



HAL
open science

Commande d'un exosquelette avec l'humain dans la boucle pour l'assistance à la mobilité du membre supérieur

Ayoub Jebri

► **To cite this version:**

Ayoub Jebri. Commande d'un exosquelette avec l'humain dans la boucle pour l'assistance à la mobilité du membre supérieur. Robotique [cs.RO]. Université Paris-Est, 2019. Français. NNT : 2019PESC0075 . tel-03467850

HAL Id: tel-03467850

<https://theses.hal.science/tel-03467850>

Submitted on 6 Dec 2021

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

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

THÈSE DE DOCTORAT

Spécialité : Robotique

Préparée au Laboratoire Images, Signaux et Systèmes Intelligents - EA 3956

par

Ayoub JEBRI

COMMANDE D'UN EXOSQUELETTE AVEC L'HUMAIN DANS LA BOUCLE POUR L'ASSISTANCE À LA MOBILITÉ DU MEMBRE SUPÉRIEUR

Soutenue publiquement le 19/12/2019 devant un jury composé de :

<i>Rapporteurs</i>	Abderraouf BENALI	Professeur à l'UVSQ
	Lydie NOUVELIERE	Maître de conférences (HDR) à UEVE
<i>Examineurs</i>	Hocine IMINE	Directeur de recherche à IFSTTAR
	François ROCARIES	Professeur à FSATI
	Tarek MADANI	Maître de conférences à l'UPEC
	Karim DJOUANI	Professeur à l'UPEC



Thèse réalisée au : Laboratoire Images, Signaux et Systèmes Intelligents

Domaine Chérioux
120 Rue Paul Armangot
94400 Vitry-sur-Seine

Tél : +33 1 41 80 73 23
Fax : +33 1 41 80 73 20

Web : <http://www.lissi.fr>

Sous la direction de : Karim DJOUANI djouani@u-pec.fr

Co-encadrement de : Tarek MADANI tarek.madani@u-pec.fr

Financement : Allocation de recherche de l'UPEC

Remerciements

Je tiens à remercier toutes les personnes qui ont contribué au succès de ma thèse et qui m'ont aidé lors de la rédaction de ce fascicule.

Je voudrais dans un premier temps remercier, mon directeur de thèse, monsieur Karim Djouani pour son encadrement et pour m'avoir offert l'opportunité de réaliser ce doctorat. Je remercie également mon encadrant, monsieur Tarek Madani pour sa patience, sa disponibilité et surtout ses judicieux conseils, qui ont contribué à alimenter ma réflexion. Je suis ravi d'avoir travaillé en leurs compagnies car outre leurs appuis scientifiques, ils ont toujours été là pour me soutenir et me conseiller.

J'adresse tous mes remerciements à madame Lydie NOUVELIERE, maitre de conférences (HDR) à l'UEVE, ainsi qu'à monsieur Abderraouf BENALI, professeur à l'UVSQ, qui m'ont l'honneur d'accepter d'être rapporteurs de cette thèse.

J'exprime ma gratitude à monsieur Hocine IMINE, Directeur de recherche à IFSTTAR et à monsieur François ROCARIES, professeur à FSATI, qui ont bien voulu être examinateurs.

Je remercie mes très chers parents, Ahmed et Djemaa Jebri, qui ont toujours été là pour moi, ainsi que mon frère Beyrem, pour son soutien et ses encouragements.

Je tiens à témoigner toute ma reconnaissance au laboratoire LISSI de l'UPEC, l'école doctorale MSTIC et à leurs membres, notamment madame Sylvie CACH, pour m'avoir offert des conditions de travail optimales.

Enfin, je tiens à remercier mes amis, messieurs Thibaut Gensollent, Selim Benfeddoul, Moussa Arrhioui, Bertrand Texier, madame Alice Nicolais et monsieur Mathieu Canal tant pour les heures de relecture que pour leur soutien.

À tous ces intervenants, je présente mes remerciements, mon respect et ma gratitude.

Résumé

Les progrès scientifiques et particulièrement ceux de la médecine ont permis l'augmentation de l'espérance de vie ainsi que la diminution de la mortalité de certaines pathologies dans les sociétés occidentales. Ces progrès amènent aussi de nouveaux défis : ils ont entraîné par la même occasion un vieillissement de la population et l'augmentation du nombre de personnes en situation de handicap. Ainsi la gestion de la dépendance et de la mobilité est devenue l'un des grands défis des sociétés occidentales. Des études ont montré qu'une bonne rééducation peut contribuer à la diminution de manière significative de cette dépendance. Les services médicaux et thérapeutiques étant déjà fortement sollicités, il était donc nécessaire d'apporter de nouvelles solutions technologiques pour améliorer le soin au patient tout en diminuant la charge de travail du personnel médical. La robotique semble pouvoir apporter des solutions technologiques pour apporter de l'aide au système médical actuel, notamment dans les phases de rééducation. Il serait envisageable d'automatiser une partie de la thérapie de rééducation, et donner accès à de nouveaux outils robotisés d'assistances pour les thérapeutes. Les robots comportent l'avantage de leur disponibilité pour la répétition des mouvements par le patient, ainsi qu'une batterie de capteurs pour relever et enregistrer l'évolution des patients.

Après une phase initiale de travail sur des robots manipulateurs, la recherche en thérapie assistée s'est rapidement orientée vers l'utilisation des exosquelettes. Ces dispositifs sont des systèmes robotisés se basant sur la structure du corps humain pour venir en complément de celle-ci. Les exosquelettes sont construits pour avoir leurs axes d'articulations correspondant à ceux d'un corps humain et pouvoir transmettre une assistance robotisée par différentes attaches. La présence de multiples effecteurs et la correspondance des axes permettent à l'exosquelette, contrairement au robot manipulateur, de cibler le membre souhaité pour coopérer et d'avoir un meilleur contrôle du couple appliqué à chaque articulation. Dans le travail thérapeutique, un meilleur contrôle de la posture du membre sera obtenu, et une plus grande variété d'exercices sera réalisable.

Les problématiques abordées dans les travaux de cette thèse sont la commande d'exosquelette de membre supérieur droit pour la réalisation de mouvement dans

le cadre de la rééducation et l'insertion de l'humain dans la boucle de commande par l'utilisation de signaux cérébraux. Cette thèse a été réalisée dans le laboratoire LISSI (Laboratoire Images, Signaux et Systèmes Intelligents) de l'UPEC.

Le premier apport de ma thèse se situe dans la conception de lois de commande adaptative, basée sur de nouvelles lois de commutation permettant d'éviter à la commande toute singularité et garantissant la convergence de l'erreur vers zéro.

Une seconde loi de commande a été proposée durant cette thèse, celle ci est basée sur l'estimation par réseaux neuronaux des paramètres dynamiques variants, qui sont dépendants de la morphologie de l'utilisateur. Pour garantir la stabilité de ce type de commande, une fusion avec une commande par mode glissant a été réalisée. En effet, cette commande connue pour sa robustesse permet de garantir la stabilité du système en compensant les éventuelles erreurs d'approximations des réseaux neuronaux.

D'autre part, cette thèse a aussi permis la mise en place de travaux sur la fusion de ces lois de commande avec un traitement de signal EEG (électroencéphalographique). Ainsi à l'aide de ces signaux cérébraux, captés par un BCI (brain computer interface), un algorithme a été établi pour permettre à l'utilisateur d'établir un choix de déplacement de l'exosquelette.

Mots clés : Exosquelette, Brain Computer Interface, commande robuste, mode glissant, commande neuronale, SSVEP (Steady-State Visual Evoked Potentials), rééducation.

Abstract

The society is more and more concerned with the aging population and the people with disabilities and the people suffering from injuries. Mobility assistance will reduce dependency and improve the person mobility. For the people suffering mobility problems, some research and studies showed that assistive rehabilitation could contribute to reduce significantly the dependency. The medical and therapeutic services are already operating near full capacity. Therefore, new solutions are needed to improve patient care and attenuate the workload on the medical staff. The robotic systems are considered as part of the healthcare assistive technologies, particularly in rehabilitation phases.

Robotic assistive technologies are used to automate part of the therapeutics rehabilitation and give access to new robotics tools to medical staff. Robots have the advantage of their usage for repetitive tasks and exercises. Also, the presence of sensors allows collecting data to evaluate the progress made by the patient during the rehabilitation phases.

Exoskeletons are wearable robots based on the structure of the human body to operate on the side. Exoskeletons are made to have the axes of the exoskeleton joints aligned with the human's joints to be able to provide the needed assistance. The present thesis addresses the problem of the control of a right upper limb exoskeleton for the realisation of movement within the rehabilitation context. The overall control problem is addressed with the human in the control loop, using user's intention detection based on the EEG signals provided by a Brain Computer Interface (BCI). The research work has been done within the LISSI laboratory (Laboratory Images, Signals and Intelligent Systems) of the UPEC university in France.

The first contribution consists of the design of an adaptive control law. It is based on a new switching law, which allows to prevent singularities in the control law and ensuring the convergence of the error to zero. A second proposed control approach of the exoskeleton is based on the estimation by neural networks of the variable dynamic parameters, which are dependent on the morphology of the user. To guarantee the stability of the control strategy a sliding mode controller is added. Indeed, this controller is demonstrated to be robust and ensure the stability

of the system regardless the external disturbances and the approximation errors of the neural networks. Finally, the last contribution of this thesis concerns the integration of an EEG (electroencephalography) signal processing part for user's intention detection.

Keywords: Exoskeleton, Brain-Computer Interface, Robust control, Sliding mode, Neural control, SSVEP, Rehabilitation.

Table des matières

Remerciements	i
Résumé	iii
Abstract	v
Table des matières	vii
Table des figures	xi
Liste des tableaux	xiii
Introduction générale	1
1 Fonctionnement et interactions du système moteur humain	5
1.1 Introduction	5
1.2 La motricité humaine	5
1.2.1 Le cerveau humain et le système nerveux	6
1.2.2 Les muscles	7
1.3 Endommagement de la motricité humaine	11
1.4 Détection de la motricité humaine	13
1.4.1 Détection de l'activité cérébrale	14
1.4.1.1 Acquisition du signal	15
1.4.1.2 Traitement du signal	17
1.4.1.3 Identification du type de signal EEG	18
1.4.1.4 Pré-traitement du signal	19
1.4.1.5 Classification	20
1.4.2 Détection de l'activité musculaire	20
1.5 Solution technologique pour l'aide au manque de motricité	22
1.5.1 Communication palliative	22

1.5.2	Contrôle d'un effecteur	23
1.6	Conclusion	23
2	Exosquelette d'application pour le membre supérieur	25
2.1	Introduction	25
2.2	Anatomie du membre supérieur	26
2.3	Présentation de l'exosquelette ULEL	27
2.4	Modélisation de ULEL	30
2.4.1	Modèle géométrique	31
2.4.2	Modèle cinématique	34
2.4.3	Modèle dynamique	35
2.5	Identification des paramètres d'ULEL	37
2.6	Conclusion	38
3	Commande adaptative continue par mode glissant avec action intégrale	39
3.1	Introduction	39
3.2	Modèle dynamique	40
3.3	Conception de la commande	42
3.3.1	Représentation dans l'espace d'état	42
3.3.2	Différenciateur de troisième ordre	43
3.3.3	Sélection de la surface de glissement	44
3.3.4	Développement de la loi de commande	45
3.4	Expérimentation	47
3.4.1	Protocole expérimental	47
3.4.2	Résultats expérimentaux	49
3.5	Conclusion	54
4	Commande Adaptative Neuronale Robuste par Mode Glissant	55
4.1	Introduction	55
4.2	Modélisation	56
4.2.1	Modèle dynamique	56
4.2.2	Approximation neuronale	57
4.3	Commande du système	59
4.3.1	Sélection de la loi de commutation	60
4.3.2	Conception de la loi de commande	61
4.4	Étude de la stabilité	63
4.4.1	Commande avec vecteur de borne adaptative	69
4.5	Validation expérimentale	71
4.5.1	Contexte expérimental	71
4.5.2	Protocole expérimental	73
4.5.3	Résultats expérimentaux	74

4.6	Comparaison des différentes stratégies de commande proposées . . .	75
4.7	Conclusion	89
5	Interaction utilisateur ULEL	91
5.1	Introduction	91
5.2	Modèle dynamique	92
5.3	Traitement des signaux SSVEP	93
5.3.1	Établissement de la trajectoire désirée	94
5.4	Résultats expérimentaux	95
5.4.1	Présentation de l'expérimentation	95
5.4.2	Protocole expérimentale	98
5.4.3	Analyse des résultats	99
5.5	Ouverture à de nouvelles perspectives de commande	101
5.6	Conclusion	102
	Conclusion et perspectives	105
	Annexes	109
	A Annexe chapitre 1	111
	B Annexe chapitre 2	115
	Bibliographie	117

Table des figures

1.2.1	Le cortex cérébral.	6
1.2.2	Une connexion neuronale.	7
1.2.3	Les lobes du cerveau [Aquaportail].	8
1.2.4	Les différentes fonctions cérébrales du cerveau [Rvd-psychologue].	8
1.2.5	La jonction nerf muscle [svt.ac dijon].	9
1.2.6	Les plaques motrices [lecerveau.mcgill].	10
1.2.7	Le potentiel d'action musculaire [vetopsy].	10
1.3.1	Un AVC ischémique [clinique-iris-marcy etoile].	12
1.4.1	Commande par oculométrie.	13
1.4.2	BCI	15
1.4.3	Le placement des électrodes de BCI.	16
1.4.4	Les différentes couches du cerveau humain.	16
1.4.5	Les différents types d'électrodes pour BCI [Morshed 14].	18
1.4.6	La superposition des pics d'activations [Konrad 05].	21
2.2.1	Les différentes articulations du membre supérieur	27
2.2.2	Les mouvements du membre supérieur [Gopura 16].	28
2.3.1	Upper Limb Exoskeleton of LISSI (ULEL).	28
2.3.2	Les actionneurs de ULEL.	29
2.4.1	Modèle CAO de ULEL (avec la permission de RB3D) [Riani 18].	31
2.4.2	Modèle cinématique de ULEL	31
3.4.1	Positions des articulations.	49
3.4.2	Vitesses des articulations.	50
3.4.3	Accélérations des articulations.	51
3.4.4	Signaux de commande u des articulations.	52
3.4.5	Couples des articulations τ^{exo}	53
3.4.6	Vecteur d'estimation $\hat{\theta}$	54
4.3.1	Schéma fonctionnel de la commande proposée.	63
4.5.1	Les articulations De ULEL	71

TABLE DES FIGURES

4.5.2	Représentation mécanique de ULEL	72
4.5.3	Protocole expérimental de ULEL	73
4.5.4	ULEL avec un sujet	74
4.5.5	Positions des deux articulations	76
4.5.6	Les vitesses des deux articulations.	77
4.5.7	Les couples des deux articulations.	78
4.5.8	Les surfaces de glissements des articulations.	79
4.5.9	Les couples sans sujet	80
4.5.10	Les couples avec le sujet 1.	81
4.5.11	Les couples avec le sujet 2.	82
4.5.12	Les couples avec le sujet 3.	83
4.6.1	Erreurs en positions des deux articulations pour les différentes commandes.	85
4.6.2	Erreurs après 10 secondes en positions des deux articulations pour les différentes commandes.	86
4.6.3	Énergie des deux articulations pour les différentes commandes.	87
4.6.4	Couple des deux articulations pour les différentes commandes.	88
5.3.1	Le principe de la « Canonical correlation analysis » (CCA) [Lin 06].	94
5.3.2	Schéma de commande du système.	96
5.4.1	Le sujet avec le BCI et ULEL.	97
5.4.2	L'interface LED pour le SSVEP.	97
5.4.3	Matériel expérimental pour la commande d'ULEL.	98
5.4.4	Positions des deux articulations.	99
5.4.5	Vitesses des deux articulations.	100
5.4.6	Les couples de commande.	100
5.5.1	Schéma de commande avec le couple humain dans la boucle.	103
A.1	Le casque G.Nautilus.	111
A.2	32 sondes du casque BCI	112
A.3	Électrode g.SAHARA	112
A.4	Le logiciel G.Needaccess	112
A.5	La bibliothèque G.Nautilus pour Simulink	113

Liste des tableaux

2.1	Les caractéristiques des actionneurs de ULEL.	30
2.2	Les paramètres géométriques de ULEL.	32
4.1	Les sujets d'experimentations.	73
4.2	Étude comparative pour l'articulation de l'épaule.	84
4.3	Étude comparative pour l'articulation du coude.	84

Introduction générale

De manière instinctive et dès son plus jeune âge, l'humain semble être capable de commander son corps et de réaliser des tâches complexes. La facilité avec laquelle l'humain effectue ces mouvements est en complète inadéquation avec la complexité du système de contrôle de la motricité subjacent. Malheureusement certaines pathologies peuvent rendre défaillante une partie ou la totalité du système moteur humain. Les personnes atteintes se retrouvent donc en situation de handicap. Cela vient limiter leurs capacités d'interagir volontairement avec le monde qui les entoure. En effet, les personnes souffrant de ce type de handicap sont souvent fortement dépendantes pour réaliser les gestes du quotidien. Cette dépendance peut nuire à l'épanouissement de ces individus [Frinault 05]. Outre l'aspect psychologique et mental, cette dépendance est un enjeu sociétal [Weber 11] tant du point de vue de l'intégration des individus [Burelle 95] que d'un point de vue budgétaire. La dépendance entraîne, par la nécessité d'aide régulière d'une tierce personne ou par le recours à des centres spécialisés, un fort coût pour les systèmes de santé étatiques et les proches [Goetzel 04].

Diminuer la dépendance des personnes en situation de handicap permettrait d'accroître leur confort de vie et d'atténuer le coût quotidien de vie. Or pour certaines de ces pathologies, une partie de la mobilité peut être retrouvée par une phase de rééducation. Cette part sera fortement dépendante de la qualité de la rééducation proposée. Le nombre de séances et d'exercices effectués par le patient est un des critères les plus influents sur la qualité de la rééducation. En effet, la répétition des exercices dès les premiers temps est de la plus grande importance pour retrouver une mobilité maximale. Cependant le personnel médical qualifié pour ce type d'intervention est disponible de manière limitée et souvent en surcharge de travail, de plus ce type de séance est coûteux pour les systèmes de santé étatiques. Dans ce contexte, le nombre limité de séances thérapeutiques par patient nuit à la qualité de la rééducation.

Une des solutions pour augmenter la qualité des soins des patients est l'assistance robotisée. La thérapie assistée permet de décharger, de certaines tâches, le personnel médical en sous effectif. Il existe un certain nombre de recherches sur l'utilisation des robots manipulateurs dans le domaine de la rééducation. Mais les

exosquelettes semblent être plus adaptés à répondre à ce type de problématique de part leur connexion directe avec les membres visés [Frisoli 12, Nef 09]. En effet, la correspondance de structures des exosquelettes et du corps humain permet un meilleur ciblage des zones de travail souhaitées. De plus, grâce aux nombreux capteurs et retours d'informations, il devient aussi possible d'instrumentaliser les différents exercices effectués par le patient, et d'obtenir une évaluation plus objective de sa progression et des résultats des exercices effectués.

Les exosquelettes peuvent ainsi fournir un certain nombre de progrès et d'avantages à leur utilisation dans la rééducation, mais durant l'utilisation, la sécurité du patient et du personnel doit être garantie. Pour cela le bon asservissement de celui-ci doit être assuré. Les travaux de cette thèse viennent donc s'inscrire dans le contexte d'établissement de lois de commande pour exosquelette de membre supérieur garantissant la sécurité de l'utilisateur tout en incluant celui-ci dans la boucle d'asservissement. Ce manuscrit présentera sur cinq chapitres, précédés de cette introduction et suivis d'une conclusion, les différentes contributions scientifiques qui constituent les travaux effectués durant cette thèse.

Le premier chapitre sera constitué d'une présentation du fonctionnement du système moteur humain et des différents éléments qui le constituent. Il est aussi présenté les différentes pathologies et troubles qui peuvent créer un dysfonctionnement de cette motricité. Suite à cela, il sera introduit une revue et un état de l'art des différentes technologies permettant aux personnes souffrant de troubles moteur d'interagir avec le monde environnant.

Il sera présenté dans le chapitre deux, après un rapide état de l'art sur les exosquelettes et plus particulièrement leur utilisation dans le domaine de la rééducation, l'exosquelette utilisé durant les différentes expérimentations de cette thèse. La modélisation et l'identification de différents paramètres de ce système seront ainsi développées dans ce chapitre.

Le troisième chapitre présentera la première des contributions scientifiques de ces travaux. Celle-ci prend la forme d'une loi de commande intégrale par mode glissant adaptative. Ce type d'asservissement basé sur des surfaces de glissement non linéaires permet de garantir une convergence de l'erreur vers zéro lorsque la surface est atteinte, tout en ne contenant aucune singularité. Le mode glissant est connu pour sa robustesse face aux variations paramétriques et aux perturbations extérieures. Sa stabilité au sens de Lyapunov sera démontrée. Une expérimentation sera réalisée pour montrer l'efficacité en temps réel de la méthode proposée.

Le chapitre quatre présentera la seconde loi de commande développée qui sera constituée d'une fusion de deux lois d'asservissement. La première sera basée sur des réseaux neuronaux, qui approximeront les différents paramètres dynamiques du système, dans le but de réaliser une commande souple qui pourra s'adapter de manière automatique aux changements d'utilisateur. La seconde basée sur le mode

glissant développé dans le chapitre précédent sera là pour assurer la robustesse de la commande globale en compensant si nécessaire les erreurs d'approximations. La stabilité de l'ensemble sera démontrée par l'utilisation du théorème de Lyapunov et l'efficacité en temps réel du système sera prouvée par expérimentation.

Le chapitre cinq abordera lui un second aspect de la thèse, l'intégration de l'humain dans la boucle d'asservissement du système. Pour cela il sera développé un algorithme basé sur le CCA (Canonical Correlation Analysis) pour différencier différents signaux EEG de type SSVEP (Steady-State Visual Evoked Potentials / les potentiels évoqués visuels stables). Cette différenciation permettra à l'utilisateur de choisir à travers son regard un stimuli. A partir de ce choix, l'algorithme déterminera une trajectoire pour les différentes articulations de l'exosquelette. Cet algorithme a ainsi été testé à l'aide d'un casque BCI et de l'exosquelette.

Ce manuscrit de thèse s'achèvera par une conclusion contenant un bilan des différents travaux réalisés ainsi que différentes perspectives pour de futures recherches

Chapitre 1

Fonctionnement et interactions du système moteur humain

1.1 Introduction

L'ensemble des éléments, tels que la parole ou le mouvement, qui permettent à un humain d'interagir avec son milieu environnant sont liés à son système moteur. De ce fait, la motricité est un élément central de la vie humaine. Lorsque celle-ci se retrouve touchée, cela apporte des changements considérables dans la vie d'un individu. Ce manque de motricité constitue donc un handicap, de degré varié selon la pathologie. Or des travaux cherchent à montrer la possibilité de développer des technologies pour l'assistance à cette mobilité et l'aide à la rééducation pour diminuer la situation de handicap.

Dans ce chapitre, il sera tout d'abord introduit le fonctionnement des différents organes qui constituent le système moteur humain en section 2. En troisième partie, il sera abordé les différents dommages que peut subir la motricité humaine et leurs causes. La section suivante abordera elle les différentes technologies permettant d'établir des commandes à partir des fonctions motrices restantes. Avant de conclure ce chapitre dans la dernière partie.

1.2 La motricité humaine

Le système moteur se découpe en plusieurs parties : le cerveau qui se charge de la prise de décisions, les terminaisons nerveuses qui ont pour rôle de transmettre l'information et les muscles qui font office d'actionneurs. Chacune de ces parties est nécessaire au bon fonctionnement du système. Une bonne compréhension de chacun de ces éléments est nécessaire pour appréhender correctement la motricité

humaine.

1.2.1 Le cerveau humain et le système nerveux

Le cerveau qualifie la partie la plus antérieure et la plus volumineuse de l'encéphale (partie du système nerveux se situant dans le crâne). Il est constitué de deux hémisphères cérébraux, le droit et le gauche, avec des structures quasi symétriques, et du diencephale. Le cerveau est protégé par les os qui forment la boîte crânienne et il est en relation avec le tronc cérébral et le cervelet. Un cerveau est le siège des fonctions cérébrales supérieures telles que le sommeil, la conscience, la cognition et la mémoire, et est responsable des intégrations sensorielles et motrices. Chaque hémisphère est constitué par un cortex (la zone superficielle) appelé parfois la substance grise visible dans la figure 1.2.1¹, et par une zone profonde ou substance blanche. Cette zone profonde relie le cortex aux restes des fonctions cérébrales par des fibres nerveuses ou axones.

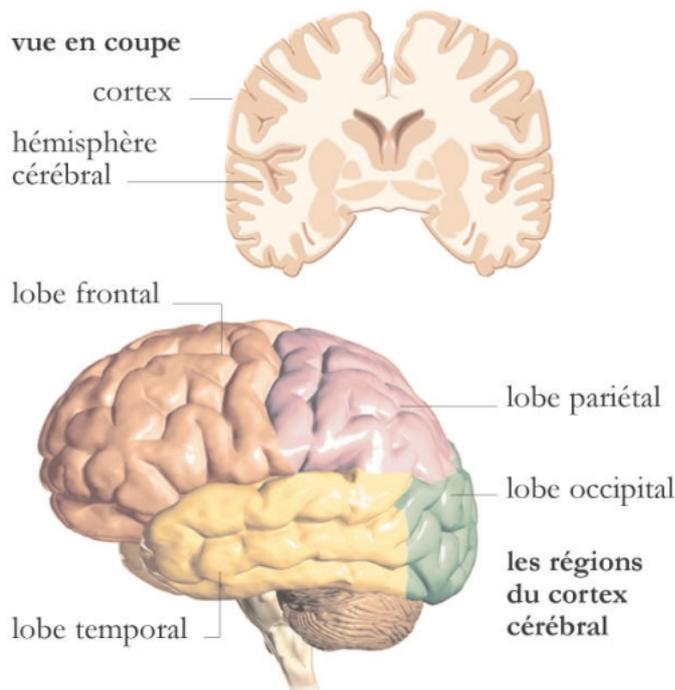


FIGURE 1.2.1 – Le cortex cérébral.

Le cerveau humain comporte en général entre 86 et 100 milliards de neurones qui communiquent entre eux. Chaque neurone est composé de trois parties [Purves 08] :

1. Dessin Michel Saemann - Archives Larousse

un corps cellulaire, un axone et une dendrite. Tous les neurones sont connectés et communiquent avec des milliers d'autres neurones, une connexion entre deux neurones est appelée un synapse. La figure 1.2.2 illustre cette connexion. Cette communication est la base du fonctionnement du cerveau humain [Herculano-Houzel 09, Purves 01].

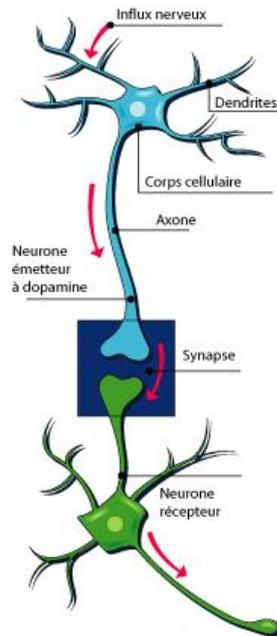


FIGURE 1.2.2 – Une connexion neuronale.

Lors de son activation, le neurone actif va créer une modification du potentiel de tension, ce que l'on appelle un pic ou un potentiel d'action. Ce potentiel va se propager aux neurones voisins le long de ses différentes connexions synaptiques. La présence de différences de potentiels entre les différentes zones neuronales va créer un courant appelé Local Field Potential (LFP) [Proverbio 03].

Tous les neurones ne remplissent pas la même fonction, le cerveau se décompose en plusieurs parties appelées lobes, qui se comptent au nombre de 4 et qui sont visibles dans la figure 1.2.3. Ces différents lobes sont eux-mêmes découpés en différentes zones, qui remplissent chacune des tâches distinctes. Il est possible de voir certaines de ces zones dans la figure 1.2.4.

1.2.2 Les muscles

Le corps humain est constitué de différents types de muscles avec des rôles spécifiques, ceux impliqués dans la motricité sont appelés muscles striés squelettiques, le corps humain en décompte pas loin de 600 par individu. Lorsqu'une décision de

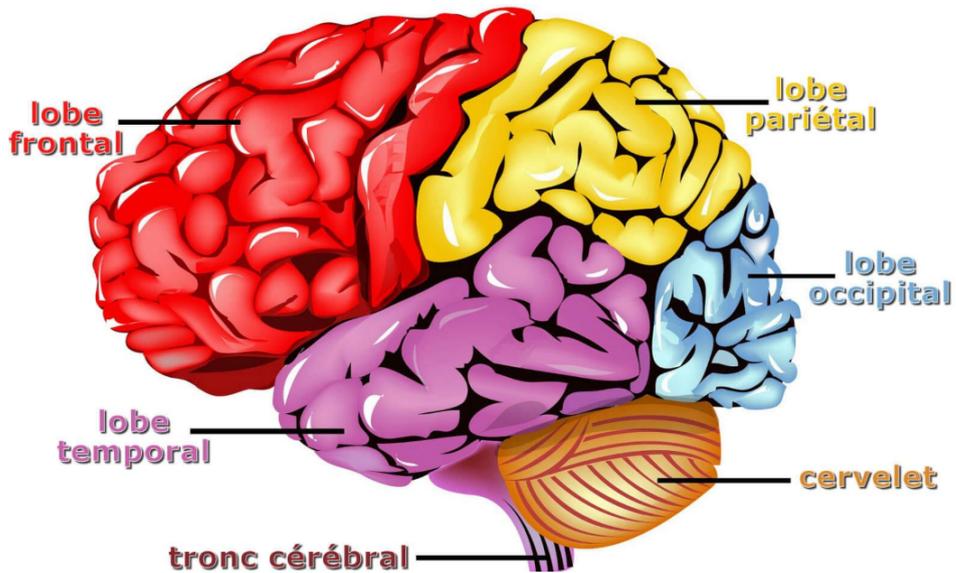


FIGURE 1.2.3 – Les lobes du cerveau [Aquaportail].

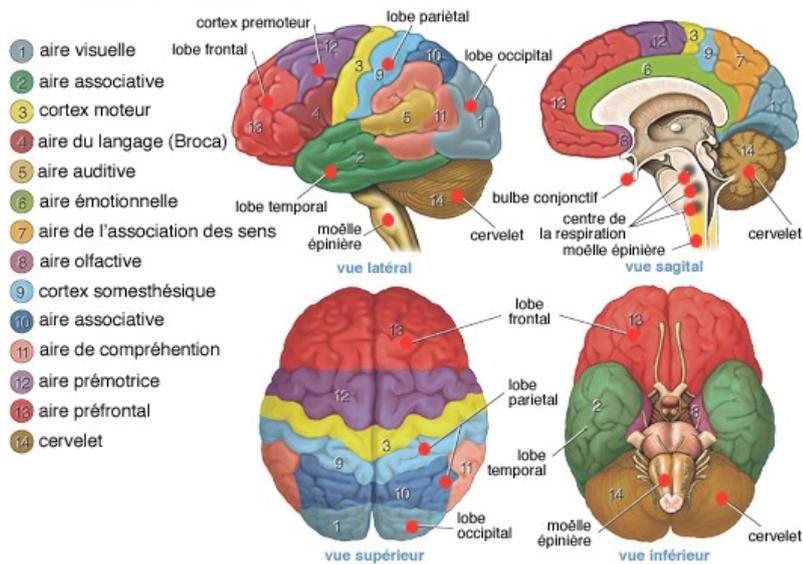


FIGURE 1.2.4 – Les différentes fonctions cérébrales du cerveau [Rvd-psychologue].

mouvement est prise par le cerveau, cette décision est transmise jusqu'au muscle concerné par les nerfs comme illustré dans la figure 1.2.5.

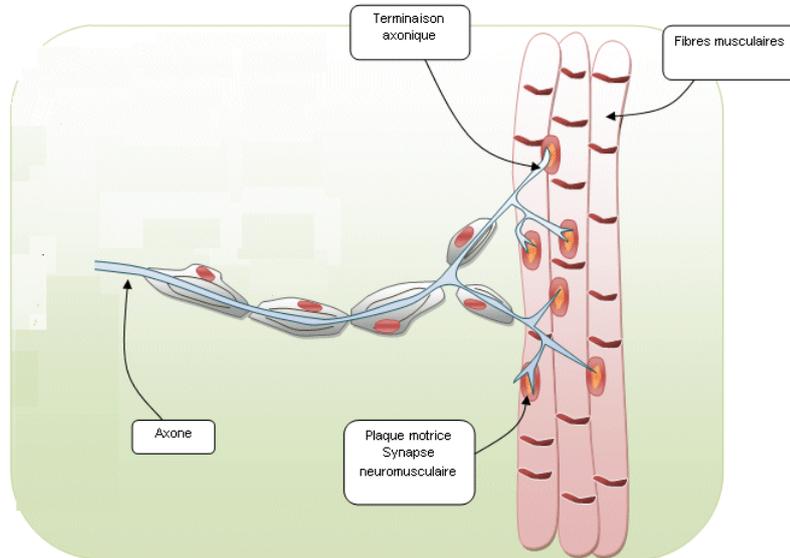


FIGURE 1.2.5 – La jonction nerf muscle [svt.ac dijon].

Le lien entre ces neurones et les muscles est réalisé par des jonctions neuro-musculaires. Ces jonctions ont des structures assez semblables à des synapses à la différence qu'elles sont reliées à des muscles et non à des neurones. Ces plaques motrices, qui sont aussi appelées "synapses neuromusculaires", correspondent à la zone de contact entre le nerf et le muscle. Elles permettent l'arrivée des influx nerveux au niveau de la fibre musculaire, figure 1.2.6.

Un neurone moteur peut activer jusqu'à plusieurs centaines de fibres [Marieb 05]. La somme des signaux générés par l'activation des unités motrices constitue le signal EMG (électromyographique). Les stimulations nerveuses ont pour effet de créer un potentiel d'action (PA) au niveau des tissus musculaires. Ce potentiel d'action va dépolariser les tissus musculaires en se propageant de part et d'autre de la jonction neuromusculaire. Après cette vague de dépolarisation, le tissu se repolarise pour retrouver sa polarité initiale. La figure 1.2.7 représente un cycle de polarisation des tissus musculaires [Konrad 05].

Ces dépolarisations et repolarisation des tissus musculaires entraînent la contraction ou le relâchement de ceux-ci. Lors de la contraction ou du relâchement du muscle, les fibres musculaires qui le constituent se raccourcissent ou s'allongent. En effet, les fibres musculaires qui sont des tissus mous, ont la capacité de se compresser et de s'étirer. L'importance de cette contraction et le nombre de tissus concernés détermineront la force développée par le muscle lors de ce mouvement.

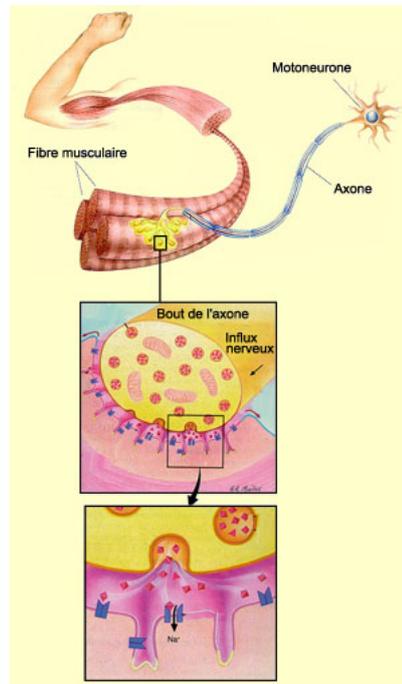


FIGURE 1.2.6 – Les plaques motrices [lecerveau.mcgill].

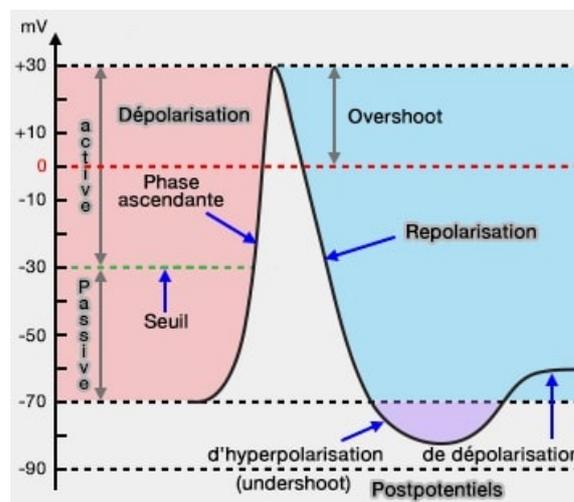


FIGURE 1.2.7 – Le potentiel d'action musculaire [vetopsy].

Ce changement de longueur du muscle provoque une force sur les tendons, qui eux constitués de tissus très peu élastiques, de ce fait les tendons ne se déformeront que peu pour transmettre une grande part de la force à l'os auquel ils sont reliés. Cette force exercée par le muscle sur l'os rigide aura tendance à provoquer un mouvement de l'os autour de son articulation. Ce système complexe et spontané constitue la base de la motricité humaine.

1.3 Endommagement de la motricité humaine

Certaines pathologies peuvent venir endommager le bon fonctionnement du système complexe qu'est la motricité humaine. Lors que ce système est touché, l'individu peut se trouver en situation de handicap. Or chaque handicap possède ses propres spécificités et ses propres besoins. Pour répondre de manière adéquate aux besoins, il est nécessaire de caractériser le type de rééducation visée et situer son besoin. Pour ces travaux, nous nous sommes intéressés aux personnes étant en possession de leurs capacités intellectuelles mais ayant une capacité motrice réduite ou quasi nulle et qui peut être en partie restaurée. Ce type de handicap peut avoir plusieurs causes, il sera donc introduit les pathologies plus courantes et répandues.

Parmi les causes principales de handicap moteur important, il y a les accidents vasculaires cérébraux (AVC). Un AVC survient lorsqu'une partie du cerveau se retrouve brutalement non irriguée en sang. Les neurones concernés voient donc leur alimentation en oxygène et en éléments nutritifs essentiels à leurs fonctions coupé. Cette interruption brutale de la circulation sanguine dans la zone concernée provoque la mort des cellules nerveuses. Dans 80% des cas cela est dû à un caillot de sang qui vient obstruer la circulation sanguine, cela est appelé un AVC ischémique (voir figure 1.3.1). Et dans 20% des cas, cela est dû à une rupture d'un vaisseau, ce qu'on appelle un AVC hémorragique. L'AVC est la deuxième cause de décès et la principale cause d'invalidité en France [Fery-Lemonnier 09]. Pour l'année 2009, plus de 138 600 personnes ont été hospitalisées pour cause d'AVC en France. La paralysie après une attaque cérébrale est la première cause de handicap à long terme pour les adultes. Plus de 30% des survivants des AVC gardent des séquelles moteurs à long termes et une dépendance pour les gestes du quotidien [Langhorne 09].

En plus d'être un drame humain, cette pathologie a aussi un coût pour la société, celui ci étant estimé à environ 7.7 milliards d'euros en France pour l'ensemble des patients victimes d'un AVC [Chevreul 13]. Cette somme inclut les coûts de frais médicaux, de suivi médical, la perte de productivité ainsi que le handicap. En France après un AVC en cas de survie, pour gagner en autonomie et diminuer les séquelles, une rééducation est mise en place le plus rapidement possible [Van Peppen 04, Young 07]. Elle peut être réalisée dans des hôpitaux, des centres

spécialisés ou à domicile.

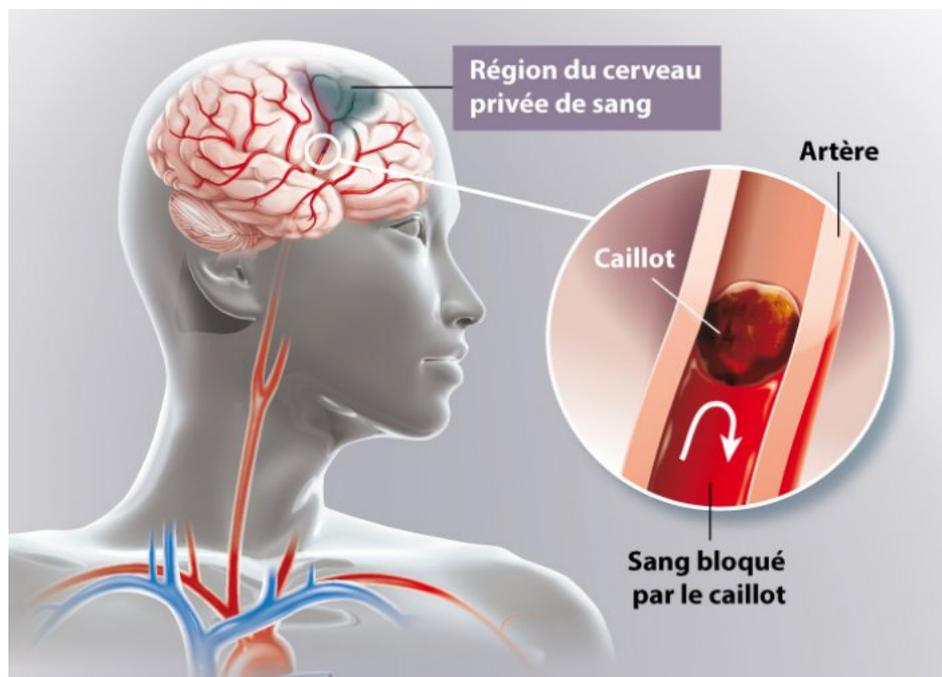


FIGURE 1.3.1 – Un AVC ischémique [clinique-iris-marcy etoile].

Parmi les autres pathologies provoquant des handicaps moteurs sévères, il est possible de citer notamment la sclérose latérale amyotrophique (SLA) [Moulard 97] autrement appelée la maladie de Charcot. Cette maladie atteint progressivement les neurones moteurs du patient. Les muscles, n'étant plus commandés ni stimulés par le cerveau, finissent par ne plus fonctionner et s'atrophient, ce qui entraîne une faiblesse musculaire puis une paralysie. La SLA, étant une maladie neurodégénérative, démarre par une faiblesse musculaire puis les membres sont atteints de manière progressive et successive. Le plus souvent, ce sont les mains et les jambes qui sont touchées en premier, puis les muscles de la langue, de la bouche, et enfin ceux de la respiration.

D'autres pathologies moins répandues et moins courantes n'ont pas été citées mais peuvent entraîner ce type de handicap. Ces pathologies atteignent le système moteur du patient et réduisent ainsi sa mobilité. Mais une rééducation adaptée peut permettre de recouvrir une partie des fonctions motrices perdues. Pour fournir au sujet une rééducation adaptée, il est nécessaire de comprendre et analyser le fonctionnement du système moteur humain.

1.4 Détection de la motricité humaine

Une fois qu'une des parties du système moteur présenté dans la section précédente se trouve atteinte, toute la mobilité se voit compromise. De ce fait, des recherches scientifiques ont lieu pour combler en partie les fonctions perdues (mobilité, parole pour certains, ...). Certaines technologies ont cherché à remplacer les fonctions perdues par d'autres sens encore fonctionnels. Il est notamment possible de faire référence aux commandes vocales, mais aussi à la détection de mouvements oculaires [Duchowski 07] qui consiste, à l'aide d'outils d'oculométrie et de traitement (« eye-tracking device »), à détecter où le regard de l'individu se porte et ainsi à agir en conséquence. Le plus souvent, un écran est disposé devant le patient qui doit choisir avec son regard la tâche qu'il souhaite réaliser, que cela soit une liste de tâches prédéfinies pour le contrôle d'un actionneur ou bien la sélection de lettres sur un clavier virtuel pour communiquer. Il existe déjà des modèles commercialisés, on peut notamment citer Tobii PCEye Go [Westover 19] ou le logiciel libre OptiKey [OptiKey] qui à l'aide d'un outil d'oculométrie permet le contrôle d'un synthétiseur vocal ou d'un fauteuil roulant comme illustré dans la figure 1.4.1 [eyedrivotatic].



FIGURE 1.4.1 – Commande par oculométrie.

D'autres technologies se sont quant à elles développées sur la détection des signaux caractéristiques des fonctions moteurs. Durant le mouvement, des signaux caractéristiques de l'activité cérébrale, des nerfs et des muscles sont émis. Même en cas de mauvais fonctionnement ou d'endommagement d'une partie du système, ces signaux restent en partie présents. Par la détection et la caractérisation de ces signaux, il devient possible d'avoir une image du mouvement ou de l'intention du

mouvement. La détection d'intentions cérébrales à l'aide de BCI (Brain Computer Interface) est l'une de ces possibilités technologiques. En caractérisant les signaux cérébraux, un BCI offre la possibilité d'établir un canal de communication entre le cerveau humain et le monde extérieur [Mak 09]. En effet, un BCI peut permettre à une personne de communiquer avec le monde extérieur sans utiliser les voies neuromusculaires conventionnelles. Autrement dit, les messages et les commandes de contrôle ne sont pas délivrés par les contractions musculaires, mais par les signaux du cerveau eux-mêmes. L'électromyogramme (EMG) analyse l'activité liée aux nerfs et aux muscles. L'EMG se sert donc de l'activité liée à la contraction musculaire comme canal de communication.

1.4.1 Détection de l'activité cérébrale

L'activité cérébrale d'un individu peut être mesurée grâce à un BCI (Brain Computer Interface) parfois aussi appelé BMI (Brain Machine Interface), pour établir une commande ou une donnée compréhensible par l'homme ou une machine. Ce concept reçoit une attention et un intérêt croissant depuis des années. La transformation de ce concept théorique à de réels prototypes a pu avoir lieu grâce à la contribution et la coopération de plusieurs domaines scientifiques, tels que la neurologie, l'informatique, l'instrumentation et le génie électrique, mais de nombreux travaux et recherches restent à réaliser pour que les BCI trouvent leur place dans la vie quotidienne.

L'idée de lire les pensées humaines a toujours fait partie de l'imaginaire collectif. Elle a même été l'objet de questionnements scientifiques [Berger 29]. Lors de ces dernières décennies, malgré l'amélioration de la capacité d'enregistrement et d'analyse des signaux, la lecture de la pensée reste inaccessible. La complexité du fonctionnement du cerveau et des signaux EEG [Mak 09] rend impossible l'interprétation de pensées non prédéfinies. Cependant des études de neurologie ont prouvé, dès les années 70, que les signaux EEG évoluent en fonction de décisions conscientes du patient et stimuli extérieurs [Donchin 69][Vidal 73]. Cela a mené à la première tentative de réalisation d'un BCI dans « Brain-Computer Interface project » [Vidal 73]. Malgré les moyens technologiques et les puissances de calculs limités de l'époque, ce projet fut un précurseur du domaine du BCI.

Un BCI peut être divisé en trois composantes : tout d'abord un outil de mesure qui servira à relever les données EEG, puis un outil logiciel qui fera le traitement de ces informations pour en construire une commande et enfin un outil d'application qui peut prendre la forme d'un affichage ou d'un effecteur.

Une bonne compréhension du fonctionnement du cerveau humain est nécessaire pour obtenir un BCI performant, et ainsi optimiser chacune de ses trois composantes. Il sera donc présenté dans les sections suivantes une explication du fonctionnement du cerveau suivi de l'état de l'art des trois composantes.

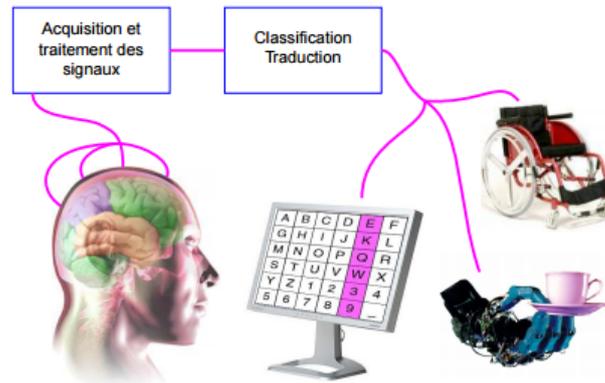


FIGURE 1.4.2 – BCI

1.4.1.1 Acquisition du signal

En neurophysiologie, les méthodes existantes pour mesurer l'activité cérébrale peuvent être regroupées en trois types : signaux électriques, signaux magnétiques et signaux hémodynamiques. Les deux premiers types de signaux étant l'image du même phénomène, ils peuvent être regroupés sous le terme de signaux électromagnétiques.

Il existe différentes techniques pour mesurer l'activité électrique neuronale du cerveau. La majorité de ces méthodes se base sur des techniques d'électroencéphalographie. Cette méthode consiste à mesurer les signaux EEG sur le crâne de l'utilisateur. Les capteurs sont placés au contact de l'épiderme. Ce type de méthodes est dit non invasif. Elles ont contribué à l'expansion de l'utilisation du BCI, de par leur simplicité d'installation et la non nécessité d'intervention médicale pour leur utilisation. La position des électrodes sur le crâne dans ce type de système est déterminée pour couvrir toutes les zones d'activités cérébrales comme il est possible de le voir figure 1.4.3.

Chaque électrode capte la somme des champs électriques neuronaux se trouvant à la perpendiculaire de la peau. Entre leur source et les électrodes, les signaux traversent différentes couches biologiques du crâne humain, représenté figure 1.4.4. Ces couches n'ont pas les mêmes propriétés électriques et ne sont pas homogènes, cela affecte les champs potentiels de l'EEG. La résolution de l'EEG et des champs électriques, qui sont de l'ordre du micro Volts, se voit donc impactée [Proverbio 03].

La plage de mesure spectrale de l'électroencéphalographie va de 0 à 100 Hz. Pour l'utilisation d'un BCI, les bandes gammas inférieures sont les plus couramment utilisées, elles se situent de 0 à 40 Hz [Schalk 11]. Les activités dans la bande gamma supérieure, qui sont elles liées aux émotions, se situent entre 35 et 100Hz

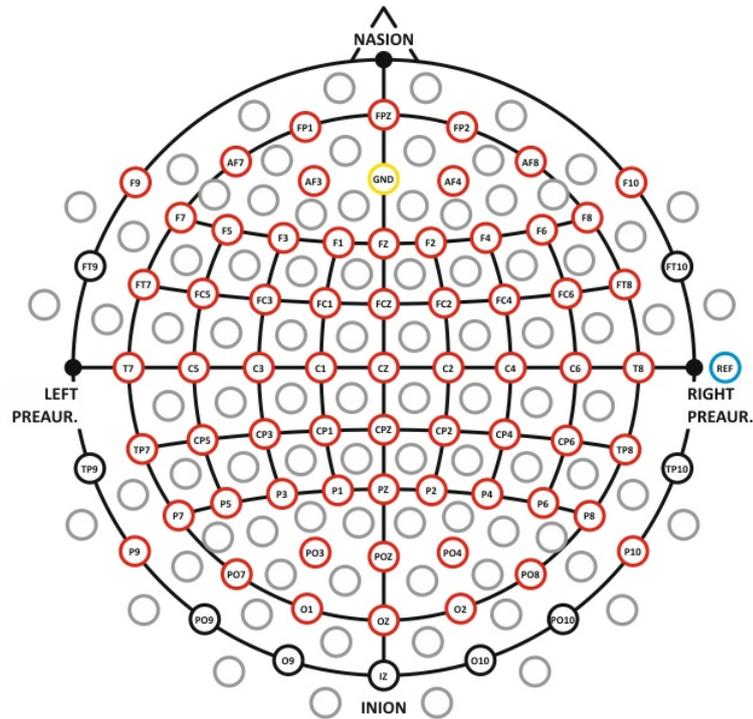


FIGURE 1.4.3 – Le placement des électrodes de BCI.

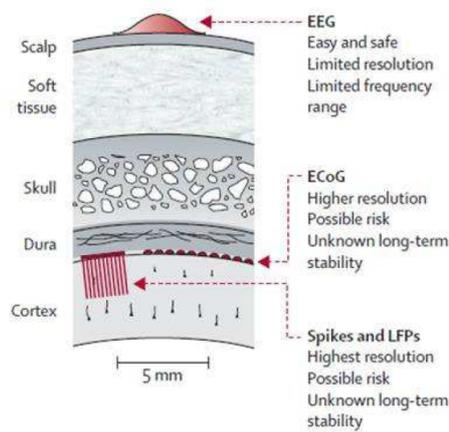


FIGURE 1.4.4 – Les différentes couches du cerveau humain.

[Li 09] [Müller 99].

D'autres approches existent pour mesurer l'activité électrique du cerveau, notamment les méthodes invasives. Parmi elles, on peut citer l'électrocortigraphie (ECoG), aussi appelée l'électroencéphalographie intracrânienne (iEEG) car elle mesure les mêmes signaux que l'EEG mais dans le crâne. Cette méthode consiste, à travers une opération, à implanter la sonde au plus proche du cortex cérébral. Du fait de l'opération, cette méthode est principalement utilisée dans des cas médicaux, comme la surveillance de patient épileptique [Ritaccio 12]. Des travaux pour proposer l'utilisation de cette méthode comme BCI ont été émis [Huggins 99] [Pfurtscheller 03a] mais les utilisations restent peu nombreuses [Leuthardt 04] [Wang 13] [Sutter 92].

D'autres méthodes invasives sont possibles comme l'implantation d'une sonde directement dans le cerveau pour la mesure de Spikes et Local Field Potentials. Ainsi il pourra être mesuré l'activité d'un nombre de neurones ciblés et limités [Kennedy 98]. De par de la nécessité d'une lourde opération pour l'implantation de la sonde, cette méthode n'est utilisée que sur des patients atteints de maladies cérébrales. Elle a tout de même donné naissance à quelques modèles de BCI [Kennedy 04].

Il existe donc différents types de sondes pour mesurer l'activité cérébrale, qui interviennent à des couches différentes du cerveau humain comme il est possible de le voir dans la figure 1.4.5.

D'autres méthodes non basées sur la mesure des signaux électriques existent. Il est possible de mesurer l'activité cérébrale par magnétoencéphalographie (MEG). La mesure des signaux magnétiques est similaire à celle des signaux électriques [Gazzaniga 13][Proverbio 03]. Cette méthode est moins courante que l'EEG dans le domaine du BCI, mais il existe quelques BCI basés sur ces techniques [Mellinger 07] [Henson 11] [Foldes 15]. Il existe aussi des techniques hémodynamiques, qui consistent à mesurer les réactions métaboliques du cerveau lors de son activité (pressions artérielles, intracrâniennes, oxygénation,...)[Huettel 04]. Elles peuvent être utilisées en complément pour ajouter des informations spatiales aux signaux EEG [Yoo 04].

1.4.1.2 Traitement du signal

Les signaux EEG mesurés contiennent de nombreux artéfacts et un rapport signal sur bruit assez faible. Dans le cas des signaux EEG enregistrés de manière non invasive, les artéfacts peuvent provenir de potentiels électriques parasites résultant d'activités annexes à la tâche cérébrale à réaliser : d'autres activités cérébrales, mouvements musculaires (électromyogramme (EMG), électro-oculogramme (EOG)) ou clignements des paupières (EOG). De ce fait, un prétraitement est nécessaire avant de procéder à l'étape d'identification de la commande. Plusieurs types de signaux cérébraux peuvent permettre d'établir la commande d'un BCI.

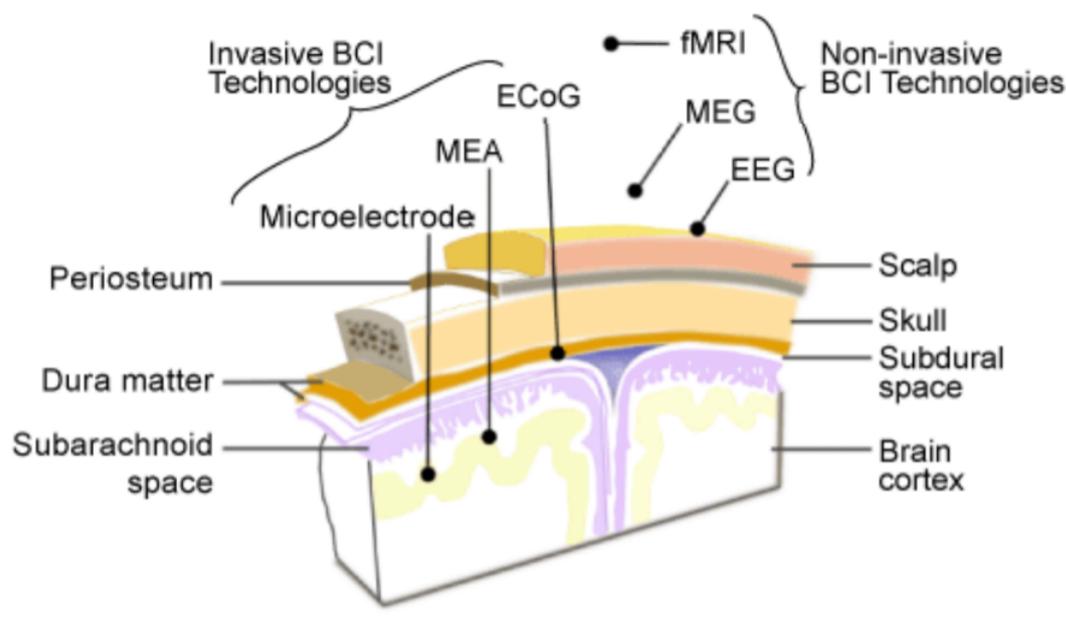


FIGURE 1.4.5 – Les différents types d'électrodes pour BCI [Morshed 14].

Chaque activité cérébrale a des propriétés physiques qui lui sont propres. Dans le but d'optimiser le traitement de ce signal, il est donc nécessaire de connaître les propriétés propres au signal que l'on souhaite classifier.

1.4.1.3 Identification du type de signal EEG

Tout d'abord, il est important de différencier deux catégories d'activités cérébrales. Les premières, dites synchrones, n'apparaissent qu'en réponse à un stimulus extérieur, alors que les secondes, dit asynchrones, sont les résultantes d'un changement volontaire et spontané de l'état cérébral de l'individu. Dans le cadre d'un BCI, deux types d'activités cérébrales synchrones peuvent être utilisés :

- Les SSVEPs (Steady State Visual Evoked Responses / Potentiels évoqués visuels de bas-niveau) sont des signaux apparaissant dans le cortex visuel primaire, après certains types de stimuli visuels de fréquence préfixée. La fréquence des SSVEPs étant la même que celle des stimuli, l'utilisateur peut s'entraîner à contrôler leurs amplitudes pour créer une communication avec un BCI [Kalunga 14] [del R Millan 02] [Friman 07].

- Les ERPs (Event Related Potentials / Potentiels évoqués par un événement) sont des réponses du cerveau à tout type de stimulus extérieur (tactiles, visuels ou auditifs). Les ERPs vont varier en fonction du stimulus déclencheur. Les ERPs de

type P300 reste le plus utilisé [Farwell 88][Wang 06].

Plusieurs types d'activités cérébrales asynchrones peuvent être utilisées dans le cadre d'un BCI :

- Les SCPS (Slow Cortical Potential Shifts / Potentiels corticaux lents) sont des variations du potentiel cortical moyen, que la majorité des utilisateurs peuvent contrôler pour commander un BCI, mais cela nécessite une phase d'apprentissage avec retour visuel [Birbaumer 00].

- L'activité oscillatoire sensorimotrice correspond à l'activité cérébrale durant la planification ou d'imagination d'un mouvement ou une activité motrice. Elle a lieu dans le cortex sensorimoteur, dans les bandes de fréquences μ (8-15Hz) et β (15-35Hz). Elle est variable en fonction de l'individu et au cours du temps pour un même individu. Après une phase d'entraînement, il est possible de la contrôler pour un mouvements imaginé, afin de piloter un BCI [Wolpaw 04].

- Les Signaux EEG spontanés prennent forme lors de la réalisation de tâches mentales, autres que celles liées aux mouvements. Ces tâches mentales (calcul mental, ...) provoquent l'activation d'un grand nombre de neurones dans des zones spécifiques du cerveau [Jerbi 07]. Ces zones peuvent être identifiées par le BCI après un apprentissage [Le Pavec 08].

1.4.1.4 Pré-traitement du signal

La choix de l'activité cérébrale à quantifier par le BCI permet d'obtenir des informations (fréquences, durées, positions spatiales, ...) sur le type de signal à identifier. Ces informations vont avoir une incidence sur le type de pré-traitement utilisé pour garantir un meilleur ratio signal sur bruit et une suppression optimale des artéfacts .

Tout d'abord, la première méthode de filtrage consiste à utiliser un passe-bande pour garder seulement les bandes de fréquences correspondant à l'activité cérébrale choisie. Ensuite vient une deuxième couche de filtrage dite spatiale. Les bruits étant plus diffus que les signaux étudiés, ils auront tendance à se retrouver sur toutes les électrodes alors que les signaux quantifiés seront présents que sur les électrodes proches de la zone cérébrale concernée. Pour remédier à cela, le filtre spatial le plus commun est le CAR (Common Average), qui consiste à retirer la moyenne de toutes les autres sondes à la sonde concernée. D'autres filtres spatiaux plus performants existent comme le small Laplacien [McFarland 97], qui soustrait à la sonde concernée la moyenne de ses quatre plus proches voisins.

La localisation de sources peut être utilisée dans le cadre de prétraitements [Congedo 06]. A partir des signaux EEG, une estimation par problème inverse de l'activité corticale est réalisée. Cela permet de séparer les signaux EEG selon leurs sources d'activité corticale et donc de ne garder que les EEG significatifs. Cette

technique a été notamment appliquée au BCI dans l'algorithme sLORETA (Standardized low resolution brain electromagnetic tomography) [Pascual-Marqui 02].

1.4.1.5 Classification

De nombreuses équipes spécialisées ont travaillé la classification de données EEG, qui constitue le clef de voute de l'utilisation d'un BCI. L'étape de traitement est constituée de deux phases : l'extraction des caractéristiques discriminantes et la classification. Les méthodes utilisées pour réaliser ces deux phases dépendront du type de signal à identifier.

Pour les signaux asynchrones, les méthodes d'extraction se basent sur les connaissances en neurophysiologie. Le but étant de détecter une propriété physique particulière aux signaux EEG de l'activité cérébrale visée. Par exemple pour des potentiels corticaux lents, les variations temporelles base fréquence seront détectées, alors que pour les signaux sensorimoteurs, il s'agira plutôt de quantifier la puissance du signal dans les bandes de fréquences visées. Des transformations temps-fréquence ou des filtres auto-régressifs sont nécessaires pour la mise en évidence de ces caractéristiques [Bashashati 07].

Ensuite, selon le type de signaux asynchrones, la classification peut être réalisée par une simple détection de seuil ou de l'apprentissage supervisée [Lotte 07] [Bashashati 07].

Dans le cas de signaux synchrones, il est nécessaire de passer par des phases d'apprentissage pour pallier les fortes variances des signaux entre les différents individus [Krusienski 06].

1.4.2 Détection de l'activité musculaire

Il a été vu dans la section précédente que lorsque l'organe de commande, le cerveau, prend la décision d'un mouvement, il envoie un influx nerveux jusqu'au muscle concerné. Cet influx nerveux prend la forme de signaux électriques qui provoquent des pics d'activations musculaires. Il est possible de mesurer ces pics d'activation à l'aide de l'électromyographie (EMG). Cette technique médicale permet de mesurer l'activité des nerfs ou des muscles soit à l'aide d'une aiguille pour les muscles et les nerfs profonds, ou par une électrode sur la peau pour ceux superficiels. Les pics d'activation se propagent de part et autre du tissu musculaire en partant de la jonction neuromusculaire. Le signal EMG est enregistré au niveau d'une fibre musculaire par un amplificateur différentiel. Le signal EMG évoluera donc en fonction de la propagation du pique d'activation le long de la fibre. Ce phénomène se produisant de manière simultanée sur de nombreuses fibres constituant le muscle, les signaux relevés seront la superposition de trains de pic d'activation communément appelés : MUAP [Sidi Mamar 13].

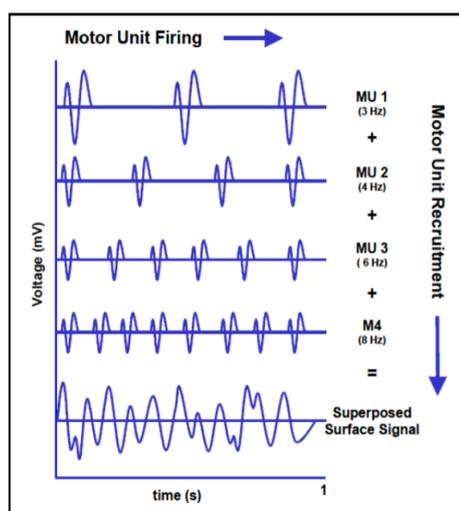


FIGURE 1.4.6 – La superposition des pics d’activations [Konrad 05].

Les signaux EMG sont généralement constitués d’une large plage de fréquence, cela rend donc difficile de réduire le bruit par filtrage. De plus, il est difficile d’utiliser directement les données EMG brutes en tant qu’informations d’entrée pour commande. Par conséquent, les données significatives doivent être extraites des signaux EMG. Pour cela plusieurs stratégies existent [Kiguchi 08] : valeur absolue moyenne, valeur moyenne rectifiée, pente de la valeur absolue moyenne, racine carrée de la moyenne (RMS), passage par zéro, longueur de la forme d’onde ou changements de signe de la pente.

Une fois les données caractéristiques extraites du signal EMG, il faut prédire la force développée par l’utilisateur à partir de celle-ci. Ce lien liant les signaux EMG à la force établie, dépendra donc du positionnement des électrodes, du muscle, des positions des articulations à l’instant donné et de l’individu. Plusieurs stratégies ont été établies pour déterminer cette force : des commandes neuro-flou [Kiguchi 08], commande par analyse de composante principale (PCA) [Artemiadis 10a], commande par modèle de régime de commutation [Artemiadis 10b].

Il est aussi possible de détecter une interaction entre l’individu et le système par un détecteur de force. Lors de son mouvement, l’utilisateur produira une force qui par son orientation et son intensité pourra être interprétés en commande par le système. La détection de force comporte l’avantage d’être une méthode simple par la nécessité d’aucun modèle ni de traitement complexe. Mais du fait de l’attente de la force que l’on souhaite assister, le système comporte toujours un retard sur l’utilisateur. En remontant en amont du système de motricité, la commande peut anticiper le mouvement et ainsi diminuer le retard du système sur l’utilisateur pour une interaction fluide avec l’utilisateur. Mais cela augmente malheureusement la

complexité du traitement et de l'analyse, et diminue la qualité de l'information. Donc entre ces différentes technologies, un compromis entre temps de retard à l'assistance et complexité du traitement doit être réalisé.

1.5 Solution technologique pour l'aide au manque de motricité

Le BCI, l'EMG ou la détection de force sont des outils de commande pouvant être utilisés pour différents effecteurs. Ces effecteurs peuvent prendre la forme d'écran, fauteuil roulant, robot manipulateur ou exosquelette. Ce choix dépendra de la tâche à réaliser par celui-ci : didactique, aide à la mobilité, retour visuel. Il sera donc présenté les outils de communication et les effecteurs les plus communs dans le domaine de l'interaction humain [Bekaert 09].

1.5.1 Communication palliative

Une des applications les plus répandue des interfaces BCI est la communication palliative. Elle permet à des individus de communiquer à travers des claviers virtuels sans la moindre activité musculaire. Une des principales difficultés se trouve dans la différence entre le grand nombre de caractères nécessaires pour communiquer et le peu d'états mentaux quantifiables par un BCI [Farwell 88]. Plusieurs technologies existent pour réaliser de la communication palliative, voici les plus répandues.

Tout d'abord la matrice du P300 Speller qui consiste à identifier la ligne et la colonne contenant le symbole à sélectionner par la génération d'ERPs de type P300. Un tel système permet à une personne valide d'épeler deux à trois lettres par minute [Salvaris 09].

L'interface TTD (Thought Translation Device) procède par des dichotomies successives de l'alphabet. A chaque passage sur le bloc contenant le caractère souhaité, l'utilisateur génère une variation de son potentiel cortical lent. L'utilisation de cette interface permet une épellation d'une lettre toutes les 2 minutes [Hinterberger 03].

L'interface Graz-BCI utilise ce même principe de dichotomie, sauf que la détection est basée sur l'analyse de l'activité sensorimotrice. Ce procédé permet une rédaction de texte à la vitesse moyenne de 1,02 caractères par minute [Pfurtscheller 03b].

L'interface Hex-o-Spell [Blankertz 06] analyse des signaux d'activités sensorimotrices pour piloter une flèche. Une fois la flèche dans le bon hexagone, on reprend la même méthode avec les 5 symboles restants afin de trouver le bon. La vitesse de saisie, pour des volontaires valides ayant testé cette interface de communication, varie de 2, 3 à 7 caractères par minute.

Le DASHER-BCI est une autre interface basée sur l'activité oscillatoire sensorimotrice [Felton 07].

La communication n'est pas le seul domaine où le BCI et l'EMG peuvent venir en aide à des personnes en condition de dépendance. En effet, des équipes ont travaillé sur l'utilisation d'un BCI pour réaliser des tâches du quotidien telles que ouvrir des mails, allumer la télévision et autres ([Hochberg 06]).

1.5.2 Contrôle d'un effecteur

Un BCI et les signaux EMG peuvent aussi apporter des solutions à des problèmes de mobilité, c'est pourquoi des équipes de recherche ont donc travaillé sur des fauteuils roulants électriques commandés par la pensée notamment.

Un des premiers modèles proposait deux déplacements (droite et gauche) en discriminant deux tâches cérébrales d'activités sensorimotrices [Tanaka 05]. Une autre approche consiste à sélectionner des destinations prédéfinies sur des trajectoires balisées. Les signaux cérébraux cognitifs type P300 sont les plus aptes à réaliser ce type de commande. D'autres équipes ont essayé d'offrir plus de choix de déplacement en augmentant le nombre d'activités cérébrales détectables, mais cela a diminué la qualité de classification [del R Millan 02].

Le fauteuil roulant électrique n'est pas la seule technologie permettant de redonner de la mobilité aux personnes atteintes de handicap. Des travaux ont mis en avant la possibilité d'utiliser des exosquelettes du membre inférieur pour aider des individus lors de la marche. Il a notamment été proposé de contrôler ces exosquelettes par des signaux SSVEP [Kwak 15] ou par EMG [He 07].

Le BCI et les EMG ne concernent pas uniquement la mobilité des membres inférieurs, il peut aussi intervenir sur les membres supérieurs en commandant des exosquelettes ou des prothèses de membre supérieur [Muller-Putz 07]. Il est aussi possible d'utiliser les deux simultanément dans des commandes hybrides [Kalunga 14].

1.6 Conclusion

Dans ce chapitre, le fonctionnement de la motricité humaine et tous les membres nécessaires à son bon fonctionnement ont été introduits. Il a été exposé que, la motricité était un système complexe et très performant mais la motricité pouvait se montrer très fragile une fois un de ses éléments perturbés ou dysfonctionnels. Une liste non exhaustive des différentes pathologies, qui pouvaient nuire à l'intégrité du système moteur, fut présentée. Il a ensuite été abordé le fait que lorsqu'un des membres ou des éléments de ce système moteur était atteint, le reste pouvait rester fonctionnel. De ce fait, il a été mis en avant l'existence de certains travaux qui ont démontré qu'avec les technologies adéquates, une détection des fonctions moteurs

encore présentes pouvait être réalisée. A partir de ces détections, une commande de différents types d'effecteurs peut être établie. Pour la suite de ces travaux, il sera pris comme effecteur un exosquelette d'avant bras droit. Le chapitre suivant introduira donc ce type de système robotisé.

Chapitre 2

Exosquelette d'application pour le membre supérieur

2.1 Introduction

Les robots sont des dispositifs mécatroniques conçus pour exécuter automatiquement des tâches. Dès le début du 20^{ème} siècle, les premiers robots industriels ont vu le jour. Ils ont montré leur capacité à développer des forces importantes et à réaliser des tâches physiquement impossibles pour l'homme. L'évolution de l'automatique, l'électronique et de l'informatique a permis de développer des robots de plus en plus rapides, précis et autonomes. Malgré cela, le pouvoir décisionnel d'un robot reste limité par rapport à celui de l'homme. L'humain possède la capacité de réaliser des mouvements complexes de manière optimisée et de réagir avec son environnement de manière optimale. Mais de part ses limites physiologiques, l'humain ne peut développer qu'une force réduite par rapport aux robots. Les exosquelettes sont donc nés de l'idée de fusionner la puissance d'un robot avec le contrôle complexe d'un humain [Cloud 65].

Les exosquelettes sont des robots motorisés portés par un humain. Contrairement aux prothèses qui viennent en remplacement d'un membre absent, l'exosquelette vient en parallèle du membre toujours présent. Leur développement est principalement motivé par deux champs d'applications : augmenter les capacités physiques, rétablir la mobilité ou compenser la perte de force des personnes handicapées.

Le premier domaine d'application d'un exosquelette est donc l'augmentation des capacités physiques des individus sains. L'armée fut la première à manifester un intérêt pour les technologies pouvant améliorer les performances sur le champ de bataille et faciliter la réadaptation des blessés. Dès le début des années 1960, l'armée américaine a donc émis l'idée de créer un exosquelette permettant d'aug-

menter les capacités des soldats [Cloud 65]. General Electric a travaillé de ce fait sous tutelle de l'armée sur des exosquelettes à portée militaire avec « Hardiman » [Makinson 71]. D'autres laboratoires telle que Berkeley Bionics, devenu Ekso Bionics, ont aussi lancé des projets d'exosquelettes militaires : HULC (Human Universal Load Carrier), BLEEX (Berkeley Lower Extremity Exoskeleton)[Zoss 06], ExoHiker and ExoClimber [Pransky 14]. La compagnie française RB3D a aussi produit des exosquelettes militaires tels que Hercule.

L'augmentation des capacités physiques présente aussi un intérêt pour la société civile. Un exosquelette est une solution pour l'amélioration de l'ergonomie de métiers à forte pénibilité tout en respectant les contraintes industrielles. Il est ainsi possible de minimiser la douleur des travailleurs tout en augmentant leurs rendements de production. Il existe des exemples d'utilisation en milieux industriels notamment dans le domaine agricole [Yagi 09], dans les chaînes de constructions [Sylla 14] ou autres [Umetani 99].

Les exosquelettes peuvent aussi intervenir dans le domaine médical en palliant les fonctions motrices d'un membre touché par un handicap [Kalunga 14] ou dans un processus de rééducation [Heo 12]. Les exosquelettes, par leurs correspondances aux corps humains et leurs multiples effecteurs, permettent un meilleur ciblage de la zone de rééducation. Un robot manipulateur classique avec un simple effecteur ne peut pas contrôler la répercussion sur les membres de l'utilisateur de la force qu'il émet. Alors que pour un exosquelette chaque articulation peut être activée distinctement et pour un mouvement précis.

La rééducation et l'assistance par exosquelette peuvent se réaliser aussi bien sur les membres supérieurs que les membres inférieurs du corps humain. Ces deux parties du corps humains comportent de nombreuses ressemblances mais aussi leurs propres spécificités. Pour qu'un exosquelette soit performant dans ses tâches à accomplir, il doit prendre en compte l'anatomie du membre à assister. De ce fait, une rapide présentation de l'anatomie du membre supérieur va être ici réalisée afin de permettre une meilleure compréhension du fonctionnement de l'exosquelette.

2.2 Anatomie du membre supérieur

Le membre supérieur qualifie la partie du corps humain qui démarre de l'épaule et s'étend jusqu'à la main. L'épaule sert de jonction entre le tronc humain et le bras, l'avant-bras est lié au bras par le coude et le poignet sert d'articulation de liaison entre l'avant-bras et la main, comme il est possible de voir figure 2.2.1. Les articulations liées aux doigts ne seront pas traitées ici.

L'épaule est l'articulation humaine la plus mobile, elle possède 3 rotations : la flexion/extension, l'adduction/abduction et la rotation axial. Rotations auxquelles viennent s'ajouter 2 mouvements de translation qui ont lieu au niveau claviculaire :

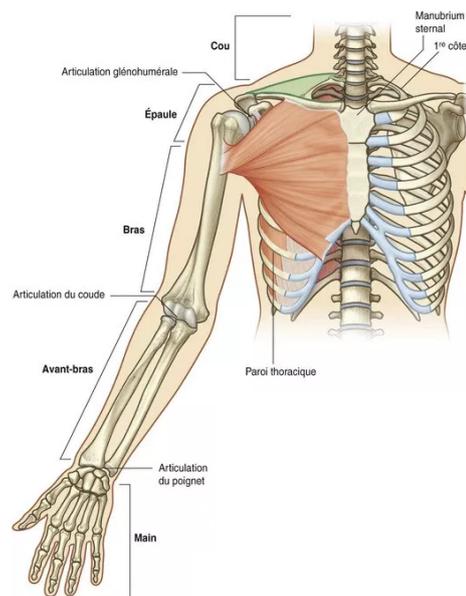


FIGURE 2.2.1 – Les différentes articulations du membre supérieur

l'élévation/ dépression et la rétraction/ protraction. Il y a donc 5 degrés de liberté au niveau du bloc épaule-claviculaire [Van der Helm 92]. Le coude [London 81] et le poignet [Neu 01] ne possèdent eux que 2 rotations chacun : la flexion/ extension et la pronation/ supination pour le premier et la flexion/ extension et la déviation ulnaire/ radial pour le second. Ce qui fait donc 9 degrés de liberté pour le membre supérieur, qui sont représentés dans la figure 2.2.2, alors que seulement 6 sont nécessaires pour atteindre librement tous points de l'espace. Il y a donc dans le membre supérieur une redondance des degrés de liberté [Rosenbaum 95], qui garantit la liberté de mouvement même en cas de degré de liberté manquant [Scholz 99].

2.3 Présentation de l'exosquelette ULEL

Dans le cas de nos études et expérimentations, l'équipe de recherche possède à sa disposition un exosquelette de membre supérieur droit. Ce bras d'exosquelette est un produit unique RB3D, conçu et réalisé à partir des dernières avancées technologiques, sur commande du laboratoire LISSI de l'université de Créteil (FRANCE) pour l'équipe de recherche SIRIUS. Ce système a été conçu pour réaliser des travaux de recherche en laboratoire autour de la commande d'exosquelette, cet exosquelette a été nommé ULEL (Upper Limb Exoskeleton of LISSI), il est visible dans la figure 2.3.1.

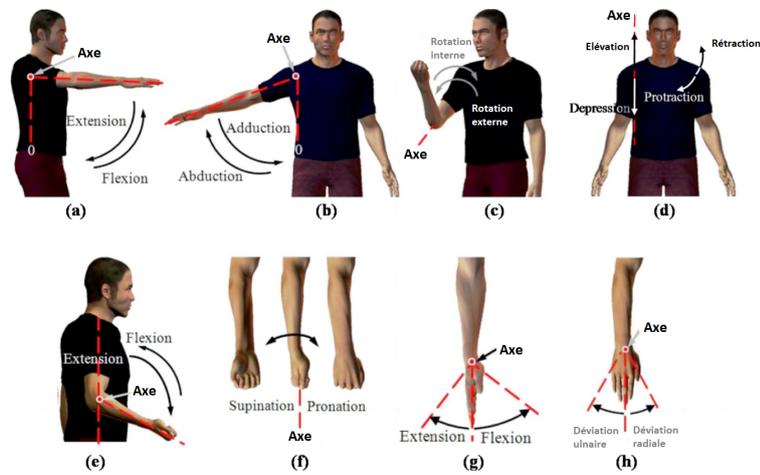


FIGURE 2.2.2 – Les mouvements du membre supérieur [Gopura 16].

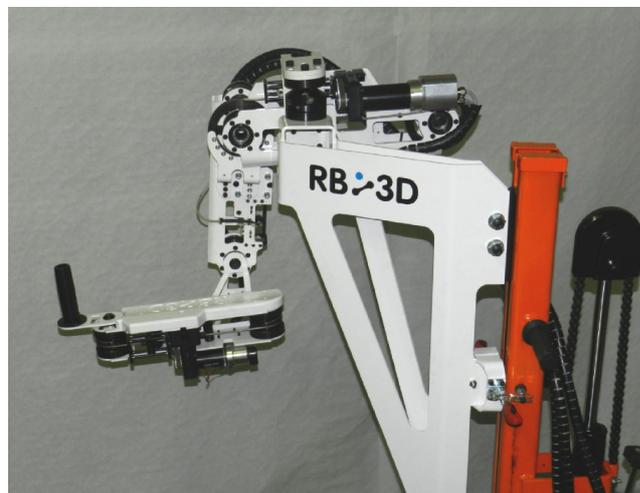


FIGURE 2.3.1 – Upper Limb Exoskeleton of LISSI (ULEL).

ULEL possède 3 degrés de liberté motorisés. Une rotation correspondant à la flexion/ extension des trois articulations du membre supérieur qui sont l'épaule, le coude et le poignet. Les axes de rotation des flexions/ extensions de l'épaule et du coude étant parallèles, les mouvements de ces deux articulations se situent dans le même plan. La rotation du poignet vient quant à elle donner une troisième dimension aux mouvements. Chaque moteur est relié à un système de poulie courroie synchrone avec des rapports de réduction propres à chaque articulation. Une articulation passive est présente au niveau de l'épaule de l'utilisateur, elle peut être bloquée ou libérée à l'aide d'une manivelle.

Comme il est possible de le constater dans la figure 2.3.1, ULEL est composé de quatre modules. Le premier module est le châssis, qui est réglable en hauteur grâce à un vérin hydraulique. Ainsi il est possible d'aligner l'axe de rotation de l'épaule du sujet avec celui de l'exosquelette. Le support du châssis est mobile à l'aide de roues, mais peut être bloqué à l'aide de frein. Ce châssis et son support permettent au sujet de ne pas avoir à supporter la charge de la structure de l'exosquelette. Le second module, celui de l'épaule, est relié au châssis par une rotule réglable passive. Ce module d'épaule contient aussi une articulation rotative avec un actionneur intégré. Vient ensuite un troisième module de l'avant-bras qui est lié au second par un actionneur intégré qui correspond à l'articulation du coude. Et enfin le dernier module, qui agira sur le poignet par le biais d'un actionneur intégré au module de l'avant-bras.

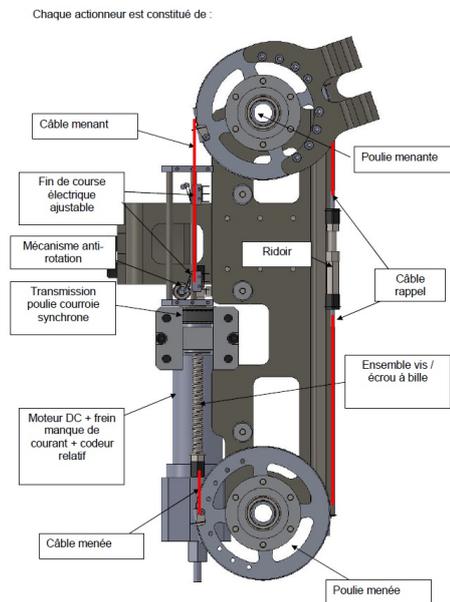


FIGURE 2.3.2 – Les actionneurs de ULEL.

Le système d'actionnement et de transmission de ULEL est basé sur un système intégré de vis et câbles, visible dans la figure. 2.3.2. L'articulation est entraînée par un câble push-pull standard. Le câble est entraîné d'un côté par une vis à billes bloquée en rotation, qui se translate directement dans son écrou sans aucun guidage linéaire. Ce type de système permet, grâce à des taux de réduction élevés, d'obtenir des couples opérationnels de forte amplitude. L'alignement de l'arbre du moteur avec le câble donne une structure compacte, et ainsi une faible inertie. Les caractéristiques des moteurs de chaque articulation sont données dans le tableau 2.1. Des capteurs électriques de fin de course font office de butées réglables et permettent ainsi de limiter le débattement angulaire des articulations.

	Épaule	Coude	Poignet
Caractéristiques moteurs	Re50 200W	RE 40 - 150 W	RE 40 - 150 W
Couple nominal articulation (Nm)	85,08	23,9	6.72
Vitesse nominale articulation (tr/min)	149	41,93	18,39
Débattement angulaire (°)	0 → 90	-10 → 110	-40 → 40
Précision mesure angulaire (°)	0,0029	0,0043	0,0015

TABLE 2.1 – Les caractéristiques des actionneurs de ULEL.

De plus, à ces articulations motorisées s'ajoutent une quatrième articulation, qui est elle non motorisée. Cette articulation est une rotule passive qui correspond au mouvement de rotation épaule interne-externe, La rotule passive peut être maintenue bloquée ou libre avec frottement ajustable. Dans nos utilisations, nous avons décidé de la bloquer.

L'une des premières étapes de notre travail a été la mise en place de modèles classiques, tels que les modèles géométriques, cinématiques et dynamiques. Les principaux éléments de ce travail et les résultats sont présentés dans la suite de ce chapitre.

2.4 Modélisation de ULEL

La modélisation du système est importante et nécessaire pour établir certaines lois de commandes, notamment celles prenant en compte la dynamique du système, comme par exemple les commandes en impédance. La précision et la qualité de ce type de commandes seront fortement influencées par le modèle. Cette modélisation est aussi importante pour la phase de simulation, où notre modèle viendra simuler le rôle du système réel. De ce fait, un modèle fiable permet de passer des simulations au réel sans encombre et en toute sécurité.

L'exosquelette ULEL est modélisé à l'aide d'une notation Denavit-Hartenberg (DH) modifiée [Khalil 04].

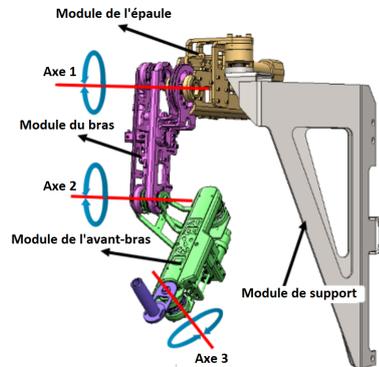


FIGURE 2.4.1 – Modèle CAO de ULEL (avec la permission de RB3D) [Riani 18] .

ULEL possède 3 axes de rotation visibles figure 2.4.1, ce qui nous donne un vecteur $q = [q_1 \ q_2 \ q_3]^T$. Chacun de ces axes de rotation possède un repère propre $R_i(O_i, x_i, y_i, z_i)$. Dans ces repères les z_i correspondent aux axes de rotation de l'articulation, les x_i sont parallèles aux membres i et les y_i sont déterminés de manière à obtenir des repères orthonormés directs. Il est ainsi obtenu le modèle cinématique représenté figure 2.4.2.

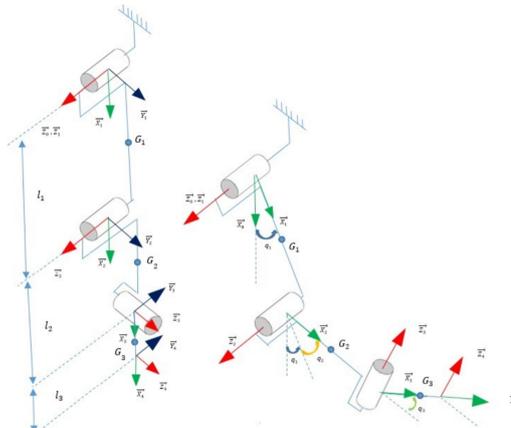


FIGURE 2.4.2 – Modèle cinématique de ULEL .

2.4.1 Modèle géométrique

Un modèle géométrique direct réalise le lien entre le repère articulaire de l'exosquelette et le repère spatial. La position spatiale de l'exosquelette est nécessaire

pour déterminer des trajectoires et le mouvoir dans l'espace. Cependant le contrôle de l'exosquelette s'effectue au niveau articulaire, à travers le vecteur $q = [q_1 \ q_2 \ q_3]^T$. Donc pour passer d'un repère R_{i-1} à un autre R_i , des matrices de transformation ${}^{i-1}T_i$ de la forme 2.4.1 sont utilisées.

$${}^{i-1}T_i = \begin{bmatrix} \cos(\theta_i) & -\sin(\theta_i) & 0 & d_i \\ \cos(\alpha_i)\sin(\theta_i) & \cos(\alpha_i)\cos(\theta_i) & -\sin(\alpha_i) & -r_i\sin(\alpha_i) \\ \sin(\alpha_i)\sin(\theta_i) & \sin(\alpha_i)\cos(\theta_i) & \cos(\alpha_i) & r_i\cos(\alpha_i) \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (2.4.1)$$

où :

$-\theta_i$ est l'angle entre l'axe x_{i-1} et x_i selon z_i .

$-d_i$ est la distance entre z_{i-1} et z_i selon x_{i-1} .

$-r_i$ est la distance entre x_{i-1} et x_i selon z_i .

$-\alpha_i$ est l'angle entre z_{i-1} et x_i selon x_{i-1} .

Dans l'exosquelette ULEL, ces paramètres ont été identifiés dans le tableau 2.2.

	θ_i	d_i	r_i	α_i
1	q_1	0	0	0
2	q_2	l_1	0	0
3	q_3	l_2	r_3	$-\frac{\pi}{2}$

TABLE 2.2 – Les paramètres géométriques de ULEL.

Ce qui donne donc les matrices de passage suivantes :

$${}^0T_1 = \begin{bmatrix} \cos(q_1) & -\sin(q_1) & 0 & 0 \\ \sin(q_1) & \cos(q_1) & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad (2.4.2)$$

$${}^1T_2 = \begin{bmatrix} \cos(q_2) & -\sin(q_2) & 0 & l_1 \\ \sin(q_2) & \cos(q_2) & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad (2.4.3)$$

$${}^2T_3 = \begin{bmatrix} \cos(q_3) & -\sin(q_3) & 0 & l_2 \\ 0 & 0 & 1 & r_3 \\ -\sin(q_3) & -\cos(q_3) & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}. \quad (2.4.4)$$

Les équations précédentes (2.4.2)-(2.4.3)-(2.4.4) permettent de passer d'un repère à l'autre de proche en proche mais il est possible de généraliser le passage :

$${}^kT_n = \prod_{i=k+1}^n {}^{i-1}T_i. \quad (2.4.5)$$

L'application de l'équation (2.4.5) aux équations (2.4.2)-(2.4.3)-(2.4.4) donne :

$${}^0T_2 = \begin{bmatrix} C_{12} & -S_{12} & 0 & l_1C_1 \\ S_{12} & C_{12} & 0 & l_1S_1 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad (2.4.6)$$

$${}^0T_3 = \begin{bmatrix} C_{12}C_3 & -C_{12}S_3 & -S_{12} & l_1C_1 + l_2C_{12} - r_3S_{12} \\ S_{12}C_3 & -S_{12}S_3 & C_{12} & l_1S_1 + l_2S_{12} + r_3C_{12} \\ -S_3 & -C_3 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad (2.4.7)$$

avec $C_i = \cos(q_i)$, $S_i = \sin(q_i)$, $C_{ij} = \cos(q_i + q_j)$ et $S_{ij} = \sin(q_i + q_j)$.

Grâce aux équations de passages précédentes, il est donc possible de passer de la position de tout point P dans un repère cartésien R_i à sa position dans un repère cartésien R_j .

$${}^jP = {}^jT_i {}^iP, \quad (2.4.8)$$

avec :

$${}^jP = \begin{bmatrix} {}^jP_x \\ {}^jP_y \\ {}^jP_z \\ 1 \end{bmatrix}, \quad {}^iP = \begin{bmatrix} {}^iP_x \\ {}^iP_y \\ {}^iP_z \\ 1 \end{bmatrix}. \quad (2.4.9)$$

jP et iP sont les coordonnées cartésiennes homogènes du point P dans les repères R_j et R_i respectivement.

$({}^ix_{mi}, {}^iy_{mi}, {}^iz_{mi})$ sont les coordonnées des centres de masse ${}^iP_{mi}$ de chaque articulation i selon le repère i :

$${}^1P_{m1} = \begin{bmatrix} {}^1x_{m1} \\ {}^1y_{m1} \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix}$$

$${}^2P_{m2} = \begin{bmatrix} {}^2x_{m2} \\ {}^2y_{m2} \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix}$$

$${}^3P_{m3} = \begin{bmatrix} {}^3x_{m3} \\ 0 \\ {}^3r_3 \\ 1 \end{bmatrix}$$

Ces coordonnées ${}^iP_{mi}$ sont ramenées au repère 0, grâce aux différentes matrices de passages 0T_i . Il est donc appliqué l'équation (2.4.8) sous la forme suivante ${}^0P_{mi} = {}^0T_i {}^iP_i$:

$${}^0P_{m1} = \begin{bmatrix} C_1^1 x_{m1} - S_1^1 y_{m1} \\ S_1^1 x_{m1} + C_1^1 y_{m1} \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} {}^0x_{m1} \\ {}^0y_{m1} \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix}$$

$${}^0P_{m2} = \begin{bmatrix} C_{12}^2 x_{m2} - S_{12}^2 y_{m2} + l_1 C_1 \\ S_{12}^2 x_{m2} + C_{12}^2 y_{m2} + l_1 S_1 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} {}^0x_{m2} \\ {}^0y_{m2} \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix}$$

$${}^0P_{m3} = \begin{bmatrix} C_3 C_{12}^3 x_{m3} - 2S_{12}^3 r_3 + l_1 C_1 + l_2 C_{12} \\ C_3 S_{12}^3 x_{m3} + l_1 S_1 + l_2 S_{12} \\ -S_3^3 x_{m3} \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} {}^0x_{m3} \\ {}^0y_{m3} \\ {}^0z_{m3} \\ 1 \end{bmatrix}$$

2.4.2 Modèle cinématique

A partir du modèle géométrique, si le vecteur q est connu alors pour tout point P de ULEL, il est possible d'exprimer sa position X dans le repère cartésien R_0 :

$$X = \begin{bmatrix} {}^0P_x \\ {}^0P_y \\ {}^0P_z \end{bmatrix} \quad (2.4.10)$$

A partir de cette position X , le modèle cinématique de ULEL donne la vitesse \dot{X} en fonction des vitesses articulaires \dot{q} .

$$\dot{X} = J(q)\dot{q}, \quad (2.4.11)$$

avec $J(q) \in \mathbb{R}^{3 \times 3}$ la matrice jacobienne. Les éléments $J_{i,k}$ de cette matrice jacobienne sont de la forme :

$$J_{i,k} = \frac{\partial X_i}{\partial q_k} \quad (2.4.12)$$

2.4.3 Modèle dynamique

Il existe deux types de modèle dynamique pour représenter un système robotisé :

- Tout d'abord le modèle dynamique direct (MDD) qui peut être représenté par l'équation suivante :

$$\ddot{q} = f_{MDD}(q, \dot{q}, \tau). \quad (2.4.13)$$

Ce modèle décrit l'accélération \ddot{q} comme une fonction de la position q , vitesse \dot{q} et du couple du système τ .

- Le modèle dynamique inverse peut lui être représenté par l'équation suivante :

$$\tau = f_{MDI}(q, \dot{q}, \ddot{q}). \quad (2.4.14)$$

Ce modèle décrit le couple τ comme une fonction de la position q , vitesse \dot{q} et l'accélération \ddot{q} .

Parmi toutes les différentes méthodes existantes pour établir le modèle dynamique de notre système, il a été décidé d'utiliser la méthode de Lagrange. La méthode de Lagrange permet de lier les énergies cinétiques et potentielles du système à sa dynamique. En appliquant ces équations à ULEL, on obtient :

$$\tau_i = \frac{d}{dt} \frac{\partial L}{\partial \dot{q}_i} - \frac{\partial L}{\partial q_i}, \quad (2.4.15)$$

où τ_i est le couple dans l'articulation i d'ULEL et L est le Lagrangien du système. Le Lagrangien L s'exprime de la forme :

$$L = E_c - E_p, \quad (2.4.16)$$

avec E_c l'énergie cinétique du système et E_p l'énergie potentielle du système.

L'énergie potentielle du système E_p peut s'écrire pour ULEL de la forme :

$$E_p = g^T \sum_{i=1}^n m_i {}^0x_{mi}, \quad (2.4.17)$$

où g est le vecteur d'accélération gravitationnelle, m_i la masse de l'articulation i ramenée à son centre d'inertie Pmi et ${}^0x_{mi}$ la coordonnée de ce centre d'inertie selon l'axe R_0 selon le repère 0.

Cette énergie cinétique du système E_c peut être écrite pour ULEL de la forme :

$$E_c = \frac{1}{2} \dot{q}^T M(q) \dot{q}, \quad (2.4.18)$$

avec $M(q) \in \mathbb{R}^{3 \times 3}$ la matrice d'inertie du système, qui est symétrique et définie positive. Il est possible d'exprimer cette matrice par l'équation suivante :

$$M(q) = \sum_{i=1}^3 (m_i J_{vi}^T J_{vi} + J_{wi}^T I_i J_{wi}), \quad (2.4.19)$$

où :

$$J_{vi} = \begin{bmatrix} \frac{\partial^0 x_{mi}}{\partial q_1} & \frac{\partial^0 x_{mi}}{\partial q_2} & \frac{\partial^0 x_{mi}}{\partial q_3} \\ \frac{\partial^0 y_{mi}}{\partial q_1} & \frac{\partial^0 y_{mi}}{\partial q_2} & \frac{\partial^0 y_{mi}}{\partial q_3} \\ \frac{\partial^0 z_{mi}}{\partial q_1} & \frac{\partial^0 z_{mi}}{\partial q_2} & \frac{\partial^0 z_{mi}}{\partial q_3} \end{bmatrix}, \quad (2.4.20)$$

$$J_{wi} = \begin{bmatrix} Z_1 & \dots & Z_i & \dots & 0 \end{bmatrix}, \quad (2.4.21)$$

avec (x_{mi}, y_{mi}, z_{mi}) les coordonnées des centres de masse m_i de chaque articulation i selon le repère 0; et les Z_i sont les vecteurs de position des axes de rotation x_i selon R_0 . m_i et I_i représentent respectivement la masse et l'inertie de l'articulation i ramenées à son centre de gravité. Ce qui donne donc des matrices J_{vi} de la forme suivante dans le cas de ULEL :

$$J_{v1} = \begin{bmatrix} -^1x_{m1} \cdot S_1 - ^1y_{m1} \cdot C_1 & 0 & 0 \\ ^1x_{m1} \cdot C_1 - ^1y_{m1} \cdot S_1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}, \quad (2.4.22)$$

$$J_{v2} = \begin{bmatrix} -l_1 \cdot S_1 - ^2x_{m2} \cdot S_{12} - ^2y_{m2} \cdot C_2 & -^2x_{m2} \cdot S_{12} - ^2y_{m2} \cdot C_2 & 0 \\ l_1 \cdot C_1 + ^2x_{m2} \cdot C_{12} - ^2y_{m2} \cdot S_{12} & ^2x_{m2} \cdot C_{12} - ^2y_{m2} \cdot S_{12} & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}, \quad (2.4.23)$$

$$J_{v3} = \begin{bmatrix} -l_1 S_1 - (l_2 - ^3x_{m3} \cdot C_3) S_{12} - ^3r_3 \cdot C_{12} & -(l_2 - ^3x_{m3} \cdot C_3) S_{12} - ^3r_3 \cdot C_{12} & -^3x_{m3} \cdot S_3 \cdot C_{12} \\ l_1 \cdot C_1 + (l_2 - ^3x_{m3} \cdot C_3) \cdot C_{12} - ^3r_3 S_{12} & (l_2 - ^3x_{m3} \cdot C_3) \cdot C_{12} - ^3r_3 S_{12} & ^3x_{m3} \cdot S_3 \cdot S_{12} \\ 0 & 0 & -^3x_{m3} \cdot C_3 \end{bmatrix}. \quad (2.4.24)$$

Pour les matrices J_{wi} , elles sont de la forme :

$$J_{w1} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}, \quad (2.4.25)$$

$$J_{w2} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 0 \end{bmatrix}, \quad (2.4.26)$$

$$J_{w3} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & -S_{12} \\ 0 & 0 & C_{12} \\ 1 & 1 & 0 \end{bmatrix}. \quad (2.4.27)$$

A partir de ces différentes matrices J_{vi} et J_{wi} , la matrice d'inertie $M(q)$ a pu être déterminée. Les différents éléments $M_{i,j}(q)$ de cette matrice seront présentés en annexe.

Les éléments $C_{i,j}(q, \dot{q})$ de la matrice $C(q, \dot{q}) \in \mathbb{R}^{3 \times 3}$ de Coriolis sont déterminés par la sommation des symboles de Christoffel $c_{i,j,k}(q)$ de la manière suivante :

$$C_{i,j}(q, \dot{q}) = \sum_{k=1}^3 c_{i,j,k}(q) \dot{q}_k, \quad (2.4.28)$$

où les symboles de Christoffel $c_{i,j,k}(q)$ sont calculés selon l'équation :

$$c_{i,j,k}(q) = \frac{\partial M_{i,j}(q)}{\partial q_k} + \frac{\partial M_{i,k}(q)}{\partial q_j} - \frac{\partial M_{k,j}(q)}{\partial q_i}. \quad (2.4.29)$$

L'effet de la pesanteur sur les couples du système robotisé est représenté par le vecteur $G(q) \in \mathbb{R}^3$, il se calcule de la manière suivante :

$$G(q) = \begin{bmatrix} \frac{\partial E_p}{\partial q_1} \\ \frac{\partial E_p}{\partial q_2} \\ \frac{\partial E_p}{\partial q_3} \end{bmatrix} \quad (2.4.30)$$

Les frictions de l'exosquelette seront quant à elles modélisées par le vecteur $D(\dot{q}) \in \mathbb{R}^3$. Il existe différentes manières d'estimer les frictions d'un système robotisé : [Armstrong 88]. Il a été choisi d'utiliser une modélisation de la forme :

$$D(\dot{q}) = f_v \dot{q} + f_s \operatorname{sgn}(\dot{q}), \quad (2.4.31)$$

avec $f_v = \operatorname{diag}(f_{v_1}, f_{v_2}, f_{v_3}) \in \mathbb{R}^{3 \times 3}$ et $f_s = \operatorname{diag}(f_{s_1}, f_{s_2}, f_{s_3}) \in \mathbb{R}^{3 \times 3}$ deux matrices diagonales des frottements visqueux et des frottements secs respectivement.

L'équation de Euler-Lagrange peut maintenant s'écrire sous sa forme matricielle pour exprimer le modèle dynamique de ULEL :

$$M(q)\ddot{q} + C(q, \dot{q})\dot{q} + G(q) + D(\dot{q}) = \tau. \quad (2.4.32)$$

2.5 Identification des paramètres d'ULEL

Pour modéliser la dynamique du système, certains paramètres ont été utilisés (positions des centres de gravité, coefficients de frottements, etc). Les constructeurs fournissent des valeurs nominales pour ce type de paramètres, mais il existe un écart entre les valeurs réelles et fournies. Or que ce soit pour une commande utilisant le modèle dynamique inverse ou pour les simulations utilisant le modèle

dynamique direct, la justesse du modèle dépendra des valeurs numériques de ces paramètres. De ce fait, pour essayer d'obtenir les valeurs de ces paramètres les plus proches possibles de la réalité, nous avons procédé à l'identification de ces paramètres du système en exploitant la linéarité du modèle dynamique par rapport à ces paramètres.

Cette phase d'identification a été réalisée à partir de la méthode et des enregistrements présentés dans ([Riani 18]). Tout d'abord à l'aide d'un positionnement d'ULEL et un choix de trajectoire désirée particulière, il est possible d'éliminer un grand nombre de paramètres dynamiques et d'isoler les paramètres de frictions pour les identifier. Une fois cette manipulation et les enregistrements réalisés, il a été utilisé la fonction `lsqcurvefit` de Matlab, qui permet de résoudre les problèmes d'ajustement de données au sens des moindres carrés. Après avoir identifié les paramètres de frottement, l'identification des paramètres d'inertie du modèle est effectuée en résolvant le modèle dynamique surdéterminé à l'aide de la fonction `lsqcurvefit` Matlab.

2.6 Conclusion

Ce chapitre a tout d'abord introduit un rapide état de l'art sur la robotique et plus précisément sur les exosquelettes. Il a ainsi été présenté les différentes utilisations pour un exosquelette et plus particulièrement dans le monde de la rééducation. Ce qui a permis d'introduire ULEL, l'exosquelette qui sera utilisé pour les expérimentations durant les travaux de ce manuscrit. Il a ainsi été présenté dans ce chapitre sa modélisation et l'identification de ces paramètres dynamiques.

Chapitre 3

Commande adaptative continue par mode glissant avec action intégrale

3.1 Introduction

Un domaine où les exosquelettes ont suscité un grand intérêt est le monde médical et notamment la rééducation physique [Perry 06][Riener 16][Veneman 07]. En effet, les sociétés occidentales connaissent un vieillissement de leur population, entraînant une augmentation des besoins en soins médicaux. Or ces soins médicaux s'avèrent souvent coûteux et le personnel médical reste limité. Les exosquelettes sont une des solutions qui pourrait permettre de répondre au mieux à cette croissance en besoin médical tout en limitant les coûts pour les sociétés. Tout d'abord, en fournissant une aide physique aux personnes atteintes de handicap, ces derniers pourraient retrouver une certaine autonomie dans leurs tâches quotidiennes [Schmeisser 73][Vukobratovic 74]. Cette nouvelle autonomie augmenterait leur confort de vie et diminuerait par la même occasion leur besoin de prise en charge.

La rééducation des personnes atteintes de handicap suite à une attaque cardiaque se décompose en plusieurs étapes. Dans ce chapitre, il sera traité la première phase dans le processus de rééducation moteur d'un patient : la phase passive. Cette phase permet de remobiliser les membres atteints, elle constitue donc une phase importante de la rééducation du patient ([Carel 00]). Durant cette première étape, le patient étant souvent incapable de produire des mouvements spontanés, il sera assisté pour des exercices de postures et de mouvement pour recouvrir sa complète mobilité ([Marque 14]).

L'exosquelette, en tant que robot portable en contact direct avec les patients en état de fragilité musculaire, la sécurité du porteur doit être assurée. Pour répondre à ces exigences, la commande se doit de garantir une stabilité face aux

perturbations extérieures et aux variations de dynamique, que peut entraîner un changement d'utilisateur. Plusieurs stratégies de commandes ont pu être proposées dans des travaux de recherche. Parmi elles, il peut être cité la commande adaptative, la logique floue, la commande par « backstepping » ou la commande par admittance [Pehlivan 16][Chen 17][Culmer 10].

Ce chapitre introduira une nouvelle loi de commande adaptative basée sur une surface de glissement permettant de garantir une convergence vers zéro des erreurs de poursuite et l'absence de singularité dans la commande. Le chapitre sera construit de la manière suivante : la section 2 sera consacrée à la dynamique de l'exosquelette. Dans la section 3, il sera introduit la commande proposée et la preuve de sa stabilité. Les expérimentations et les tests de validation seront eux présentés dans la section 4, pour finalement conclure et envisager les perspectives liées à ces travaux dans la section 5.

3.2 Modèle dynamique

L'ensemble exosquelette et son porteur forment le système considéré. La dynamique de ce système, comme établi au chapitre 2, est modélisée sous forme matricielle par la formulation d'Euler-Lagrange :

$$M(q)\ddot{q} + H(q, \dot{q}) = \tau^{exo} + \tau^{hum} + \tau^{ext}, \quad (3.2.1)$$

où $q \in \mathbb{R}^n$, $\dot{q} \in \mathbb{R}^n$ et $\ddot{q} \in \mathbb{R}^n$ sont les positions, vitesses et accélération respectives des n articulations; $M(q) \in \mathbb{R}^{n \times n}$ est la matrice d'inertie du système qui est symétrique et définie positive; $\tau^{hum} \in \mathbb{R}^n$ sont les couples humains; $\tau^{exo} \in \mathbb{R}^n$ sont les couples de l'exosquelette; $\tau^{ext} \in \mathbb{R}^n$ sont les couples extérieurs; et le vecteur $H(q, \dot{q}) \in \mathbb{R}^n$ est donné par :

$$H(q, \dot{q}) = C(q, \dot{q})\dot{q} + G(q) + D(\dot{q}) \quad (3.2.2)$$

avec $C(q, \dot{q}) \in \mathbb{R}^{n \times n}$ la matrice de Coriolis et des forces centrifuges; $G(q) \in \mathbb{R}^n$ le vecteur contenant les termes des forces de pesanteur agissant sur le système; et $D(\dot{q}) \in \mathbb{R}^n$ le vecteur contenant les termes de dissipation.

La dynamique du modèle dans l'équation (3.2.1) peut être exprimée de la manière suivante :

$$(\bar{M} + \Delta M(q))\ddot{q} + H(q, \dot{q}) = \tau^{exo} + \tau^{hum} + \tau^{ext}, \quad (3.2.3)$$

où \bar{M} est une matrice constante définie positive qui représente les valeurs nominales connues de la matrice $M(q)$ et $\Delta M(q)$ est la déviation par rapport à ces valeurs nominales tel que $\Delta M(q) = M(q) - \bar{M}$.

Les systèmes considérés (3.2.1) dans ce chapitre ne sont formés que d'articulations pivots. De ce fait, les propriétés suivantes sont donc vérifiées :

Propriété 1. La matrice $M(q)$ et sa dérivée temporelle $\dot{M}(q)$ sont bornées par :

$$\begin{aligned} \|M(q)\| &\leq \mu_{M1} \quad , \\ \|\dot{M}(q)\| &\leq \mu_{M2}\|\dot{q}\| \end{aligned} \quad (3.2.4)$$

où μ_{M1} et μ_{M2} sont des constantes positives.

Propriété 2. Les matrices $C(q, \dot{q})$ et sa dérivée temporelle $\dot{C}(q, \dot{q})$ sont bornées par :

$$\begin{aligned} \|C(q, \dot{q})\| &\leq \mu_{C1}\|\dot{q}\| \quad , \\ \|\dot{C}(q, \dot{q})\| &\leq \mu_{C2}\|\dot{q}\|^2 + \mu_{C3}\|\ddot{q}\| \end{aligned} \quad (3.2.5)$$

où μ_{C1} , μ_{C2} et μ_{C3} sont des constantes positives.

De ces inégalités, il est obtenu :

$$\|C(q, \dot{q})\ddot{q} + \dot{C}(q, \dot{q})\dot{q}\| \leq (\mu_{C1} + \mu_{C3})\|\dot{q}\|\|\ddot{q}\| + \mu_{C2}\|\dot{q}\|^3 \quad (3.2.6)$$

Propriété 3. La dérivée temporelle du vecteur $G(q)$ est bornée par :

$$\|\dot{G}(q)\| \leq \mu_{G1}\|\dot{q}\|$$

où μ_{G1} est une constante positive.

Dans les cas d'utilisations réelles, le vecteur de dissipation $D(q)$ est difficile à modéliser du fait de sa dépendance à de nombreux paramètres physiques tels que le type de lubrifiants, les jeux dans les articulations, l'usure des composants, etc. De plus, les couples $\tau^{hum}(t)$ et $\tau^{ext}(t)$ sont eux aussi des paramètres non identifiés et changeant durant le temps. Donc pour établir la commande du système, les hypothèses suivantes sont émises et admises :

Hypothèse 1. La dérivée temporelle du vecteur de dissipation $D(\dot{q})$ est bornée tel que :

$$\|\dot{D}(\dot{q})\| \leq \mu_{D1}\|\ddot{q}\|, \quad (3.2.7)$$

où μ_{D1} est une constante positive.

Hypothèse 2. La dérivée temporelle du terme $\tau^{hum} + \tau^{ext}$ est bornée tel que :

$$\|\dot{\tau}^{hum} + \dot{\tau}^{ext}\| \leq \mu_{\tau 1}, \quad (3.2.8)$$

où $\mu_{\tau 1}$ est une constante positive.

Hypothèse 3. La position q_i de la i ème articulation est connue et la constante de Lipschitz $L_i > 0$ de l'accélération \ddot{q}_i i ème articulation est aussi connue, c'est à dire que le jerk de cet i ème articulation est borné par $|\ddot{\ddot{q}}_i(t)| \leq L_i$ pour $i = 1, \dots, n$.

Hypothèse 4. La position désirée q_d est une trajectoire admissible par le système qui est deux fois dérivable par rapport au temps t et dont son jerk $\ddot{\ddot{q}}_d$ est borné.

3.3 Conception de la commande

La commande par mode glissant est reconnue comme une technique particulièrement robuste face aux variations de paramètres et aux perturbations extérieures. Ce type de commande attire les variables d'états du système vers une surface de glissement prédéfinie, qui garantit une convergence vers un point d'origine. Une fois que les variables d'état atteignent la surface de glissement, elles y sont maintenues par les commutations. De par sa nature, le signal de commande est discontinu durant les commutations de l'organe de commande le long de la surface de glissement. Ce phénomène induit un broutement (chattering en anglais) qui peut exister par résonance des hautes fréquences non modélisées de la dynamique de l'exosquelette, ce qui peut être dangereux et désagréable pour l'utilisateur. Pour répondre à cette problématique, la commande proposée sera exprimée en tant que la dérivée du couple appliqué τ^{exo} . De ce fait la dérivée $\dot{\tau}^{exo}$ contiendra bien des discontinuités mais le couple réellement appliqué à l'exosquelette τ^{exo} sera lui continu grâce à l'intégration.

Pour le reste du chapitre, les arguments des fonctions (matrice ou vecteur) ne seront plus indiqués dans le but de simplifier l'écriture des équations.

3.3.1 Représentation dans l'espace d'état

Pour établir la commande, les trajectoires des variables d'état seront tout d'abord établies. Pour cela le modèle (3.2.3) est dérivé en fonction du temps pour obtenir :

$$\bar{M} \ddot{q} + \Delta M \dot{q} + \dot{M} \ddot{q} + \dot{H} = \dot{\tau}^{exo} + \dot{\tau}^{hum} + \dot{\tau}^{ext}. \quad (3.3.1)$$

De cette équation (3.3.1), le jerk \ddot{q} peut être exprimé en fonction des termes nominaux :

$$\ddot{q} = \bar{M}^{-1}(\dot{\tau}^{exo} + \dot{\tau}^{hum} + \dot{\tau}^{ext} - \dot{M} \ddot{q} - \dot{H}) + \xi, \quad (3.3.2)$$

où ξ est l'erreur nominale du modèle donnée par :

$$\xi = -\bar{M}^{-1} \Delta M \ddot{q} \quad (3.3.3)$$

Cette équation (3.3.2) peut être exprimée dans un système dans l'espace d'état de la forme suivante

$$\begin{cases} \dot{x}_1 = x_2 \\ \dot{x}_2 = x_3 \\ \dot{x}_3 = f + g u \end{cases} \quad (3.3.4)$$

avec $x_1 = q$ la position, $x_2 = \dot{q}$ la vitesse, $x_3 = \ddot{q}$ l'accélération, $u = \dot{\tau}^{exo}$ la commande d'entrée, $g = \bar{M}^{-1}$ l'inverse de la matrice d'inertie nominale et f est donnée par

$$f = \bar{M}^{-1}(\dot{\tau}^{hum} + \dot{\tau}^{ext} - \dot{M} \ddot{q} - \dot{H}) + \xi. \quad (3.3.5)$$

Dans l'équation précédente, il est remarquable que la fonction f inclut les effets humains, les couples de perturbations extérieures, les termes dynamiques et les écarts de modèle nominal. Au vu des différentes propriétés et hypothèses exprimées dans la section précédente, l'inégalité suivante peut être établie :

$$\|\ddot{q}_d - f\| \leq \theta^T \varphi(\dot{q}, \ddot{q}), \quad (3.3.6)$$

où $\theta \in \mathbb{R}^5$ est un vecteur formé par des constantes positives adaptées et $\varphi(\dot{q}, \ddot{q}) \in \mathbb{R}^5$ est la fonction décrite dans l'équation suivante :

$$\varphi(\dot{q}, \ddot{q}) = \left[1, \|\dot{q}\|, \|\dot{q}\|^3, \|\ddot{q}\|, \|\dot{q}\|\|\ddot{q}\| \right]^T. \quad (3.3.7)$$

Il est important de souligner que la fonction ci-dessus sera utilisée dans la loi de commande en tant que retour d'information garantissant la stabilité du système à la boucle fermée proposée. Or, l'utilisation de la vitesse \dot{q} et de l'accélération \ddot{q} dans la fonction $\varphi(\dot{q}, \ddot{q})$ est un facteur limitant étant donné que seule la position q est assumée connue d'après l'hypothèse 3. De ce fait il est nécessaire d'estimer \dot{q} la vitesse et l'accélération \ddot{q} .

3.3.2 Différenciateur de troisième ordre

Il sera défini la décomposition suivante :

$$x_1 = \begin{bmatrix} x_{1,1} \\ \vdots \\ x_{1,n} \end{bmatrix}, x_2 = \begin{bmatrix} x_{2,1} \\ \vdots \\ x_{2,n} \end{bmatrix}, x_3 = \begin{bmatrix} x_{3,1} \\ \vdots \\ x_{3,n} \end{bmatrix}. \quad (3.3.8)$$

En conséquence de l'hypothèse 3, le problème d'estimation précise en temps réel des variables d'états $x_{1,i}$, $x_{2,i}$, $x_{3,i}$ pour $i = 1, \dots, n$ a pour solution connue l'utilisation du différenciateur suivant [Levant 03] :

$$\begin{cases} \dot{\hat{x}}_{1,i} = \hat{x}_{2,i} - \lambda_{1,i} |\hat{x}_{1,i} - x_{1,i}|^{2/3} \operatorname{sgn}(\hat{x}_{1,i} - x_{1,i}) \\ \dot{\hat{x}}_{2,i} = \hat{x}_{3,i} - \lambda_{2,i} |\hat{x}_{2,i} - x_{2,i}|^{1/2} \operatorname{sgn}(\hat{x}_{2,i} - \hat{x}_{1,i}) \\ \dot{\hat{x}}_{3,i} = -\lambda_{3,i} \operatorname{sgn}(\hat{x}_{3,i} - \hat{x}_{2,i}) \end{cases} \quad (3.3.9)$$

avec $\hat{x}_{1,i}$, $\hat{x}_{2,i}$, $\hat{x}_{3,i}$ les estimations respectives de $x_{1,i}$, $x_{2,i}$, $x_{3,i}$ et $\lambda_{1,i}$, $\lambda_{2,i}$, $\lambda_{3,i}$ des constantes positives.

La convergence en temps fini du différenciateur (3.3.9) peut être atteint en utilisant les paramètres valides respectant [Levant 03] : $\lambda_{1,i} = 3L_i^{1/3}$, $\lambda_{2,i} = 1.5L_i^{1/2}$ et $\lambda_{3,i} = 1.1L_i$ où L_i est la constante Lipschitz donnée dans l'hypothèse 3. Il est donc obtenu :

$$\begin{cases} \hat{x}_{1,i} = x_{1,i} \\ \hat{x}_{2,i} = x_{2,i} \\ \hat{x}_{3,i} = x_{3,i} \end{cases}, \quad \text{for } \forall t > t_{est} \quad (3.3.10)$$

avec t_{est} est le temps fini du différenciateur.

Il est ensuite évident que du système d'équation (3.3.10), il est obtenu :

$$\varphi(\hat{x}_{2,i}, \hat{x}_{3,i}) = \varphi(\dot{q}, \ddot{q}) \text{ for } \forall t > t_{est} \quad (3.3.11)$$

De ce fait, la loi de commande proposée dans les sections suivantes ne sera activée qu'une fois le temps t_{est} atteint, dans le but de pouvoir utiliser les entrées $(\hat{x}_{2,i}, \hat{x}_{3,i})$ en place de (\dot{q}, \ddot{q}) .

3.3.3 Sélection de la surface de glissement

Soit $\tilde{x}_1 = q_d - \hat{x}_1$, $\tilde{x}_2 = \dot{q}_d - \hat{x}_2$ et $\tilde{x}_3 = \ddot{q}_d - \hat{x}_3$ l'erreur de poursuite de position, de vitesse et d'accélération respectivement. Le concept de la commande par mode glissant est de sélectionner une surface de glissement $s = 0$ avec laquelle le système en boucles fermée avec mode glissant convergera vers un point d'équilibre. La loi de commutation non singulière choisie est donnée par ¹

$$s = \tilde{x}_3 + \int_{t_0}^t \sum_{j=1}^3 k_j \tilde{x}_j^{\gamma_j}(\mu) d\mu, \quad (3.3.12)$$

où t_0 est le temps activation tel que $t_0 > t_{est}$, γ_j sont des constantes positives telles que $\gamma_1 = \frac{\gamma_2 \gamma_3}{2\gamma_3 - \gamma_2}$, $\gamma_2 = \frac{\gamma_3}{2 - \gamma_3}$, $\gamma_3 = \frac{a_1}{a_2}$ avec a_1 et a_2 des constantes positives impaires respectant $a_2 > a_1 > 0$, et $k_j = \text{diag}(k_{j,1}, \dots, k_{j,n}) \in \mathbb{R}^{n \times n}$ sont des matrices diagonales choisies pour que les polynômes $k_{1,i} + k_{2,i}r + k_{3,i}r^2 + r^3$ pour $i = 1, \dots, n$ soient Hurwitz.

La dérivée en fonction du temps de la loi de commutation de l'équation précédente (3.3.12) donne :

$$\dot{s} = \dot{\tilde{x}}_3 + \sum_{j=1}^3 k_j \tilde{x}_j^{\gamma_j}. \quad (3.3.13)$$

Dans l'équation \dot{s} (3.3.13), il est remarquable qu'aucun terme avec une puissance négative $\tilde{x}_j^{\gamma_j}$ est présente au niveau de la somme. Cela provient de la présence d'une intégration dans la loi de commutation de l'équation (3.3.12). Cette absence de puissance négative permet d'éviter tout cas de singularité dans la commande même dans les cas où $\tilde{x}_j^{\gamma_j} = 0$.

Soit le temps attractivité t_{rea} , le temps que met la variable d'état à atteindre la surface de glissement, tel que $t_{rea} > t_{est}$. Après le temps t_{rea} , le mode glissant sera assumé maintenu, c'est à dire que : $s_i(t) = 0, \forall t \geq t_{rea}$ pour $i = 1, \dots, n$. La valeur de la dérivée temporelle $\dot{s}_i(t)$ est aussi égale à zéro en mode glissant

1. Notons que $\tilde{x}_j^{\gamma_j} = [\tilde{x}_{j,1}^{\gamma_j}, \dots, \tilde{x}_{j,n}^{\gamma_j}]^T$ avec $\tilde{x}_j = [\tilde{x}_{j,1}, \dots, \tilde{x}_{j,n}]^T$.

[Perruquetti 02]. De (3.3.10), (3.3.12) et (3.3.13), l'équation $\dot{s}_i = 0$ peut décrire la dynamique de l'erreur par l'équation suivante $\forall t \geq t_{rea}$

$$\begin{cases} \dot{\tilde{x}}_{i,1} = \tilde{x}_{i,2} \\ \dot{\tilde{x}}_{i,2} = \tilde{x}_{i,3} \\ \dot{\tilde{x}}_{i,3} = -k_{i,1}\tilde{x}_{i,1}^{\gamma_1} - k_{i,2}\tilde{x}_{i,2}^{\gamma_2} - k_{i,3}\tilde{x}_{i,3}^{\gamma_3} \end{cases} \quad (3.3.14)$$

En conséquence de la preuve donnée dans la Proposition 8.1 de [Bhat 05], l'origine du système (3.3.14) est un équilibre globalement stable tel que

$$\begin{cases} \hat{x}_1(t) = x_1(t) = q_d(t) \\ \hat{x}_2(t) = x_2(t) = \dot{q}_d(t) \\ \hat{x}_3(t) = x_3(t) = \ddot{q}_d(t) \end{cases}, \text{ for } \forall t > t_{sl}, \quad (3.3.15)$$

où t_{sl} est le temps de glissement fini de la surface de glissement.

3.3.4 Développement de la loi de commande

Dans le développement précédent, le système a été représenté en variable d'état, un différenciateur a été introduit pour avoir accès aux vitesses et accélérations du système et une surface de glissement a été présentée. A partir de ces différents éléments, il sera présenté dans cette section une nouvelle loi de commande adaptative pour garantir la poursuite en positions, vitesses et accélérations par les sorties des trajectoires désirées, qui peuvent être choisies de manière arbitraire en respect de l'hypothèse 4.

L'exosquelette considéré est non linéaire et ses paramètres sont variables et dépendants du porteur. Pour assurer une stabilité en boucle fermée avec des paramètres adaptatifs, la commande suivante est proposée :

$$u = \bar{M} (\alpha_1 s + \alpha_2 s^\beta + \hat{\theta}^T \varphi \frac{s}{\|s\|} + \sum_{j=1}^3 k_j \tilde{x}_j^{\gamma_j}), \quad (3.3.16)$$

où les gains $\alpha_1, \alpha_2 > 0$ sont des constantes positives ; et la puissance $\beta = \frac{b_1}{b_2}$ avec b_1 et b_2 des entiers positifs impairs tel que $b_2 > b_1 > 0$; et $\hat{\theta}$ est l'estimation θ , définis dans l'équation (3.3.6), suivant la loi d'adaptation :

$$\dot{\hat{\theta}} = \Gamma \varphi \|s\|, \quad (3.3.17)$$

où $\Gamma \in \mathbb{R}^{5 \times 5}$ est une matrice diagonale positive constante.

De la loi de commande proposée dans l'équation (3.3.16), le couple continu réel appliqué à l'exosquelette peut être exprimé par l'expression suivante :

$$\tau^{exo}(t) = \tau^{exo}(t_0) + \int_{t_0}^t u(\mu) d\mu, \quad (3.3.18)$$

où $\tau^{exo}(t_0)$ est la valeur initiale du couple de l'exosquelette au moment de l'activation de la commande t_0 avec $t_0 > t_{est}$.

Une commande pour le système considéré vient ainsi d'être proposée, la stabilité de cette commande doit donc être démontrée. Pour cela une démonstration de la stabilité du système en boucle fermée au sens de Lyapunov va donc être présentée.

Preuve. Définissons la fonction de Lyapunov suivante pour $t \geq t_0$:

$$V = \frac{1}{2}s^T s + \frac{1}{2}\tilde{\theta}^T \Gamma^{-1} \tilde{\theta}, \quad (3.3.19)$$

où $\tilde{\theta} = \theta - \hat{\theta}$ est l'erreur d'estimation de θ .

La dérivation en fonction du temps de la fonction de Lyapunov V de l'équation (3.3.19) donne

$$\dot{V} = s^T \dot{s} - \tilde{\theta}^T \Gamma^{-1} \dot{\tilde{\theta}}. \quad (3.3.20)$$

Les variables \dot{s} et $\dot{\tilde{\theta}}$ de l'équation (3.3.20) sont remplacées par leurs expressions dans les équations (3.3.13) et (3.3.17), ce qui donne :

$$\dot{V} = s^T (\dot{\hat{x}}_3 + \sum_{j=1}^3 k_j \tilde{x}_j^{\gamma_j}) - \tilde{\theta}^T \varphi \|s\|. \quad (3.3.21)$$

L'erreur \tilde{x}_3 est remplacée par son expression dans l'équation suivante :

$$\dot{V} = s^T (\ddot{q}_d - \dot{\hat{x}}_3 + \sum_{j=1}^3 k_j \tilde{x}_j^{\gamma_j}) - \tilde{\theta}^T \varphi \|s\|. \quad (3.3.22)$$

D'après les équations (3.3.4) et (3.3.10), l'égalité $\dot{\hat{x}}_3 = \dot{x}_3 = f + g u$ est vérifiée pour $t \geq t_0 > t_{est}$. En substituant $\dot{\hat{x}}_3$ par l'égalité précédente, l'équation (3.3.22) devient :

$$\dot{V} = s^T (\ddot{q}_d - f - g u + \sum_{j=1}^3 k_j \tilde{x}_j^{\gamma_j}) - \tilde{\theta}^T \varphi \|s\|. \quad (3.3.23)$$

La matrice g et la loi de commande u sont données par l'équation (3.3.4) et (3.3.16), leurs expressions respectives sont introduites dans l'équation (3.3.23) pour obtenir l'équation suivante :

$$\begin{aligned} \dot{V} = & s^T (\ddot{q}_d - f - \bar{M}^{-1} \bar{M} (\alpha_1 s + \alpha_2 s^\beta + \hat{\theta}^T \varphi \frac{s}{\|s\|} \\ & + \sum_{j=1}^3 k_j \tilde{x}_j^{\gamma_j}) + \sum_{j=1}^3 k_j \tilde{x}_j^{\gamma_j}) - \tilde{\theta}^T \varphi \|s\|. \end{aligned} \quad (3.3.24)$$

Après quelques simples opérations l'équation précédente devient

$$\dot{V} = s^T (\ddot{q}_d - f) - \theta^T \varphi \|s\| - s^T \alpha_1 s - s^T \alpha_2 s^\beta. \quad (3.3.25)$$

En utilisant les propriétés de la norme, il peut être écrit de manière évidente que :

$$\dot{V} \leq \|s\|(\|\ddot{q}_d - f\| - \theta^T \varphi) - s^T \alpha_1 s - s^T \alpha_2 s^\beta. \quad (3.3.26)$$

Au regard de l'inégalité précédemment établie (3.3.6), la dérivée temporelle \dot{V} répond à l'inégalité suivante

$$\dot{V} \leq -s^T \alpha_1 s - s^T \alpha_2 s^\beta \leq -\lambda_{min} \|s\|^2, \quad (3.3.27)$$

où λ_{min} est la valeur propre minimale de la matrice α_1 .

Il peut être établi que les variables s et $\tilde{\theta}$ sont bornées du fait que $V(t) \geq 0$ et $\dot{V}(t) \leq 0$. De plus, les hypothèses 3 et 4 permettent d'admettre que $\dot{\tilde{x}}_3$ est borné, cela montre la continuité uniforme de \tilde{x}_3 . De ce fait, il peut être établi que la variable s donnée dans l'équation (3.3.12) est aussi uniformément continue. D'autre part, il peut être facilement vérifié dans l'équation (3.3.27) que $\lim_{t \rightarrow +\infty} \int_{t_0}^t \|s(\mu)\|^2 d\mu \leq \frac{V(t_0)}{\lambda_{min}}$, cela signifie que $\|s(t)\|$ est une fonction de carré intégrable pour $t \geq t_0$. L'application du lemme de Barbalat [Barbalat 59] indique que $\lim_{t \rightarrow +\infty} \|s(t)\| = 0$. Au regard de la définition de la variable de commutation s dans l'équation (3.3.12), il est possible de conclure que $\tilde{x}_1 \rightarrow 0$, $\tilde{x}_2 \rightarrow 0$ et $\tilde{x}_3 \rightarrow 0$ quand $t \rightarrow +\infty$. Par conséquent, la commande proposée garantit une convergence vers zéro de l'erreur de poursuite de trajectoire en position, vitesse et accélération.

3.4 Expérimentation

Dans les sections précédentes, une commande adaptative a été proposée, sa stabilité a ensuite été démontrée de manière théorique, une expérimentation en temps réel a été réalisée pour valider la commande. Pour cela, l'exosquelette a procédé à la réalisation de mouvements de flexion et extension du membre supérieur droit accompagnés d'un sujet sain d'un exosquelette a été conduite.

3.4.1 Protocole expérimental

Les expérimentations ont été menées avec un sujet adulte âgé de 26 ans, mesurant 1.88m et pesant 95kg. L'exosquelette utilisé pour les expérimentations se prénomme ULEL (Upper Limb Exoskeleton of LISSI), il a été développé par l'entreprise RB3D spécifiquement pour le laboratoire LISSI (Laboratoire Images, Signaux et Systèmes Intelligents) de l'Université Paris-Est Créteil (UPEC), France. Dans le chapitre 2, une description plus détaillée de ULEL a été réalisée.

Dans l'expérimentation de ce chapitre, la commande proposée est validée seulement sur les deux premières articulations d'ULEL, c'est-à-dire les articulations de

l'épaule et du coude. Ces deux articulations ont des axes de rotation parallèles donc leurs deux mouvements sont coplanaires.

Ces deux articulations sont actionnées par des moteurs à courant continu de la société MAXON. Des cartes de puissance adéquates de la même compagnie (Epsos 2) permettent l'asservissement des moteurs. La commande est appliquée en temps réel par la résolution d'une équation différentielle non linéaire à l'aide du solveur numérique du quatrième ordre de Runge-Kutta avec un temps d'échantillonnage de 0,001 seconde. L'asservissement est programmé sur un PC équipé d'une carte de commande en temps réel dSpace DS1103 PPC, utilisant les logiciels Matlab / Simulink et dSpace Control Desk. Pour la mesure du retour, chaque articulation est équipée d'un encodeur qui donne la position réelle. Un filtre passe-bas est utilisé pour améliorer le rapport signal sur bruit et pour assurer une transmission correcte de l'information.

Le test correspond à la réalisation d'une trajectoire adaptée à la rééducation clinique. Le sujet est passif durant la réalisation des mouvements, il ne devra fournir aucune force d'aide ou de résistance et seulement laisser l'exosquelette entraîner son membre supérieur droit. La sécurité du sujet et du matériel durant l'expérimentation est garantie par la présence d'un bouton d'arrêt d'urgence, des détecteurs de fin de course et des limites de courant.

Les trajectoires des deux articulations sont indépendantes et décorréées. Il a été choisi une trajectoire désirée de forme périodique, qui est courante dans le domaine de la rééducation clinique, telle que :

$$q_{di}(t) = A_i + B_i \sin(\omega_i t + \delta_i),$$

où i représente la i -ème articulation avec $A_1 = \frac{\pi}{6} \text{ rad}$, $A_2 = \frac{\pi}{6} \text{ rad}$, $B_1 = B_2 = \frac{\pi}{10} \text{ rad}$, $\omega_1 = 0.5 \text{ rad/s}$, $\omega_2 = 0.7 \text{ rad/s}$, $\delta_1 = -\frac{\pi}{2} \text{ rad}$ et $\delta_2 = \frac{\pi}{2} \text{ rad}$.

Les conditions initiales des variables réelles sont les suivantes $q(t_0) = [0, \frac{\pi}{4}]^T \text{ rad}$ et $\dot{q}(t_0) = [0, 0]^T \text{ rad/sec}$.

Les paramètres de la commande ont été fixés à $a_1 = 3$, $a_2 = 5$, $b_1 = 7$, $b_2 = 11$, $k_1 = 8 I$, $k_2 = 12 I$, $k_3 = 6 I$, $\alpha_1 = 0.1 I$, $\alpha_2 = 0.5 I$, $L_1 = L_2 = L_3 = 10$, $\Gamma = \text{diag}(0.05, 0.35, 0.25, 0.1, 0.15)$ et la matrice constante nominale $\bar{M} = \text{diag}(3, 1)$.

Dans l'expérimentation, la loi d'adaptation (3.3.17) est approchée par

$$\dot{\hat{\theta}} = \Gamma \varphi \eta(s) \tag{3.4.1}$$

où

$$\eta(s) = \begin{cases} \|s\| & \text{for } \|s\| \geq \varepsilon \\ 0 & \text{for } \|s\| < \varepsilon \end{cases} \tag{3.4.2}$$

2. La matrice I représente la matrice identité.

avec $\eta(s)$ la fonction qui remplace le terme $\|s\|$. Cette fonction permet de fixer une plage d'arrêt de l'adaptation pour $\|s\| < \varepsilon$ avec ε une petite constante acceptable. Cette constante ε est fixée de manière heuristique à 3.

3.4.2 Résultats expérimentaux

Les résultats expérimentaux montrent l'efficacité de la méthodologie différentiateur-commande proposée. Les figures 3.4.1, 3.4.2 et 3.4.3 montrent les positions, vitesses et accélérations. Le différentiateur, basé sur des informations des capteurs de positions, donne une bonne estimation de la position réelle proche de zéro, et une estimation de la vitesse et de l'accélération avec une erreur bornée. A partir de ces estimations, il est possible de constater que la commande proposée réalise une poursuite en position, vitesse et accélération efficace.

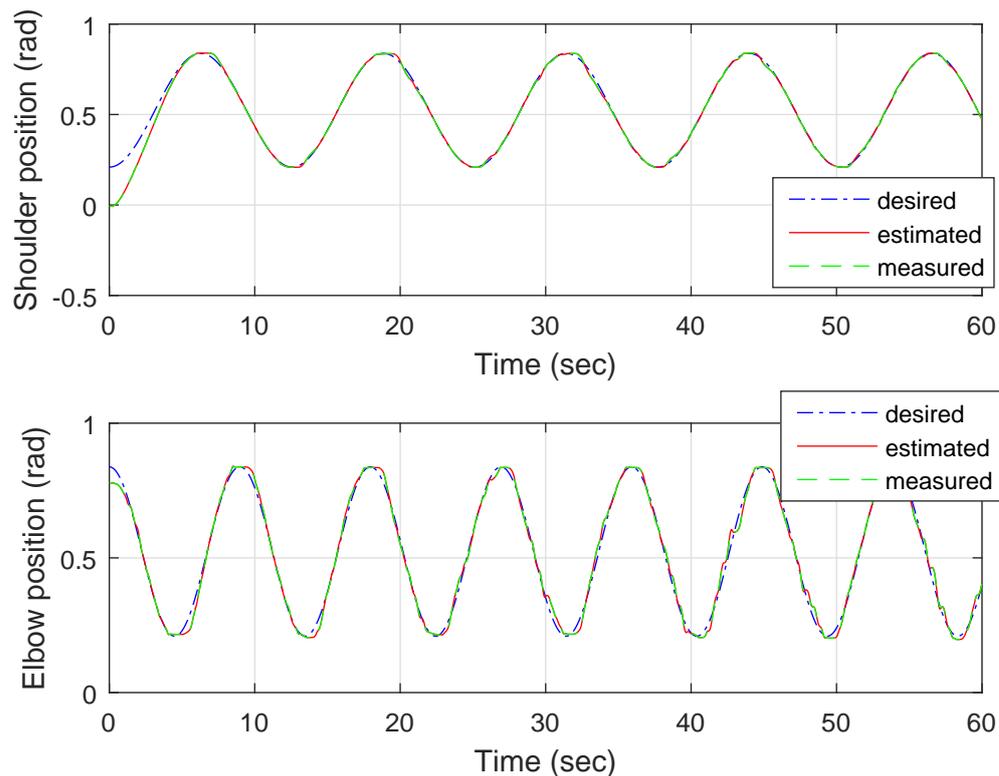


FIGURE 3.4.1 – Positions des articulations.

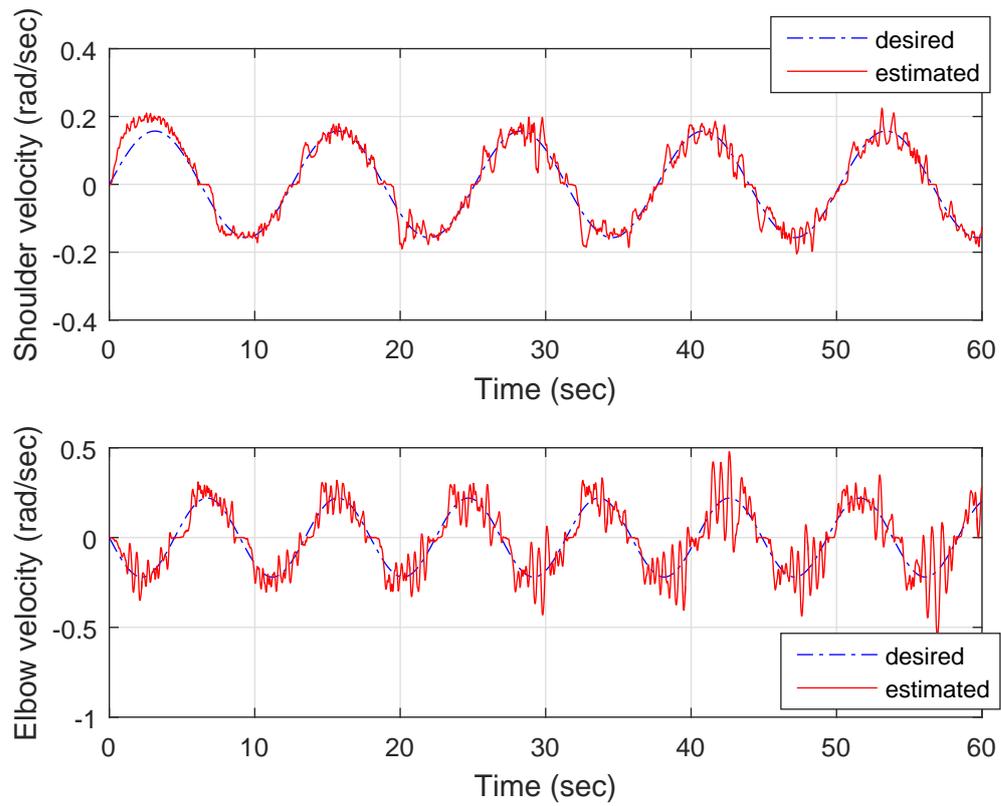


FIGURE 3.4.2 – Vitesses des articulations.

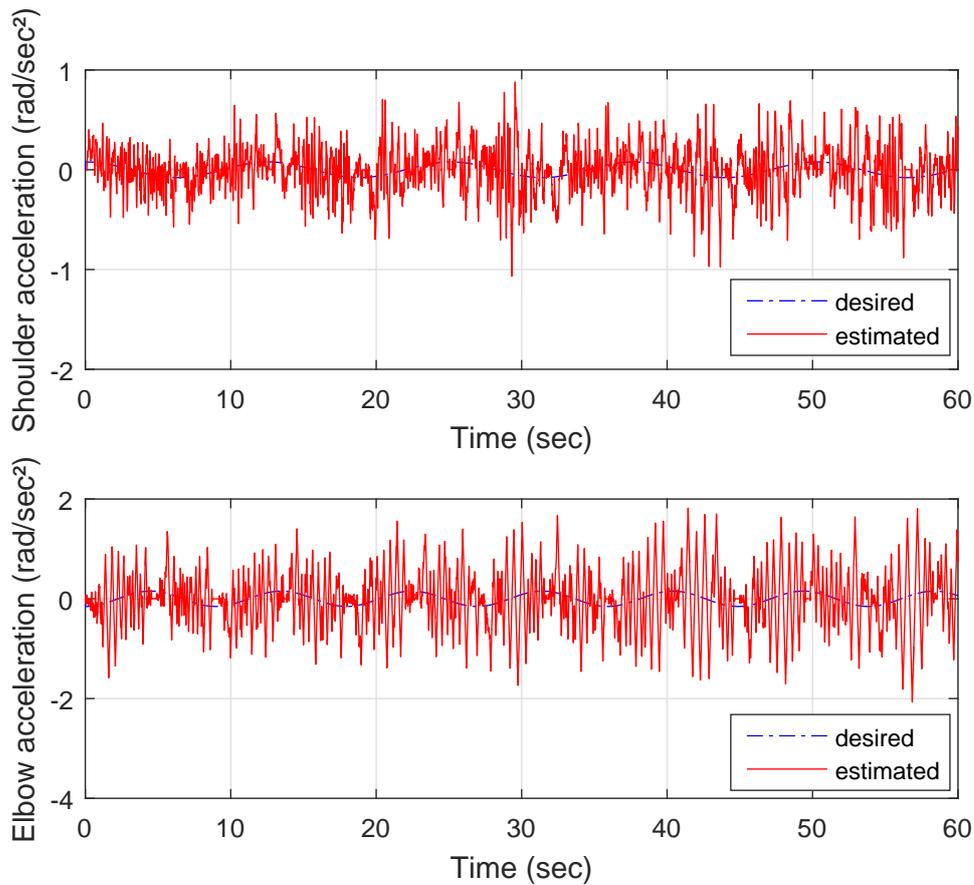


FIGURE 3.4.3 – Accélérations des articulations.

Pour le signal de commande, les couples sont montrés dans la figure 3.4.5, ces couples sont établis à partir des signaux visibles dans la figure 3.4.4. Il est possible de remarquer que les signaux d'entrées u contiennent des composantes discontinues provenant du « chattering ». La présence de ce phénomène indique que le mode glissant est bien atteint pour toutes les articulations et donc que les variables d'état sont bien sur la surface de glissement et qu'elles s'y sont maintenues. D'autre part, la figure.3.4.5 montre que les couples appliqués à l'exosquelette sont continus et ne contiennent pas de variations à hautes fréquences. Cela rend donc les mouvements réalisés par l'exosquelette plus adaptés à la rééducation et plus confortables pour l'utilisateur.

L'évolution des paramètres adaptatifs $\hat{\theta} = [\hat{\theta}_1, \dots, \hat{\theta}_5]^T$ est montrée dans la figure 3.4.6. La figure permet de constater que les paramètres après une phase d'adaptation convergent vers des valeurs stables, cela malgré l'initialisation à zéro de ces paramètres.

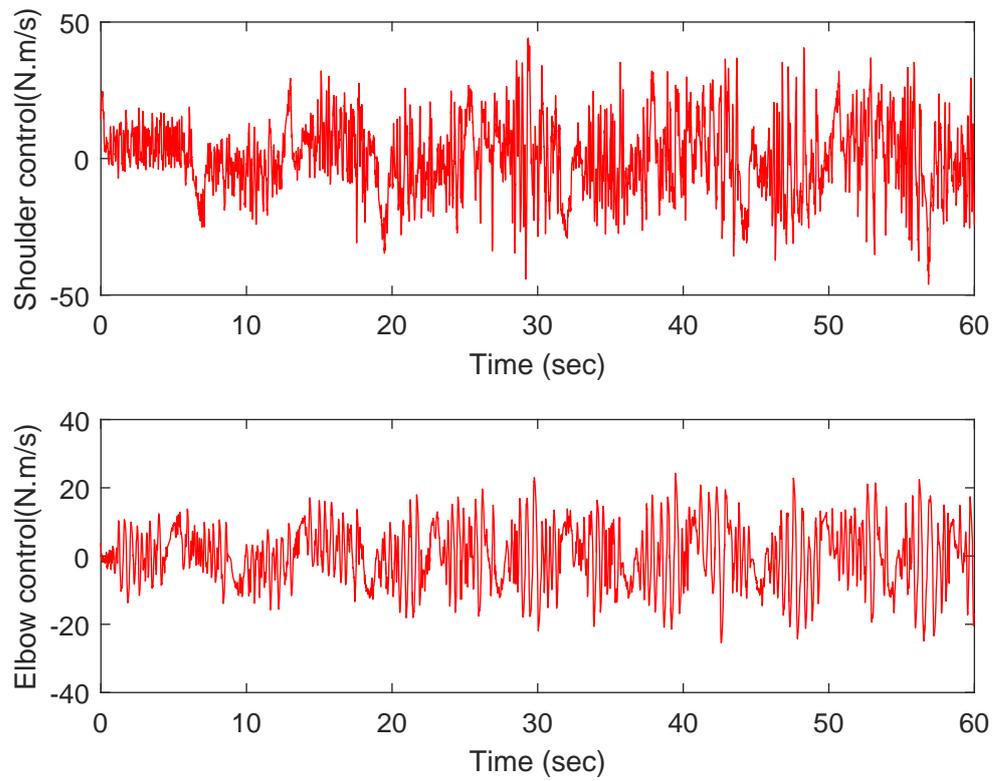
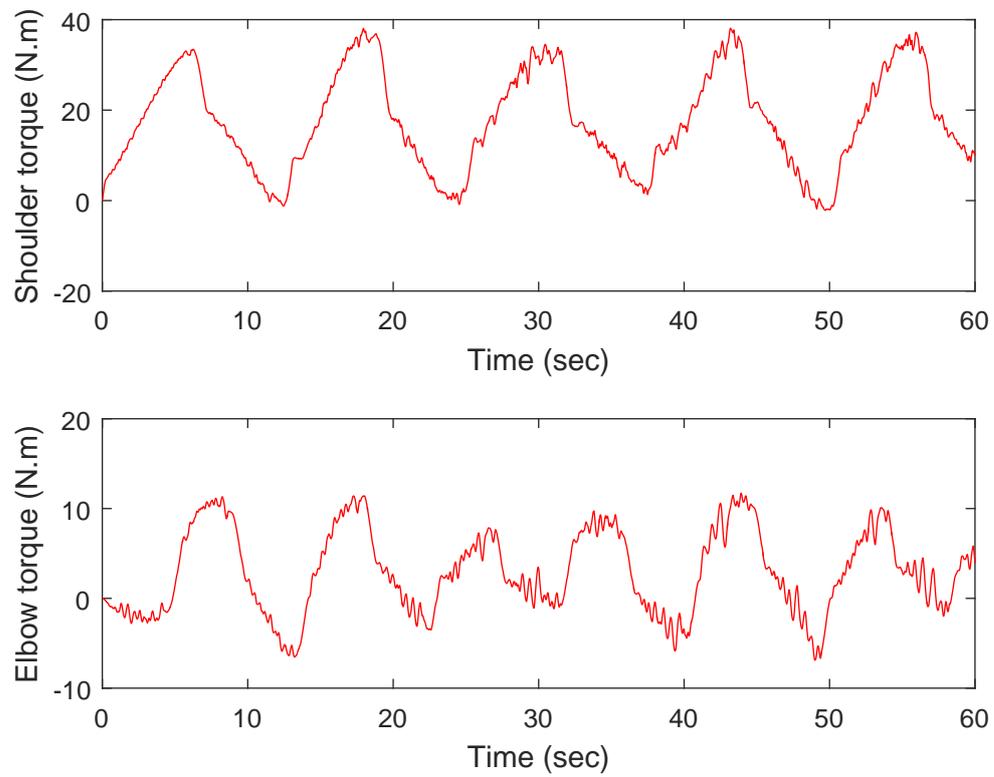


FIGURE 3.4.4 – Signaux de commande u des articulations.

FIGURE 3.4.5 – Couples des articulations τ^{exo} .

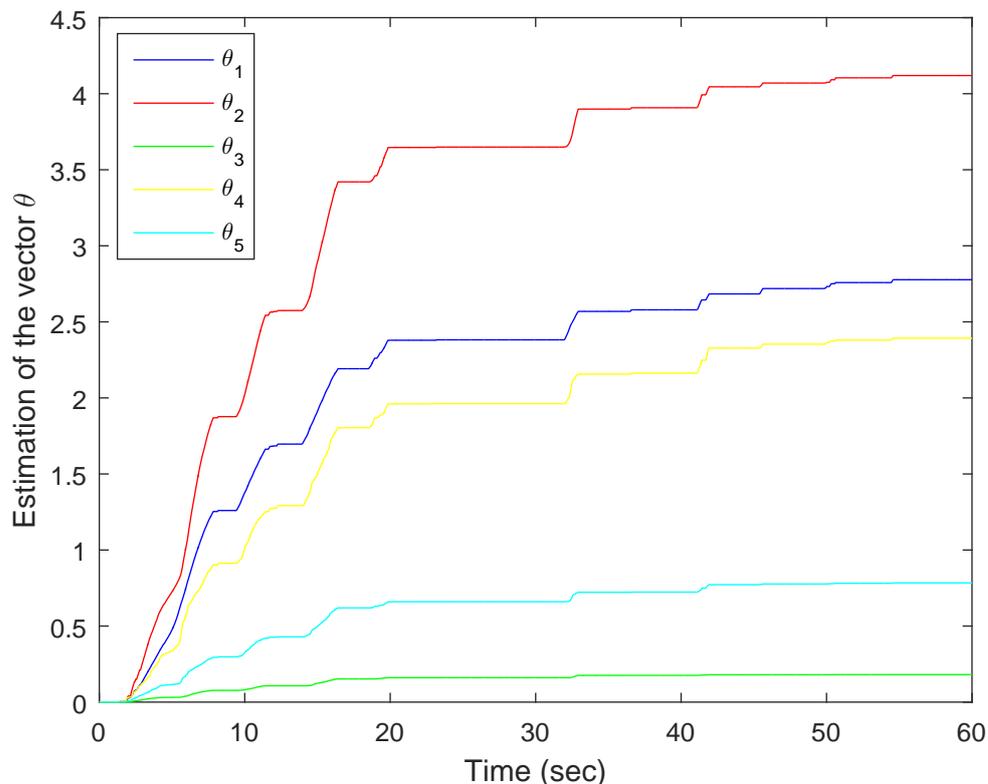


FIGURE 3.4.6 – Vecteur d'estimation $\hat{\theta}$.

3.5 Conclusion

Une nouvelle commande adaptative avec poursuite de trajectoire en position, vitesse et accélération a été proposée dans ce chapitre. Cette commande a été établie et testée avec comme seule hypothèse admise : les bornitudes de certains paramètres. L'efficacité de l'approche proposée a pu être vérifiée lors d'une expérimentation sur l'exosquelette ULEL du laboratoire LISSI de l'université de l'UPEC. La robustesse et la stabilité de la commande ont été démontrées par l'approche de Lyapunov puis elles ont été vérifiées expérimentalement.

Chapitre 4

Commande Adaptative Neuronale Robuste par Mode Glissant

4.1 Introduction

Les exosquelettes font face à de nombreuses incertitudes, perturbations externes ou changements dans leur dynamique. Pour garantir la réalisation de leurs tâches, ils doivent s'adapter aux changements d'utilisateurs, aux frictions, aux bruits des capteurs et autres perturbations. Un asservissement performant est nécessaire pour traiter ce problème. Plusieurs stratégies de commandes ont été proposées telles que le proportionnel intégral dérivé (PID) [Yu 10], la commande par mode glissant [Achili 16, Madani 16] ou par réseau neuronal [Cavallaro 06].

Le mode glissant, de par sa robustesse face aux changements de modèle et aux perturbations, est une des solutions les plus influentes pour l'asservissement de systèmes incertains tels que les exosquelettes. Pour ce type de commande, il sera établi une surface de glissement vers laquelle la trajectoire d'état est attirée. Cette surface garantira une convergence de la trajectoire vers une erreur d'état nulle. L'approche initiale en mode glissant [Mores 78] proposait une surface de glissement permettant une convergence asymptotique de la trajectoire. Depuis, de nouvelles approches visant à améliorer la convergence, l'élimination des singularités et les performances ont été proposées. Il est possible notamment de citer la méthode du mode glissant terminal avec une convergence en temps fini [Zhihong 94], le mode glissant terminal rapide avec une convergence plus prompte [Yu 02] ou le mode glissant terminal intégral [Peng 15] pour éliminer les singularités.

Dans des travaux précédents, il a été montré que la commande par mode glissant est une solution robuste et efficace pour assurer la commande d'un exosquelette [Madani 14][Madani 17]. Pour garantir les performances de ce type d'asservissement, la commande doit couvrir toute la dynamique du système, ce qui augmente

fortement la composante discontinue de cette commande. En couplant le mode glissant avec une commande à base de réseaux neuronaux, il est possible de limiter cela. Ainsi, la dynamique du modèle sera approchée par une commande adaptative de type réseau neuronal, pendant que le mode glissant assurera la robustesse de l'asservissement en compensant les erreurs d'approximations.

Les réseaux neuronaux [Girosi 90] sont considérés comme un outil majeur pour améliorer les asservissements conventionnels. Les dynamiques des exosquelettes sont des systèmes non linéaires et dépendantes de l'utilisateur, leurs dynamiques changeantes sont donc difficiles à estimer avec précision. Grâce à leurs capacités d'apprentissage et d'approximation de fonctions complexes, les réseaux de neurones sont des outils puissants pour réaliser l'asservissement des systèmes non linéaires et variants [Lee 98, Ge 96][Lee 98]. Ils existent différents types de réseaux neuronaux pour assurer la commande d'un système robotisé tels que le « radial basis function neural network » (RBFNN) [Tran 17, Daachi 15] ou « Multilayer perceptron neural networks » (MLPNN)[Daachi 14, Achili 16].

Dans la suite de ce chapitre, il sera présenté la loi de commande, qui constitue la contribution de ce chapitre. Celle-ci est composée de la fusion d'une première commande par réseau neuronal, qui sera chargée d'approcher la dynamique du système, et d'une seconde commande basée sur le mode glissant pour garantir la robustesse du système face aux perturbations extérieures et aux erreurs d'approximations. La présentation de ce chapitre commencera par la section 4.2 qui détaillera le modèle dynamique du système. La section 4.3 introduira la loi de commande. La stabilité du système sera prouvée en section 4.4 et les expérimentations seront présentées en section 4.5. Pour enfin conclure en section 4.6.

4.2 Modélisation

Dans le chapitre 2, il a été présenté le modèle dynamique direct et inverse d'un exosquelette et plus particulièrement celui de ULEL. Les différents paramètres de ces modèles varient en fonction de l'utilisateur. Dans cette section, un petit rappel concernant le modèle dynamique est donné ainsi que son modèle d'approximation neuronale.

4.2.1 Modèle dynamique

Le modèle dynamique d'un système formé par un exosquelette porté par un humain peut s'écrire de la forme suivante :

$$M(q) \ddot{q} + C(q, \dot{q}) \dot{q} + G(q) + D(\dot{q}) = u + \tau_{hum} + \tau_{ext}, \quad (4.2.1)$$

où $q \in \mathbb{R}^n$, $\dot{q} \in \mathbb{R}^n$, $\ddot{q} \in \mathbb{R}^n$ sont respectivement les positions, vitesses et accélérations articulaires; $M(q) \in \mathbb{R}^{n \times n}$ est la matrice d'inertie; $C(q, \dot{q}) \in \mathbb{R}^{n \times n}$ est la matrice de Coriolis et centrifuge; $G(q) \in \mathbb{R}^n$ est la matrice contenant les termes relatifs à la force gravitationnelle; $D(\dot{q}) \in \mathbb{R}^n$ est la matrice contenant les termes de dissipation; $\tau_{hum} \in \mathbb{R}^n$ représente les couples humains; $\tau_{ext} \in \mathbb{R}^n$ est le vecteur des couples extérieur et $u \in \mathbb{R}^n$ représente le couple de l'exosquelette qui est la variable de commande.

Le système considéré pour cette étude est uniquement constitué d'articulations pivots, de ce fait les propriétés suivantes pourrons être considérées vraies pour $q \in \mathbb{R}^n$.

Propriété 1 : La matrice $M(q)$ est symétrique définie positive bornée [Ghorbel 98] :

$$\underline{m} \|x\|^2 \leq x^T M(q) x \leq \bar{m} \|x\|^2, \quad \forall x \in \mathbb{R}^n \quad (4.2.2)$$

où \underline{m} et \bar{m} sont des scalaires positifs.

Propriété 2 : L'égalité suivante est toujours vraie car la matrice $[M(q) - 2C(q, \dot{q})]$ est antisymétrique :

$$\frac{1}{2} x^T \dot{M}(q) x = x^T C(q, \dot{q}) x, \quad \forall x \in \mathbb{R}^n \quad (4.2.3)$$

4.2.2 Approximation neuronale

Pour pallier les variations de la dynamique du système, notamment celle due à un changement d'utilisateur, cette dynamique peut être approchée par des réseaux neuronaux. Les fonctions inconnues à estimer sont les éléments de $M(q)$, $C(q, \dot{q})$, $G(q)$ et $D(\dot{q})$. Ces fonctions non-linéaires seront considérées approchables par des réseaux neuronaux de type multi-perceptron (MLPNN) à trois couches [Kwan 95, Meddah 98, Daachi 00].

Les réseaux neuronaux de type MLPNN peuvent s'écrire sous la la forme $W_2^T \Phi(W_1^T X)$ avec X la variable d'entrée, Φ la fonction d'activation sigmoïdale (élément par élément) et W_1 , W_2 les matrices de poids synaptiques des couches d'entrée et de sortie respectivement. La fonction d'activation de la couche de sortie est linéaire. En utilisant ce concept, les fonctions non-linéaires $M(q)$, $C(q, \dot{q})$, $G(q)$ et $D(\dot{q})$ peuvent être réécrites sous la forme neuronale matricielle suivante :

$$\begin{cases} M(q) = W_{2M}^T \Phi_M(W_{1M}^T X_M(q)) + \varepsilon_M(q) \\ C(q, \dot{q}) = W_{2C}^T \Phi_C(W_{1C}^T X_C(q, \dot{q})) + \varepsilon_C(q, \dot{q}) \\ G(q) = W_{2G}^T \Phi_G(W_{1G}^T X_G(q)) + \varepsilon_G(q) \\ D(\dot{q}) = W_{2D}^T \Phi_D(W_{1D}^T X_D(\dot{q})) + \varepsilon_D(\dot{q}) \end{cases} \quad (4.2.4)$$

où $\varepsilon_M(q)$, $\varepsilon_C(q, \dot{q})$, $\varepsilon_G(q)$ et $\varepsilon_D(\dot{q})$ sont les erreurs d'approximation neuronales, et :

— les variables des entrées neuronales :

$$\begin{aligned}
 X_M(q) &= \begin{bmatrix} q & 0 \\ & \ddots \\ 0 & q \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{n^2 \times n}, \\
 X_C(q, \dot{q}) &= \begin{bmatrix} q & 0 \\ \dot{q} & \ddots \\ & \ddots & q \\ 0 & & \dot{q} \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{2n^2 \times n}, \\
 X_G(q) &= q \in \mathbb{R}^n, \quad X_D(\dot{q}) = \dot{q} \in \mathbb{R}^n.
 \end{aligned} \tag{4.2.5}$$

— les matrices de poids synaptiques optimales :

$$\begin{aligned}
 W_{1M} &= \begin{bmatrix} W_{1M,1} & & 0 \\ & \ddots & \\ 0 & & W_{1M,n} \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{n^2 \times n p_M}, \\
 W_{2M} &= \begin{bmatrix} W_{2M,1} \\ \vdots \\ W_{2M,n} \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{n p_M \times n}, \\
 W_{1C} &= \begin{bmatrix} W_{1C,1} & & 0 \\ & \ddots & \\ 0 & & W_{1C,n} \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{2n^2 \times n p_C}, \\
 W_{2C} &= \begin{bmatrix} W_{2C,1} \\ \vdots \\ W_{2C,n} \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{n p_C \times n},
 \end{aligned} \tag{4.2.6}$$

$$\begin{aligned}
 W_{1G} &\in \mathbb{R}^{n \times p_G}, \quad W_{2G} \in \mathbb{R}^{p_G \times n}, \\
 W_{1D} &\in \mathbb{R}^{n \times p_D}, \quad W_{2D} \in \mathbb{R}^{p_D \times n},
 \end{aligned}$$

avec $W_{1M,i} \in \mathbb{R}^{n \times p_M}$, $W_{2M,i} \in \mathbb{R}^{p_M \times n}$, $W_{1C,i} \in \mathbb{R}^{2n \times p_C}$, $W_{2C,i} \in \mathbb{R}^{p_C \times n}$ pour $i = 1, \dots, n$ et $p_M, p_C, p_G, p_D \in \mathbb{N}$ sont les nombres de neurones dans les couches cachées pour $M(q)$, $C(q, \dot{q})$, $G(q)$ et $D(\dot{q})$ respectivement.

— les fonctions d'activations sigmoïdales, élément par élément, des couches ca-

chées :

$$\begin{aligned}\Phi_M(W_{1M}^T X_M(q)) &\in \mathbb{R}^{n_{pM} \times n}, \\ \Phi_C(W_{1C}^T X_C(q, \dot{q})) &\in \mathbb{R}^{n_{pC} \times n}, \\ \Phi_G(W_{1G}^T X_G(q)) &\in \mathbb{R}^{p_G}, \\ \Phi_D(W_{1D}^T X_D(\dot{q})) &\in \mathbb{R}^{p_D}.\end{aligned}\tag{4.2.7}$$

Dans la suite de ce chapitre, pour un souci de simplification des écritures, les arguments (q) et (q, \dot{q}) de toutes les fonctions ne seront plus présentés. De plus, la notation avec la matrice générique N est utilisée pour représenter les matrices à estimer M , C , G et D . Le système d'équation (4.2.4) revient donc à écrire :

$$N = W_{2N}^T \Phi_N(W_{1N}^T X_N) + \varepsilon_N.\tag{4.2.8}$$

pour $N \in \{M, C, G, D\}$.

Ces réseaux optimaux (4.2.8) seront approchés par leurs estimations $\hat{N} \in \{\hat{M}, \hat{C}, \hat{G}, \hat{D}\}$ qui peuvent être décrites sous la forme suivante :

$$\hat{N} = \hat{W}_{2N}^T \Phi_N(\hat{W}_{1N}^T X_N)\tag{4.2.9}$$

avec \hat{N} , \hat{W}_{1N} et \hat{W}_{2N} les estimations de N , W_{1N} et W_{2N} respectivement.

Dans la section suivante, une loi d'adaptation des poids \hat{W}_{1N} et \hat{W}_{2N} sera proposée pour garantir la stabilité du système en boucle fermée. Avant d'aller plus loin, les hypothèses suivantes sont considérées¹ :

Hypothèse 1 : Les matrices de poids synaptiques optimaux W_{1N} et W_{2N} sont bornées :

$$\|W_{1N}\|_F \leq c_{W_{1N}}, \quad \|W_{2N}\|_F \leq c_{W_{2N}},$$

avec $c_{W_{1N}}$ et $c_{W_{2N}}$ sont des constantes positives.

Hypothèse 2 : L'erreur $\varepsilon_N(X_N)$ de l'approximation du réseau neuronal optimal est bornée :

$$\|\varepsilon_N\|_F \leq c_{\varepsilon_N},\tag{4.2.10}$$

avec c_{ε_N} un scalaire positif.

4.3 Commande du système

Dans cette section, une loi de commande adaptative neuronale par mode de glissement est proposée pour le système (4.2.1). L'objectif est d'assurer à la trajectoire $q(t) \in \mathbb{R}^n$ une poursuite d'une trajectoire désirée $q_d(t) \in \mathbb{R}^n$. La commande du système sera développée en deux étapes pour : premièrement, sélectionner une

1. La norme de Frobenius de x est définie par $\|x\|_F = \sqrt{\text{tr}(x^T x)}$.

surface de glissement non-linéaire qui permette une convergence en temps fini et deuxièmement, concevoir une loi de commande neuronale adaptative.

Les réseaux neuronaux développés dans la section précédente auront pour but d'approcher la dynamique du système et d'en assurer la stabilité en boucle fermée. Ces réseaux neuronaux seront couplés à une commande par mode glissant pour pallier les écarts dus à l'erreur d'approximation et ainsi rapporter une robustesse vis-à-vis des perturbations extérieures.

4.3.1 Sélection de la loi de commutation

L'erreur de poursuite de trajectoire en position est représentée par la variable $e(t) \in \mathbb{R}^n$, telle que :

$$e(t) = q_d(t) - q(t). \quad (4.3.1)$$

Une loi de commutation de type ITSMC (Integral Terminal Sliding Mode Control) est choisie dans ce travail. Ce type de surface non singulière est connu par son efficacité de convergence en temps fini [Riani 18]. L'expression de la loi de commutation est donnée par l'équation suivante² :

$$s(t) = \dot{e}(t) + \alpha \int_0^t e^{\gamma_1}(\mu) d\mu + \beta \int_0^t \dot{e}^{\gamma_2}(\mu) d\mu + \eta, \quad (4.3.2)$$

où γ_i sont des constantes positives données par $\gamma_1 = \frac{q}{2p-q}$ et $\gamma_2 = \frac{q}{p}$ avec p et q des nombres impairs positifs tels que $p > q > 0$; $\alpha = \text{diag}(\alpha_1, \dots, \alpha_n) \in \mathbb{R}^{n \times n}$ et $\beta = \text{diag}(\beta_1, \dots, \beta_n) \in \mathbb{R}^{n \times n}$ sont des matrices constantes diagonales choisies telles que les polynômes $r^2 + \beta_i r + \alpha_i$ pour $i = 1, \dots, n$ soient Hurwitz; $\eta \in \mathbb{R}^n$ est un vecteur constant qui peut être choisi $\eta = -\dot{e}(0)$ pour avoir $s(0)$ égal à un vecteur nul et ainsi le système commencera avec une condition initiale sur la surface de glissement.

La dérivée en fonction du temps de l'équation précédente (4.3.2) donne :

$$\dot{s} = \ddot{e} + \alpha e^{\gamma_1} + \beta \dot{e}^{\gamma_2}. \quad (4.3.3)$$

Remarque : Lors de la synthèse de la loi de commande, la loi de commutation s est amenée à être dérivée. Dans les lois de commutations type Terminal Sliding Mode ou Fast Terminal Sliding Mode [Madani 17], cette dérivation de s fait apparaître des termes e^{γ_1-1} ou \dot{e}^{γ_2-1} . Or les puissances négatives ($\gamma_1 - 1$) et ($\gamma_2 - 1$) qui apparaissent dans la dérivée de la surface de glissement, créent une singularité lorsque l'erreur en position ou en vitesse s'annulent. La présence de l'intégrale dans la surface de glissement proposée permet de ne pas faire apparaître

2. L'écriture x^γ pour $x \in \mathbb{R}^n$ signifie $x^\gamma = [x_1^\gamma, \dots, x_n^\gamma]^T$.

ces termes de singularité dans la dérivée. Pour la surface de glissement proposée, il est remarquable que \dot{s} dans l'équation (4.3.3) reste défini pour tout e , \dot{e} et $\ddot{e} \in \mathbb{R}^n$.

A partir des équations (4.2.1), (4.3.1) et (4.3.3), il vient :

$$\dot{s} = \ddot{q}_d - M^{-1}(u + \tau_{hum} + \tau_{ext} - C \dot{q} - G - D) + \alpha e^{\gamma_1} + \beta \dot{e}^{\gamma_2} \quad (4.3.4)$$

La multiplication des deux côtés de l'équation (4.3.4) par la matrice M donne l'équation suivante :

$$M \dot{s} = M (\ddot{q}_d + \alpha e^{\gamma_1} + \beta \dot{e}^{\gamma_2}) - u - \tau_{hum} - \tau_{ext} + C \dot{q} + G + D. \quad (4.3.5)$$

Après quelques réarrangements de l'équation précédente on trouve l'expression de la dynamique suivante :

$$M \dot{s} + C s = M \ddot{q}_r + C \dot{q}_r + G + D - \tau_{hum} - \tau_{ext} - u, \quad (4.3.6)$$

où $\dot{q}_r \in \mathbb{R}^n$ et $\ddot{q}_r \in \mathbb{R}^n$ sont respectivement les vitesses et accélérations de référence données par :

$$\begin{cases} \dot{q}_r = \dot{q} + s = \dot{q}_d + \alpha \int_0^t e^{\gamma_1}(\mu) d\mu + \beta \int_0^t \dot{e}^{\gamma_2}(\mu) d\mu + \eta \\ \ddot{q}_r = \ddot{q}_d + \alpha e^{\gamma_1} + \beta \dot{e}^{\gamma_2} \end{cases} \quad (4.3.7)$$

L'utilisation des estimations neuronales \hat{M} , \hat{C} , \hat{G} et \hat{D} dans l'équation (4.3.6) donne :

$$M \dot{s} + C s = (\hat{M} \ddot{q}_r + \hat{C} \dot{q}_r + \hat{G} + \hat{D}) + \xi - u, \quad (4.3.8)$$

avec ξ un vecteur englobant les termes des erreurs des estimations neuronales et les couples τ_{hum} et τ_{ext} , tel que :

$$\xi = \tilde{M} \ddot{q}_r + \tilde{C} \dot{q}_r + \tilde{G} + \tilde{D} - \tau_{hum} - \tau_{ext}, \quad (4.3.9)$$

où $\tilde{(\cdot)} = (\cdot) - \hat{(\cdot)}$.

Dans la section suivante, une loi de commande sera proposée pour garantir la stabilité du système (4.3.8) en exploitant la partie des estimations neuronales $(\hat{M} \ddot{q}_r + \hat{C} \dot{q}_r + \hat{G} + \hat{D})$ et en compensant la partie inconnue ξ par une robustesse par mode glissant.

4.3.2 Conception de la loi de commande

Une loi de commande sera développée pour assurer la compensation de la dynamique du système par les réseaux neuronaux et l'attraction de la trajectoire

d'état vers la loi de commutation. En complément aux hypothèses 1 et 2, la commande proposée dans ce travail admet également que les hypothèses suivantes sont satisfaites :

Hypothèse 3 : Les positions q_d , vitesses \dot{q}_d et accélérations désirées \ddot{q}_d seront supposées bornées :

$$\| [q_d^T, \dot{q}_d^T, \ddot{q}_d^T]^T \| \leq c_{qd}, \quad (4.3.10)$$

avec c_{qd} une constante positive.

Hypothèse 4 : Les positions q , vitesses \dot{q} et accélérations désirées \ddot{q} seront supposées bornées selon l'inégalité suivante :

$$\| [q^T, \dot{q}^T]^T \| \leq c_{q1} + c_{q2} \|s\|, \quad (4.3.11)$$

avec c_{q1} et c_{q2} des constantes positives.

Hypothèse 5 : Les variables \dot{q}_r et \ddot{q}_r seront supposées bornées selon l'inégalité suivante :

$$\| [\dot{q}_r^T, \ddot{q}_r^T]^T \| \leq c_{qr1} + c_{qr2} \|s\|, \quad (4.3.12)$$

avec c_{qr1} et c_{qr2} des constantes positives.

Hypothèse 6 : Les couples τ_{hum} et τ_{ext} sont bornés tel que :

$$\| \tau_{hum} \| \leq c_{hum}, \quad \| \tau_{ext} \| \leq c_{ext},$$

avec c_{hum} et c_{ext} des constantes positives.

La loi de commande proposée u est formée par la somme de deux couples de commande u_{NN} et u_{SM} , à savoir :

$$u = u_{NN} + u_{SM}, \quad (4.3.13)$$

où :

- Le couple u_{NN} représente une commande adaptative issue des différents réseaux neuronaux et les variables de référence, tel que :

$$u_{NN} = \hat{M} \ddot{q}_r + \hat{C} \dot{q}_r + \hat{G} + \hat{D}, \quad (4.3.14)$$

avec $\hat{M}, \hat{C}, \hat{G}, \hat{D}$ les différents réseaux neuronaux dont les lois d'adaptation des paramètres $\hat{W}_{\{1,2\}\{M,C,G,D\}}$ seront présentées ultérieurement dans la section de la démonstration de la stabilité.

- Le couple u_{SM} représente une commande par mode glissant, telle que :

$$u_{SM} = \theta^T \Psi(s, \hat{W}) K \frac{s}{\|s\|} \quad (4.3.15)$$

où $K \in \mathbb{R}^{n \times n}$ est une matrice diagonale formée par des éléments positifs constants et $\theta = [\theta_1, \dots, \theta_5]^T \in \mathbb{R}^5$ est un vecteur adéquat de paramètres positifs constants qui est supposé connu et $\Psi(s, \hat{W}) \in \mathbb{R}^5$ est un vecteur défini par :

$$\Psi(s, \hat{W}) = \begin{bmatrix} 1 \\ \|s\| \\ \|\hat{W}\|_F \\ \|\hat{W}\|_F \|s\| \\ \|\hat{W}\|_F \|s\|^2 \end{bmatrix}, \quad (4.3.16)$$

avec \hat{W} la matrice contenant tous les paramètres $\hat{W}_{\{1,2\}\{M,C,G,D\}}$.

Pour illustrer la structure de la commande proposée, la figure 4.3.1 montre un schéma de principe de tout le système en boucle fermée.

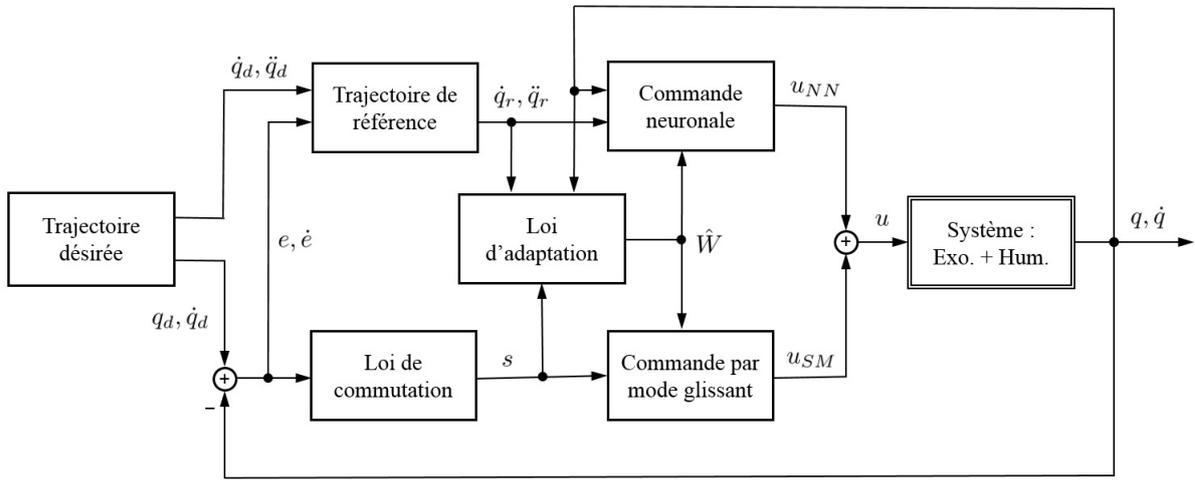


FIGURE 4.3.1 – Schéma fonctionnel de la commande proposée.

4.4 Étude de la stabilité

La démonstration de la stabilité de la loi de commande proposée dans la section précédente est présentée ici. Pour pallier le problème de non linéarité des fonctions d'activation $\Phi(W_N^T X_N)$, le développement en série de Taylor de premier ordre au voisinage de $\hat{W}_N^T X_N$ est utilisé :

$$\Phi(W_{1N}^T X_N) = \Phi(\hat{W}_{1N}^T X_N) + \dot{\Phi}(\hat{W}_{1N}^T X_N) \tilde{W}_{1N}^T X_N + O_N, \quad (4.4.1)$$

où $\tilde{W}_{1N} = (W_{1N} - \hat{W}_{1N})$ est l'erreur d'approximation, O_N représente les termes d'ordres supérieurs de la série de Taylor et $\dot{\Phi}(\hat{W}_{1N}^T X_N)$ est la matrice jacobienne³ diagonale, telle que :

$$\begin{aligned}\dot{\Phi}(\hat{W}_{1M}^T X_M) &\in \mathbb{R}^{n_{pM} \times n_{pM}}, \\ \dot{\Phi}(\hat{W}_{1C}^T X_C) &\in \mathbb{R}^{n_{pC} \times n_{pC}}, \\ \dot{\Phi}(\hat{W}_{1G}^T X_G) &\in \mathbb{R}^{p_M \times p_G}, \\ \dot{\Phi}(\hat{W}_{1D}^T X_D) &\in \mathbb{R}^{p_D \times p_D}.\end{aligned}$$

L'équation (4.4.1) permet d'écrire :

$$O_N = \Phi(W_{1N}^T X_N) - \Phi(\hat{W}_{1N}^T X_N) - \dot{\Phi}(\hat{W}_{1N}^T X_N) \tilde{W}_{1N}^T X_N. \quad (4.4.2)$$

Comme la fonction sigmoïde $\Phi(\cdot)$ et sa dérivée $\dot{\Phi}(\cdot)$ sont bornées par des constantes, l'utilisation de l'hypothèse 1 permet donc de dire que l'erreur d'approximation O_N peut être bornée par :

$$\|O_N\| \leq c_{\Delta_{N1}} + c_{\Delta_{N2}} \|\tilde{W}_{1N}\|_F \|X_N\|, \quad (4.4.3)$$

où $c_{\Delta_{N1}}$ et $c_{\Delta_{N2}}$ sont des constantes positives.

Dans un but de simplification des équations, les notations suivantes seront adoptées dans la suite de ce chapitre :

$$\begin{cases} \Phi(W_{1N}^T X_N) = \Phi_N \\ \Phi(\hat{W}_{1N}^T X_N) = \hat{\Phi}_N \\ \dot{\Phi}(\hat{W}_{1N}^T X_N) = \dot{\hat{\Phi}}_N \end{cases}. \quad (4.4.4)$$

Des simplifications précédentes, l'équation (4.4.1) devient :

$$\Phi_N = \hat{\Phi}_N + \dot{\hat{\Phi}}_N \tilde{W}_{1N}^T X_N + O_N. \quad (4.4.5)$$

En introduisant les équations (4.2.4) et (4.2.9) dans la définition de $\tilde{N} = (N - \hat{N})$, il est obtenu :

$$\tilde{N} = (W_{2N}^T \Phi_N + \varepsilon_N) - \hat{W}_{2N}^T \hat{\Phi}_N. \quad (4.4.6)$$

En additionnant et soustrayant $\hat{W}_{2N}^T \Phi_N$ à l'équation (4.4.6), il est obtenu :

$$\tilde{N} = \tilde{W}_{2N}^T \Phi_N + \hat{W}_{2N}^T \tilde{\Phi}_N + \varepsilon_N, \quad (4.4.7)$$

avec $\tilde{W}_{2N} = (W_{2N} - \hat{W}_{2N})$ et $\tilde{\Phi}_N = (\Phi_N - \hat{\Phi}_N)$.

Les fonctions Φ_N et $\tilde{\Phi}_N$ sont substituées par leurs séries de Taylor (4.4.5) dans l'équation (4.4.7) pour obtenir :

3. La jacobienne $\dot{\Phi}(y) = \left. \frac{\partial \Phi(x)}{\partial x} \right|_{x=y}$.

$$\tilde{N} = \tilde{W}_{2N}^T (\hat{\Phi}_N + \dot{\hat{\Phi}}_N \tilde{W}_{1N}^T X_N + O_N) + \hat{W}_{2N}^T (\dot{\hat{\Phi}}_N \tilde{W}_{1N}^T X_N + O_N) + \varepsilon_N . \quad (4.4.8)$$

Pour faciliter l'établissement des lois d'adaptation, l'équation précédente sera réécrite sous la forme :

$$\tilde{N} = \hat{W}_{2N}^T \dot{\hat{\Phi}}_N \tilde{W}_{1N}^T X_N + \tilde{W}_{2N}^T (\hat{\Phi}_N - \dot{\hat{\Phi}}_N \hat{W}_{1N}^T X_N) + \Delta_N , \quad (4.4.9)$$

où :

$$\Delta_N = \tilde{W}_{2N}^T \dot{\hat{\Phi}}_N \tilde{W}_{1N}^T X_N + \tilde{W}_{2N}^T O_N + \varepsilon_N . \quad (4.4.10)$$

Comme la fonction $\dot{\hat{\Phi}}_N$ est bornée, la norme du terme Δ_N vérifie donc l'inégalité suivante :

$$\|\Delta_N\|_F \leq c_{\Delta_N} \|\tilde{W}_{1N}\|_F \|\tilde{W}_{2N}\|_F \|X_N\| + \|\tilde{W}_{2N}\|_F \|O_N\| + \|\varepsilon_N\|, \quad (4.4.11)$$

avec c_{Δ_N} une constante positive.

Les résultats obtenus dans l'équation (4.4.9) sont insérés dans la définition de ξ (4.3.9) :

$$\begin{aligned} \xi = & (\hat{W}_{2M}^T \dot{\hat{\Phi}}_M \tilde{W}_{1M}^T X_M + \tilde{W}_{2M}^T (\hat{\Phi}_M - \dot{\hat{\Phi}}_M \hat{W}_{1M}^T X_M) + \Delta_M) \ddot{q}_r \\ & + (\hat{W}_{2C}^T \dot{\hat{\Phi}}_C \tilde{W}_{1C}^T X_C + \tilde{W}_{2C}^T (\hat{\Phi}_C - \dot{\hat{\Phi}}_C \hat{W}_{1C}^T X_C) + \Delta_C) \dot{q}_r \\ & + (\hat{W}_{2G}^T \dot{\hat{\Phi}}_G \tilde{W}_{1G}^T X_G + \tilde{W}_{2G}^T (\hat{\Phi}_G - \dot{\hat{\Phi}}_G \hat{W}_{1G}^T X_G) + \Delta_G) \\ & + (\hat{W}_{2D}^T \dot{\hat{\Phi}}_D \tilde{W}_{1D}^T X_D + \tilde{W}_{2D}^T (\hat{\Phi}_D - \dot{\hat{\Phi}}_D \hat{W}_{1D}^T X_D) + \Delta_D) - \tau_{hum} - \tau_{ext}. \end{aligned} \quad (4.4.12)$$

La dernière équation (4.4.12) peut être simplifiée en regroupant tous les termes Δ_N :

$$\begin{aligned} \xi = & (\hat{W}_{2M}^T \dot{\hat{\Phi}}_M \tilde{W}_{1M}^T X_M + \tilde{W}_{2M}^T (\hat{\Phi}_M - \dot{\hat{\Phi}}_M \hat{W}_{1M}^T X_M)) \ddot{q}_r \\ & + (\hat{W}_{2C}^T \dot{\hat{\Phi}}_C \tilde{W}_{1C}^T X_C + \tilde{W}_{2C}^T (\hat{\Phi}_C - \dot{\hat{\Phi}}_C \hat{W}_{1C}^T X_C)) \dot{q}_r \\ & + (\hat{W}_{2G}^T \dot{\hat{\Phi}}_G \tilde{W}_{1G}^T X_G + \tilde{W}_{2G}^T (\hat{\Phi}_G - \dot{\hat{\Phi}}_G \hat{W}_{1G}^T X_G)) \\ & + (\hat{W}_{2D}^T \dot{\hat{\Phi}}_D \tilde{W}_{1D}^T X_D + \tilde{W}_{2D}^T (\hat{\Phi}_D - \dot{\hat{\Phi}}_D \hat{W}_{1D}^T X_D)) + Z \end{aligned} \quad (4.4.13)$$

où :

$$Z = \Delta_M \ddot{q}_r + \Delta_C \dot{q}_r + \Delta_G + \Delta_D - \tau_{hum} - \tau_{ext}. \quad (4.4.14)$$

Il est donc possible de borner le terme Z par :

$$\|Z\| \leq \|\Delta_M\| \|\ddot{q}_r\| + \|\Delta_C\| \|\dot{q}_r\| + \|\Delta_G\| + \|\Delta_D\| + \|\tau_{hum}\| + \|\tau_{ext}\|. \quad (4.4.15)$$

En reprenant les différentes hypothèses et les équations (4.4.15), il est possible d'écrire :

$$\|Z\| \leq c_{Z1} + c_{Z2} \|\hat{W}\| + c_{Z3} \|s\| + c_{Z4} \|\hat{W}\| \|s\| + c_{Z5} \|\hat{W}\| \|s\|^2, \quad (4.4.16)$$

où c_{Z1} , c_{Z2} , c_{Z3} , c_{Z4} et c_{Z5} sont des constantes positives.

Pour démontrer la stabilité du système, la fonction candidate de Lyapunov suivante est considérée :

$$V_1 = V_{11} + V_{12}, \quad (4.4.17)$$

où :

$$V_{11} = \frac{1}{2} s^T M s, \quad (4.4.18)$$

et⁴ :

$$V_{12} = \frac{1}{2} (tr(\tilde{W}_{1M}^T \Gamma_{1M}^{-1} \tilde{W}_{1M}) + tr(\tilde{W}_{2M}^T \Gamma_{2M}^{-1} \tilde{W}_{2M}) \\ + tr(\tilde{W}_{1C}^T \Gamma_{1C}^{-1} \tilde{W}_{1C}) + tr(\tilde{W}_{2C}^T \Gamma_{2C}^{-1} \tilde{W}_{2C}) \\ + tr(\tilde{W}_{1G}^T \Gamma_{1G}^{-1} \tilde{W}_{1G}) + tr(\tilde{W}_{2G}^T \Gamma_{2G}^{-1} \tilde{W}_{2G}) \\ + tr(\tilde{W}_{1D}^T \Gamma_{1D}^{-1} \tilde{W}_{1D}) + tr(\tilde{W}_{2D}^T \Gamma_{2D}^{-1} \tilde{W}_{2D})), \quad (4.4.19)$$

avec $\Gamma_{\{1,2\}\{M,C,G,D\}}$ des matrices diagonales positives, telles que :

$$\begin{aligned} \Gamma_{1M} &\in \mathbb{R}^{n^2 \times n^2}, & \Gamma_{2M} &\in \mathbb{R}^{n_{pM} \times n_{pM}}, \\ \Gamma_{1C} &\in \mathbb{R}^{2n^2 \times 2n^2}, & \Gamma_{2C} &\in \mathbb{R}^{n_{pC} \times n_{pC}}, \\ \Gamma_{1G} &\in \mathbb{R}^{n \times n}, & \Gamma_{2G} &\in \mathbb{R}^{p_G \times p_G}, \\ \Gamma_{1D} &\in \mathbb{R}^{n \times n}, & \Gamma_{2D} &\in \mathbb{R}^{p_D \times p_D}. \end{aligned} \quad (4.4.20)$$

La dérivation de la fonction V_1 en fonction du temps donne :

$$\dot{V}_{11} = s^T M \dot{s} + \frac{1}{2} s^T \dot{M} s. \quad (4.4.21)$$

La loi de commande définie dans l'équation (4.3.13) insérée dans l'équation du modèle dynamique (4.3.8) donne l'équation de dynamique de la variable s :

$$M \dot{s} + C s = \xi - u_{SM}. \quad (4.4.22)$$

Par l'application de la propriété 2 et en utilisant l'équation (4.4.22), il est évident que :

$$\dot{V}_{11} = s^T (M \dot{s} + C s) = s^T (\xi - u_{SM}). \quad (4.4.23)$$

4. La fonction $tr(x)$ représente la trace de la matrice diagonale x .

A partir de (4.4.13), le calcul et le réarrangement ⁵ de $s^T \xi$ permettent de développer l'équation (4.4.23) par :

$$\begin{aligned}
 \dot{V}_{11} = & s^T(Z - u_{SM}) \\
 & + tr(\tilde{W}_{1M}^T X_M \ddot{q}_r s^T \hat{W}_{2M}^T \hat{\Phi}_M) + tr(\tilde{W}_{2M}^T (\hat{\Phi}_M - \hat{\Phi}_M \hat{W}_{1M}^T X_M) \ddot{q}_r s^T) \\
 & + tr(\tilde{W}_{1C}^T X_C \dot{q}_r s^T \hat{W}_{2C}^T \hat{\Phi}_C) + tr(\tilde{W}_{2C}^T (\hat{\Phi}_C - \hat{\Phi}_C \hat{W}_{1C}^T X_C) \dot{q}_r s^T) \\
 & + tr(\tilde{W}_{1G}^T X_G s^T \hat{W}_{2G}^T \hat{\Phi}_G) + tr(\tilde{W}_{2G}^T (\hat{\Phi}_G - \hat{\Phi}_G \hat{W}_{1G}^T X_G) s^T) \\
 & + tr(\tilde{W}_{1D}^T X_D s^T \hat{W}_{2D}^T \hat{\Phi}_D) + tr(\tilde{W}_{2D}^T (\hat{\Phi}_D - \hat{\Phi}_D \hat{W}_{1D}^T X_D) s^T).
 \end{aligned} \tag{4.4.24}$$

Maintenant, dérivons la fonction V_{12} en fonction du temps :

$$\begin{aligned}
 \dot{V}_{12} = & -tr(\tilde{W}_{1M}^T \Gamma_{1M}^{-1} \dot{\hat{W}}_{1M}) - tr(\tilde{W}_{2M}^T \Gamma_{2M}^{-1} \dot{\hat{W}}_{2M}) \\
 & -tr(\tilde{W}_{1C}^T \Gamma_{1C}^{-1} \dot{\hat{W}}_{1C}) - tr(\tilde{W}_{2C}^T \Gamma_{2C}^{-1} \dot{\hat{W}}_{2C}) \\
 & -tr(\tilde{W}_{1G}^T \Gamma_{1G}^{-1} \dot{\hat{W}}_{1G}) - tr(\tilde{W}_{2G}^T \Gamma_{2G}^{-1} \dot{\hat{W}}_{2G}) \\
 & -tr(\tilde{W}_{1D}^T \Gamma_{1D}^{-1} \dot{\hat{W}}_{1D}) - tr(\tilde{W}_{2D}^T \Gamma_{2D}^{-1} \dot{\hat{W}}_{2D}).
 \end{aligned} \tag{4.4.25}$$

Pour obtenir $\dot{V}_{11} = s^T(Z - u_{SM}) - \dot{V}_{12}$, les lois d'adaptation suivantes sont proposées :

$$\left\{ \begin{array}{l}
 \dot{\hat{W}}_{1M} = \Gamma_{1M} X_M \ddot{q}_r s^T \hat{W}_{2M}^T \hat{\Phi}_M \\
 \dot{\hat{W}}_{2M} = \Gamma_{2M} (\hat{\Phi}_M - \hat{\Phi}_M \hat{W}_{1M}^T X_M) \ddot{q}_r s^T \\
 \dot{\hat{W}}_{1C} = \Gamma_{1C} X_C \dot{q}_r s^T \hat{W}_{2C}^T \hat{\Phi}_C \\
 \dot{\hat{W}}_{2C} = \Gamma_{2C} (\hat{\Phi}_C - \hat{\Phi}_C \hat{W}_{1C}^T X_C) \dot{q}_r s^T \\
 \dot{\hat{W}}_{1G} = \Gamma_{1G} X_G s^T \hat{W}_{2G}^T \hat{\Phi}_G \\
 \dot{\hat{W}}_{2G} = \Gamma_{2G} (\hat{\Phi}_G - \hat{\Phi}_G \hat{W}_{1G}^T X_G) s^T \\
 \dot{\hat{W}}_{1D} = \Gamma_{1D} X_D s^T \hat{W}_{2D}^T \hat{\Phi}_D \\
 \dot{\hat{W}}_{2D} = \Gamma_{2D} (\hat{\Phi}_D - \hat{\Phi}_D \hat{W}_{1D}^T X_D) s^T
 \end{array} \right. \tag{4.4.26}$$

En conséquence, la dérivée de la fonction de Lyapunov (4.4.17) pour $\|s\| \neq 0$ est :

$$\dot{V}_1 = s^T(Z - u_{SM}). \tag{4.4.27}$$

Le développement de l'équation précédente donne :

$$\dot{V}_1 = s^T(Z - \theta^T \Psi(s, \hat{W}) K \frac{s}{\|s\|}). \tag{4.4.28}$$

5. L'égalité $x^T y = tr(y x^T)$ est vérifiée pour $\forall x, y \in \mathbb{R}^n$.

La dérivée de la fonction de Lyapunov (4.4.28) vérifie l'inégalité suivante⁶ :

$$\begin{aligned}\dot{V}_1 &\leq s^T Z - \theta^T \Psi(s, \hat{W}) \lambda_{\min}(K) \|s\| \\ &\leq \|s\| (\|Z\| - \theta^T \Psi(s, \hat{W}) \lambda_{\min}(K)).\end{aligned}\quad (4.4.29)$$

D'après l'inégalité (4.4.16), il est évident que $\theta_i > (c_{Zi} + \mu_1)/\lambda_{\min}(K)$ pour $i = 1, \dots, n$ alors l'inégalité suivante devient :

$$\|Z\| - \theta^T \Psi(s, \hat{W}) \lambda_{\min}(K) < -\mu_1. \quad (4.4.30)$$

Ainsi en introduisant l'inégalité (4.4.16) dans l'équation (4.4.29), il est obtenu :

$$\dot{V}_1 < -\mu_1 \|s\|. \quad (4.4.31)$$

Il peut finalement être établi que les variables s , \tilde{W}_{1N} et \tilde{W}_{2N} sont bornées du fait que $V_1(t) \geq 0$ et $\dot{V}_1(t) \leq 0$. De plus, les hypothèses 3 et 4 permettent de garantir que \dot{e} est uniformément continu car \ddot{q}_d et \ddot{q} sont bornés. De ce fait il peut être établi que la variable s donnée dans l'équation (4.3.2) est aussi uniformément continue. D'autre part, il peut être facilement vérifié dans l'équation (4.4.31) que $\lim_{t \rightarrow +\infty} \int_{t_0}^t \|s(\zeta)\| d\zeta \leq \frac{V_1(t_0)}{\mu_1}$, cela signifie que $\|s(t)\|$ est une fonction carré intégrable pour $t \geq t_0$. L'application du lemme de Barbalat [Barbalat 59] indique que $\lim_{t \rightarrow +\infty} \|s(t)\| = 0$. Au regard de la définition de la variable de commutation s dans l'équation (4.3.2), il est possible de conclure que $e \rightarrow 0$ et $\dot{e} \rightarrow 0$ à $t \rightarrow +\infty$. Par conséquent, il est établi que la commande proposée garantit une convergence vers zéro de l'erreur de poursuite de trajectoire en position et vitesse.

Remarque :

La stabilité au sens de Lyapunov de la commande proposée a donc été établie. Cependant pour établir cette commande et prouver sa stabilité, le vecteur $\theta = [\theta_1, \dots, \theta_5]^T$ a été supposé connu. Or dans la réalité, ces valeurs ne sont pas connues et identifiables. Pour remédier à cela il est donc proposé une nouvelle commande basée sur la précédente ne nécessitant pas la connaissance de ces bornes. Dans cette commande, les bornes inconnues seront approchées par une loi adaptation. La stabilité de la nouvelle loi de commande et de la loi d'adaptation sera montrée dans la suite du chapitre.

6. La fonction $\lambda_{\min}(x)$ représente la valeur propre minimale de la matrice x .

4.4.1 Commande avec vecteur de borne adaptative

La nouvelle loi de commande proposée u avec des bornes adaptatives est formée par la somme de deux couples de commande u_{NN} et u_{SM} , à savoir :

$$u = u_{NN} + u_{SM}, \quad (4.4.32)$$

où :

- Le couple u_{NN} a été présenté précédemment dans l'équation (4.3.14)
- Le couple u_{SM} représente une commande par mode glissant, telle que :

$$u_{SM} = \hat{\theta}^T \Psi(s, \hat{W}) K \frac{s}{\|s\|} \quad (4.4.33)$$

où $K \in \mathbb{R}^{n \times n}$ est une matrice diagonale formée par des éléments positifs constants, $\Psi(s, \hat{W}) \in \mathbb{R}^5$ est un vecteur défini précédemment dans l'équation (4.3.16) et $\hat{\theta} = [\hat{\theta}_1, \dots, \hat{\theta}_5]^T \in \mathbb{R}^5$ est un vecteur adaptatif, qui approche le vecteur inconnu $\theta = [\theta_1, \dots, \theta_5]^T$ et qui suit la loi d'adaptation suivante (4.4.34) :

$$\dot{\hat{\theta}} = \Gamma_{\theta} \Psi(s, \hat{W}) \|s\|. \quad (4.4.34)$$

Pour démontrer la stabilité du système pour une commande à borne adaptative, la fonction candidate de Lyapunov suivante est considérée :

$$V_2 = V_{21} + V_{22} + V_{23}, \quad (4.4.35)$$

où :

$$V_{21} = V_{11} = \frac{1}{2} s^T M s, \quad (4.4.36)$$

et :

$$V_{22} = V_{12} = \frac{1}{2} \left(\begin{aligned} &tr(\tilde{W}_{1M}^T \Gamma_{1M}^{-1} \tilde{W}_{1M}) + tr(\tilde{W}_{2M}^T \Gamma_{2M}^{-1} \tilde{W}_{2M}) \\ &+ tr(\tilde{W}_{1C}^T \Gamma_{1C}^{-1} \tilde{W}_{1C}) + tr(\tilde{W}_{2C}^T \Gamma_{2C}^{-1} \tilde{W}_{2C}) \\ &+ tr(\tilde{W}_{1G}^T \Gamma_{1G}^{-1} \tilde{W}_{1G}) + tr(\tilde{W}_{2G}^T \Gamma_{2G}^{-1} \tilde{W}_{2G}) \\ &+ tr(\tilde{W}_{1D}^T \Gamma_{1D}^{-1} \tilde{W}_{1D}) + tr(\tilde{W}_{2D}^T \Gamma_{2D}^{-1} \tilde{W}_{2D}) \end{aligned} \right), \quad (4.4.37)$$

avec $\Gamma_{\{1,2\}\{M,C,G,D\}}$ des matrices diagonales positives définies précédemment. Il est aussi défini la fonction de Lyapunov V_{23} :

$$V_{23} = \frac{\lambda_{\min}(K)}{2} \tilde{\theta}^T \Gamma_{\theta}^{-1} \tilde{\theta}.$$

La dérivée en fonction du temps de la fonction V_{23} donne

$$\dot{V}_{23} = -\lambda_{\min}(K) \tilde{\theta}^T \Gamma_{\theta}^{-1} \dot{\tilde{\theta}} = -\lambda_{\min}(K) \tilde{\theta}^T \Psi(s, \hat{W}) \|s\|. \quad (4.4.38)$$

En appliquant les même opérations mathématiques et les mêmes lois d'adaptations (4.4.26) à la fonction de Lyapunov V_2 que celles appliquées précédemment à la fonction V_1 , il est obtenu :

$$\dot{V}_2 = s^T(Z - u_{SM}) - \lambda_{min}(K) \tilde{\theta}^T \Psi(s, \hat{W}) \|s\|. \quad (4.4.39)$$

Le couple u_{SM} (4.4.33) est substitué dans l'équation (4.4.39) par son expression :

$$\dot{V}_2 = s^T(Z - \hat{\theta}^T \Psi(s, \hat{W}) K \frac{s}{\|s\|}) - \lambda_{min}(K) \tilde{\theta}^T \Psi(s, \hat{W}) \|s\| \quad (4.4.40)$$

De l'équation précédente (4.4.40), il peut être établi que la dérivée de la fonction de Lyapunov V_2 répond à l'inégalité suivante :

$$\begin{aligned} \dot{V}_2 &\leq s^T Z - \hat{\theta}^T \Psi(s, \hat{W}) \lambda_{min}(K) \|s\| - \lambda_{min}(K) \tilde{\theta}^T \Psi(s, \hat{W}) \|s\| \\ &\leq s^T Z - \theta^T \Psi(s, \hat{W}) \lambda_{min}(K) \|s\| \\ &\leq \|s\| (\|Z\| - \theta^T \Psi(s, \hat{W}) \lambda_{min}(K)). \end{aligned} \quad (4.4.41)$$

De l'équation (4.4.16), il est évident que si $\theta_i > (c_{Zi} + \mu_2)/\lambda_{min}(K)$ pour $i = 1, \dots, n$, l'inégalité (4.4.41) devient :

$$\|Z\| - \theta^T \Psi(s, \hat{W}) \lambda_{min}(K) < -\mu_2. \quad (4.4.42)$$

Cette inégalité (4.4.42) est introduite dans l'équation (4.4.41) :

$$\dot{V}_2 < -\mu_2 \|s\|. \quad (4.4.43)$$

Il peut finalement être établi que les variables s , \tilde{W}_{1N} et \tilde{W}_{2N} sont bornées du fait que $V_2(t) \geq 0$ et $\dot{V}_2(t) \leq 0$. De plus, les hypothèses 3 et 4 permettent de garantir que \dot{e} est uniformément continu car \ddot{q}_d et \ddot{q} sont bornés. De ce fait il peut être établi que la variable s donnée dans l'équation (4.3.2) est aussi uniformément continue. D'autre part, il peut être facilement vérifié dans l'équation (4.4.43) que $\lim_{t \rightarrow +\infty} \int_{t_0}^t \|s(\zeta)\| d\zeta \leq \frac{V_2(t_0)}{\mu_2}$, cela signifie que $\|s(t)\|$ est une fonction carré intégrable pour $t \geq t_0$. L'application du lemme de Barbalat [Barbalat 59] indique que $\lim_{t \rightarrow +\infty} \|s(t)\| = 0$. Au regard de la définition de la variable de commutation s dans l'équation (4.3.2), il est possible de conclure que $e \rightarrow 0$ et $\dot{e} \rightarrow 0$ à $t \rightarrow +\infty$. Par conséquent, il est établi que la commande proposée garantit une convergence vers zéro de l'erreur de poursuite de trajectoire en position et vitesse.

4.5 Validation expérimentale

4.5.1 Contexte expérimental

L'efficacité de la commande adaptative proposée a été validée par des tests expérimentaux sur un exosquelette à vide et avec 3 sujets en bonne santé. Ils ont dû réaliser dans le contexte de la réadaptation des mouvements de flexion et d'extension de l'épaule et du coude. L'exosquelette du membre supérieur droit utilisé s'appelle ULEL (Upper Limb Exoskeleton of Lissi), développé par la société RB3D pour le LISSI (Laboratoire Image Signaux et Systèmes Intelligents) de l'Université de Paris Est Créteil (UPEC), France. (Voir Fig.4.5.1).

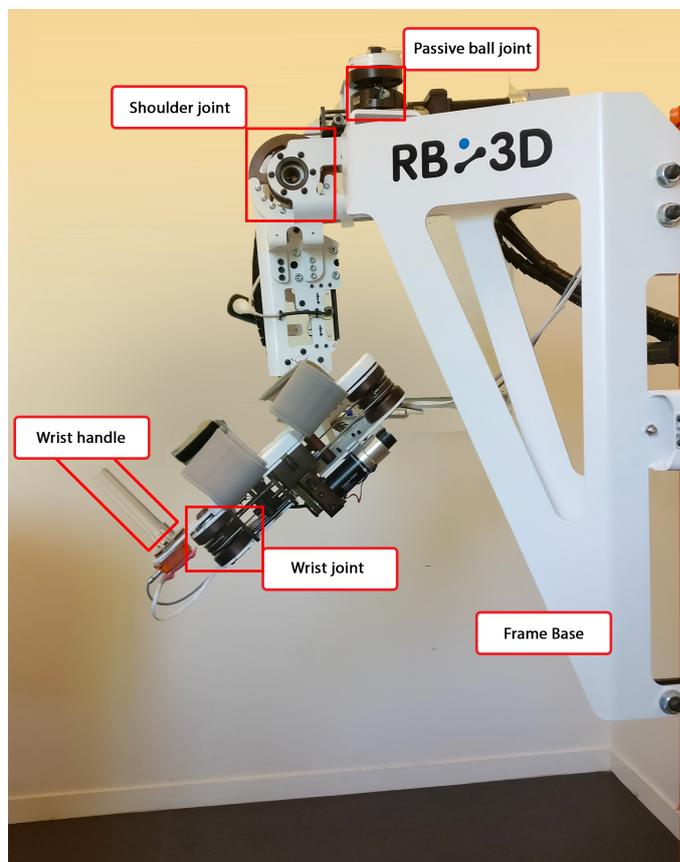


FIGURE 4.5.1 – Les articulations De ULEL

ULEL est un exosquelette du bras droit de 3 DOF. Dans cette expérimentation, seules les deux premières articulations, l'épaule et le coude, sont utilisées pour valider l'asservissement proposé. Les articulations de l'épaule et du coude sont les

deux plus importantes et les plus lourdes. Leurs rotations se réalisent sur le même plan (Voir Fig. 4.5.2).

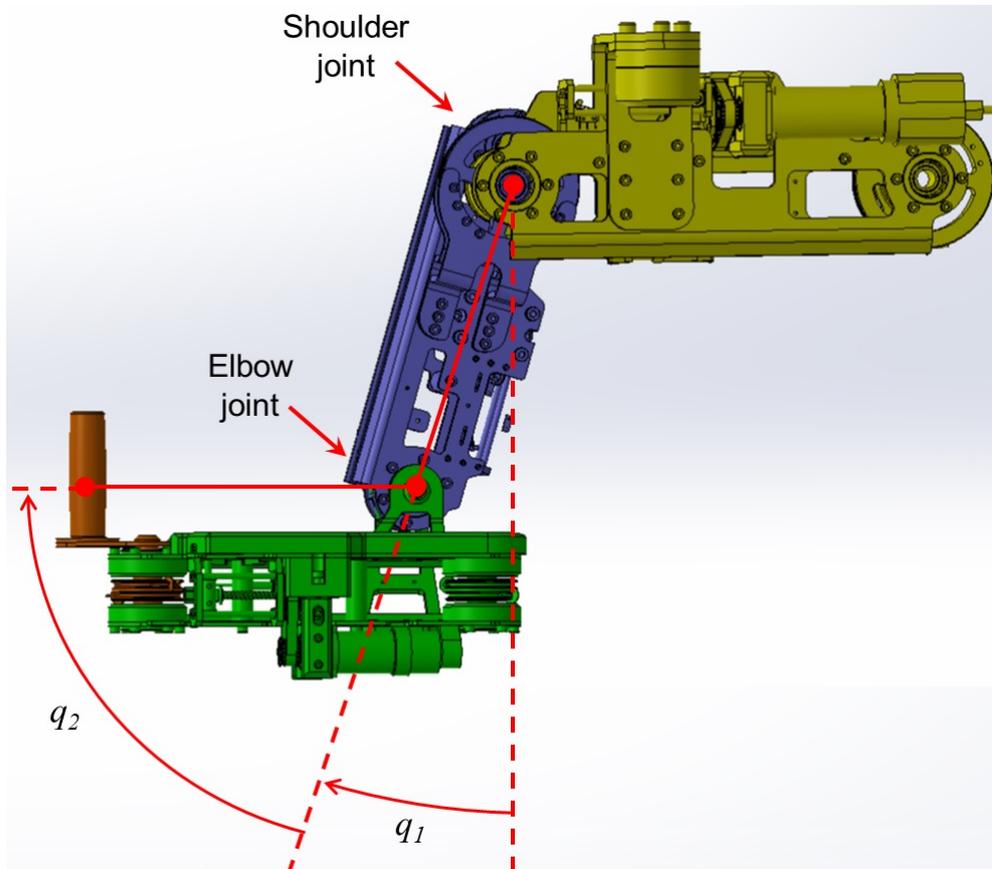


FIGURE 4.5.2 – Représentation mécanique de ULEL

Ces deux articulations sont actionnées par des moteurs à courant continu de la société MAXON. Des cartes de puissance adéquates de la même compagnie (Epsos 2) permettent l'asservissement des moteurs. La commande est appliquée en temps réel par la résolution d'une équation différentielle non linéaire à l'aide du solveur numérique du quatrième ordre de Runge-Kutta avec un temps d'échantillonnage de 0,001 seconde. L'asservissement est programmé sur un PC équipé d'une carte de commande en temps réel dSpace DS1103 PPC, utilisant les logiciels Matlab / Simulink et dSpace Control Desk. Pour la mesure du retour, chaque articulation est équipée d'un encodeur qui donne la position réelle. Un filtre passe-bas est utilisé pour améliorer le rapport signal sur bruit et pour assurer une transmission correcte de l'information.

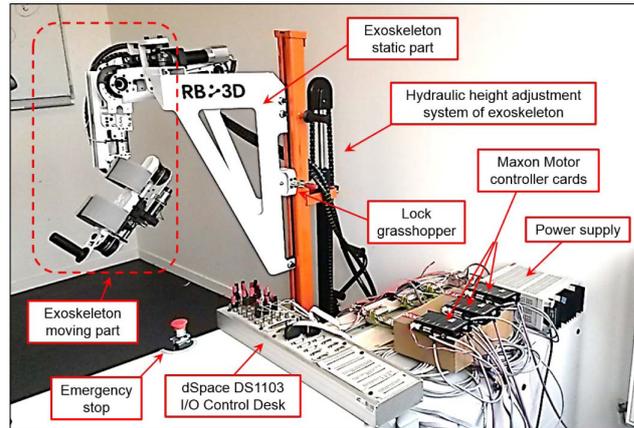


FIGURE 4.5.3 – Protocole expérimental de ULEL

4.5.2 Protocole expérimental

L'expérimentation a été réalisée sur l'exosquelette ULEL dans 4 cas d'utilisation (1 sans sujet et 3 avec sujet) visible dans le tableau 4.1.

Sujet	n°1	n°2	n°3
Sexe	Homme	Homme	Femme
Age	26 ans	44 ans	30 ans
Poids	95 kg	72 kg	58 kg
Taille	1.88 m	1.69 m	1.68 m

TABLE 4.1 – Les sujets d'expérimentations.

Le sujet sera totalement passif lors des tests, l'exosquelette réalise une trajectoire adaptée et le sujet se laisse entrainer par l'exosquelette. Aucune force d'aide ou de résistance n'est exercée par le porteur. Ces expériences sont réalisées dans le respect des règles de sécurité de l'utilisateur et de l'équipement : capteurs de fins de course, limitation de courant et bouton d'arrêt mécanique accessible à la main.

Lors de ces essais, pour limiter le broutement, la fonction $\frac{s}{\|s\|}$ sera approchée par la fonction $\frac{s}{\|s\|+\delta}$ dans les équations (4.3.15), ce qui donne :

$$u_{SM} = \theta^T \Psi(s, \hat{W}) K \frac{s}{\|s\| + \delta}, \quad (4.5.1)$$

où $\delta = 0.2$.

La commande des deux articulations est ainsi réalisée et différentes trajectoires désirées sont définies. Le but est d'appliquer aux deux articulations des mouvements désynchronisés afin d'atteindre toutes les configurations de position possibles

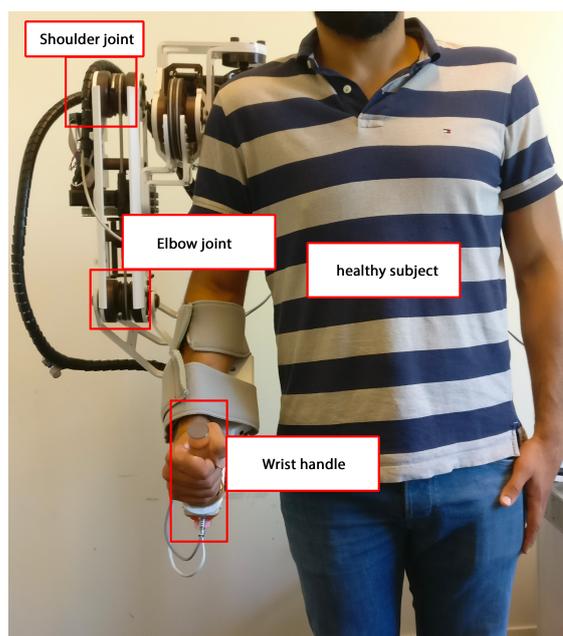


FIGURE 4.5.4 – ULEL avec un sujet

de l'exosquelette. L'origine de chacune de ces articulations est la position de repos par rapport au sol. Les trajectoires souhaitées définies sont de la forme :

$$q_{di}(t) = A_i + B_i \sin(\omega_i t + \theta_i),$$

où i représente la i -ème articulation, $A_1 = (\pi/10)rad$, $A_2 = (\pi/4)rad$, $B_1 = B_2 = (\pi/10)rad$, $\omega_1 = 0.4rad/s$, $\omega_2 = 0.5rad/s$, $\theta_1 = 0rad$ et $\theta_2 = (-\pi/2)rad$.

Les conditions initiales de la position et vitesse réelles sont : $q(0) = [0, (\pi/4)]^T$ et $\dot{q}(0) = [0, 0]^T$.

Pour les réseaux neuronaux, tous les poids synaptiques sont initialisés à zéro. Ces poids synaptiques vont changer selon les lois d'adaptation de l'équation (4.4.26), avec comme paramètres d'adaptations $\Gamma_{\{1,2\}\{M,C,G,D\}}$ égal à $2I$, une matrice diagonale de 2.

Les paramètres de la surface de glissement sont fixés à : $\gamma_1 = \frac{5}{9}$, $\gamma_2 = \frac{5}{7}$ et $\alpha_i = 1$, $\beta_i = 2$ pour $i = 1, 2$.

4.5.3 Résultats expérimentaux

Dans les figures 4.5.5 et 4.5.6, les positions et les vitesses désirées sont comparées pour chaque articulation aux positions et vitesses réelles de l'exosquelette à vide et avec les 3 sujets. Dans les 4 cas, les données réelles et souhaitées sont très proches, ce qui montre le bon suivi en position et en vitesse de la commande.

La figure 4.5.7 montre le couple requis pour chaque articulation en fonction du sujet. On observe que le couple requis est proportionnel au poids du porteur. Un sujet plus lourd nécessite beaucoup plus d'effort de l'exosquelette.

La convergence des surfaces de glissement des deux joints vers la plage $[-\delta, +\delta]$ est visible dans la figure (4.5.8). Cette plage de convergence est due à la fonction $\frac{s}{\|s\|+\delta}$ qui est utilisée dans l'équation 4.5.1 en remplacement de la fonction $\frac{s}{\|s\|}$ pour limiter le phénomène de broutement (chattering en anglais). Une fois ces plages atteintes, les surfaces de glissement y restent, à l'exception de la surface de glissement de l'épaule du sujet 1. Ceci est dû au poids du sujet 1 qui exige un couple élevé. La convergence des surfaces de glissement vers ces zones prouve la stabilité du système.

L'évolution des couples dus aux modes glissants u_{SM} et aux réseaux neuronaux u_{NN} sont comparés selon les cas d'utilisation dans les figures 4.5.9,4.5.10,4.5.11 et 4.5.12. Il est visible que les couples u_{NN} sont initialement nuls et que tout le couple initial provient de u_{SM} . Cela est dû à l'initialisation nulle des points synaptiques des réseaux neuronaux. Les couples u_{NN} augmentent durant les tests jusqu'à atteindre une zone de stabilité à la fin.

4.6 Comparaison des différentes stratégies de commande proposées

Durant les travaux de cette thèse, il a été proposé deux lois d'asservissement pour commander l'exosquelette. La première présentée dans le chapitre 3 sera nommée la commande par ITSM et la seconde introduite dans ce chapitre sera appelée ITSM+NN. Pour chacune des lois de commande, une preuve de stabilité au sens de Lyapunov a été réalisée et des expérimentations ont été menées pour établir leurs bon fonctionnements en temps réel. Une fois cela établi, une étude comparative a été réalisée pour évaluer leurs performances. Ces deux stratégies de commande seront évaluées l'une par rapport à l'autre mais aussi face à une commande de référence de type PID (proportionnel, intégral, dérivé). Pour garantir des conditions de test uniformes entre les trois commandes, elles seront testées à vide. L'exosquelette ULEL n'étant pas équipé d'outil de mesure de force. La présence d'un utilisateur pourrait apporter des perturbations non désirées et non quantifiables, et ainsi nuire à l'évaluation de leurs performances.

Les trois commandes seront soumises aux mêmes trajectoires désirées. Elles seront de la forme :

$$q_{di}(t) = A_i + B_i \sin(\omega_i t + \theta_i),$$

où i représente la i -ème articulation, $A_1 = (\pi/10)rad$, $A_2 = (\pi/4)rad$, $B_1 = B_2 =$

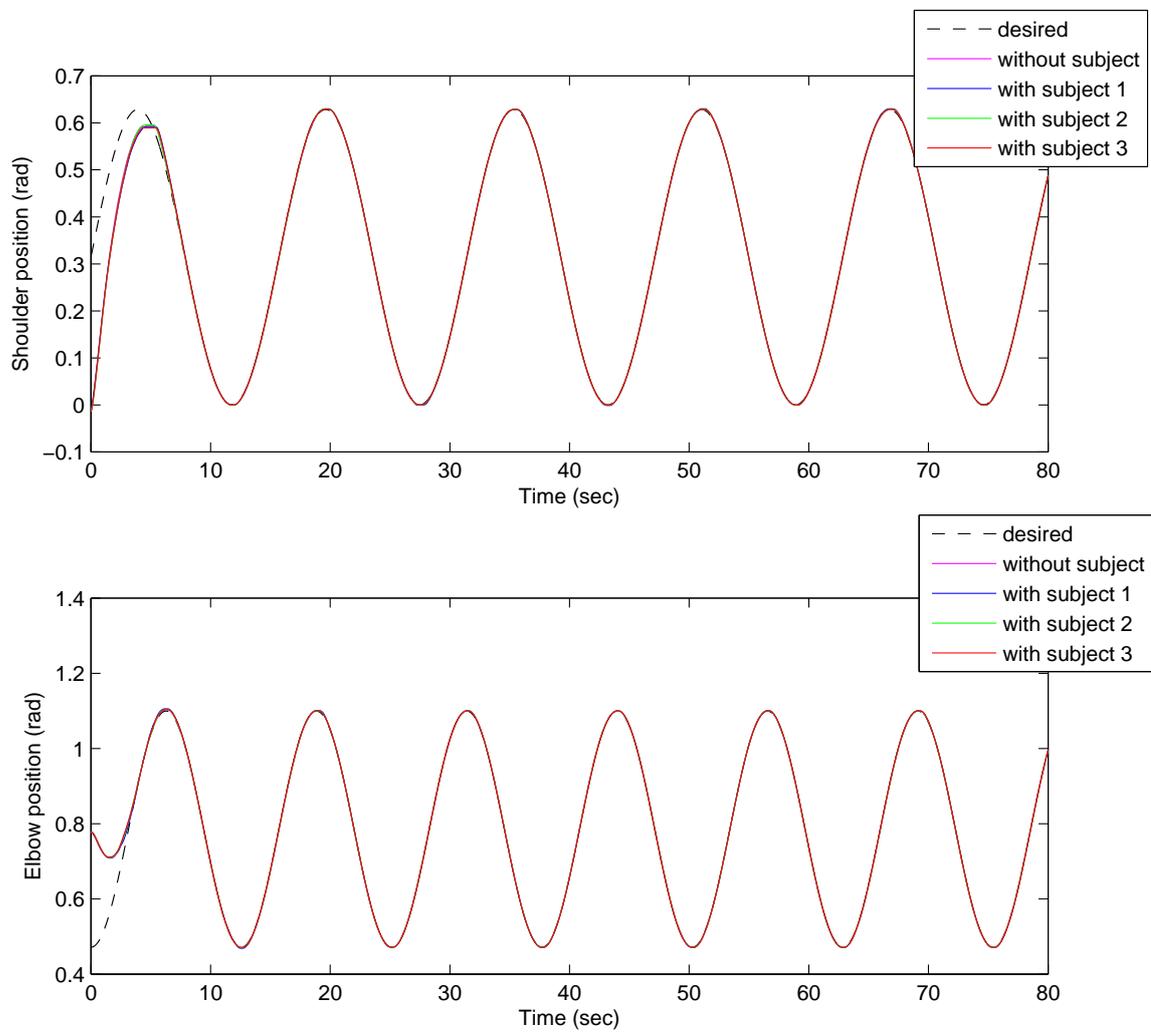


FIGURE 4.5.5 – Positions des deux articulations

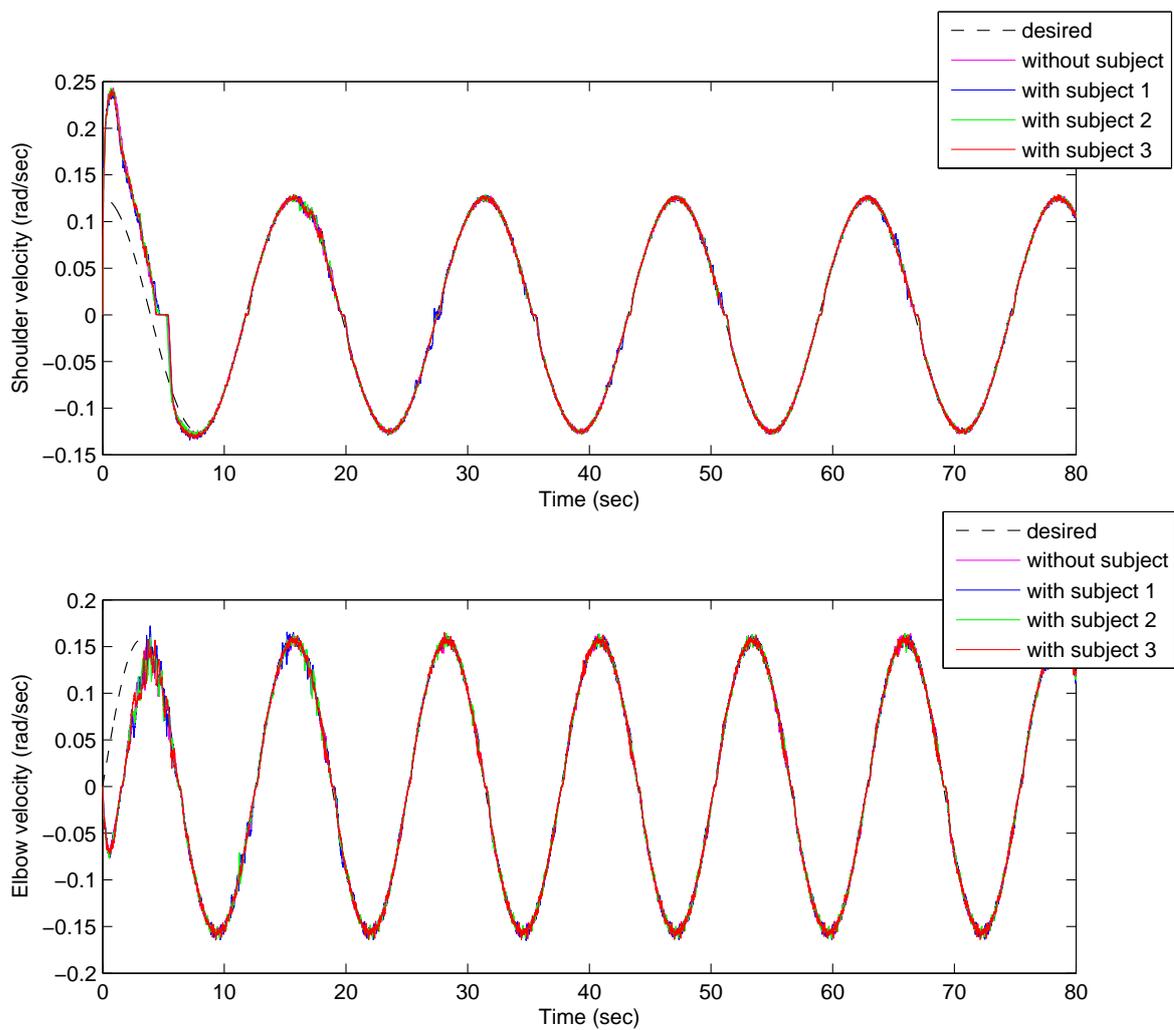


FIGURE 4.5.6 – Les vitesses des deux articulations.

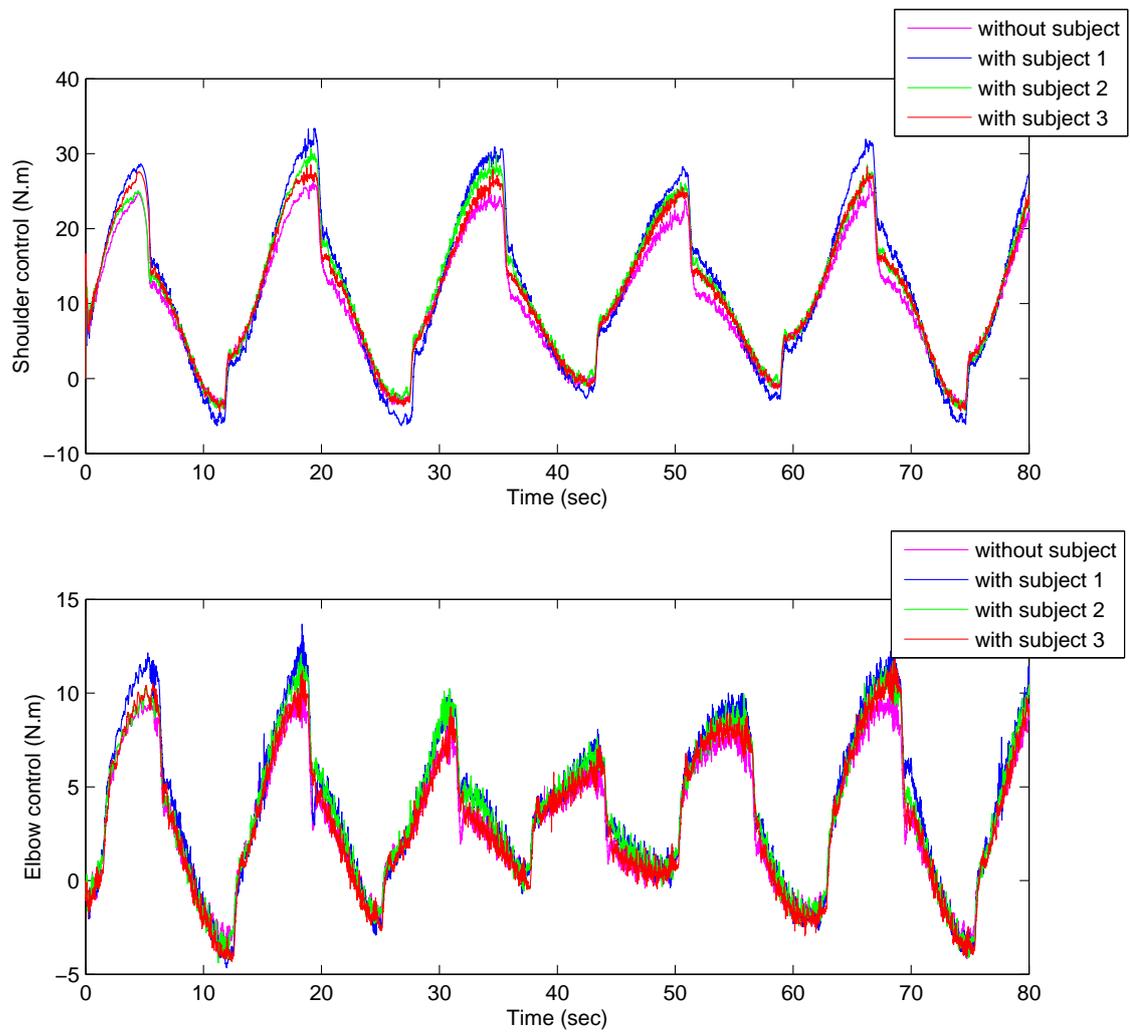


FIGURE 4.5.7 – Les couples des deux articulations.

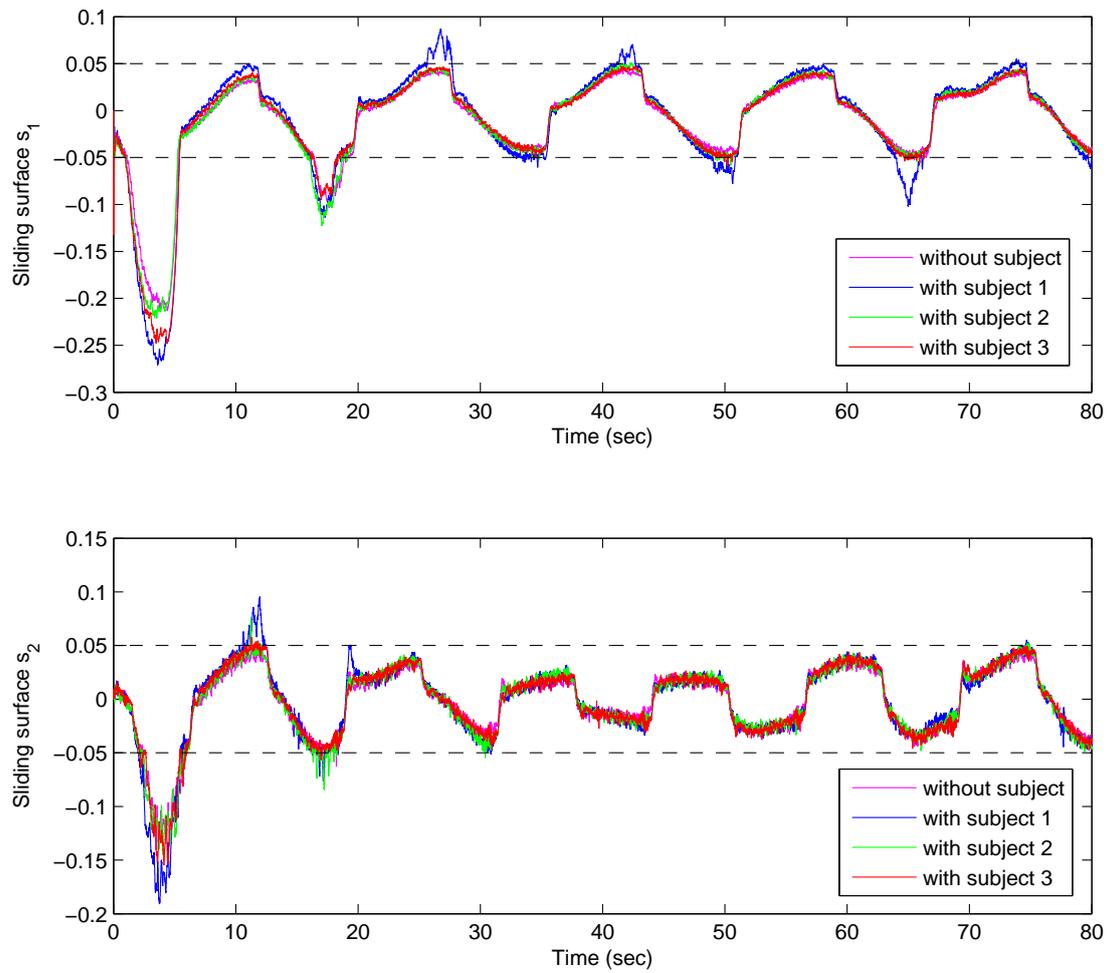


FIGURE 4.5.8 – Les surfaces de glissements des articulations.

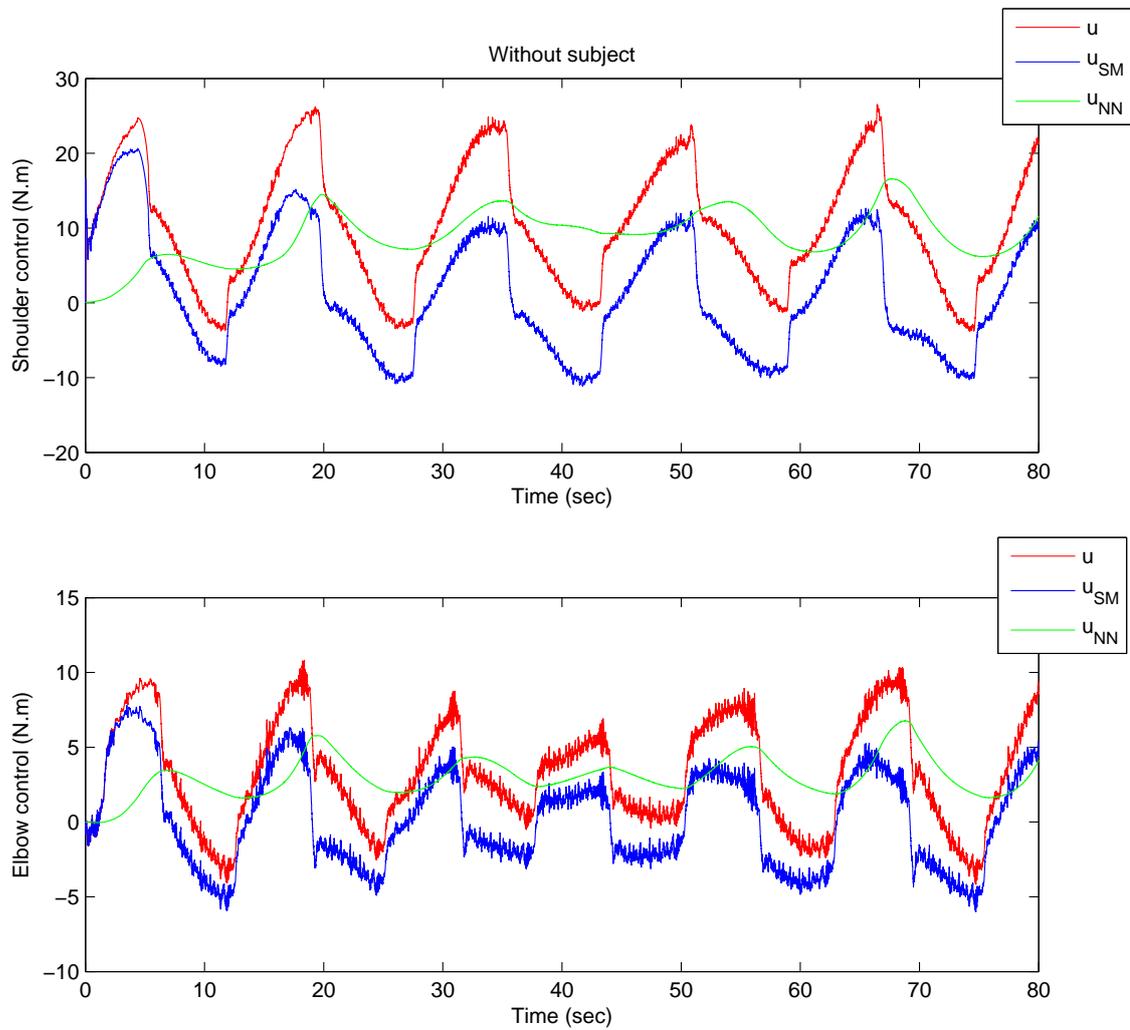


FIGURE 4.5.9 – Les couples sans sujet

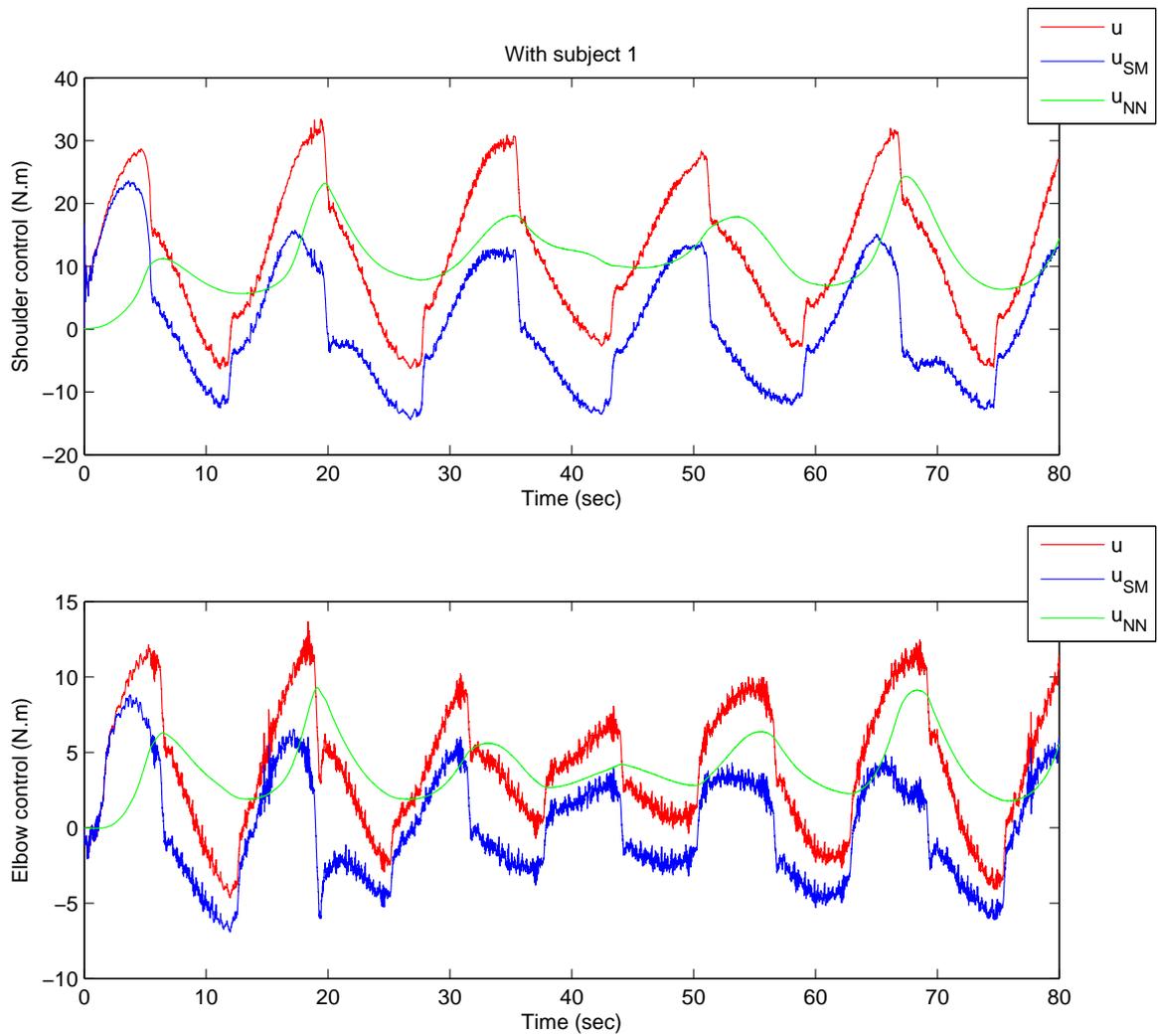


FIGURE 4.5.10 – Les couples avec le sujet 1.

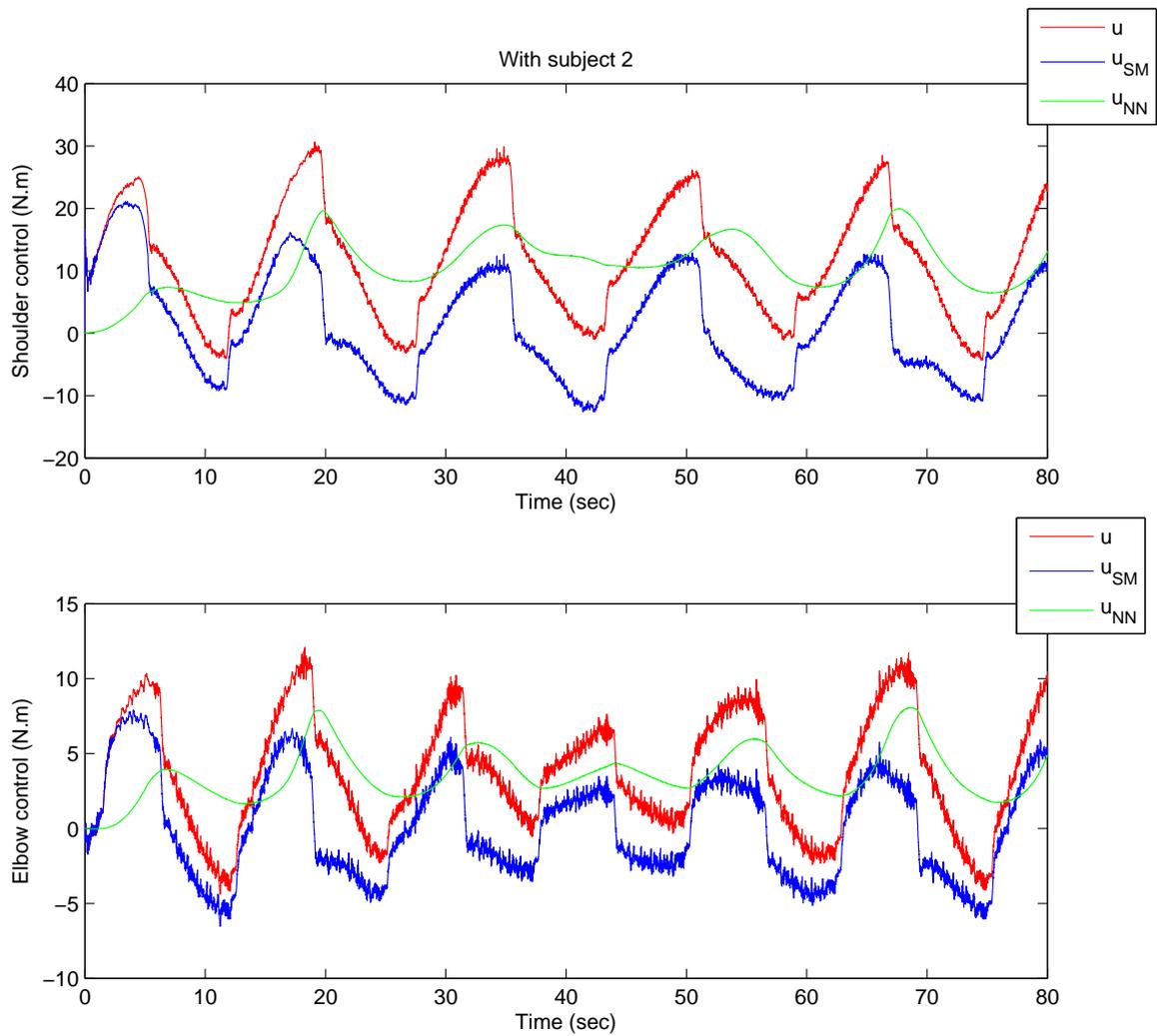


FIGURE 4.5.11 – Les couples avec le sujet 2.

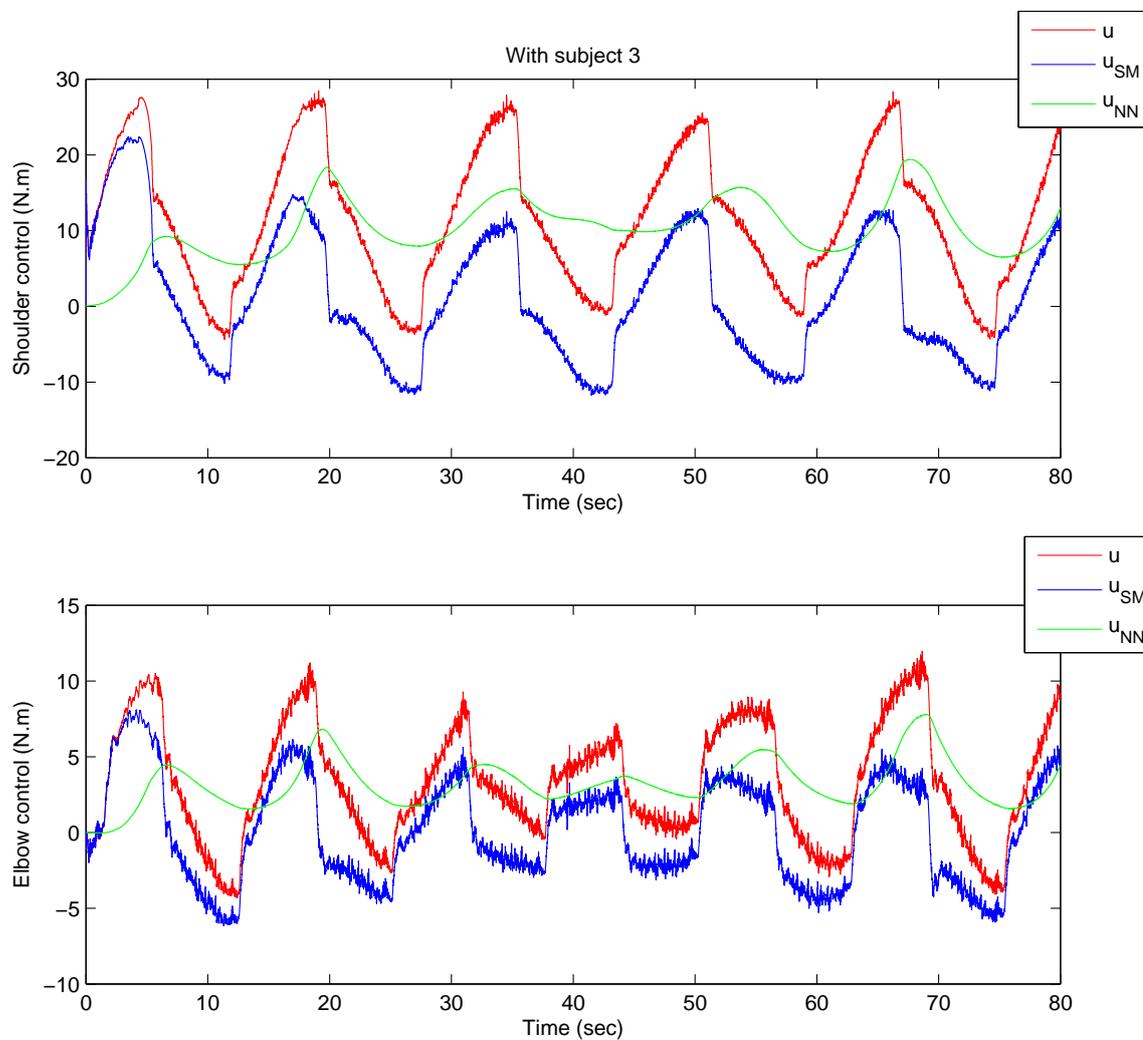


FIGURE 4.5.12 – Les couples avec le sujet 3.

$(\pi/10)rad$, $\omega_1 = 0.4 rad/s$, $\omega_2 = 0.5 rad/s$, $\theta_1 = 0 rad$ et $\theta_2 = (-\pi/2) rad$.

Pour le test des deux lois de commandes proposées dans cette thèse, les mêmes paramètres que dans les chapitres précédents seront appliqués. Les paramètres de la commande par ITSM ont été fixés à⁷ : $a_1 = 3$, $a_2 = 5$, $b_1 = 7$, $b_2 = 11$, $k_1 = 8 I$, $k_2 = 12 I$, $k_3 = 6 I$, $\alpha_1 = 0.1 I$, $\alpha_2 = 0.5 I$, $L_1 = L_2 = L_3 = 10$, $\Gamma = diag(0.05, 0.35, 0.25, 0.1, 0.15)$ et la matrice constante nominale $\bar{M} = diag(3, 1)$.

Pour la commande par ITSM+NN, tous les poids synaptiques des réseaux neuronaux sont initialisés à zéro. Ces poids synaptiques vont changer selon les lois d'adaptation de l'équation (4.4.26), avec comme paramètres d'adaptations $\Gamma_{\{1,2\}\{M,C,G,D\}}$ égal à $2 I$, une matrice diagonale de 2. Les paramètres de la surface de glissement sont fixés à : $\gamma_1 = \frac{5}{9}$, $\gamma_2 = \frac{5}{7}$ et $\alpha_i = 1$, $\beta_i = 2$ pour $i = 1, 2$.

Les paramétrés de la commande du PID ont été fixés à : $K_p = diag(600, 200)$, $K_I = diag(60, 60)$ et $K_D = diag(100, 100)$.

	PID	ITSM	ITSM+NN
Erreur maximale (rad)	0.0211	0.0401	0.0031
Erreur quadratique moyenne (rad)	0.0017	0.0096	0.0069
Énergie (Joule)	480.3084	166.1286	161.1448

TABLE 4.2 – Étude comparative pour l'articulation de l'épaule.

	PID	ITSM	ITSM+NN
Erreur maximale (rad)	0.3057	0.2981	0.3057
Erreur quadratique moyenne (rad)	0.0006	0.0016	0.0013
Énergie (Joule)	24.3681	23.5978	22.1660

TABLE 4.3 – Étude comparative pour l'articulation du coude.

Les tableaux 4.2 et 4.3 montrent que le PID possède une erreur légèrement inférieure à celles des deux commandes proposées. Cette erreur quadratique plus faible peut s'expliquer par la convergence plus rapide du PID vers la trajectoire désirée, comme il est possible de le voir dans la figure 4.6.1. En effet, le correcteur PID ne maîtrise pas le comportement dynamique en régime transitoire. L'objectif du PID est de réduire les erreurs de poursuites au détriment de la souplesse du couple appliqué. Il est possible de voir dans la figure 4.6.4, les forts pics de couple pour la commande PID. Ces forts pics peuvent être dangereux pour un utilisateur. Par ailleurs, les commandes par mode glissant maîtrisent le comportement transitoire grâce à la forme de la surface de glissement. C'est la raison pour laquelle

7. La matrice I représente la matrice identité.

les erreurs des commandes par mode glissant sont plus élevées que celle obtenues par le PID. Il est aussi possible de remarquer sur la figure 4.6.3 que la vitesse de convergence du PID s'accompagne d'une grande consommation en énergie. Après un temps de convergence différent, on voit dans le figure 4.6.2 que l'erreur de la dernière commande est plus faible.

La seconde loi de commande proposée, ITSM+NN, apporte de meilleur résultat que la première autant aux niveaux de l'erreur qu'au niveau énergétique. L'approche de la dynamique par des réseaux neuronaux confirme donc son utilité en permettant d'améliorer les performances en suivi de la trajectoire de la commande, tout en diminuant sa consommation énergétique.

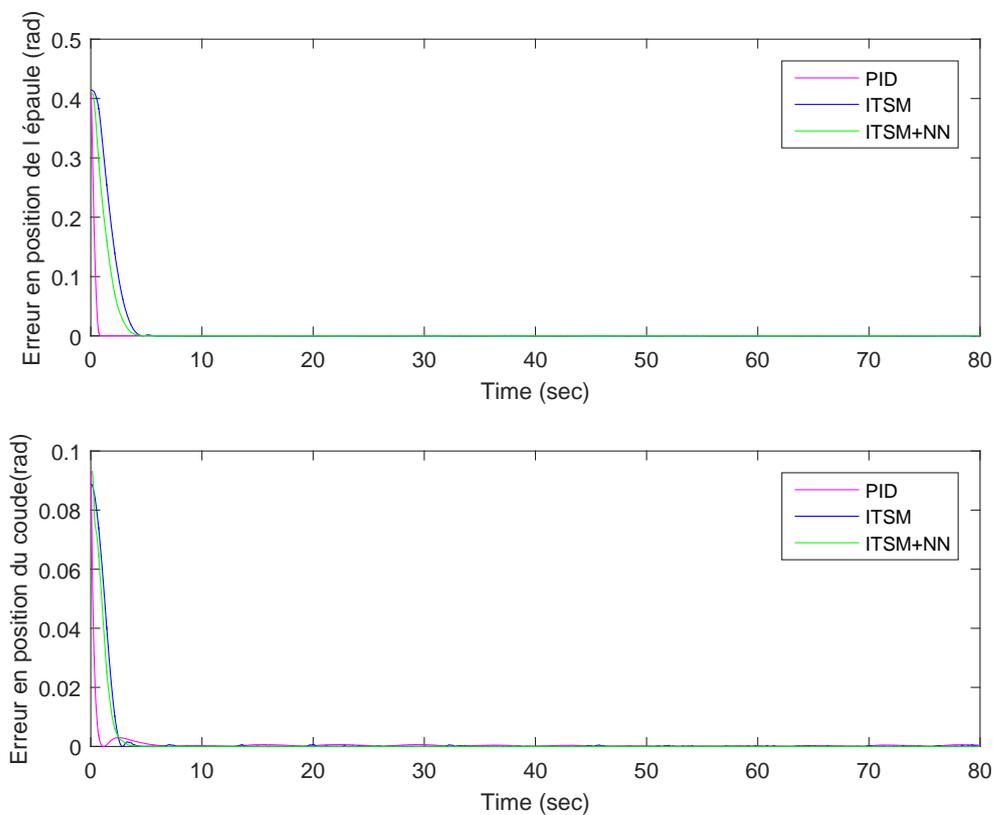


FIGURE 4.6.1 – Erreurs en positions des deux articulations pour les différentes commandes.

Les résultats ici présentés font suite à expérimentation avec un exosquelette à vide. Le PID étant dimensionné à vide et ne s'adaptant pas aux changements de dynamiques dus à la présence d'un utilisateur. Il est possible d'émettre l'hypothèse que les performances de la commande par PID puissent diminuer en présence

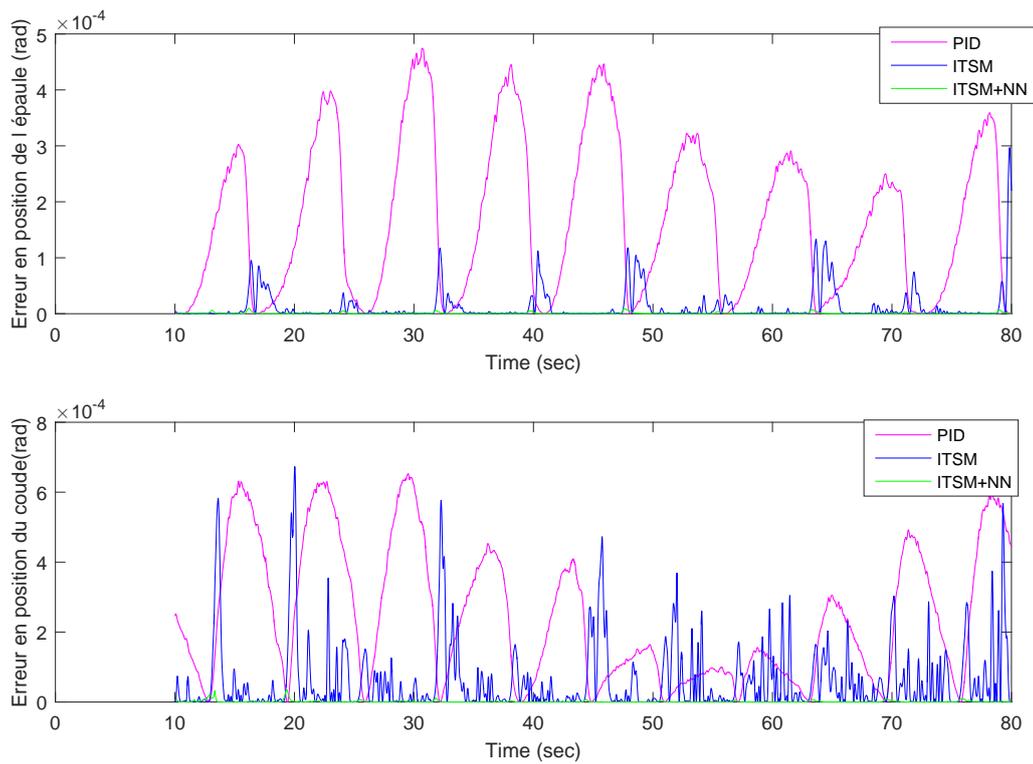


FIGURE 4.6.2 – Erreurs après 10 secondes en positions des deux articulations pour les différentes commandes.

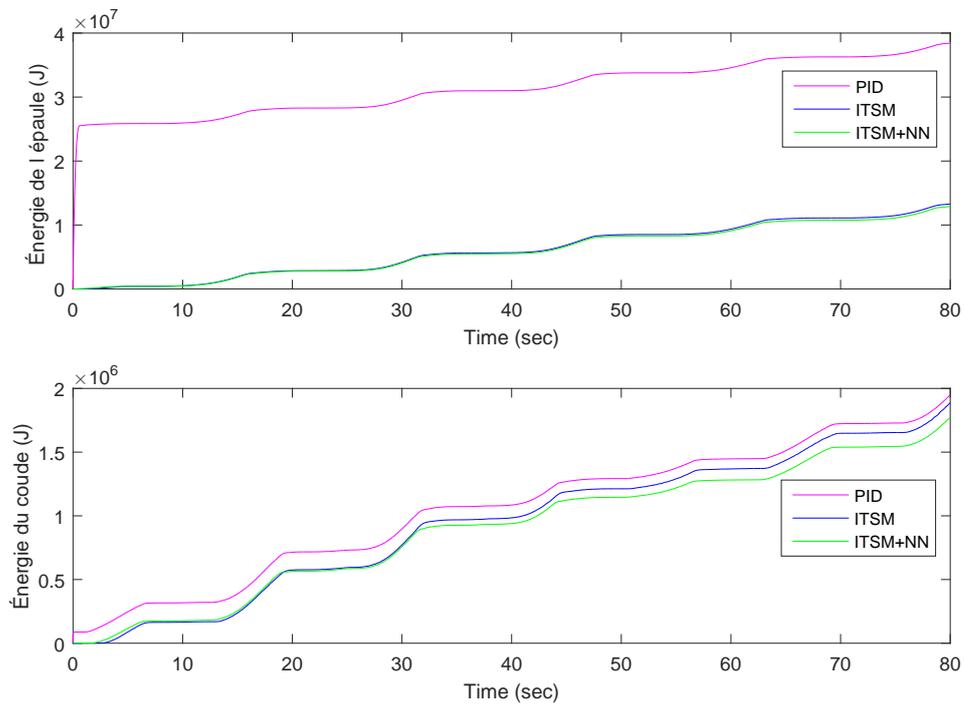
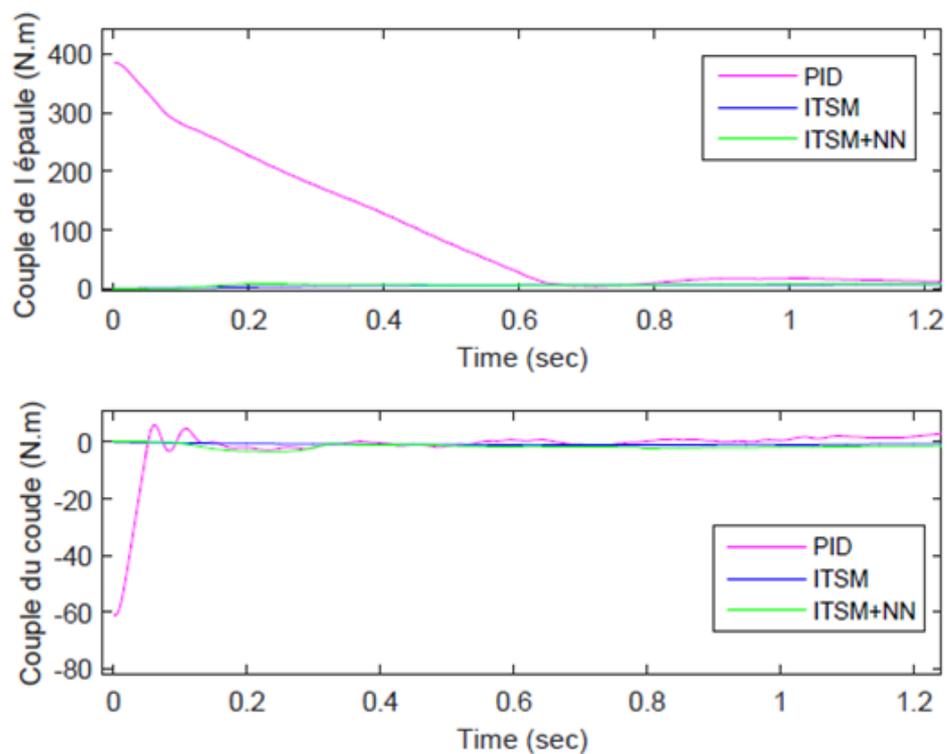


FIGURE 4.6.3 – Énergie des deux articulations pour les différentes commandes.



Le couple des différentes commandes pour les deux articulations.

FIGURE 4.6.4 – Couple des deux articulations pour les différentes commandes.

d'un utilisateur. Contrairement à la loi de commande par ISTM+NN, qui contient des réseaux neuronaux établis pour estimer et compenser ces changements. Les performances de cette commande reste inchangées, comme il a été montré dans la section précédente. Cette hypothèse se doit d'être vérifiée lors d'une étude avec plusieurs sujets de morphologies différentes.

De plus, cette étude à vide ne permet pas de comparer les réactions des différentes commandes face à des perturbations extérieures. Une étude où chacune des commandes seraient soumises aux mêmes perturbations permettrait d'établir leurs capacités à rejeter les perturbations.

Ces deux études n'ont pu être réalisées par l'absence d'outils d'instrumentations. Ils auraient permis de mesurer, dans le premier test les forces d'interaction entre l'utilisateur et l'exosquelette, les perturbations dans le second. Il aurait ainsi été possible de vérifier l'équité des tests entre les différentes commandes.

4.7 Conclusion

Dans ce chapitre, une nouvelle commande adaptative avec suivi de trajectoire en position et en vitesse a été proposée et testée. La dynamique inconnue et variante du système a été approximée par des réseaux de neurones du type MLP. Les paramètres de ces réseaux évolueront selon des lois d'adaptation établies de sorte que la stabilité du système au sens de Lyapunov soit assurée. La commande proposée combine un asservissement adaptatif grâce à des réseaux de neurones et un asservissement par mode glissant. Pour établir cette commande, seules les hypothèses sur les limites des paramètres sont connues. L'approche proposée a montré son efficacité avec une expérimentation sur l'exosquelette ULEL du laboratoire LISSI de l'université UPEC. L'efficacité de l'apprentissage en ligne des réseaux de neurones a été vérifiée avec différents sujets. Cette robustesse a été prouvée par l'approche de Lyapunov et démontrée de manière expérimentale. Cette commande a ensuite été comparée de manière expérimentale à une commande par PID et à une commande par ISTM proposée dans le chapitre 3.

Chapitre 5

Interaction utilisateur ULEL

5.1 Introduction

Dans les chapitres précédents, des commandes robustes ont été proposées pour garantir le suivi de la trajectoire souhaitée par l'exosquelette. Dans ces différentes lois de commandes, le couple exercé par l'homme sur l'exosquelette τ^{hum} était traité comme un couple extérieur à compenser par la commande. Les premiers chapitres traitant la première phase de la rééducation, dans laquelle le patient se doit d'être passif [Carel 00] et de se laisser entraîner par l'exosquelette pour remobiliser ses membres. De ce fait, toute action humaine sera traitée comme une perturbation et donc compensée. Ce chapitre se basera sur les commandes précédemment proposées tout en souhaitant gérer les interactions utilisateur exosquelette. Ces interactions feront parties intégrante des trajectoires à établir et de la commande de l'exosquelette. Dans les phases suivantes de la rééducation, l'exosquelette se doit d'abord d'apporter une assistance aux mouvements spontanés du patient pour l'assister et dans la phase qui suit une résistance aux mouvements du patients pour augmenter sa capacité musculaire [Marque 14].

Le BCI est un des outils permettant de gérer les interactions entre l'homme et le robot. Ce système permet à l'utilisateur de communiquer par voie non musculaire [Wolpaw 02], uniquement par interprétation de ses signaux cérébraux notamment les signaux EEG [Niedermeyer 05]. Les BCI représentent donc un bon moyen de communication pour les personnes en situation de handicap souhaitant retrouver une certaine mobilité. Cependant du fait de la complexité des signaux cérébraux, les BCI restent des systèmes limités en cours de développement.

Chaque activité cérébrale possédant ses propres caractéristiques, les signaux EEG en découlant n'ont donc pas les mêmes propriétés. Certains de ces signaux peuvent être utilisés pour les technologies BCI : P300 [Polich 07], imagerie moteur [Pfurtscheller 01] et Steady-State Visual Evoked Potentials (SSVEP) [Lin 06]. Le

SSVEP peut être défini comme une réponse synchrone à un stimulus visuel à une fréquence donnée. Il peut être observé par la mesure des activités neuronales dans le cortex primaire visuelle. Cependant, les signaux EEG sont complexes à traiter du fait de leurs faibles rapports signal sur bruit, les variations inter et intra individus. De ce fait, un traitement du signal robuste et adapté est nécessaire pour assurer la viabilité de la détection et de la commande. Plusieurs types d'algorithmes ont été proposés pour procéder aux traitements des signaux SSVEP : FFT (Fast Fourier Transform), Common Spatial Pattern (CSP) [Sun 06], Principal Component Analysis (PCA) [Lee 02] ou Canonical Correlation Analysis (CCA) [Hardoon 04, Lin 06].

Le CCA est une des techniques les plus efficaces pour le traitement de signaux SSVEP issus de BCI [Bin 09]. Les fréquences des signaux relevés sont liées aux stimulus. Au vu de ces connaissances, le CCA permet d'établir une nouvelle base pour les signaux de dimension différentes comme les signaux EEG et les signaux de références basés sur les stimulus. Cette nouvelle base sera établie pour maximiser la corrélation des projections des deux variables dans le nouvel espace.

Ce chapitre se consacrera à l'application d'un algorithme basé sur le CCA pour établir la trajectoire de commande de l'exosquelette à partir de signaux cérébraux de type SSVEP. La loi de commande proposée dans le chapitre précédent, basée sur la fusion d'une approche neuronale et d'un intégral SMC, sera utilisée pour garantir le bon suivi de trajectoire par le système. L'approche proposée sera validée par une application en temps réel sur un exosquelette de membre supérieur droit.

5.2 Modèle dynamique

La dynamique de l'ensemble du système, composé de l'homme et de l'exosquelette, peut être décrite par l'équation :

$$M(q)\ddot{q} + C(q, \dot{q})\dot{q} + G(q) + D(\dot{q}) = u + \tau^{hum} + \tau^{ext}, \quad (5.2.1)$$

où $q \in \mathbb{R}^n$, $\dot{q} \in \mathbb{R}^n$, $\ddot{q} \in \mathbb{R}^n$ sont respectivement les vecteurs de position, vitesse et accélération des articulations; $M(q) \in \mathbb{R}^{n \times n}$ est la matrice symétrique et définie positive de l'inertie; $C(q, \dot{q}) \in \mathbb{R}^{n \times n}$ est la matrice des forces centrifuges et de Coriolis; $G(q) \in \mathbb{R}^n$ est la matrice de gravité; $D(\dot{q}) \in \mathbb{R}^n$ est la matrice de dissipation; $u \in \mathbb{R}^n$, $\tau^{hum} \in \mathbb{R}^n$ et $\tau^{ext} \in \mathbb{R}^n$ représentent respectivement le couple de l'exosquelette, humain et extérieur.

Le système présenté dans ce chapitre répond aux propriétés 1 et 2 du chapitre 4.

5.3 Traitement des signaux SSVEP

Pour effectuer le traitement des signaux SSVEP, un algorithme basé sur la CCA a été utilisé. Celui-ci travaille avec deux ensembles de données. Le premier est constitué du signal EEG relevé $X_{BCI}(t) \in \mathbb{R}^{ch \times T}$ avec (ch) le nombre de canaux utilisés et T le nombre de point échantillonnage. Le second ensemble, qui constitue le signal de référence, $X_{fi}(t) \in \mathbb{R}^{2 \times T}$ est établi pour chaque fréquence f_i de stimuli telle que :

$$X_{fi}(t) = \begin{pmatrix} \cos(2\pi f_i t) \\ \sin(2\pi f_i t) \end{pmatrix}, t = \frac{1}{S}, \dots, \frac{T}{S},$$

où S est la fréquence échantillonnage du signal $X_{BCI}(t)$.

De par le principe de la SSVEP, il est attendu que le signal $X_{fi}(t) \in \mathbb{R}^{2 \times T}$ du stimuli concerné et le signal $X_{BCI}(t) \in \mathbb{R}^{ch \times T}$ soient corrélés. L'algorithme trouvera deux directions de projection w_{fi} et w_{BCI-fi} telle que $Y_{BCI-fi} = w_{BCI-fi}^T X_{BCI}$ et $Y_{fi} = w_{fi} X_{fi}$ aient une corrélation maximale. w_{fi} et w_{BCI-fi} maximisent la fonction de corrélation $\rho(w_{fi}, w_{BCI-fi})$:

$$\begin{aligned} \rho(w_{fi}, w_{BCI-fi}) &= \text{corr}(w_{fi} X_{fi}, w_{BCI-fi}^T X_{BCI}) \\ &= \frac{w_{BCI-fi}^T \Sigma_{X_{BCI} X_{fi}} w_{fi}}{\sqrt{w_{BCI-fi}^T \Sigma_{X_{BCI}} w_{BCI-fi} w_{fi}^T \Sigma_{X_{fi}} w_{fi}}}, \end{aligned}$$

où $\Sigma_{X_{BCI} X_{fi}}$ est la matrice de covariance entre les deux jeux de données ; $\Sigma_{X_{BCI}}$ et $\Sigma_{X_{fi}}$ sont les matrices de covariances intra jeu de données.

La CCA peut être résolu par [Hardoon 04] :

$$\text{maximiser}_{w_{fi}, w_{BCI-fi}} w_{BCI-fi}^T \Sigma_{X_{BCI} X_{fi}} w_{fi}$$

$$\text{subject to } \begin{aligned} w_{BCI-fi}^T \Sigma_{X_{BCI}} w_{BCI-fi} &= 1 \\ w_{fi}^T \Sigma_{X_{fi}} w_{fi} &= 1. \end{aligned}$$

La figure 5.3.1 représente le fonctionnement de la CCA.

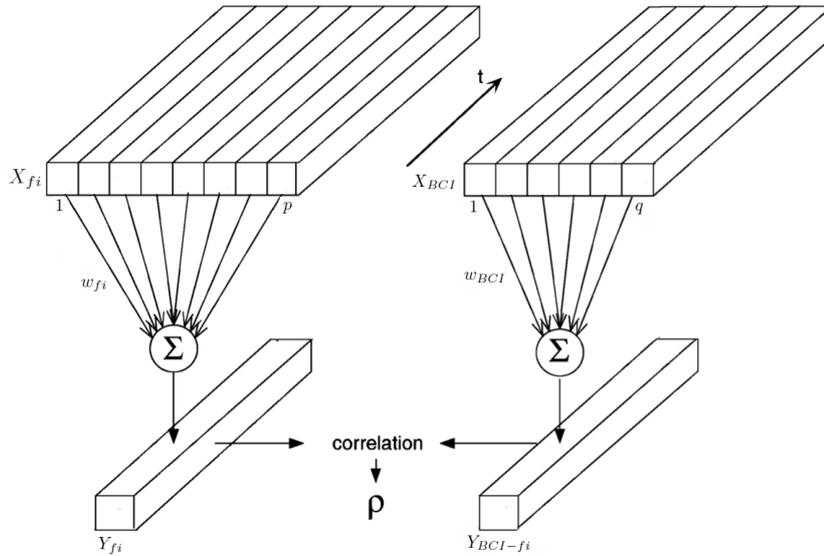


FIGURE 5.3.1 – Le principe de la « Canonical correlation analysis » (CCA) [Lin 06].

Pour chaque point d'échantillonnage, l'algorithme CCA calcule pour chaque fréquence f_i les couples $Y_{BCI-f_i}(t) \in \mathbb{R}^T$ et $Y_{f_i}(t) \in \mathbb{R}^T$, les projections respectives dans le nouveau sous espace de $X_{BCI}(t)$ et $X_{f_i}(t)$, pour maximiser leurs corrélations dans la fenêtre glissante $[t, t + \frac{T}{S}]$.

L'algorithme détecte pour $i \in \{1, \dots, 2 \times n\}$ quel couple $(Y_{BCI-f_i}(t), Y_{f_i}(t))$ a la plus grande corrélation. Si cette corrélation dépasse un seuil fixé, le signal SSVEP sera considéré comme une réponse au stimulus de fréquence f_i , sinon il sera considéré comme ne correspondant à aucune référence.

5.3.1 Établissement de la trajectoire désirée

Les trajectoires désirées sont obtenues à partir des signaux SSVEP. Pour obtenir les trajectoires $q_d(t) \in \mathbb{R}^n$, différents stimulus aux fréquences f_i avec $i \in \{1, \dots, 2 \times n\}$ sont proposés au sujet. Chaque articulation est liée à deux stimulus, les articulations n'ayant qu'une seule direction, ces stimulus déterminent le sens de déplacement. Le choix du sujet va donc indiquer l'articulation à mouvoir et le signe de sa vitesse. La vitesse désirée sera constante durant toute la détection du stimulus. La position désirée sera déterminée par intégration de sa vitesse. Pour garantir la continuité de l'accélération, un filtre du second ordre est appliqué à la position.

Ces trajectoires désirées et ces trajectoires réelles seront notées $q_d(t) \in \mathbb{R}^n$ et $q(t) \in \mathbb{R}^n$ respectivement ; les erreurs de trajectoires $e(t) \in \mathbb{R}^n$ seront définies par :

$$e(t) = q_d(t) - q(t). \quad (5.3.1)$$

Pour assurer une bonne poursuite de la trajectoire désirée $q_d(t) \in \mathbb{R}^n$ par la trajectoire réelle $q(t) \in \mathbb{R}^n$. La loi de commande proposée dans le chapitre précédent sera utilisée pour la dynamique de l'exosquelette donnée par (3.2.1). La loi u proposée dans le chapitre précédent se décompose en deux éléments u_{NN} et u_{SM} :

$$u = u_{NN} + u_{SM}, \quad (5.3.2)$$

avec

- Le couple u_{NN} issu des réseaux neuronaux adaptatifs :

$$u_{NN} = \hat{M} \ddot{q}_r + \hat{C} \dot{q}_r + \hat{G} + \hat{D}, \quad (5.3.3)$$

où $\hat{M}, \hat{C}, \hat{G}$ et \hat{D} sont les estimations neuronales des matrices.

- Le couple u_{SM} représente la commande par mode glissant :

$$u_{SM} = \theta^T \Psi(q, \dot{q}, \dot{q}_r, \ddot{q}_r, \hat{W}) K \frac{s}{\|s\|}, \quad (5.3.4)$$

où $K \in \mathbb{R}^{n \times n}$ est une matrice diagonale formée par des constantes positives ; $\theta = [\theta_1, \dots, \theta_8]^T \in \mathbb{R}^8$ est un vecteur constitué de constantes positives, $\Psi(q, \dot{q}, \dot{q}_r, \ddot{q}_r, \hat{W}) \in \mathbb{R}^8$ est un vecteur contenant différentes normes et s la loi de commutation donnée par l'équation suivante¹ :

$$s(t) = \dot{e}(t) + \alpha \int_0^t e^{\gamma_1(\mu)} d\mu + \beta \int_0^t \dot{e}^{\gamma_2(\mu)} d\mu + \eta, \quad (5.3.5)$$

où γ_i sont des constantes positives définies telles que $\gamma_1 = \frac{q}{2p-q}$ et $\gamma_2 = \frac{q}{p}$ avec p et q des constantes impaires positives respectant $p > q > 0$; $\alpha = \text{diag}(\alpha_1, \dots, \alpha_n) \in \mathbb{R}^{n \times n}$ et $\beta = \text{diag}(\beta_1, \dots, \beta_n) \in \mathbb{R}^{n \times n}$ sont des matrices diagonales positives, choisies de manière à ce que le polynôme $r^2 + \beta_i r + \alpha_i$ soit Hurwitz pour $i = 1, \dots, n$; $\eta = -\dot{e}(0) \in \mathbb{R}^n$ est un vecteur constant établit de manière à avoir $s(0)$ un vecteur nul.

La stabilité en sens de Lyapunov de cette loi de commande a été démontrée dans le chapitre précédent.

5.4 Résultats expérimentaux

5.4.1 Présentation de l'expérimentation

Dans l'optique de prouver l'efficacité de la méthode proposée, des expérimentations ont été réalisées. Il a donc été demandé à un sujet sain de 26 ans mesurant

1. La puissance d'un vecteur $x \in \mathbb{R}^n$ est $x^\gamma = [x_1^\gamma, \dots, x_n^\gamma]^T$.

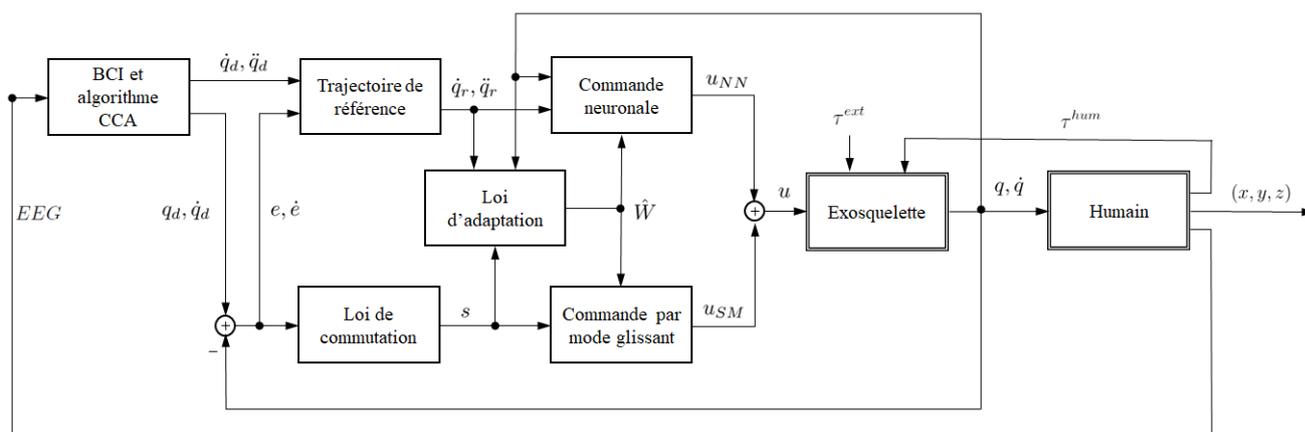


FIGURE 5.3.2 – Schéma de commande du système.

1.88m et pesant 95kg de définir des trajectoires désirées à l'aide d'un BCI dans le but d'effectuer des mouvements de flexion ou extension de l'épaule et du coude. Ces mouvements seront réalisés à l'aide d'un exosquelette du membre supérieur droit ULEL présenté dans les chapitres précédents. L'ensemble de cette expérimentation, qu'il est possible de voir à la figure 5.4.1, a été réalisé dans le laboratoire LISSI (Laboratoire Image Signaux et Systèmes Intelligents) de l'Université Paris Est Creteil (UPEC), France.

Les trajectoires seront établies à partir d'algorithmes analysant les signaux SS-VEP du sujet. L'interface SSVEP sera réalisée à l'aide de 4 leds qui scintillent à des fréquences ($f_1 = 19Hz$, $f_2 = 21Hz$, $f_3 = 23Hz$ et $f_4 = 25Hz$). Ces leds permettront aux sujets de choisir l'articulation à mouvoir et son sens (monter ou descendre). Les signaux EEG seront relevés par un BCI g.Nautilus, possédant 32 électrodes technologies sèches g.SAHARA. Durant cette expérimentation, les signaux de 8 sondes seront traités ($P3$, PZ , $P4$, $PO7$, $PO3$, $PO4$, $PO8$ et OZ). Les signaux EEG seront numérisés à une fréquence d'échantillonnage de 500Hz. Les signaux EEG relevés seront d'abord traités par un filtre spatial de type Common Average Reference (CAR) et ensuite par un filtre fréquentiel de type Butterworth d'ordre 20, passe bande de fréquence de coupure [15Hz, 35Hz].

À partir de ces signaux, tout les temps d'échantillonnages S sur une fenêtre glissante de 3s, une corrélation sera calculée. La corrélation sera ensuite filtrée par un passe bas d'ordre 1, pour éliminer les pics de corrélation non significatifs. Une fois le signal de l'algorithme CCA obtenue, la trajectoire en vitesse désirée est établie en utilisant un filtre passe bas d'ordre 2 pour garantir sa continuité et ainsi le respect de l'hypothèse 3.

Les articulations de l'épaule et du coude sont actionnées par des moteurs à courant continu, qui sont commandés par des cartes de puissances. Les caractéris-

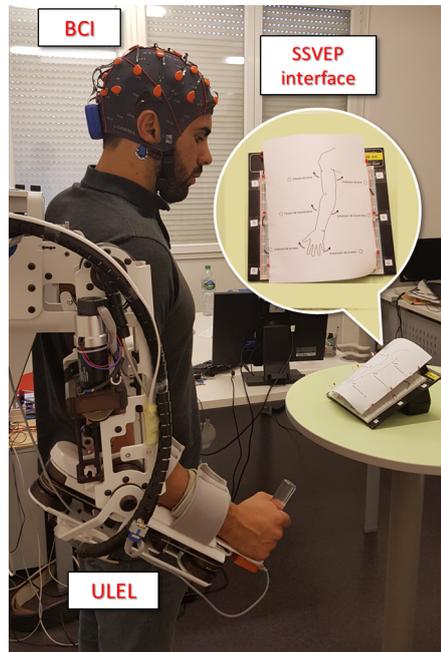


FIGURE 5.4.1 – Le sujet avec le BCI et ULEL.

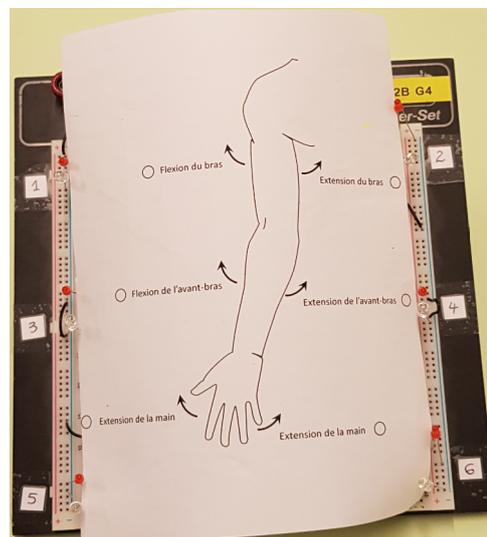


FIGURE 5.4.2 – L'interface LED pour le SSVEP.

tiques de ULEL ont été présentées dans le chapitre 2. La commande en temps réel sera appliquée en résolvant des équations différentielles non-linéaires à l'aide d'un solveur de Runge-Kutta d'ordre 4 avec un pas de calcul de 0.001sec . La commande sera programmée sur un ordinateur, qui est équipé des logiciels Matlab/Simulink et dSpace Control Desk et d'une carte de commande en temps réel dSpace DS1103 PPC (visible figure (5.4.3)).

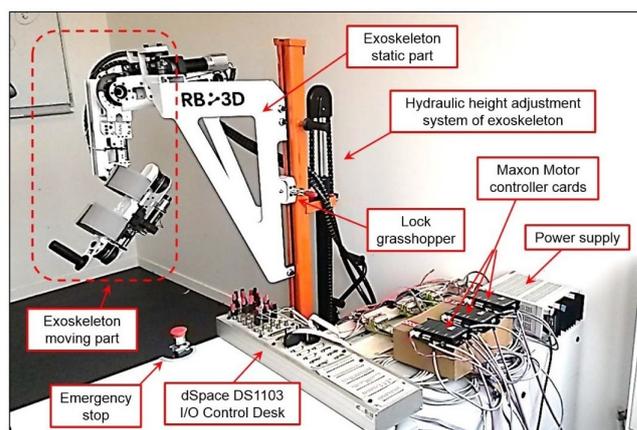


FIGURE 5.4.3 – Matériel expérimental pour la commande d'ULEL.

5.4.2 Protocole expérimentale

La loi de commande utilisée dans ce chapitre correspond à celle proposée dans le chapitre 3 et rappelée précédemment. De la même manière que dans le chapitre 4, pour éliminer le phénomène de broutement de la partie discontinue du mode glissant, le terme $s/\|s\|$ de la loi de commande dans l'équation (5.3.4) sera remplacée par $s/(\|s\| + \delta)$ avec $\delta = 0.05$.

La position nulle de référence est déterminée à partir de la position horizontale de repos. Le schéma cinématique du robot est donné dans le chapitre 2. Les valeurs initiales de la position réelle et de la vitesse réelle sont : $q(0) = [0, \pi/4]^T$ et $\dot{q}(0) = [0, 0]^T$.

Tous les poids synaptiques des réseaux neuronaux $\hat{W}_{\{1,2\}\{M,C,G,D\}}$ sont initialisés à zéro. Les matrices de poids d'adaptation $\Gamma_{\{1,2\}\{M,C,G,D\}}$ seront égales à $2I$ avec I la matrice d'identité. La fonction sigmoïde d'activation utilisée dans les couches des réseaux neuronaux est $\sigma : x \rightarrow 1/(1 + e^{-x})$. Les paramètres du mode glissant ont été fixés : $\gamma_1 = \frac{5}{9}$, $\gamma_2 = \frac{5}{7}$ et $\alpha_i = 1$, $\beta_i = 2$ pour $i = 1, 2$

5.4.3 Analyse des résultats

Les figures 5.4.4 et 5.4.5 montrent les trajectoires désirées et réelles en positions et vitesses. De ces figures, il est possible de constater la bonne poursuite des trajectoires désirées. Trajectoires qui ont été établies par l'algorithme CCA. L'erreur en poursuite se trouve être proche de zéro. Il est alors possible de conclure de la bonne performance de l'algorithme CCA pour établir une trajectoire, et de l'efficacité de la commande pour garantir la poursuite de ces trajectoires.

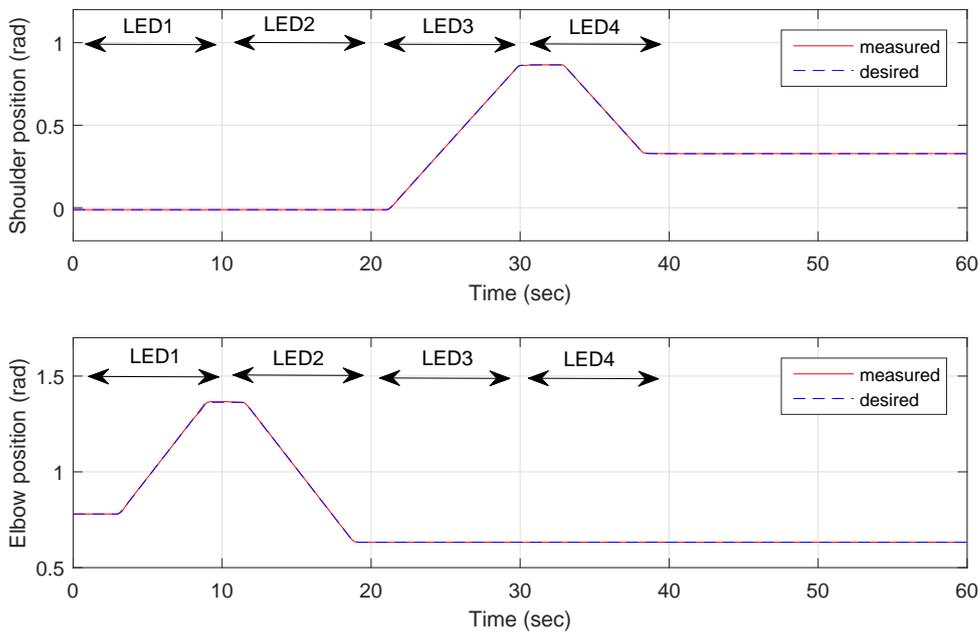


FIGURE 5.4.4 – Positions des deux articulations.

La commande de l'exosquelette en présence du sujet réalisant les trajectoires déterminées par l'algorithme CCA est visible dans la figure 5.4.6. Les contributions des deux parties de la commande u_{NN} et u_{SM} y sont aussi présentées. On peut constater que le couple u_{NN} est initialement nul, du fait de l'initialisation à zéro de ses paramètres synaptiques. Au cours de l'expérimentation, après une courte phase d'évolution, le couple neuronal atteint un état d'équilibre. Durant l'initialisation et la phase adaptation, le couple u_{SM} assure la stabilité du système. Lorsque la phase finale est atteinte, les couples u_{NN} et u_{SM} assurent le bon fonctionnement du système mutuellement par la somme des deux couples.

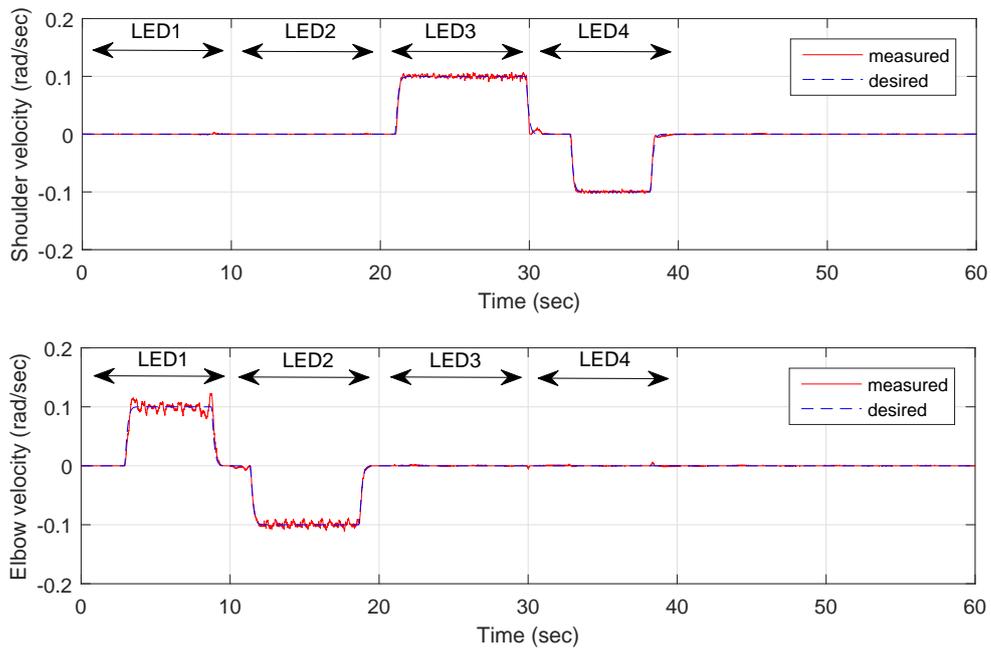


FIGURE 5.4.5 – Vitesses des deux articulations.

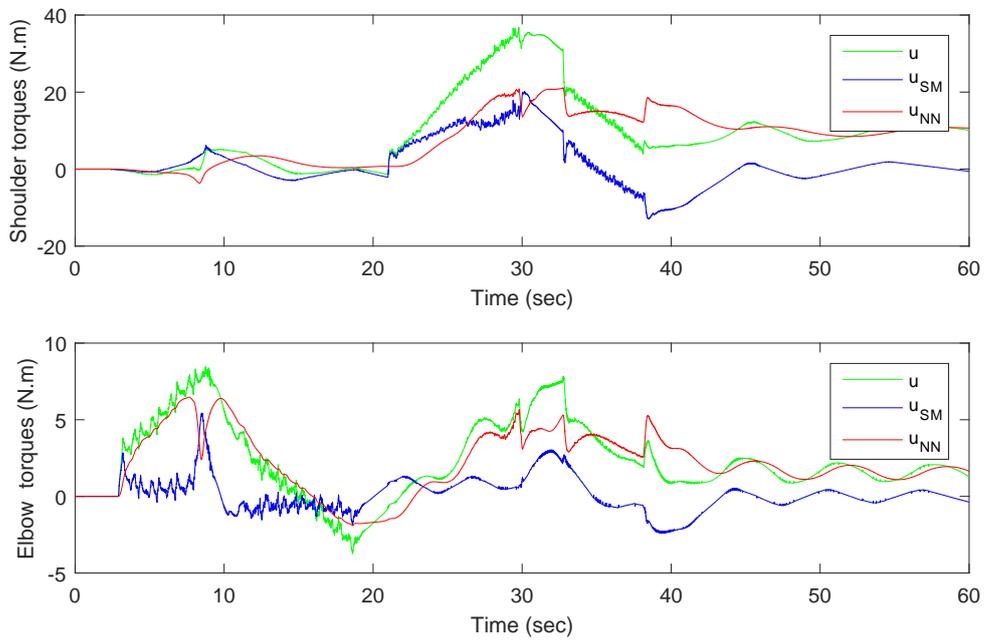


FIGURE 5.4.6 – Les couples de commande.

5.5 Ouverture à de nouvelles perspectives de commande

Dans les sections précédentes, nous avons présenté un algorithme basé sur le CCA qui permet l'analyse de signaux cérébraux de type SSVEP. Cet algorithme ayant pour but de déterminer une trajectoire pour différentes articulations d'un exosquelette. Ces travaux s'inscrivent dans le projet d'inclure l'humain dans la boucle de commande de l'exosquelette.

Il est possible d'établir des commandes où l'utilisateur n'aura pas de contrôle sur les mouvements réalisés par l'exosquelette. Dans cette configuration donnée, l'exosquelette entraîne le membre humain en imposant la dynamique, tous les mouvements de l'utilisateur sont rejetés tels des perturbations. Le fonctionnement de l'exosquelette se rapproche alors de celui d'un robot manipulateur. Ce type de fonctionnement est nécessaire dans certains cas d'utilisation assez limité, tel que la première phase d'une rééducation.

Pour utiliser les exosquelettes dans un cadre plus large et maximiser leurs utilités, il est nécessaire de gérer l'interaction entre l'homme et le système. Pour cela plusieurs stratégies ont été proposées ou peuvent être envisagées. Dans le chapitre 1 de ce manuscrit, il a été présenté les différentes technologies pouvant permettre de détecter la motricité d'un individu. Il est possible de notamment citer la détection des signaux EEG, signaux EMG et la détection de force.

Dans ce chapitre, le choix d'établir une trajectoire à partir de signaux EEG de type SSVEP a été fait. Cette stratégie comporte l'avantage d'être une des stratégies les plus fonctionnelles et simple d'utilisation. De plus, elle ne requiert aucune connaissance sur l'utilisateur, et donc aucune phase d'adaptation lors d'un changement d'utilisateur. Mais cette technologie de détection de signaux SSVEP ne permet que la différenciation entre différents états cérébraux (le nombre de diodes utilisés plus un état de repos), ce qui limite les choix proposés à l'utilisateur. Ainsi dans notre cas, l'utilisateur ne peut contrôler qu'une articulation à la fois et ne peut pas contrôler la vitesse de déplacement.

En effet, cette limitation ne concerne pas que les signaux SSVEP, mais l'ensemble des types de signaux EEG. Il existe et il est possible de développer d'autres technologies permettant de détecter différents états cérébraux pour les diverses classes de signaux EEG. Mais l'ensemble de ces détections ne permet que la classification d'états cérébraux sans apporter des informations sur l'intensité. L'amplitude et la puissance d'un signal EEG n'étant pas liées à l'intensité ou l'ampleur du mouvement ou de la tâche à réaliser.

Pour obtenir des informations sur l'intensité du mouvement souhaité, il faut donc se situer dans les étapes suivantes de la chaîne de la motricité. En utilisant notamment la détection de signaux EMG ou détection de force. Ces deux

technologies permettant d'établir les forces exercées par l'utilisateur, une par l'utilisation du modèle musculaire de l'humain et l'autre par détection, comportent plus d'informations sur les mouvements réalisés par l'utilisateur. Cependant ces phénomènes se situant à la fin de la chaîne de motricité humaine, l'écart de temps entre le mouvement et leurs détections est faible voir nul. Or le système comporte son propre temps de traitement et de mise en action, cela entrainera un retard systématique de l'exosquelette sur l'utilisateur.

Ainsi il possible d'établir que plus la détection de l'intention de mouvement se situera tôt dans la chaîne de la motricité humaine, plus le mouvement exécuté par le système pourra être synchrone avec celui de l'utilisateur. Cela entrainera un meilleur confort utilisation pour l'utilisateur et une plus grande fluidité de mouvement. Cependant, plus la détection a lieu tôt dans la chaîne de motricité plus il est difficile d'extraire des informations précises sur le mouvement. Il est donc nécessaire d'établir un compromis entre la synchronisation du mouvement avec l'utilisateur et la qualité des informations. Il est possible d'allier plusieurs détections pour créer une technologie mix ayant pour but de combler les désavantages de chaque technologie distincte.

Les choix du type de signal utilisé sera fortement liés à l'interaction que l'on souhaite apporter à l'utilisateur, et de par la même occasion au type de traitement qu'il en découlera. On peut dissocier deux configurations d'interaction :

- la première où l'humain exercera de son propre chef des mouvements sur les membres concernés et l'exosquelette apportera une assistance de force aux mouvements.
- une seconde où l'exosquelette réalisera des tâches par des trajectoires établies et les mouvements de l'utilisateur seront des paramètres d'ajustement et de rectification de ces trajectoires.

En partant des travaux qui ont été présentés dans les chapitres précédents, il est possible de proposer un concept de commande, dans la figure 5.5.1, répondant à la deuxième configuration .

Les futurs problématiques et travaux de recherche, liés à cette commande, se trouvent dans la conception du bloque permettant d'identifier le couple humain à partir des signaux EEG et EMG. Les signaux EEG serviront à synchroniser le mouvement de l'utilisateur et de l'exosquelette en établissant l'intention de mouvement, et le signal EMG apportera les informations sur le mouvement à réaliser.

5.6 Conclusion

Ce chapitre propose de fusionner une commande proposée précédemment dans le chapitre 4, avec poursuite en position et vitesse, et un algorithme CCA pour la détection de signaux SSVEP à l'aide d'un BCI. La trajectoire a été établie à

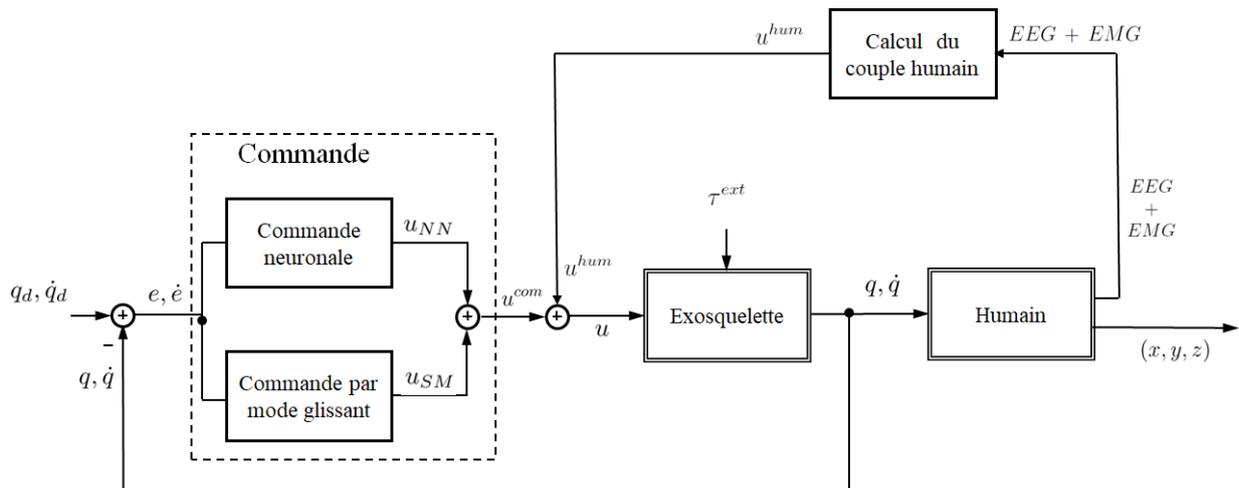


FIGURE 5.5.1 – Schéma de commande avec le couple humain dans la boucle.

partir des signaux cérébraux détectés à l'aide d'un BCI. La loi de commande est la combinaison d'une commande adaptative basée sur les réseaux neuronaux et d'une commande par mode glissant. La partie de la commande adaptative issue des réseaux de neurones approxime la dynamique incertaine et changeante aux vues de la morphologie de l'utilisateur. Par conséquent, la dynamique du système ne nécessite pas d'être connue. Une partie discontinue à travers la commande par mode glissant assurera la robustesse du système au vue des perturbations extérieures et des erreurs d'approximations. La stabilité du système a été démontrée en se basant sur la théorie de Lyapunov. Cet ensemble constitué de l'algorithme et de la commande a été testé à l'aide d'un BCI et d'un exosquelette de deux degrés de liberté sur un sujet sain. Ces expérimentations ont montré le bon fonctionnement et les bonnes performances de la méthode proposée. Une ouverture pour des futurs travaux a été proposée en fin de ce chapitre.

Conclusion et perspectives

Conclusion

Dans ce chapitre de conclusion, il sera résumé les différents sujets abordés durant la thèse, en mettant en relief les contributions scientifiques de celle-ci. Il sera ensuite présenté les différentes perspectives possibles pour de futurs travaux. Avant de finir par une présentation des différentes publications liées aux travaux de cette thèse.

Après une courte introduction générale, il a été présenté le système moteur humain et les différentes pathologies qui pouvaient nuire à son bon fonctionnement. Il a ensuite été introduit les différentes solutions technologiques permettant à un individu d'interagir avec le monde extérieur à partir des fonctions motrices restantes. Après un état de l'art des technologies pouvant compenser ce manque de mobilité, dans le cadre de nos travaux, nous nous sommes plus particulièrement intéressés aux solutions technologiques permettant d'améliorer la rééducation thérapeutique.

Après avoir fait un état de l'art des différentes solutions technologiques dans le domaine de la rééducation thérapeutique, il a été décidé de travailler sur des exosquelettes du membres supérieur droit. Le but de ces travaux étant d'établir différentes stratégies de commande, impliquant l'humain dans la boucle, pour réaliser la meilleure rééducation possible assistée par exosquelette.

Durant ces travaux, le laboratoire LISSI(Laboratoire Images, Signaux et Systèmes Intelligents) de l'université UPEC a mis à notre disposition un exosquelette nommé ULEL et un casque BCI de la marque g.Nautilus. Avant d'établir les différentes stratégies de commande, il a donc été réalisé la modélisation de l'exosquelette proposé par une phase d'identification de ces paramètres à vide. Une fois, cela réalisé pour les différentes simulations, il a été possible de passer à l'établissement des lois de commande.

La première des contributions, qui est présentée dans le chapitre 3, consiste en une loi de commande adaptative robuste basée sur l'utilisation du mode glissant. L'utilisation d'une surface de glissement de type intégral terminal permet de garantir l'absence de singularité dans la loi de commande ainsi que la convergence vers une erreur nulle de la commande. La stabilité au sens de Lyapunov de la commande a été démontrée. La commande a été testée et a prouvé son efficacité

lors d'une expérimentation en temps réel sur l'exosquelette ULEL et un patient sain.

Le chapitre 4 présente la seconde contribution de cette thèse, elle prend la forme d'une seconde loi de commande. Celle-ci est constituée d'une fusion de la première loi proposée dans le chapitre 3 et d'une loi de commande basée sur des réseaux neuronaux. Les réseaux neuronaux permettront d'approximer les dynamiques inconnues du système dues aux différentes morphologies des utilisateurs pour permettre un suivi de trajectoire plus souple pour le patient. La seconde partie de la commande garantira, elle, la stabilité du système de par la robustesse du mode glissant. Une démonstration de la stabilité du système au sens de Lyapunov a été fournie. Une expérimentation sur ULEL a été réalisée pour prouver l'efficacité de la commande et son bon fonctionnement lors d'une implémentation en temps réel.

Pour la dernière contribution présentée chapitre 5, un algorithme a été conçu et implémenté pour établir des trajectoires à partir de signaux SSVEP. Cet algorithme basé sur la méthode de CCA permet de détecter la LED choisie par l'utilisateur et de déterminer un sens et une articulation à déplacer. Cet algorithme a été utilisé à l'aide du casque BCI g.Nautilus et a permis d'établir des trajectoires désirées pour ULEL. L'expérimentation de l'ensemble en utilisant l'asservissement proposé dans le chapitre 4 a permis de prouver le bon fonctionnement de l'algorithme et de la méthode proposée.

Perspectives

Il a été présenté les travaux déjà réalisés à ce sujet, mais de nombreux travaux restent envisageables pour améliorer les performances de notre exosquelette.

L'interaction proposée entre l'exosquelette et l'utilisateur reste partielle. Comme il a été exposé en dernière section du chapitre 5, de nombreux développements restent possibles :

- Le nombre de choix offerts à l'utilisateur lors de l'utilisation du SSVEP reste limité, l'utilisation d'autres signaux cérébraux peut être adoptée.
- Les signaux EEG peuvent être utilisés comme méthode de détection d'intention par différentiation d'état cérébral. Mais cette méthode ne permet pas d'apporter des informations d'intensité de mouvement. De ce fait des commandes hybrides avec détection de EMG et de force peuvent être développées.
- Les différentes commandes ayant prouvé leur bon fonctionnement dans le domaine de la rééducation, il serait envisageable de passer à l'étape suivante de test, avec des essais cliniques sur de vrais patients dans le cadre d'étude clinique.
- Pour envisager l'utilisation dans le cadre de rééducation réelle des exosque-

lettes, il est nécessaire de développer des protocoles et des outils d'utilisation pour faciliter l'accès au personnel thérapeutique à ce type de système.

Publications

- Jebri, A., Madani, T., & Djouani, K. (2019, June). Adaptive Continuous Integral-Sliding-Mode Controller for Wearable Robots : Application to an Upper Limb Exoskeleton. In 2019 IEEE 16th International Conference on Rehabilitation Robotics (ICORR) (pp. 766-771). IEEE [Jebri 19a].
- Ayoub Jebri, Tarek Madani, and Karim Djouani, "Neural Adaptive Integral-Sliding-Mode Controller with a SSVEP-based BCI for Exoskeletons", in 2019 19th International Conference on Advanced Robotics (ICAR) (2019), pp. 87-92.[Jebri 19b]
- A Jebri, T Madani, K Djouani, and A Benallegue, "Robust Adaptive Neuronal Controller for Exoskeletons with Sliding-Mode", Neurocomputing (2020). [Jebri 20]

Annexes

Annexe A

Annexe chapitre 1

Le laboratoire LISSI de l'UPEC dispose d'un casque de la marque G.tec, le modèle G.Nautilus. Celui-ci est le nouveau système d'acquisition de biosignal sans fil de G.tec. Il dispose d'une batterie au lithium-ion intégrée, permettant des enregistrements sans fil par communication en continu avec 10 heures d'autonomie. Cette communication s'effectue via la bande 2,4 GHz avec une plage de fonctionnement en milieu intérieur d'environ 10 m. Le casque G.Nautilus est disponible en plusieurs modèles 8/16/32/64 sondes, le laboratoire dispose pour sa part du modèle à 32 sondes.



FIGURE A.1 – Le casque G.Nautilus.

Le laboratoire a choisi le modèle équipé de système d'électrodes g.SAHARA, un système d'électrodes sèches qui se compose d'électrodes à 8 broches en alliage doré spécial. Les électrodes ne nécessitent pas de gel et facilitent ainsi utilisation du matériel. Pour garantir le bon contact et le bon fonctionnement du matériel malgré tout, les broches ont une longueur suffisante pour atteindre la peau à travers les cheveux. L'alliage doré et les 8 broches réduisent l'impédance électrode-peau. Les 32 électrodes EEG qui composent le casque G.Nautilus sont positionnées selon le système international 10/20. Elles fournissent des informations avec une précision de 24bits à un taux d'échantillonnage de 500Hz.

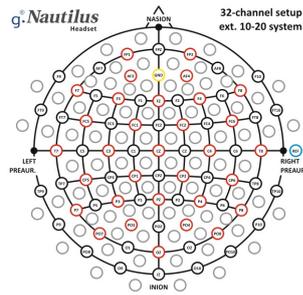


FIGURE A.2 – 32 sondes du casque BCI .



FIGURE A.3 – Électrode g.SAHARA

Le constructeur fournit avec le matériel, le logiciel G.Needaccess. Ce logiciel sert avant tout à vérifier le bon fonctionnement du casque et à avoir une première visualisation des signaux EEG. Ce logiciel n'offre aucune possibilité de traitement des signaux. Une vérification d'impédance des électrodes peut être effectuée automatiquement via ce logiciel. Un capteur d'accélération à 3 axes permet d'obtenir des informations sur les mouvements de la tête.

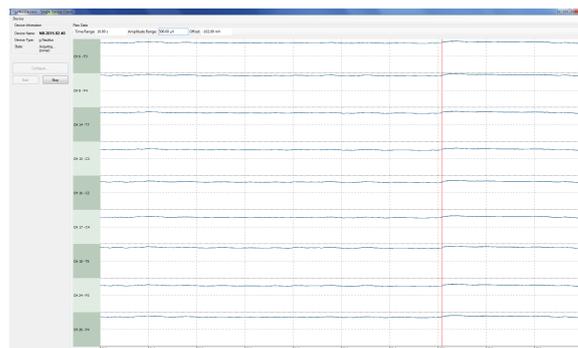


FIGURE A.4 – Le logiciel G.Needaccess

Une fois le bon fonctionnement du casque constaté, et la vérification de la qualité des signaux EEG établie, l'utilisateur a la possibilité de réaliser un post-traitement

ou un traitement en temps réel des signaux EEG sur Matlab Simulink. En effet le fabricant propose une bibliothèque Simulink qui permet de faire la connexion entre le casque et Simulink.

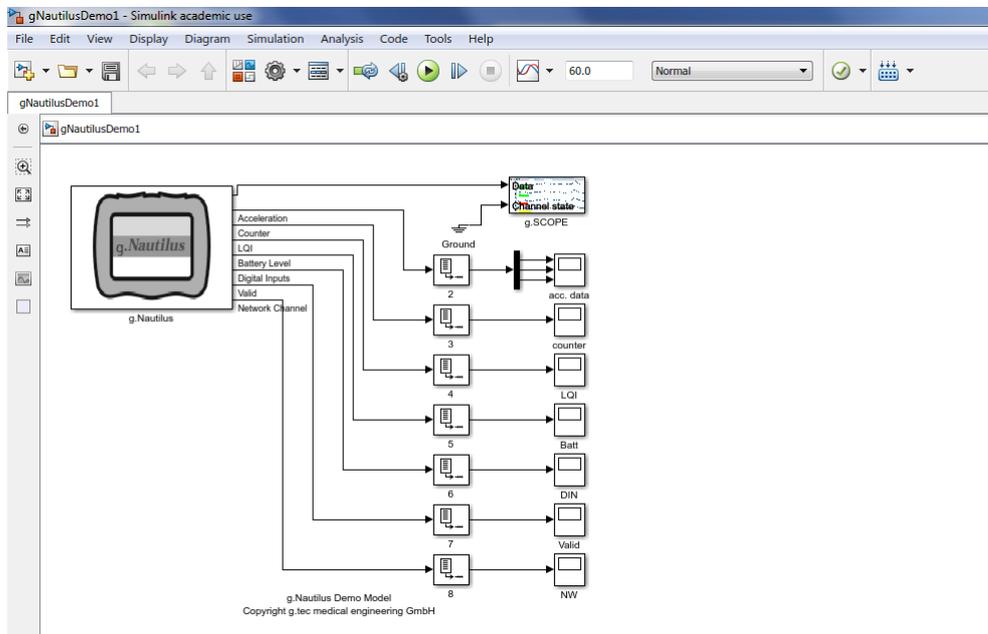


FIGURE A.5 – La bibliothèque G.Nautilus pour Simulink

Annexe B

Annexe chapitre 2

Les éléments $M_{i,j}(q)$ de la matrice d'inertie $M(q)$ de ULEL :

$$\left\{ \begin{array}{l} M_{1,1}(q) = m_3 \cdot [(4 \cdot r_3 \cdot x_{m3} \cdot C_3 \cdot C_2 + 2 \cdot l_1 \cdot (S_1 \cdot x_{m3} \cdot C_3 + S_1 \cdot l_2 - r_3 \cdot C_1)) \cdot S_{12} - 4 \cdot C_{12}^2 \cdot C_3 \cdot l_2 \cdot x_{m3} \\ \quad + 2 \cdot l_1 \cdot (-x_{m3} \cdot C_1 \cdot C_3 + S_1 \cdot r_3 + C_1 \cdot l_2) \cdot C_{12} + x_{m3}^2 \cdot C_3^2 + 2 \cdot C_3 \cdot l_2 \cdot x_{m3} + l_1^2 + l_2^2 + r_3^2] \\ \quad + m_2 [(2 \cdot x_{m2} \cdot l_1 \cdot C_1 + 2 \cdot y_{m2} \cdot S_1 \cdot l_1) \cdot C_{12} + (2 \cdot x_{m2} \cdot S_1 \cdot l_1 - 2 \cdot y_{m2} \cdot l_1 \cdot C_1) \cdot S_{12} \\ \quad + (l_1^2 + x_{m2}^2 + y_{m2}^2)] + m_1 [x_{m1}^2 + y_{m1}^2] + i_1 + i_2 + i_3 \\ M_{1,2}(q) = m_2 [S_1 C_{12} \cdot l_1 \cdot y_{m2} + S_1 \cdot S_{12} \cdot l_1 x_{m2} + C_1 \cdot C_{12} \cdot l_1 x_{m2} - C_1 \cdot S_{12} \cdot l_1 \cdot y_{m2} + x_{m2}^2 + y_{m2}^2] \\ \quad + m_3 \cdot [(4 \cdot r_3 \cdot x_{m3} \cdot C_3 \cdot C_{12} + l_1 \cdot (S_1 \cdot x_{m3} \cdot C_3 + S_1 \cdot l_2 - r_3 \cdot C_1)) \cdot S_{12} - 4 \cdot C_{12}^2 \cdot C_3 \cdot l_2 \cdot x_{m3} \\ \quad + l_1 \cdot (-x_{m3} \cdot C_1 \cdot C_3 + S_1 \cdot r_3 + C_1 \cdot l_2) \cdot C_{12} + x_{m3}^2 \cdot C_3^2 + 2 \cdot C_3 \cdot l_2 \cdot x_{m3} + l_2^2 + r_3^2] + i_2 + i_3 \\ M_{1,3}(q) = m_3 \cdot [S_3 (S_1 \cdot C_{12} \cdot l_1 + C_1 \cdot S_{12} \cdot l_1 + 2 \cdot C_{12}^2 \cdot r_3 + 2 \cdot C_{12} \cdot S_{12} \cdot l_2 - r_3) \cdot x_{m3}] \\ M_{2,1}(q) = M_{1,2}(q) \\ M_{2,2}(q) = m_3 \cdot [(x_{m3}^2 \cdot C_3^2 - 4 \cdot C_3 \cdot l_2 \cdot x_{m3} - x_{m3}^2) C_{12}^2 + 4 \cdot C_{12} \cdot S_{12} \cdot C_3 \cdot r_3 \cdot x_{m3} + 2 \cdot C_3 \cdot l_2 \cdot x_{m3} \\ \quad + l_2^2 + r_3^2 + x_{m3}^2] + m_2 \cdot (x_{m2}^2 + y_{m2}^2) + i_2 + i_3 \\ M_{2,3}(q) = m_3 \cdot [S_3 \cdot (2 \cdot C_{12}^2 \cdot r_3 + 2 \cdot C_{12} \cdot S_{12} \cdot l_2 - x_{m3} \cdot C_3 \cdot S_{12} - r_3) \cdot x_{m3}] \\ M_{3,1}(q) = M_{1,3}(q) \\ M_{3,2}(q) = M_{2,3}(q) \\ M_{3,3}(q) = m_3 \cdot x_{m3}^2 + i_3 \end{array} \right. .$$

Les éléments $C_{i,j}(q, \dot{q})$ de la matrice $C(q, \dot{q})$, sont calculés à partir des symboles de Christoffell $c_{i,j,k}(q)$ de la manière suivante :

$$\left\{ \begin{array}{l} C_{i,j}(q, \dot{q}) = \sum_{k=1}^3 c_{i,j,k}(q) \dot{q}_k, \\ c_{i,j,k}(q) = \frac{\partial M_{i,j}(q)}{\partial q_k} + \frac{\partial M_{i,k}(q)}{\partial q_j} - \frac{\partial M_{k,j}(q)}{\partial q_i} \end{array} \right. .$$

Les éléments $G_i(q)$ du vecteur $G(q)$ représentant les effet de la pesanteur sur les couples de ULEL :

$$\begin{cases} G_1(q) = m_1.g.[y_{m1}.C_1 + x_{m1}.S_1] + m_2.g.[x_{m2}.S_{12} + y_{m2}.C_{12} + l_1.S_1] \\ \quad + m_3.g.[(x_{m3}.C_3 + l_2)S_{12} + l_1.S_1 + r_3.C_{12}] \\ G_2(q) = m_2.g.[x_{m2}.S_{12} + y_{m2}.C_{12}] + m_3.g.[(x_{m3}.C_3 + l_2).S_{12} + r_3.C_{12}] \\ G_3(q) = m_3.g.x_{m3}.S_3.C_{12} \end{cases} .$$

Le vecteur $D(\dot{q})$ représente les frictions agissant sur ULEL :

$$D(\dot{q}) = \begin{bmatrix} f_{v1}\dot{q}_1 + f_{s1}sgn(\dot{q}_1) & 0 & 0 \\ 0 & f_{v2}\dot{q}_2 + f_{s2}sgn(\dot{q}_2) & 0 \\ 0 & 0 & f_{v3}\dot{q}_3 + f_{s3}sgn(\dot{q}_3) \end{bmatrix}$$

Bibliographie

- [Achili 16] Brahim Achili, Tarek Madani, Boubaker Daachi & Karim Djouani. *Adaptive observer based on MLPNN and sliding mode for wearable robots : Application to an active joint orthosis*. Neurocomputing, vol. 197, pages 69–77, 2016.
- [Aquaportail] Aquaportail. *Schéma des lobes cérébraux*. <https://www.aquaportail.com/definition-11997-cerveau.html>.
- [Armstrong 88] Brian S Armstrong. *Dynamics for robot control : friction modeling and ensuring excitation during parameter identification*. Rapport technique, STANFORD UNIV CA DEPT OF COMPUTER SCIENCE, 1988.
- [Artemiadis 10a] Panagiotis K Artemiadis & Kostas J Kyriakopoulos. *EMG-based control of a robot arm using low-dimensional embeddings*. IEEE Transactions on Robotics, vol. 26, no. 2, pages 393–398, 2010.
- [Artemiadis 10b] Panagiotis K Artemiadis & Kostas J Kyriakopoulos. *A switching regime model for the EMG-based control of a robot arm*. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics), vol. 41, no. 1, pages 53–63, 2010.
- [Barbalat 59] I Barbalat. *Systemes d'equations differentielles d'oscillations non lineaires*. Rev. Math. Pures Appl, vol. 4, no. 2, pages 267–270, 1959.
- [Bashashati 07] Ali Bashashati, Mehrdad Fatourehchi, Rabab K Ward & Gary E Birch. *A survey of signal processing algorithms in brain-computer interfaces based on electrical brain signals*. Journal of Neural engineering, vol. 4, no. 2, page R32, 2007.

- [Bekaert 09] Marie-Hélène Bekaert, Claudine Botte-Lecocq, François Cabestaing & Alain Rakotomamonjy. *Les interfaces Cerveau-Machine pour la palliation du handicap moteur sévère*. Sciences et Technologies pour le Handicap, vol. 3, no. 1, pages 95–121, 2009.
- [Berger 29] Hans Berger. *Über das elektrenkephalogramm des menschen*. Archiv für psychiatrie und nervenkrankheiten, vol. 87, no. 1, pages 527–570, 1929.
- [Bhat 05] S. P. Bhat & D. S. Bernstein. *Geometric homogeneity with applications to finite-time stability*. Mathematics of Control, Signals and Systems, vol. 17, no. 2, pages 101–127, Jun 2005. [www](#)
- [Bin 09] Guangyu Bin, Xiaorong Gao, Zheng Yan, Bo Hong & Shangkai Gao. *An online multi-channel SSVEP-based brain-computer interface using a canonical correlation analysis method*. Journal of neural engineering, vol. 6, no. 4, page 046002, 2009.
- [Birbaumer 00] Niels Birbaumer, Andrea Kubler, Nimr Ghanayim, Thilo Hinterberger, Jouri Perelmouter, Jochen Kaiser, Iver Iversen, Boris Kotchoubey, Nicola Neumann & Herta Flor. *The thought translation device (TTD) for completely paralyzed patients*. IEEE Transactions on rehabilitation Engineering, vol. 8, no. 2, pages 190–193, 2000.
- [Blankertz 06] Benjamin Blankertz, Guido Dornhege, Matthias Krauledat, Michael Schröder, John Williamson, Roderick Murray-Smith & Klaus-Robert Müller. *The Berlin Brain-Computer Interface presents the novel mental typewriter Hex-o-Spell*. 2006.
- [Burelle 95] Roxanne Burelle. *L'intégration des personnes handicapées ou voile de l'exclusion*. University of Ottawa (Canada), 1995.
- [Carel 00] Christophe Carel, Isabelle Loubinoux, Kader Boulanour, Claude Manelfe, Olivier Rascol, Pierre Celsis & François Chollet. *Neural substrate for the effects of passive training on sensorimotor cortical representation : a study with functional magnetic resonance imaging in healthy subjects*. Journal of Cerebral Blood

-
- Flow & Metabolism, vol. 20, no. 3, pages 478–484, 2000.
- [Cavallaro 06] Ettore E Cavallaro, Jacob Rosen, Joel C Perry & Stephen Burns. *Real-time myoprocessors for a neural controlled powered exoskeleton arm*. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, vol. 53, no. 11, pages 2387–2396, 2006.
- [Chen 17] Ziting Chen, Zhijun Li & CL Philip Chen. *Disturbance observer-based fuzzy control of uncertain MIMO mechanical systems with input nonlinearities and its application to robotic exoskeleton*. IEEE transactions on cybernetics, vol. 47, no. 4, pages 984–994, 2017.
- [Chevreul 13] K Chevreul, I Durand-Zaleski, A Gouepo, E Fery-Lemonnier, M Hommel & F Woimant. *Cost of stroke in France*. European journal of neurology, vol. 20, no. 7, pages 1094–1100, 2013.
- [clinique-iris-marcy etoile] clinique-iris-marcy etoile. *Schéma d'un AVC*. <https://clinique-iris-marcy-etoile.ramsaygds.fr/presentation-etablissement-nos-soins/accident-vasculaire-cerebral-avc-signes-et-traitement-0>.
- [Cloud 65] Wallace Cloud. *Man Amplifies : Machines That Let You Carry a Ton*. Popular Science, 1965.
- [Congedo 06] Marco Congedo, Fabien Lotte & Anatole Lécuyer. *Classification of movement intention by spatially filtered electromagnetic inverse solutions*. Physics in Medicine & Biology, vol. 51, no. 8, page 1971, 2006.
- [Culmer 10] Peter R Culmer, Andrew E Jackson, Sophie Makower, Robert Richardson, J Alastair Cozens, Martin C Levesley & Bipin B Bhakta. *A control strategy for upper limb robotic rehabilitation with a dual robot system*. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, vol. 15, no. 4, pages 575–585, 2010.
- [Daachi 00] Boubaker Daachi. *Observateurs et commande neuronale adaptative pour systèmes robotisés*. PhD thesis, Versailles-St Quentin en Yvelines, 2000.
- [Daachi 14] Boubaker Daachi, Tarek Madani, ME Daachi & Karim Djouani. *MLPNN adaptive controller based on a reference model to drive an actuated lower limb orthosis*.

- In 5th IEEE RAS/EMBS International Conference on Biomedical Robotics and Biomechatronics, pages 638–643. IEEE, 2014.
- [Daachi 15] ME Daachi, Tarek Madani, Boubaker Daachi & Karim Djouani. *A radial basis function neural network adaptive controller to drive a powered lower limb knee joint orthosis*. Applied Soft Computing, vol. 34, pages 324–336, 2015.
- [del R Millan 02] Jose del R Millan, Josep Mouriño, Marco Franzé, Febo Cincotti, Markus Varsta, Jukka Heikkonen & Fabio Babiloni. *A local neural classifier for the recognition of EEG patterns associated to mental tasks*. IEEE transactions on neural networks, vol. 13, no. 3, pages 678–686, 2002.
- [Donchin 69] Emanuel Donchin. *Discriminant analysis in average evoked response studies : the study of single trial data*. Clinical Neurophysiology, vol. 27, no. 3, pages 311–314, 1969.
- [Duchowski 07] Andrew T Duchowski. *Eye tracking methodology. Theory and practice*, vol. 328, page 614, 2007.
- [eyedrivomatic] eyedrivomatic. *eyedrivomatic*. <https://eyedrivomatic.org>.
- [Farwell 88] Lawrence Ashley Farwell & Emanuel Donchin. *Talking off the top of your head : toward a mental prosthesis utilizing event-related brain potentials*. Electroencephalography and clinical Neurophysiology, vol. 70, no. 6, pages 510–523, 1988.
- [Felton 07] Elizabeth A Felton, Nina L Lewis, Sebastian A Wills, Robert G Radwin & Justin C Williams. *Neural signal based control of the dasher writing system*. In Neural Engineering, 2007. CNE'07. 3rd International IEEE/EMBS Conference on, pages 366–370. IEEE, 2007.
- [Fery-Lemonnier 09] E Fery-Lemonnier. *La prévention et la prise en charge des accidents vasculaires cérébraux en France*. Synthèse du Rapp à Madame la Minist la santé des Sport, 2009.
- [Foldes 15] Stephen T Foldes, Douglas J Weber & Jennifer L Collinger. *MEG-based neurofeedback for hand rehabilita-*

-
- tion*. Journal of neuroengineering and rehabilitation, vol. 12, no. 1, page 85, 2015.
- [Friman 07] Ola Friman, Thorsten Luth, Ivan Volosyak & Axel Graser. *Spelling with steady-state visual evoked potentials*. In Neural Engineering, 2007. CNE'07. 3rd International IEEE/EMBS Conference on, pages 354–357. IEEE, 2007.
- [Frinault 05] Thomas Frinault. *La dépendance ou la consécration française d'une approche ségrégative du handicap*. Politix, no. 4, pages 11–31, 2005.
- [Frisoli 12] Antonio Frisoli, Caterina Procopio, Carmelo Chisari, Ilaria Creatini, Luca Bonfiglio, Massimo Bergamasco, Bruno Rossi & Maria Chiara Carboncini. *Positive effects of robotic exoskeleton training of upper limb reaching movements after stroke*. Journal of neuroengineering and rehabilitation, vol. 9, no. 1, page 36, 2012.
- [Gazzaniga 13] M Gazzaniga, R Ivry & G Mangun. *Cognitive Neuroscience : The Biology of the Mind, 4th Edn New York*. NY : WW Norton & Company, 2013.
- [Ge 96] Shuzhi Sam Ge & Chang Chieh Hang. *Direct adaptive neural network control of robots*. International journal of systems science, vol. 27, no. 6, pages 533–542, 1996.
- [Ghorbel 98] Fathi Ghorbel, Balasubramaniam Srinivasan & Mark W Spong. *On the uniform boundedness of the inertia matrix of serial robot manipulators*. Journal of Robotic Systems, vol. 15, no. 1, pages 17–28, 1998.
- [Girosi 90] Federico Girosi & Tomaso Poggio. *Networks and the best approximation property*. Biological cybernetics, vol. 63, no. 3, pages 169–176, 1990.
- [Goetzel 04] Ron Z Goetzel, Stacey R Long, Ronald J Ozminowski, Kevin Hawkins, Shaohung Wang & Wendy Lynch. *Health, absence, disability, and presenteeism cost estimates of certain physical and mental health conditions affecting US employers*. Journal of Occupational and Environmental Medicine, vol. 46, no. 4, pages 398–412, 2004.
- [Gopura 16] RARC Gopura, DSV Bandara, Kazuo Kiguchi & George KI Mann. *Developments in hardware systems*

- of active upper-limb exoskeleton robots : A review.* Robotics and Autonomous Systems, vol. 75, pages 203–220, 2016.
- [Hardoon 04] David R Hardoon, Sandor Szedmak & John Shawe-Taylor. *Canonical correlation analysis : An overview with application to learning methods.* Neural computation, vol. 16, no. 12, pages 2639–2664, 2004.
- [He 07] H He & Kazuo Kiguchi. *A study on EMG-based control of exoskeleton robots for human lower-limb motion assist.* In 2007 6th International Special Topic Conference on Information Technology Applications in Biomedicine, pages 292–295. IEEE, 2007.
- [Henson 11] Richard N Henson, Daniel G Wakeman, Vladimir Litvak & Karl J Friston. *A parametric empirical Bayesian framework for the EEG/MEG inverse problem : generative models for multi-subject and multi-modal integration.* Frontiers in human neuroscience, vol. 5, page 76, 2011.
- [Heo 12] Pilwon Heo, Gwang Min Gu, Soo-jin Lee, Kyehan Rhee & Jung Kim. *Current hand exoskeleton technologies for rehabilitation and assistive engineering.* International Journal of Precision Engineering and Manufacturing, vol. 13, no. 5, pages 807–824, 2012.
- [Herculano-Houzel 09] Suzana Herculano-Houzel. *The human brain in numbers : a linearly scaled-up primate brain.* Frontiers in human neuroscience, vol. 3, page 31, 2009.
- [Hinterberger 03] Thilo Hinterberger, Jiirgen Mellinger & Niels Birbaumer. *The thought translation device : Structure of a multimodal brain-computer communication system.* In Neural Engineering, 2003. Conference Proceedings. First International IEEE EMBS Conference on, pages 603–606. IEEE, 2003.
- [Hochberg 06] Leigh R Hochberg, Mijail D Serruya, Gerhard M Friehs, Jon A Mukand, Maryam Saleh, Abraham H Caplan, Almut Branner, David Chen, Richard D Penn & John P Donoghue. *Neuronal ensemble control of prosthetic devices by a human with tetraplegia.* Nature, vol. 442, no. 7099, page 164, 2006.

- [Huettel 04] Scott A Huettel, Allen W Song, Gregory McCarthy *et al.* Functional magnetic resonance imaging, volume 1. Sinauer Associates Sunderland, MA, 2004.
- [Huggins 99] Jane E Huggins, Simon P Levine, Spencer L BeMent, Ramesh K Kushwaha, Lori A Schuh, Erasmo A Passaro, Mitchell M Rohde, Donald A Ross, Kost V Elisevich & Brien J Smith. *Detection of event-related potentials for development of a direct brain interface.* Journal of clinical neurophysiology, vol. 16, no. 5, page 448, 1999.
- [Jebri 19a] A Jebri, T Madani & K Djouani. *Adaptive Continuous Integral-Sliding-Mode Controller for Wearable Robots : Application to an Upper Limb Exoskeleton.* In 2019 IEEE 16th International Conference on Rehabilitation Robotics (ICORR), pages 766–771. IEEE, 2019.
- [Jebri 19b] Ayoub Jebri, Tarek Madani & Karim Djouani. *Neural Adaptive Integral-Sliding-Mode Controller with a SSVEP-based BCI for Exoskeletons.* In 2019 19th International Conference on Advanced Robotics (ICAR), pages 87–92. IEEE, 2019.
- [Jebri 20] A Jebri, T Madani, K Djouani & A Benallegue. *Robust Adaptive Neuronal Controller for Exoskeletons with Sliding-Mode.* Neurocomputing, 2020.
- [Jerbi 07] K Jerbi, O Bertrand, B Schoendorff, D Hoffmann, L Minotti, P Kahane, A Berthoz & JP Lachaux. *Online detection of gamma oscillations in ongoing intracerebral recordings : From functional mapping to brain computer interfaces.* In Noninvasive Functional Source Imaging of the Brain and Heart and the International Conference on Functional Biomedical Imaging, 2007. NFSI-ICFBI 2007. Joint Meeting of the 6th International Symposium on, pages 330–333. IEEE, 2007.
- [Kalunga 14] Emmanuel K Kalunga, Sylvain Chevallier, Olivier Rabeau & Eric Monacelli. *Hybrid interface : Integrating BCI in multimodal human-machine interfaces.* In 2014 IEEE/ASME International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics, pages 530–535. IEEE, 2014.
- [Kennedy 98] P R Kennedy & R AE Bakay. *Restoration of neural output from a paralyzed patient by a direct brain*

- connection*. Neuroreport, vol. 9, no. 8, pages 1707–1711, 1998.
- [Kennedy 04] Philip R Kennedy, M Todd Kirby, Melody M Moore, Brandon King & Adon Mallory. *Computer control using human intracortical local field potentials*. IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, vol. 12, no. 3, pages 339–344, 2004.
- [Khalil 04] Wisama Khalil & Etienne Dombre. Modeling, identification and control of robots. Butterworth-Heinemann, 2004.
- [Kiguchi 08] Kazuo Kiguchi, Mohammad Habibur Rahman, Makoto Sasaki & Kenbu Teramoto. *Development of a 3DOF mobile exoskeleton robot for human upper-limb motion assist*. Robotics and Autonomous systems, vol. 56, no. 8, pages 678–691, 2008.
- [Konrad 05] Peter Konrad. *The ABC of EMG : A practical introduction to kinesiological electromyography*. version, vol. 1, pages 29–33, 2005.
- [Krusienski 06] Dean J Krusienski, Eric W Sellers, François Cabestaing, Sabri Bayouhd, Dennis J McFarland, Theresa M Vaughan & Jonathan R Wolpaw. *A comparison of classification techniques for the P300 Speller*. Journal of neural engineering, vol. 3, no. 4, page 299, 2006.
- [Kwak 15] No-Sang Kwak, Klaus-Robert Müller & Seong-Whan Lee. *A lower limb exoskeleton control system based on steady state visual evoked potentials*. Journal of Neural Engineering, vol. 12, no. 5, page 056009, aug 2015. [www](#)
- [Kwan 95] CM Kwan, DM Dawson & FL Lewis. *Robust adaptive control of robots using neural network : global tracking stability*. In Decision and Control, 1995., Proceedings of the 34th IEEE Conference on, volume 2, pages 1846–1851. IEEE, 1995.
- [Langhorne 09] Peter Langhorne, Fiona Coupar & Alex Pollock. *Motor recovery after stroke : a systematic review*. The Lancet Neurology, vol. 8, no. 8, pages 741–754, 2009.
- [Le Pavéc 08] Jean Le Pavéc & Maureen Clerc. *Adaptive classification of mental states for asynchronous brain computer*

- interfaces*. In Deuxième conférence française de Neurosciences Computationnelles, " Neurocomp08", 2008.
- [lecerveau.mcgill] lecerveau.mcgill. *Schéma des plaques motrices*. <https://lecerveau.mcgill.ca>.
- [Lee 98] Tong Heng Lee & Christopher John Harris. Adaptive neural network control of robotic manipulators, volume 19. World Scientific, 1998.
- [Lee 02] Hyekyoung Lee & Seungjin Choi. *PCA-based linear dynamical systems for multichannel EEG classification*. In Proceedings of the 9th International Conference on Neural Information Processing, 2002. ICONIP'02., volume 2, pages 745–749. IEEE, 2002.
- [Leuthardt 04] Eric C Leuthardt, Gerwin Schalk, Jonathan R Wolpaw, Jeffrey G Ojemann & Daniel W Moran. *A brain-computer interface using electrocorticographic signals in humans*. Journal of neural engineering, vol. 1, no. 2, page 63, 2004.
- [Levant 03] Arie Levant. *Higher-order sliding modes, differentiation and output-feedback control*. International journal of Control, vol. 76, no. 9-10, pages 924–941, 2003.
- [Li 09] Mu Li & Bao-Liang Lu. *Emotion classification based on gamma-band EEG*. In Engineering in medicine and biology society, 2009. EMBC 2009. Annual international conference of the IEEE, pages 1223–1226. IEEE, 2009.
- [Lin 06] Zhonglin Lin, Changshui Zhang, Wei Wu & Xiaorong Gao. *Frequency recognition based on canonical correlation analysis for SSVEP-based BCIs*. IEEE transactions on biomedical engineering, vol. 53, no. 12, pages 2610–2614, 2006.
- [London 81] JT London. *Kinematics of the elbow*. The Journal of bone and joint surgery. American volume, vol. 63, no. 4, pages 529–535, 1981.
- [Lotte 07] Fabien Lotte, Marco Congedo, Anatole Lécuyer, Fabrice Lamarche & Bruno Arnaldi. *A review of classification algorithms for EEG-based brain-computer interfaces*. Journal of neural engineering, vol. 4, no. 2, page R1, 2007.

- [Madani 14] Tarek Madani, Boubaker Daachi & Karim Djouani. *Finite-time control of an actuated orthosis using fast terminal sliding mode*. IFAC Proceedings Volumes, vol. 47, no. 3, pages 4607–4612, 2014.
- [Madani 16] T Madani, B Daachi & K Djouani. *Non-singular terminal sliding mode controller : Application to an actuated exoskeleton*. Mechatronics, vol. 33, pages 136–145, 2016.
- [Madani 17] Tarek Madani, Boubaker Daachi & Karim Djouani. *Modular-Controller-Design-Based Fast Terminal Sliding Mode for Articulated Exoskeleton Systems*. IEEE Transactions on Control Systems Technology, vol. 25, no. 3, pages 1133–1140, 2017.
- [Mak 09] J. N. Mak & J. R. Wolpaw. *Clinical Applications of Brain-Computer Interfaces : Current State and Future Prospects*. IEEE Reviews in Biomedical Engineering, vol. 2, pages 187–199, 2009.
- [Makinson 71] B John Makinson. *Research and development prototype for machine augmentation of human strength and endurance. hardiman i project*. Rapport technique, GENERAL ELECTRIC CO SCHENECTADY NY SPECIALTY MATERIALS HANDLING PRODUCTS OPERATION, 1971.
- [Marieb 05] Elaine Nicpon Marieb. *Anatomie et physiologie humaines : transparents*. ERPI, 2005.
- [Marque 14] P Marque, D Gasq, E Castel-Lacanal, X De Boissezon & I Loubinoux. *Post-stroke hemiplegia rehabilitation : evolution of the concepts*. Annals of physical and rehabilitation medicine, vol. 57, no. 8, pages 520–529, 2014.
- [McFarland 97] Dennis J McFarland, Lynn M McCane, Stephen V David & Jonathan R Wolpaw. *Spatial filter selection for EEG-based communication*. Electroencephalography and clinical Neurophysiology, vol. 103, no. 3, pages 386–394, 1997.
- [Meddah 98] DJAMEL.. YAHIA Meddah. *Identification et commande neuronales de systemes non lineaires : application aux systemes robotises*. PhD thesis, 1998.

- [Mellinger 07] Jürgen Mellinger, Gerwin Schalk, Christoph Braun, Hubert Preissl, Wolfgang Rosenstiel, Niels Birbaumer & Andrea Kübler. *An MEG-based brain-computer interface (BCI)*. Neuroimage, vol. 36, no. 3, pages 581–593, 2007.
- [Modes 78] Sliding Modes. *Their Application in Variable Structure Systems*. Moscow, Soviet Union : MIR Publishers, 1978.
- [Morshed 14] Bashir I Morshed & Abdulhalim Khan. *A brief review of brain signal monitoring technologies for BCI applications : challenges and prospects*. Journal of Bioengineering & Biomedical Sciences, vol. 4, no. 1, page 1, 2014.
- [Moulard 97] B Moulard, W Camu, A Malafosse, M Billiard & M Baldy-Moulinier. *Étude clinique des formes familiales de sclérose latérale amyotrophique : revue de la littérature*. Revue neurologique, vol. 153, no. 5, pages 314–324, 1997.
- [Muller-Putz 07] Gernot R Muller-Putz & Gert Pfurtscheller. *Control of an electrical prosthesis with an SSVEP-based BCI*. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, vol. 55, no. 1, pages 361–364, 2007.
- [Müller 99] Matthias M Müller, Andreas Keil, Thomas Gruber & Thomas Elbert. *Processing of affective pictures modulates right-hemispheric gamma band EEG activity*. Clinical Neurophysiology, vol. 110, no. 11, pages 1913–1920, 1999.
- [Nef 09] Tobias Nef, Marco Guidali & Robert Riener. *AR-Min III-arm therapy exoskeleton with an ergonomic shoulder actuation*. Applied Bionics and Biomechanics, vol. 6, no. 2, pages 127–142, 2009.
- [Neu 01] CP Neu, 3rd Crisco JJ & SW Wolfe. *In vivo kinematic behavior of the radio-capitate joint during wrist flexion-extension and radio-ulnar deviation*. Journal of biomechanics, vol. 34, no. 11, pages 1429–1438, 2001.
- [Niedermeyer 05] Ernst Niedermeyer & FH Lopes da Silva. *Electroencephalography : basic principles, clinical applications, and related fields*. Lippincott Williams & Wilkins, 2005.

- [OptiKey] OptiKey. *OptiKey*. <https://github.com/OptiKey/OptiKey/wiki>.
- [Pascual-Marqui 02] Roberto Domingo Pascual-Marqui *et al.* *Standardized low-resolution brain electromagnetic tomography (sLORETA) : technical details*. *Methods Find Exp Clin Pharmacol*, vol. 24, no. Suppl D, pages 5–12, 2002.
- [Pehlivan 16] Ali Utku Pehlivan, Dylan P Losey & Marcia K O'Malley. *Minimal assist-as-needed controller for upper limb robotic rehabilitation*. *IEEE Transactions on Robotics*, vol. 32, no. 1, pages 113–124, 2016.
- [Peng 15] Li Peng, Ma Jianjun, Geng Lina & Zheng Zhiqiang. *Integral terminal sliding mode control for uncertain nonlinear systems*. In *Control Conference (CCC), 2015 34th Chinese*, pages 824–828, Hangzhou, China, 2015. IEEE.
- [Perruquetti 02] Wilfrid Perruquetti & Jean Pierre Barbot. *Sliding mode control in engineering*, volume 11. M. Dekker, 2002.
- [Perry 06] J. C. Perry & J. Rosen. *Design of a 7 Degree-of-Freedom Upper-Limb Powered Exoskeleton*. In *The First IEEE/RAS-EMBS International Conference on Biomedical Robotics and Biomechatronics, 2006. Bio-Rob 2006.*, pages 805–810, Feb 2006.
- [Pfurtscheller 01] Gert Pfurtscheller & Christa Neuper. *Motor imagery and direct brain-computer communication*. *Proceedings of the IEEE*, vol. 89, no. 7, pages 1123–1134, 2001.
- [Pfurtscheller 03a] Gert Pfurtscheller, Bernhard Graimann, Jane E Huggins, Simon P Levine & Lori A Schuh. *Spatiotemporal patterns of beta desynchronization and gamma synchronization in corticographic data during self-paced movement*. *Clinical neurophysiology*, vol. 114, no. 7, pages 1226–1236, 2003.
- [Pfurtscheller 03b] Gert Pfurtscheller, Christa Neuper, GR Muller, Bernhard Obermaier, Gunter Krausz, A Schlogl, Reinhold Scherer, Bernhard Graimann, Claudia Keinrath, Dimitris Skliris *et al.* *Graz-BCI : state of the art and clinical applications*. *IEEE Transactions on neural systems*

- and rehabilitation engineering, vol. 11, no. 2, pages 1–4, 2003.
- [Polich 07] John Polich. *Updating P300 : an integrative theory of P3a and P3b*. Clinical neurophysiology, vol. 118, no. 10, pages 2128–2148, 2007.
- [Pransky 14] Joanne Pransky. *The Pransky interview : Russ Angold, Co-Founder and President of EksoTM Labs*. Industrial Robot : An International Journal, vol. 41, no. 4, pages 329–334, 2014.
- [Proverbio 03] Alice Mado Proverbio & Alberto Zani. *Electromagnetic manifestations of mind and brain*. In The cognitive electrophysiology of mind and brain, pages 13–40. Elsevier, 2003.
- [Purves 01] D Purves, GJ Augustine, D Fitzpatrick, LC Katz, AS LaMantia, JO McNamara & S Mark Williams. *Excitatory and inhibitory postsynaptic potentials*. Neuroscience, 2001.
- [Purves 08] Dale Purves, George J Augustine, D Fitzpatrick, WC Hall, AS LaMantia, JO McNamara & LE White. *Movement and its central control*. Neuroscience, Fourth Edition (Sunderland, MA : Sinauer Associates, Inc.), pages 397–541, 2008.
- [Riani 18] Akram Riani. *Commande et observation des exosquelettes pour la rééducation fonctionnelle du membre supérieur*. PhD thesis, Université Paris-Saclay, 2018.
- [Riener 16] Robert Riener. *Technology of the robotic gait orthosis Lokomat*. In Neurorehabilitation Technology, pages 395–407. Springer, 2016.
- [Ritaccio 12] Anthony Ritaccio, Michael Beauchamp, Conrado Bosman, Peter Brunner, Edward Chang, Nathan Crone, Aysegul Gunduz, Disha Gupta, Robert Knight, Eric Leuthardt *et al*. *Proceedings of the third international workshop on advances in electrocorticography*. Epilepsy & Behavior, vol. 25, no. 4, pages 605–613, 2012.
- [Rosenbaum 95] David A Rosenbaum, Loukia D Loukopoulos, Ruud GJ Meulenbroek, Jonathan Vaughan & Sascha E Engelbrecht. *Planning reaches by evaluating stored postures*. Psychological review, vol. 102, no. 1, page 28, 1995.

- [Rvd-psychologue] Rvd-psychologue. *Schéma des parties du cerveau*. <https://www.rvd-psychologue.com/cerveau-systeme-nerveux-central.html>.
- [Salvaris 09] Mathew Salvaris & Francisco Sepulveda. *Visual modifications on the P300 speller BCI paradigm*. Journal of neural engineering, vol. 6, no. 4, page 046011, 2009.
- [Schalk 11] Gerwin Schalk & Eric C Leuthardt. *Brain-computer interfaces using electrocorticographic signals*. IEEE reviews in biomedical engineering, vol. 4, pages 140–154, 2011.
- [Schmeisser 73] Gerhard Schmeisser & Woodrow Seamone. *An upper limb prosthesis-orthosis power and control system with multi-level potential*. JBJS, vol. 55, no. 7, pages 1493–1501, 1973.
- [Scholz 99] John P Scholz & Gregor Schöner. *The uncontrolled manifold concept : identifying control variables for a functional task*. Experimental brain research, vol. 126, no. 3, pages 289–306, 1999.
- [Sidi Mamar 13] Samir Sidi Mamar. *Identification des synergies musculaires lors de l'activité de la marche chez la personne atteinte d'arthrose du genou*. PhD thesis, École de technologie supérieure, 2013.
- [Sun 06] Shiliang Sun & Changshui Zhang. *Adaptive feature extraction for EEG signal classification*. Medical and Biological Engineering and Computing, vol. 44, no. 10, pages 931–935, 2006.
- [Sutter 92] Erich E Sutter. *The brain response interface : communication through visually-induced electrical brain responses*. Journal of Microcomputer Applications, vol. 15, no. 1, pages 31–45, 1992.
- [svt.ac dijon] svt.ac dijon. *Schéma des jonctions neuronales*. <http://svt.ac-dijon.fr/schemassvt/spip.php?article1561>.
- [Sylla 14] Nahema Sylla, Vincent Bonnet, Frédéric Colledani & Philippe Fraisse. *Ergonomic contribution of ABLE exoskeleton in automotive industry*. International Journal of Industrial Ergonomics, vol. 44, no. 4, pages 475–481, 2014.

- [Tanaka 05] Kazuo Tanaka, Kazuyuki Matsunaga & Hua O Wang. *Electroencephalogram-based control of an electric wheelchair*. IEEE transactions on robotics, vol. 21, no. 4, pages 762–766, 2005.
- [Tran 17] Minh-Duc Tran & Hee-Jun Kang. *Adaptive terminal sliding mode control of uncertain robotic manipulators based on local approximation of a dynamic system*. Neurocomputing, vol. 228, pages 231–240, 2017.
- [Umetani 99] Yoji Umetani, Yoji Yamada, Tetsuya Morizono, Tetsuji Yoshida & Shigeru Aoki. " *Skil Mate* " wearable exoskeleton robot. In Systems, Man, and Cybernetics, 1999. IEEE SMC'99 Conference Proceedings. 1999 IEEE International Conference on, volume 4, pages 984–988. IEEE, 1999.
- [Van der Helm 92] Frans CT Van der Helm, HEJ Veeger, GM Pronk, LHV Van der Woude & RH Rozendal. *Geometry parameters for musculoskeletal modelling of the shoulder system*. Journal of biomechanics, vol. 25, no. 2, pages 129–144, 1992.
- [Van Peppen 04] R PS Van Peppen, Gert Kwakkel, Sharon Wood-Dauphinee, H JM Hendriks, Ph J Van der Wees & Joost Dekker. *The impact of physical therapy on functional outcomes after stroke : what's the evidence ?* Clinical rehabilitation, vol. 18, no. 8, pages 833–862, 2004.
- [Veneman 07] Jan F Veneman, Rik Kruidhof, Edsko EG Hekman, Ralf Ekkelenkamp, Edwin HF Van Asseldonk & Herman Van Der Kooij. *Design and evaluation of the LOPES exoskeleton robot for interactive gait rehabilitation*. IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, vol. 15, no. 3, pages 379–386, 2007.
- [vetopsy] vetopsy. *Schéma des potentielles actions*. <http://vetopsy.fr/neurophysiologie/potentiels-membranaires/potentiel-action.php>.
- [Vidal 73] Jacques J Vidal. *Toward direct brain-computer communication*. Annual review of Biophysics and Bioengineering, vol. 2, no. 1, pages 157–180, 1973.
- [Vukobratovic 74] M Vukobratovic, D Hristic & Z Stojiljkovic. *Development of active anthropomorphic exoskeletons*. Medical

- and Biological Engineering, vol. 12, no. 1, pages 66–80, 1974.
- [Wang 06] Chaunchu Wang, Cuntai Guan & Haihong Zhang. *P300 brain-computer interface design for communication and control applications*. In Engineering in Medicine and Biology Society, 2005. IEEE-EMBS 2005. 27th Annual International Conference of the, pages 5400–5403. IEEE, 2006.
- [Wang 13] Wei Wang, Jennifer L Collinger, Alan D Degenhart, Elizabeth C Tyler-Kabara, Andrew B Schwartz, Daniel W Moran, Douglas J Weber, Brian Wodlinger, Ramana K Vinjamuri, Robin C Ashmore *et al.* *An electrocorticographic brain interface in an individual with tetraplegia*. PloS one, vol. 8, no. 2, page e55344, 2013.
- [Weber 11] Florence Weber. *Handicap et dépendance. drames humains, enjeux politiques*. Rue d’Ulm (Éditions), 2011.
- [Westover 19] Brian Westover. *Hands On : Tobii PCEye Go*. pcmag.com, 2019.
- [Wolpaw 02] Jonathan R Wolpaw, Niels Birbaumer, Dennis J McFarland, Gert Pfurtscheller & Theresa M Vaughan. *Brain-computer interfaces for communication and control*. Clinical neurophysiology, vol. 113, no. 6, pages 767–791, 2002.
- [Wolpaw 04] Jonathan R Wolpaw & Dennis J McFarland. *Control of a two-dimensional movement signal by a noninvasive brain-computer interface in humans*. Proceedings of the national academy of sciences, vol. 101, no. 51, pages 17849–17854, 2004.
- [Yagi 09] Eiiichi Yagi, Daisuke Harada & Masaaki Kobayashi. *Upper-limb power-assist control for agriculture load lifting*. International Journal of Automation Technology, vol. 3, no. 6, pages 716–722, 2009.
- [Yoo 04] Seung-Schik Yoo, Ty Fairneny, Nan-Kuei Chen, Seh-Eun Choo, Lawrence P Panych, HyunWook Park, Soo-Young Lee & Ferenc A Jolesz. *Brain-computer interface using fMRI : spatial navigation by thoughts*. Neuroreport, vol. 15, no. 10, pages 1591–1595, 2004.
- [Young 07] John Young & Anne Forster. *Review of stroke rehabilitation*. Bmj, vol. 334, no. 7584, pages 86–90, 2007.

- [Yu 02] Xinghuo Yu & Man Zhihong. *Fast terminal sliding-mode control design for nonlinear dynamical systems*. IEEE Transactions on Circuits and Systems I : Fundamental Theory and Applications, vol. 49, no. 2, pages 261–264, 2002.
- [Yu 10] Wen Yu & Jacob Rosen. *A novel linear PID controller for an upper limb exoskeleton*. In Decision and Control (CDC), 2010 49th IEEE Conference on, pages 3548–3553. IEEE, 2010.
- [Zhihong 94] Man Zhihong, Andrew P Paplinski & Hong Ren Wu. *A robust MIMO terminal sliding mode control scheme for rigid robotic manipulators*. IEEE transactions on automatic control, vol. 39, no. 12, pages 2464–2469, 1994.
- [Zoss 06] A. B. Zoss, H. Kazerooni & A. Chu. *Biomechanical design of the Berkeley lower extremity exoskeleton (BLEEX)*. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, vol. 11, no. 2, pages 128–138, April 2006.