial (repos).
 - Flexion $\frac{1}{2}$ en supination à vitesse maximum.
 - Position initial (repos).
 - Flexion maximum en supination à vitesse maximum.
 - Position initial (repos).

Les mouvements devront être, si possible, réalisés entre trois et cinq fois.

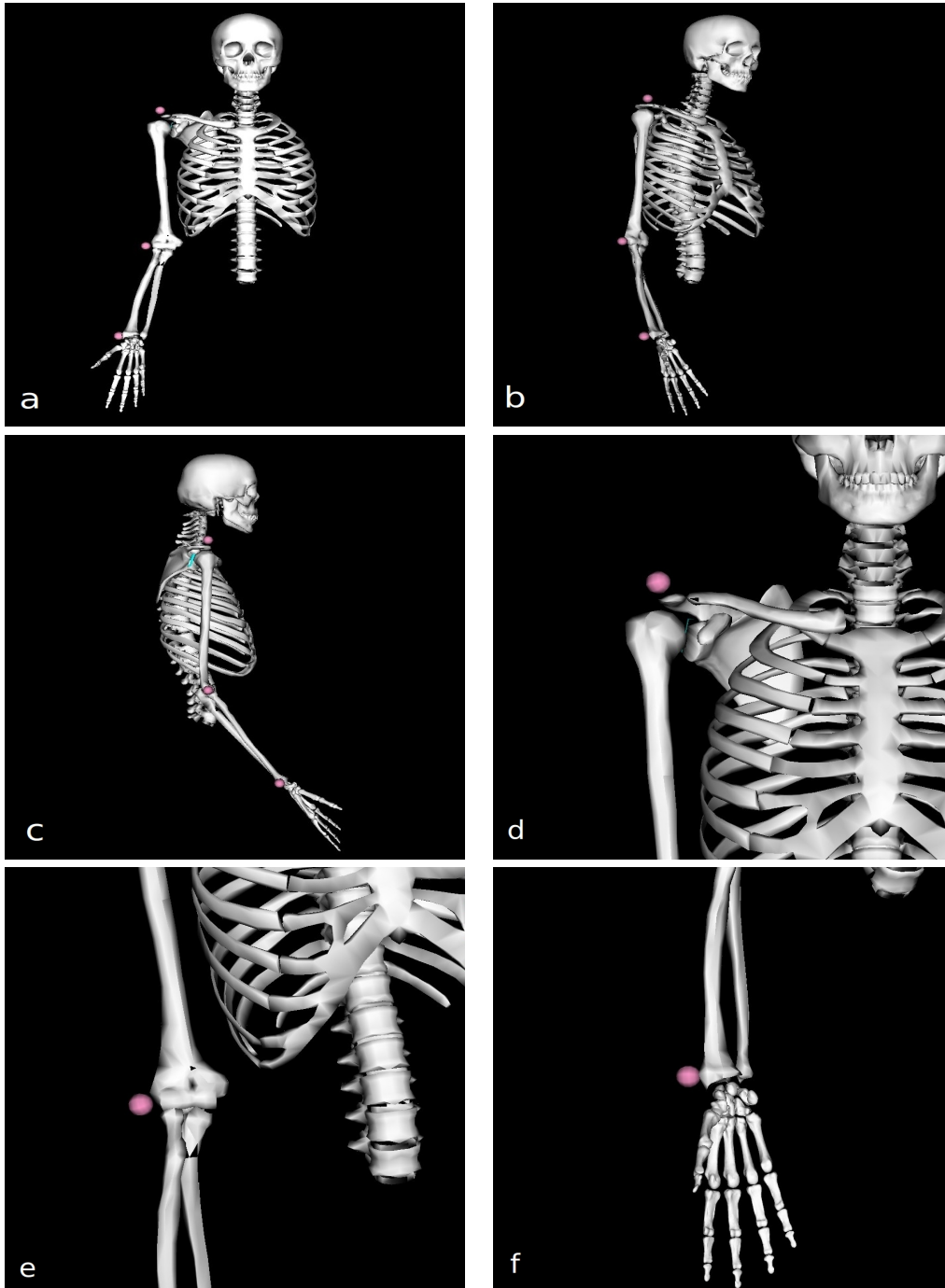


FIGURE 1 – Placement des marqueurs

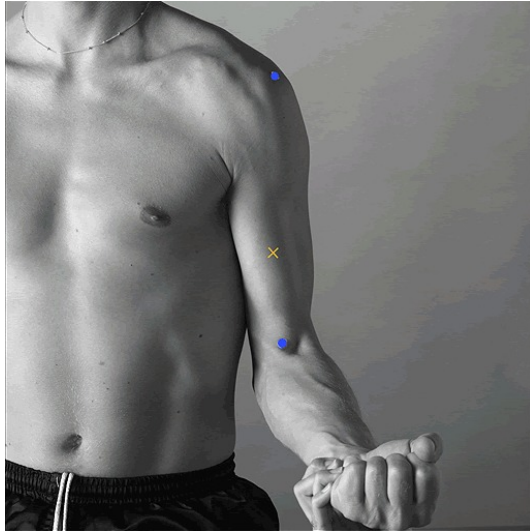


FIGURE 2 – Placements pour le Biceps Brachii (court et long) (image de [1]).

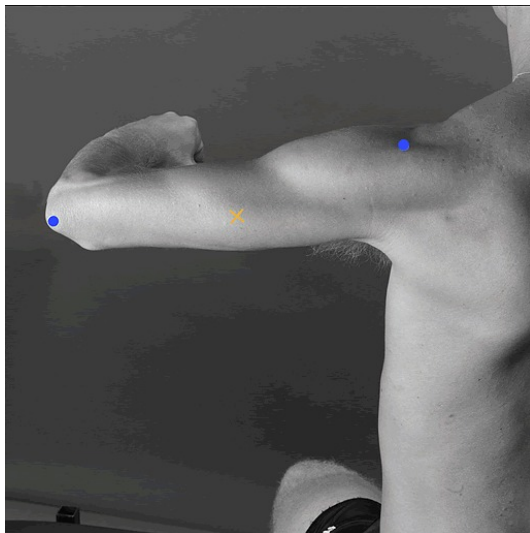


FIGURE 3 – Placements pour le Triceps Brachii (long) (image de [1]).

ANNEXE C

VERS LA CRÉATION D'UN OUTILS INFORMATIQUE POUR LE TRAITEMENTS DES EMG ET LE CONTRÔLE D'EXOSQUELETTE

Auteurs :

- Guillaume Durandau : Étudiant à la maîtrise, Université de Sherbrooke, Faculté de génie, Département de génie électrique et de génie informatique.
- Wael Suleiman : Professeur, Laboratoire de robotique intelligente, interactive, intégrée et interdisciplinaire (IntRoLab), Université de Sherbrooke, Faculté de génie, Département de génie électrique et de génie informatique.

Accepté le 28 février 2014 pour la conférence CRV2014, Computer Robot Vision 2014.

Adresse url :

<http://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=6816856>

Le titre en anglais est : Toward a Unified Framework for EMG Signals Processing and Controlling an Exoskeleton.

La contribution de cet article est de réaliser une preuve de concept pour le traitement des EMG ayant pour but le contrôle d'un exosquelette et utilisant un modèle NMS du bras après optimisation. Des expérimentations sont aussi réalisé sur des utilisateurs.

Résumé :

Dans cet article, nous présentons une méthode de contrôle pour système robotique utilisant les EMG. Les EMG sont analysés utilisant un modèle NMS qui représente les os et les muscles du corps humain. Le modèle NMS a l'avantage de pouvoir ajouter des forces extérieures durant le traitements sans changer les paramètres initiaux ce qui très utile pour le contrôle d'exosquelette. Cet algorithme a été validé à travers des expérimentations consistant en bougeant librement le coude ou encore en soulevant différent poids. Les résultats de l'algorithme a ensuite été comparé avec des données obtenue grâce à la méthode de capture de mouvement. Les résultats montrent l'efficacité de nôtres système pour la prédiction du mouvement utilisant seulement les EMG.

C.1 Abstract

In this paper, we present a control method of robotic system using electromyography (EMG) signals collected by surface EMG electrodes. The EMG signals are analyzed using a neuromusculoskeletal (NMS) model that represents the muscle and the skeleton of the

body. It has the advantage of adding external forces to the model without changing the initial parameters which is particularly useful for the control of exoskeletons. The algorithm has been validated through experiments consisting of moving only the elbow joint freely or while handling a barbell having various sets of loads. The results of our algorithm are then compared to the motions obtained by a motion capture system during the same session. The comparison points out the efficiency of our algorithm for predicting and estimating the arm motion using only EMG signals.

C.2 Introduction

The presented work is related to a research project addressing the design, the development and building an exoskeleton for rehabilitation purpose. Better control for the exoskeleton can be achieved if the intended motion and its force are known by the control algorithm. With these informations, a compliant and safer system can be developed.

The prediction of intended motions for the control of robotic system has been studied by many researchers. Numerous methods has been published, for instance direct cortical control [Velliste *et al.*, 2008], targeted reinnervation [Kuiken *et al.*, 2007], motion capture [Dasgupta et Nakamura, 1999] or haptic control [Lee *et al.*, 2002]. In this study, we focus on the use of Electromyography (EMG) signals. These signals are electric signals sent by the moto-neurone to the muscle fibers. They are composed of primal motifs that are sent at a certain frequency which is proportional to the developed forces by the muscles.

The main technique used for generating a motion from EMG signals is the pattern recognition algorithm [Yang *et al.*, 2009]. The main problem of pattern recognition is that it is impossible to use it on all the limbs and the obtained motions are generally discontinuous [Jiang *et al.*, 2012]. A method based on nonnegative matrix factorisation (NMF) is proposed in [Jiang *et al.*, 2009] for extracting the joint forces. Other methods have been also used, such as Support Vector Machine (SVM), feed forward neural network and locally weighted projection regression [Castellini et van der Smagt, 2009]. The main problem of these methods that they need a long training period and they cannot be daily adapted to cope with model modifications such as lifting an object.

To solve the above-mentioned discontinuous problem as well as model modifications, one can use a musculoskeletal model which is a bio-inspired model of human's muscles and skeleton. The muscle model has been described for the first time by Hill model [Hill, 1938] in 1938. Several researchers have suggested afterward improvements to Hill model and proposed their own models, such as the Schutte model [Schutte *et al.*, 1993], Thelen model [Thelen *et al.*, 2003], Giat model [Giat *et al.*, 1994], Cheng model [Cheng *et al.*, 2000] and Millard model [Millard *et al.*, 2013]. The input and output of the muscle model are respectively the EMG signal and the force of the muscle. To compute a joint's torque, a skeletal model of the corresponding limb is needed. For the upper body, A well-known model for the upper body is presented in [Holzbaur *et al.*, 2005], while the model for the lower body is proposed in [Delp *et al.*, 1990]. EMG driven musculoskeletal model have already been used for the prediction of human motions [Koo et Mak, 2005] and have shown good results. The musculoskeletal models have multiple dampers and non-linear elements

which increase the computation time depending on the complexity of the muscular or the skeleton model. Some compromises can be made on the muscular model [Sartori *et al.*, 2012b] for speeding up the processing time.

We have chosen the neuromusculoskeletal model because : (I) it provides a continuous motion, which is a required feature of the exoskeleton controller, (II) it needs less computation, training and optimization than neural networks, and (III) external forces or loads can easily be added to the model that is very useful in the case of an exoskeleton or a prosthesis.

A pre-processing of the EMG signal is generally required to extract the signal envelope. The simplest and most used method is the full wave rectification, filtering and normalisation of the EMG raw signal [Raison *et al.*, 2011], [Fukuda *et al.*, 2003], [Sartori *et al.*, 2012b]. The RMS (Root Mean Square) value can also be used instead of filtering [Gopura *et al.*, 2009]. Other method based on advanced signal processing for extracting the envelope have been also proposed, such as Bayesian filtering [Sanger, 2007], Whitening [Clancy *et al.*, 2002] and Fractal indicator [Ravier *et al.*, 2005]. However, the last method has been only tested on static motions.

The main contribution of the paper is proposing a unified framework for EMG signal processing as well as controlling an exoskeleton. The proposed framework is built upon ROS (Robot Operating System) which becomes the standard middleware to control robotic systems. That means the developed framework can be used by a wide range of exoskeletons and prosthesis.

C.3 Proposed Method

The main blocs in our EMG processing procedure are :

- Bloc 1 : pre-processing of the EMG signals to extract the signal envelope.
- Bloc 2 : computing the forward dynamic of the musculoskeletal model using the OpenSim [Delp *et al.*, 2007] API for Linux and the pre-processed EMG signals from Bloc 1.
- Bloc 3 : an optimization procedure of the subject parameters (muscle and skeleton parameters), the main purpose of this bloc is enhancing the performance of the NMS model.

The three blocs are implemented within the framework ROS, and the architecture is adapted for controlling an exoskeleton in the future. The ROS architecture consists mainly of 3 nodes which are : USB driver node, EMG signal processing node and forward dynamics node.

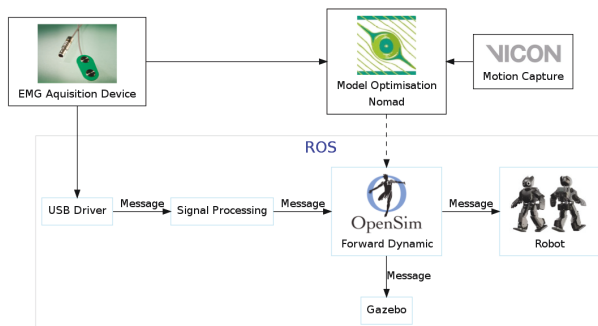


Figure C.1 EMG processing scheme.

C.3.1 Neuromusculoskeletal Model

The neuromusculoskeletal (NMS) model is the representation of bones and muscles of the human body, and has as input the EMG signals after pre-processing. Our model is based on the upper body model in [Holzbaur *et al.*, 2005], in which only the elbow joint can move, we also added stiffness at 175 and 0 degrees to imitate the natural upper and lower limits of the elbow joint (FigureC.2). The model has six muscles, the biceps brachii (long and short head), the brachialis and the triceps brachii (long, lateral and medial head) and two segments which are the upper arm that represents the humerus, lower arm that represents the ulna, the radius and the hand. The model reference frame is the chest.

The scaling algorithm from OpenSim software is used to scale the NMS model in function of the subject's body sizes. A scaling factor is therefore computed as the mean ratio between the lengths of the subject's arm segments (obtained by the motion capture system) and the lengths of the same segments in the NMS model.

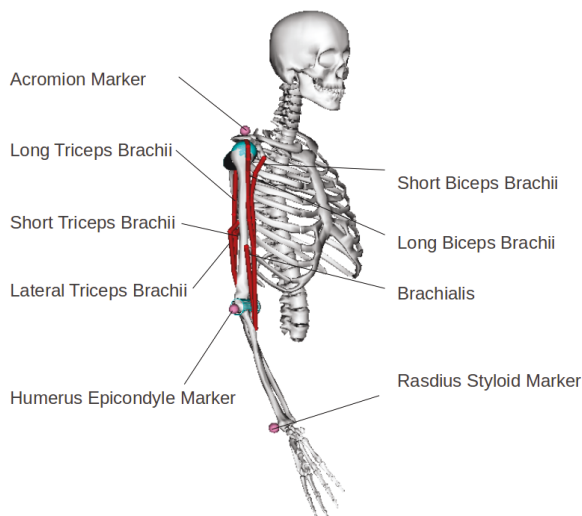


Figure C.2 Neuromusculoskeletal model representation on OpenSim. The red segments stands for the muscles and the pink balls stands for the markers used by the motion capture system (screen captured from OpenSim GUI).

A Hill type muscle model is used to transform the muscular excitation into force (Figure C.3). The tendon, which is represented by the SE element, is a nonlinear elastic element. Its corresponding force is $f_{SE}(L^T)$ where L^T is the length of the tendon, this force is developed according to the tendon force-length curve [Millard *et al.*, 2013; Thelen *et al.*, 2003]. The muscle is represented by two elements in parallel, which are a nonlinear elastic element and a contractile element.

From the third law of Newton we have :

$$(a_t f_{AL} f_V + f_{PE}) \cos \alpha - f_{SE} = 0 \quad (\text{C.1})$$

where

- a_t is the activation dynamics of the muscle :

$$\frac{da_t}{dt} = \frac{u_t - a_t}{\omega(a_t, u_t)} \quad (\text{C.2})$$

with u_t the EMG signal after pre-processing and $\omega(a_t, u_t)$, the activation time constant.

- $f_{PE}(L^M)$ is the force developed by the nonlinear elastic element of the muscle and it depends on the muscle length L^M .
- $f_{AL}(L^M)$ and $f_V(\dot{L}^M)$ are the forces developed by the contractile element. $f_{AL}(L^M)$ depends on the fiber length, and $f_V(\dot{L}^M)$ depends on the fiber velocity.

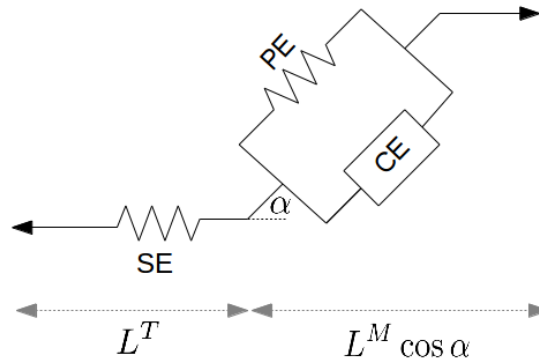


Figure C.3 **Hills muscle model.** The muscle consists of three elements : a serie element (SE), a contractile element (CE) and a parallel element (PE), these elements are separated by a pennation angle α .

C.3.2 Forward Dynamic

The forward dynamic allows to know the coordinates and the velocity of any point of the skeleton model using the forces developed by the muscles.

The forward dynamics use the second law of Newton :

$$\ddot{q}_t = [M(q_t)]^{-1} \{ \tau_m - C(q_t, \dot{q}_t) - G(q_t) + \tau_{Ext} \} \quad (C.3)$$

where \ddot{q}_t is the coordinate acceleration, τ_m is the moment from the muscle force, $C(q_t, \dot{q}_t)$ is the coriolis and centrifugal forces. $G(q_t)$ is the moment corresponding to the gravity acceleration, τ_{Ext} is the moment representing the external force and $[M(q_t)]^{-1}$ is the inverse of the mass matrix.

Futhermore, we have :

$$\tau_m = [R(q)] f(a, L^M, \dot{L}^M) \quad (C.4)$$

where τ_m is the moment from the muscle force, $[R(q)]$ is the moment arm, and f is a function of muscle activations a , and muscle fiber lengths L^M , and velocities \dot{L}^M .

C.3.3 EMG pre-processing

The EMG signals pre-processing consists of full wave rectification followed by low-pass Butterworth fifth order filter with a cutoff frequency at 15 Hz. The post-filtered data of each muscle are then normalized by the maximum value of all the dataset.

After normalization, the EMG is passed in a sigmoid function (Figure C.4) which amplify the EMG signals with small amplitude, these signals contain a lot of information regarding slow motions.

$$y = \begin{cases} \frac{\tan(\frac{x}{0.07})}{14} + 2 & \text{if } x \geq 0 \text{ and } x \leq 0.1 \\ \frac{\log(\frac{x}{0.095})}{10} + 1 & \text{if } x > 0.1 \end{cases} \quad (C.5)$$

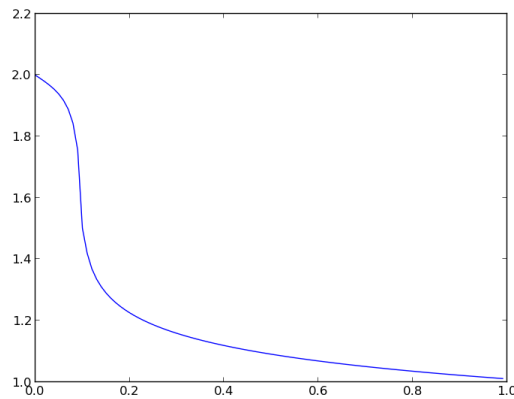


Figure C.4 **Sigmoid Function.** The EMG signals with small amplitude are multiplied by a gain of 2 and those with large amplitude are unchanged.

C.3.4 Optimization

For the optimization process, we used the freely available software NOMAD (Nonlinear Optimization by Mesh Adaptive Direct Search) [Le Digabel, 2011] for blackbox optimization. NOMAD uses the mesh adaptive direct search algorithm to obtain the parameters that minimize a given objective function.

The objective function of the blackbox is the root mean squared error (RMSE) between the angle of the elbow computed with the forward dynamics, $\theta_{FD}(X, t)$, and the angle of the elbow from the motion capture, $\theta_{MC}(t)$.

$$\min_{x \in \mathbb{R}^3} \frac{1}{N} \sqrt{\sum_{t=1}^N (\theta_{FD}(X, t) - \theta_{MC}(t))^2} \quad (\text{C.6})$$

The optimization parameters vector :

$$X = \begin{bmatrix} OFL \\ MIF \\ TSL \end{bmatrix}$$

where OFL is the muscles fibers length, MIF is the maximum isometric force, and TSL is the tendon slack length. The initial values were chosen from [Holzbaur *et al.*, 2005]. The parameters have been constrained by the following inequalities :

$$\begin{aligned} 0.40 \times MIF_{init} &< MIF < 1.4 \times MIF_{init} \\ 0.9 \times OFL_{init} &< OFL < 1.1 \times OFL_{init} \\ TSL_{init} &< TSL < 1.1 \times TSL_{init} \end{aligned} \quad (\text{C.7})$$

where \star_{init} is the initial value from [Holzbaur *et al.*, 2005].

NOMAD toolbox provides an optimal value of X that minimizes (C.6).

C.4 Validation Procedure

To evaluate the proposed method, a series of tests has been conducted. The validation comprise ten tests to assess the efficiency of our method to predict the motion of the elbow joint.

- **The first** test was to keep the arm in a rest position for 30 seconds. This dataset is used by the optimization algorithm to scale the NMS model and find the resting position with no muscular activities.
- **The second, third and fourth** tests were to do flexions and extensions of the elbow for 30 seconds ; for the repeatability of the test, a metronome was used. It was

set to 40 BPM, 50 BPM and 60 BPM. This data set is used to verify the performance and the efficiency of the algorithm.

- **The fifth, sixth and seventh** tests were to do flexions and extensions of the elbow with a weight of 1 Kg and the metronome was set to 40 BPM during 30 seconds. Then, the same test at the same pace, but with a weight of 3.2 Kg for the sixth test and finally the seventh test with a weight of 5.4 Kg.
- **The Eighth and ninth** tests were to keep the elbow with an angle of ninety degrees for 30 seconds, then the same test but with a weight of 3.2 Kg.
- **For the last** test, the subject was asked to perform a random elbow movement for 90 seconds (only 30 sec was used for optimization).

During these tests, the EMG were collected by surface electrodes (SX230-1000) from Biometrics LTD at 1,000 Hz and the motion capture were collected by Vicon motion capture system at 100 Hz. The positions of the marker are presented in Figure C.2. There are two electrodes, which have been fixed on the biceps and the triceps (Figure C.5). Each electrode extracts the EMG that corresponds to a muscular group, there are two groupes, which are the biceps group (biceps long, biceps short, and brachial) and the triceps group (triceps long, triceps lateral and triceps medial). The tests were performed by five healthy and young subjects (between 24 to 28 years old) who are full-time students. The results of the proposed method and those of the motion capture are compared using the root mean squared error (RMSE) (Eq. C.6). The model was at first scaled and then optimized with the dataset 1, 2, 3, 4, 8 and 10, afterward the optimized model is used to process the dataset 5, 6, 7 and 9.

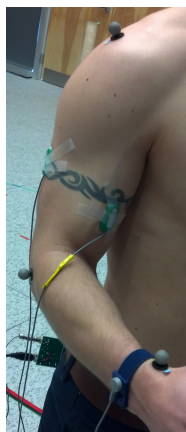


Figure C.5 **Electrode positioning.** The EMG signal is recorded from two positions, one on the biceps for the muscle groups of the biceps and one on the triceps for the muscle groups triceps.

C.5 Result

The resulting RMSE (Eq. (C.6)) of the optimization process for the tests 1, 2, 3, 4, 8 and 10 are given in Table C.3. The optimization efficiency in percentage is given by :

$$\frac{RMSE_a - RMSE_b}{RMSE_b} \times 100 \quad (C.8)$$

where $RMSE_b$ and $RMSE_a$ are, respectively, the RMSE mean values before and after optimization.

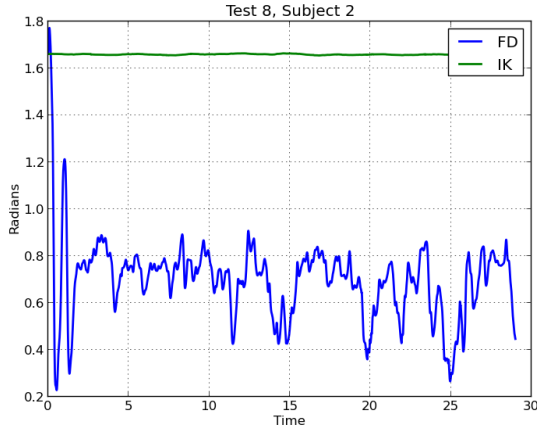
Table C.1 represents the RMSE of the optimization process with two different objective functions. The first one with a set of three parameters for each muscular group (Biceps and Triceps) and the second with a set of three parameters for each muscle (independent muscle). The optimization has been performed on an Intel i7, 3.1 GHz processor with 8 GB of RAM. The optimization process was parallelized into 5 threads and limited to fifty steps (increasing the nombre of steps did not improve the obtained results). Table C.2 shows the result of the test 5, 6, 7 and 9 using the developed ROS framework with the optimized model. The processing was carried out with and without the weight modeling, the final column shows the percentage between the two (same as eq.C.8). Figure C.6 presents some results of the optimization process using ROS framework of subject 2 and subject 4 data, Figure C.7 presents results of the processing of subject 3 and subject 1.

Subject	RMSE	
	Muscular Groups	Independante Muscle
1	0.0570	0.0562
2	0.0485	0.0827
3	0.0545	0.0584
4	0.0564	0.0582
5	0.0579	0.0579

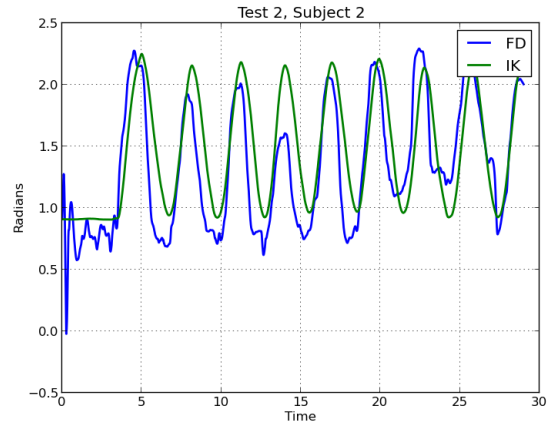
Tableau C.1 **Results of the optimization by muscular groups and by muscle independently**

C.6 Discussion

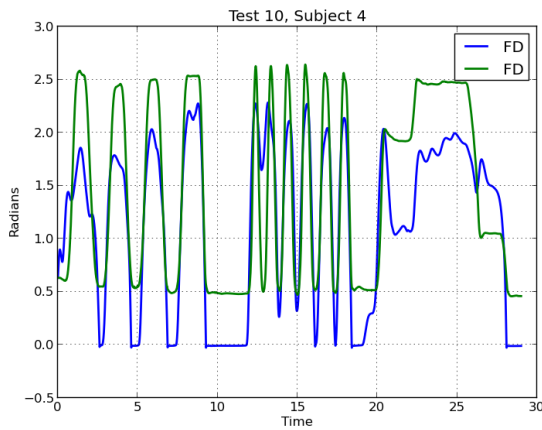
The results of the optimization process (Table C.3) are satisfactory especially for subject 2, 3 and 4 and with an optimization time less than one hour (see optimization time in Table C.3). The results of subject 1 shows little improvement after optimization, this is because



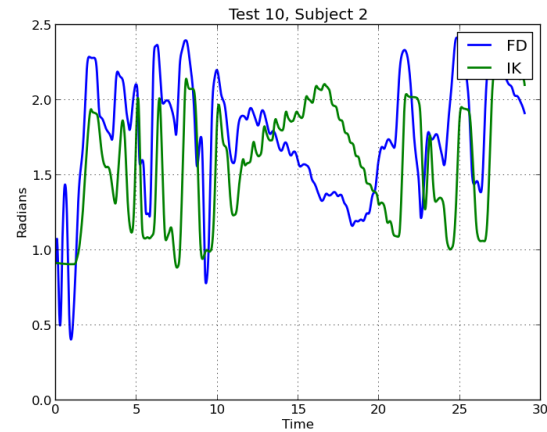
(a) Results for the arm at rest for subject 2, test 8.



(b) Results of a flexion-extension at 40 BPM for for subject 2, test 2.



(c) Results of the random motions for subject 4, test 10.



(d) Results of the random motions for subject 2, test 10.

Figure C.6 Graphics showing the result of the optimization process.

The FD curves represent the results from our method driven by EMG signals and the forward dynamics, and the IK curves represent the inverse kinematics results obtained by the motion capture system.

the model before optimization was already good for this subject. The overall RMSE mean results of the optimization are under 0.0600 rad with a mean of 0.0548 rad.

However, as the optimization minimizes the overall mean square error for the training datasets (tests 1, 2, 3, 4, 8 and 10), some tests might have more influence than others on the optimal solution of the parameters vector X . Regarding subject 2, for instance, the datasets of flexion and extension (test 2, 3 and 4) had more influence on the optimal solution than the datasets of static positions with active co-contraction (test 8) Figure C.6a.

Figure C.6d shows the limits of the algorithm, which are the quick or small amplitude motions, however the algorithm is still able to track the general shape of the motion (extending or flexing), one can observe this behaviour in the first ten secondes in Figure C.6d,

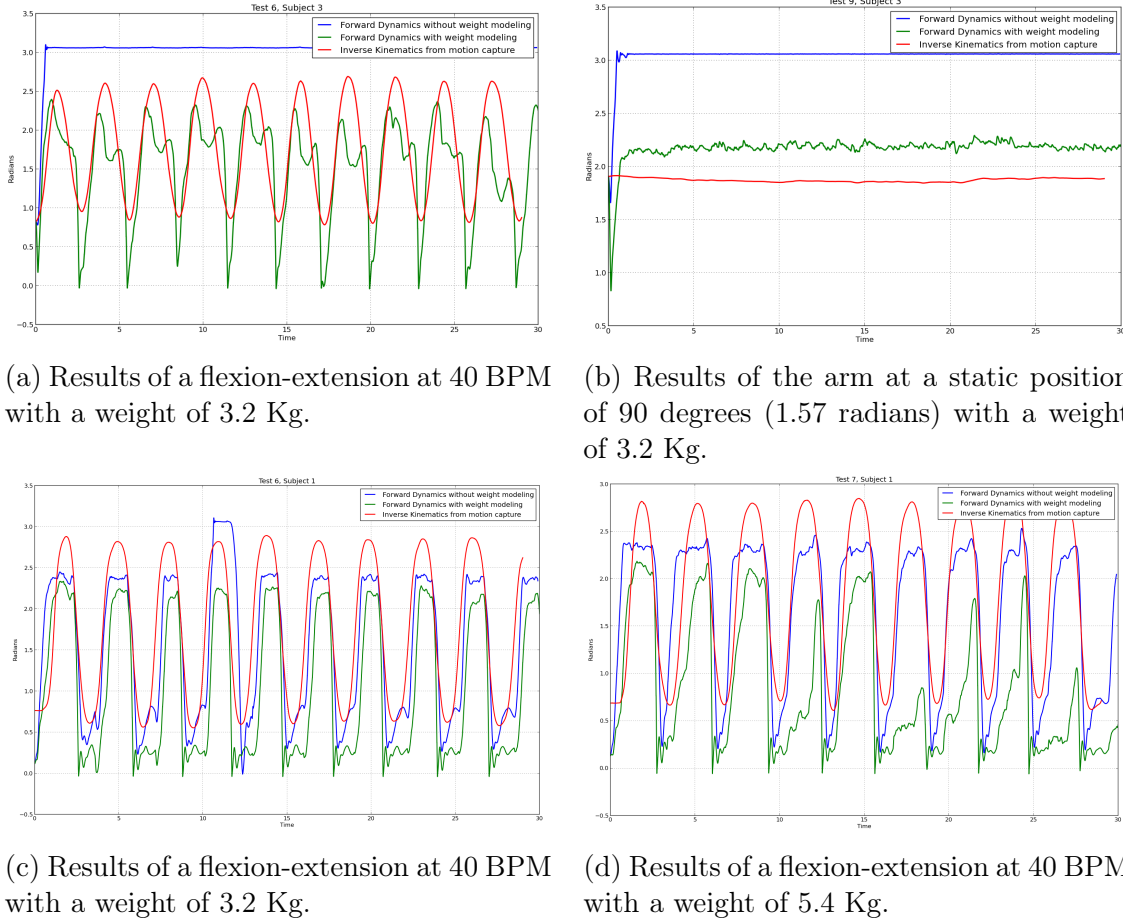


Figure C.7 Graphics showing the results of the weightlifting test.

however the algorithm cannot correctly track the captured motion when it is composed of a mixture of quick and small amplitude motions (the pyramidal motion in Figure C.6d). Another problem is when the optimization does not find the arm rest position and the arm drops to 0 rad when extending the arm (Figure C.6c). For the first highlighted problem, one of the solutions would be to improve the EMG envelop extractor to avoid filtering the high frequencies. As a result, it will not filter quick and small amplitude EMG signals. For the second highlighted problem, one of the solutions would be to add a variable stiffness factor on the elbow joint, this factor increases linearly from the subject's rest angle to the joint's lower limit, which is equal to 0 rad in the case of the elbow joint.

The results in Table C.1 show that the optimization by muscular groups have better results than the optimization by independent muscle. The more surprising fact is that the solution space of the optimization by muscular groups is included in the solution space of the optimization by independent muscle. The only explanation for this behavior is that the optimization by independent muscle found a local minimum and have too many parameters (18 parameters with independent muscles). A solution would be to firstly run the optimization by muscular groups and then use the solution obtained for the muscular groups as initial parameters for the optimization by independent muscle.

The weightlifting test (Table C.2) has better results with the modeling of the weight than without considering it, except for subject 1. Figure C.7a and C.7b presents the results of subject 3, one can easily see that without the weight modeling the EMG signals from the biceps are too strong and the arm is jammed at the upper-limit of the joint. Figure C.7c and C.7d presents the result for subject 1, one can observe that the results are better without modeling the weight. We believe that the main reason of such results is that the EMG from the triceps is amplified too much by the EMG pre-processing (normalization procedure) and therefore the triceps produce an excessive force. Another reason is that subject 1 is the only subject who does not practice any kind of sports, therefore for the same weight, subject 1 has to excite his muscles more than the other subjects to produce enough force for the weightlifting test. To solve the problem of the triceps amplification, a solution would be to add a maximum voluntary contraction test for the biceps and the triceps to the training datasets for the optimization process. These tests will let us know the lower and upper limits of the elbow joint for the subject as well as the maximum amplitude of EMG signals for the biceps and the triceps. Note that, this maximum can be exceeded during the weightlifting exercises.

C.7 Conclusion and Future work

In this paper, we presented a unified framework to process EMG signals and at the same time controlling an exoskeleton or a robotic system. The NMS model has been chosen because it offers the possibility of applying external forces on any point of the exoskeleton which are the results of the physical interaction between the exoskeleton and the user.

Moreover, we have conducted several experiments and validated the performance and the efficiency of our framework. The results are encouraging and can be used for the control of an exoskeleton. Furthermore, we proposed some solutions for the problems that have been figured out during the experiments. As a future work, we will explore how to improve the robustness of the optimization method against the fatigue or a change of the electrodes positions using machine learning.

Finally, a robotic orthosis for the elbow is under development. This system will allow us to test the EMG signals processing and controlling the orthosis in a closed loop.

C.8 Acknowledgment

The authors thank Dominique Létourneau for his technical advises, Patrick Boissy and Mathieu Hamel for their help during the motion capture. This research work is partially supported by INTER (Ingénierie de technologies interactives en réadaptation, Fonds de recherche du Québec - Nature et technologies).

Subject		RMSE					Weight modeling efficiency (%)
		Test 5	Test 6	Test 7	Test 9	Mean	
1	With Weight	0.0094	0,0167	0.0224	0.0055	0,0541	-36.235
	Without Weight	0.0112	0.0099	0.0087	0.0097	0.0397	
2	With Weight	0.0123	0.0270	0.0275	0.0018	0.0688	4.285
	Without Weight	0.0129	0.0245	0.0246	0.0098	0.0719	
3	With Weight	0.0100	0.0095	0.0240	0.0058	0.0494	40.819
	Without Weight	0.0085	0.02642	0.0266	0.0218	0.0836	
4	With Weight	0.0128	0.0124	0.0179	0.0060	0.0492	9.305
	Without Weight	0.0123	0.0156	0.0173	0.0089	0.0543	
5	With Weight	0.0192	0.0188	0.0180	0.0066	0.0627	12.457
	Without Weight	0.0201	0.0195	0.0213	0.0105	0.0716	

Tableau C.2 Results of the EMG processing with and without weight.

Subject	RMSE							Optimization	
	Test 1	Test 2	Test 3	test 4	Test 8	Test 10	Mean	time (sec)	efficiency (%)
1	0.0043	0.0130	0.0111	0.0118	0.0053	0.0117	0.0570	2116	3.471
2	0.0040	0.0064	0.0050	0.0059	0.0181	0.0088	0.0485	2072	70.634
3	0.0047	0.0101	0.0128	0.0095	0.0024	0.0148	0.0545	2570	21.69
4	0.0058	0.0107	0.0072	0.0137	0.0091	0.0095	0.0564	2377	24.440
5	0.0012	0.0148	0.0141	0.0132	0.0031	0.0113	0.0579	2552	1.556

Tableau C.3 **Results of the optimization process.**

LISTE DES RÉFÉRENCES

- Aguirre-Ollinger, G., Colgate, J. E., Peshkin, M. A. et Goswami, A. (2007). Active-impedance control of a lower-limb assistive exoskeleton. Dans *Rehabilitation Robotics, 2007. ICORR 2007. IEEE 10th International Conference on*, IEEE. p. 188–195.
- AnyBodyTech (2014). The anybody modeling system. <http://www.anybodytech.com/index.php?id=26>.
- Biodex (2014). Dynamometer. <http://www.biodex.com/physical-medicine/products/dynamometers/system-4-pro>.
- Castellini, C. et van der Smagt, P. (2009). Surface emg in advanced hand prosthetics. *Biological cybernetics*, volume 100, numéro 1, p. 35–47.
- Cheng, E. J., Brown, I. E. et Loeb, G. E. (2000). Virtual muscle : a computational approach to understanding the effects of muscle properties on motor control. *Journal of neuroscience methods*, volume 101, numéro 2, p. 117–130.
- Chiang, J., Wang, Z. J. et McKeown, M. J. (2008). A hidden markov, multivariate autoregressive (hmm-mar) network framework for analysis of surface emg (semg) data. *IEEE Transactions on Signal Processing*, volume 56, numéro 8, p. 4069–4081.
- Clancy, E., Morin, E. L. et Merletti, R. (2002). Sampling, noise-reduction and amplitude estimation issues in surface electromyography. *Journal of Electromyography and Kinesiology*, volume 12, numéro 1, p. 1–16.
- Dasgupta, A. et Nakamura, Y. (1999). Making feasible walking motion of humanoid robots from human motion capture data. Dans *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, IEEE. volume 2. p. 1044–1049.
- Delp, S. L., Anderson, F. C., Arnold, A. S., Loan, P., Habib, A., John, C. T., Guendelman, E. et Thelen, D. G. (2007). Opensim : open-source software to create and analyze dynamic simulations of movement. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, volume 54, numéro 11, p. 1940–1950.
- Delp, S. L., Loan, J. P., Hoy, M. G., Zajac, F. E., Topp, E. L. et Rosen, J. M. (1990). An interactive graphics-based model of the lower extremity to study orthopaedic surgical procedures. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, volume 37, numéro 8, p. 757–767.
- Durandau, G. et Suleiman, W. (2014). Toward a unified framework for EMG signals processing and controlling an exoskeleton. Dans *International Conference on Computer and Robot Vision (CRV)*, IEEE.
- Fauteux, P., Lauria, M., Heintz, B. et Michaud, F. (2010). Dual-differential rheological actuator for high-performance physical robotic interaction. *Robotics, IEEE Transactions on*, volume 26, numéro 4, p. 607–618.

- Fukuda, O., Tsuji, T., Kaneko, M. et Otsuka, A. (2003). A human-assisting manipulator teleoperated by emg signals and arm motions. *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, volume 19, numéro 2, p. 210–222.
- Giat, Y., Mizrahi, J., Levine, W. S. et Chen, J. (1994). Simulation of distal tendon transfer of the biceps brachii and the brachialis muscles. *Journal of biomechanics*, volume 27, numéro 8, p. 1005–1014.
- Gopura, R. A. R. C., Kiguchi, K. et Li, Y. (2009). Sueful-7 : a 7dof upper-limb exoskeleton robot with muscle-model-oriented emg-based control. Dans *IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems*, IEEE. p. 1126–1131.
- Hassani, W., Mohammed, S., Rifai, H. et Amirat, Y. (2013). EMG based approach for wearer-centered control of a knee joint actuated orthosis. Dans *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), 2013*, IEEE. p. 990–995.
- Hayashi, T., Kawamoto, H. et Sankai, Y. (2005). Control method of robot suit hal working as operator’s muscle using biological and dynamical information. Dans *IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems*, IEEE. p. 3063–3068.
- Hill, A. (1938). The heat of shortening and the dynamic constants of muscle. *Proceedings of the Royal Society of London. Series B, Biological Sciences*, volume 126, numéro 843, p. 136–195.
- Holzbaur, K. R., Murray, W. M. et Delp, S. L. (2005). A model of the upper extremity for simulating musculoskeletal surgery and analyzing neuromuscular control. *Annals of biomedical engineering*, volume 33, numéro 6, p. 829–840.
- Jiang, N., Dosen, S., Müller, K.-R. et Farina, D. (2012). Myoelectric control of artificial limbs : is there the need for a change of focus? *Signal Processing Magazine*, volume 29, numéro 5, p. 149–152.
- Jiang, N., Englehart, K. B. et Parker, P. A. (2009). Extracting simultaneous and proportional neural control information for multiple-dof prostheses from the surface electromyographic signal. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, volume 56, numéro 4, p. 1070–1080.
- Koo, T. K. et Mak, A. F. (2005). Feasibility of using EMG driven neuromusculoskeletal model for prediction of dynamic movement of the elbow. *Journal of electromyography and kinesiology*, volume 15, numéro 1, p. 12–26.
- Kuiken, T. A., Miller, L. A., Lipschutz, R. D., Lock, B. A., Stubblefield, K., Marasco, P. D., Zhou, P. et Dumanian, G. A. (2007). Targeted reinnervation for enhanced prosthetic arm function in a woman with a proximal amputation : a case study. *The Lancet*, volume 369, numéro 9559, p. 371–380.
- Le Digabel, S. (2011). Algorithm 909 : NOMAD : Nonlinear optimization with the MADS algorithm. *ACM Transactions on Mathematical Software*, volume 37, numéro 4, p. 1–15.

- Lee, S., Sukhatme, G. S., Kim, G. J. et Park, C.-M. (2002). Haptic control of a mobile robot : A user study. Dans *IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems*, IEEE. volume 3. p. 2867–2874.
- Lenzi, T., De Rossi, S. M. M., Vitiello, N. et Carrozza, M. C. (2012). Intention-based EMG control for powered exoskeletons. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, volume 59, numéro 8, p. 2180–2190.
- Millard, M., Uchida, T., Seth, A., Delp, S. L. *et al.* (2013). Flexing computational muscle : Modeling and simulation of musculotendon dynamics. *Journal of biomechanical engineering, Transactions of the American Society of Mechanical Engineers*, volume 135, numéro 2, p. 021005–021005.
- MotionAnalysis (2014). Simm. <http://www.motionanalysis.com/html/movement/simm.html>.
- Noda, T., Sugimoto, N., Furukawa, J., Sato, M.-a., Hyon, S.-H. et Morimoto, J. (2012). Brain-controlled exoskeleton robot for bmi rehabilitation. Dans *12th IEEE-RAS International Conference on Humanoid Robots (Humanoids)*, IEEE. p. 21–27.
- OpenSim (2014). Opensim : User guide. <http://simtk-confluence.stanford.edu:8080/display/OpenSim/How+Forward+Dynamics+Works>.
- Pratt, G. A. et Williamson, M. M. (1995). Series elastic actuators. Dans *International Conference on Intelligent Robots and Systems 95. 'Human Robot Interaction and Cooperative Robots', Proceedings. 1995 IEEE/RSJ*, IEEE. volume 1. p. 399–406.
- Quigley, M., Conley, K., Gerkey, B., Faust, J., Foote, T., Leibs, J., Wheeler, R. et Ng, A. Y. (2009). Ros : an open-source robot operating system. Dans *ICRA workshop on open source software*. volume 3.
- Raison, M., Detrembleur, C., Fisette, P. et Samin, J.-C. (2011). Assessment of antagonistic muscle forces during forearm flexion/extension. Dans *Multibody Dynamics*. Springer, p. 215–238.
- Ravier, P., Buttelli, O., Jennane, R. et Couratier, P. (2005). An emg fractal indicator having different sensitivities to changes in force and muscle fatigue during voluntary static muscle contractions. *Journal of Electromyography and Kinesiology*, volume 15, numéro 2, p. 210–221.
- Sanger, T. D. (2007). Bayesian filtering of myoelectric signals. *Journal of neurophysiology*, volume 97, numéro 2, p. 1839–1845.
- Sartori, M., Reggiani, M., Farina, D. et Lloyd, D. G. (2012a). EMG-driven forward-dynamic estimation of muscle force and joint moment about multiple degrees of freedom in the human lower extremity. *PloS one*, volume 7, numéro 12, p. e52618.
- Sartori, M., Reggiani, M., Pagello, E. et Lloyd, D. G. (2012b). Modeling the human knee for assistive technologies. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, volume 59, numéro 9, p. 2642–2649.

- Sartori, M., Reggiani, M., van den Bogert, A. J. et Lloyd, D. G. (2012c). Estimation of musculotendon kinematics in large musculoskeletal models using multidimensional b-splines. *Journal of biomechanics*, volume 45, numéro 3, p. 595–601.
- Schutte, L. M., Rodgers, M. M., Zajac, F. et Glaser, R. M. (1993). Improving the efficacy of electrical stimulation-induced leg cycle ergometry : an analysis based on a dynamic musculoskeletal model. *IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering*, volume 1, numéro 2, p. 109–125.
- Siciliano, B., Sciavicco, L., Villani, L. et Oriolo, G. (2009). *Robotics : modelling, planning and control*. Springer Science & Business Media.
- Stienen, A. H., Hekman, E. E., Van der Helm, F. C., Prange, G. B., Jannink, M. J., Aalsma, A. M. et Van der Kooij, H. (2007). Freebal : dedicated gravity compensation for the upper extremities. Dans *Rehabilitation Robotics, 2007. ICORR 2007. IEEE 10th International Conference on*, IEEE. p. 804–808.
- Thelen, D. G. *et al.* (2003). Adjustment of muscle mechanics model parameters to simulate dynamic contractions in older adults. *Journal of biomechanical engineering, Transactions of the American Society of Mechanical Engineers*, volume 125, numéro 1, p. 70–77.
- Velliste, M., Perel, S., Spalding, M. C., Whitford, A. S. et Schwartz, A. B. (2008). Cortical control of a prosthetic arm for self-feeding. *Nature*, volume 453, numéro 7198, p. 1098–1101.
- Veneman, J. F., Kruidhof, R., Hekman, E. E., Ekkelenkamp, R., Van Asseldonk, E. H. et Van Der Kooij, H. (2007). Design and evaluation of the Lopes exoskeleton robot for interactive gait rehabilitation. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, volume 15, numéro 3, p. 379–386.
- Yang, D.-p., Zhao, J.-d., Gu, Y.-k., Wang, X.-q., Li, N., Jiang, L., Liu, H., Huang, H. et Zhao, D.-w. (2009). An anthropomorphic robot hand developed based on underactuated mechanism and controlled by emg signals. *Journal of Bionic Engineering*, volume 6, numéro 3, p. 255–263.

