



HAL
open science

Vers un contrôle d'assistance intuitif d'un exosquelette via les signaux électromyographiques

Lucas Quesada

► **To cite this version:**

Lucas Quesada. Vers un contrôle d'assistance intuitif d'un exosquelette via les signaux électromyographiques. Biomécanique [physics.med-ph]. Université Paris-Saclay, 2024. Français. NNT : 2024UP-ASW009 . tel-04926620

HAL Id: tel-04926620

<https://theses.hal.science/tel-04926620v1>

Submitted on 3 Feb 2025

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.

Vers un contrôle d'assistance intuitif d'un exosquelette via les signaux électromyographiques

*Toward an intuitive assistive control of an exoskeleton
via electromyographic signals*

Thèse de doctorat de l'Université Paris-Saclay

École doctorale n° 566, Sciences du sport, de la motricité et du mouvement
humain (SSMMH)

Spécialité de doctorat : Sciences du sport et du mouvement humain
Graduate School : Sport, Mouvement et Facteurs Humains, Référent : Faculté des
sciences du sport.

Thèse préparée dans les unités de recherche **CIAMS** (Université Paris-Saclay) et **LURPA**
(Université Paris-Saclay, ENS Paris-Saclay), sous la direction de **Michel-Ange AMORIM**,
professeur des universités, la co-direction de **Olivier BRUNEAU**, professeur des
universités, et la co-direction de **Nicolas VIGNAIS**, professeur des universités.

Thèse soutenue à Paris-Saclay, le 12 décembre 2024, par

Lucas QUESADA

Composition du jury

Membres du jury avec voix délibérative

Etienne BURDET PU, Human Robotics Group / Imperial College London	Président
Marie BABEL PU, Rainbow / INRIA / INSA Rennes	Rapportrice & Examinatrice
Nathanaël JARRASSÉ CR HDR, ISIR / CNRS / Sorbonne Université	Rapporteur & Examineur
Serena IVALDI DR HDR, LORIA / INRIA / Nancy Grand-Est	Examinatrice

Titre : Vers un contrôle d'assistance intuitif d'un exosquelette via les signaux électromyographiques

Mots clés : Exosquelette, Électromyographie, Interactions homme-machine, Détection d'intention, Assistance au mouvement

Résumé : Les exosquelettes sont des dispositifs prometteurs notamment pour la prévention de troubles musculo-squelettiques, pour la rééducation post-AVC ou pour compenser les pertes motrices après une lésion médullaire. Afin de pouvoir intégrer l'industrie, les hôpitaux ou les résidences, ils doivent cependant être contrôlés de manière adaptée.

Pour cela, il est d'abord nécessaire d'établir quelle assistance doit être apportée lors du mouvement de l'utilisateur. Ces travaux de thèse ont donc d'abord visé à développer et évaluer des techniques de détection d'intention basées sur les signaux électromyographiques. L'évaluation de leur précision a alors montré que le mouvement que l'utilisateur souhaite effectuer et la force qu'il souhaite appliquer à son

environnement peuvent être estimés en temps réel à partir de ces signaux.

Une fois cette évaluation effectuée, ces travaux ont ensuite été dédiés au développement d'un contrôleur d'assistance exploitant cette estimation. Plusieurs contrôleurs ont alors été proposés et testés sur une tâche fonctionnelle de déplacement d'une masse d'un point à un autre. Les variables liées à l'énergie mécanique et l'intuitivité du mouvement ont ainsi été évaluées, montrant la réduction de l'effort de l'utilisateur assisté, et l'existence d'un compromis entre l'intuitivité et la force de l'assistance. Ces travaux ouvrent des perspectives intéressantes quant à l'utilisation de signaux électromyographiques dans le cadre de l'assistance au mouvement dans un exosquelette.

Title : Toward an intuitive assistive control of an exoskeleton via electromyographic signals

Keywords : Exoskeleton, Electromyography, Human-machine interaction, Intention detection, Movement assistance

Abstract : Exoskeletons are promising devices, particularly for the prevention of musculoskeletal disorders, post-stroke rehabilitation or compensating for motor loss after spinal cord injury. However, they need to be properly controlled before they can be used in industry, hospitals or homes.

To achieve this, it is first necessary to establish what assistance needs to be provided during the user's movement. The aim of this thesis work was therefore first to develop and evaluate intention detection techniques based on electromyographic signals. Evaluation of their accuracy showed that the movement the user wishes to make and the force he wishes to apply to his environment can be estimated in real

time from these signals.

Once this assessment had been made, this work was then dedicated to the development of an assistance controller exploiting this estimation. Several controllers were proposed and tested on the functional task of moving a mass from one point to another. Variables linked to the mechanical energy and intuitiveness of the movement were evaluated, demonstrating the reduction in effort required by the assisted user, and the existence of a compromise between intuitiveness and the strength of the assistance. This work opens up interesting prospects for the use of electromyographic signals to assist movement in an exoskeleton.

Remerciements

Merci aux membres du jury d'avoir accepté d'évaluer mon travail et pour leur relecture attentive de mon manuscrit. Merci pour ces discussions très intéressantes à l'issue de la soutenance, qui ont permis de mettre le doigt sur de futurs développements scientifiques pour la suite de ces travaux.

Merci à mes encadrants, Michel-Ange, Olivier et Nicolas, de m'avoir donné l'opportunité d'effectuer ces travaux de recherche. Votre ouverture d'esprit scientifique et votre support m'ont permis de laisser libre cours à ma curiosité et à ma créativité. Grâce à vous, je n'ai jamais manqué de moyens pour mettre en œuvre mes idées et pour assister à des conférences. J'aimerais aussi souligner la qualité humaine de votre encadrement, toujours très bienveillant. Merci aussi à Bastien et Dorian, mes co-auteurs. La diversité des discussions que nous avons pu avoir a grandement enrichi et élargi le scope de cette recherche.

Merci à ma famille, qui m'a toujours soutenu dans mes études. Si j'en suis arrivé à ce stade, c'est bien sûr grâce à vous et à votre support pendant toutes ces années.

Merci au laboratoire CIAMS, les enfants comme les adultes. Merci en particulier à Ombz, Élo, Coni, Djudju, le B, Adri, Wahbi et Zaza. Vous avez été les premières personnes à m'accueillir à bras ouverts au labo, ce qui en a fait un environnement de travail incroyable. Des PMUs à nos escapades en Italie, ou même à Lyon, je ne compte plus les bons moments que j'ai passés avec vous. Ça fait bien longtemps que je vous considère avant tout comme des amis, et je ne raterais pour rien au monde l'intégralité des prochaines éditions des Ombzlympiades. Merci aux nouveaux-elles doctorant-es qui sont arrivé-es pendant ma thèse. J'ai beaucoup aimé les moments passés avec vous, et je suis très heureux que vous perpétuiez cette tradition de bonne ambiance et d'entraide dans le laboratoire.

Merci à mes amis d'enfance : Ju, Gautz, Max, Antho, Eddy, Jennou et Élise. On ne compte même plus les années tellement ça fait longtemps qu'on se connaît, j'ai l'impression que vous avez toujours fait partie de ma vie. Ça fait 10 ans que je suis parti de la région lyonnaise, et pourtant notre amitié est toujours aussi forte : c'est quelque chose dont je suis incroyablement fier. Cette amitié que nous avons construite tous ensemble est quelque chose d'extrêmement précieux pour moi, et je ne vous en remercierai jamais assez.

Pour finir, merci à mes Chamsouilles : Clément, Michèle, Mathis. Quelle aventure ! Vivre avec vous a été un des piliers de mon bonheur pendant ces dernières années. J'aurais pu difficilement concevoir une meilleure colocation. Que de soirées, de fous rires, de bons moments et de beaux souvenirs. Nous avons partagé la galère, et ça nous a rendus plus forts. Vivre avec vous a sans aucun doute contribué à faire de moi la personne que je suis aujourd'hui, et je vous en remercie. Trois ans de thèse ça peut paraître long, mais en vivant avec vous je me suis dit que c'était en fait trop court. Je sais que c'est la fin d'une époque, et j'en ai le cœur serré, mais je pars en gardant avec moi des souvenirs incroyables et une amitié envers vous qui ne me quittera jamais.

Table des matières

1	Motivations	9
2	Plan du manuscrit	11
I	Cadre théorique	13
1	L'assistance au mouvement	14
2	Anatomie du membre supérieur	30
3	Origines du mouvement humain	34
4	Les électromyogrammes (EMG)	45
5	La détection d'intention	51
6	Contrôle d'exosquelette	66
7	Problématique et hypothèses	77
II	Contribution expérimentale	79
1	Setup expérimental	80
2	Étude 1 : Comparaison de modèles	86
3	Étude 2 : Filtrage EMG et choix des muscles	112
4	Étude 3 : Assistance basée EMG	135
III	Discussion Générale	161
1	Rappel des principaux résultats et des hypothèses	162
2	Détection d'intention	163
3	Assistance au mouvement	171
4	Perspectives	174
5	Conclusion	178

Table des figures

1	Répartition des TMS	10
I.1	Exemples de dispositifs de téléopération	17
I.2	Exemples de robots collaboratifs.	18
I.3	Exemples de prothèses	21
I.4	Classification des exosquelettes selon l'INRS	22
I.5	Exemples d'exosquelettes passif et actif.	24
I.6	Exemples d'exosquelettes actifs.	26
I.7	Os du membre supérieur	30
I.8	Mouvements du membre supérieur	31
I.9	Muscles du membre supérieur.	32
I.10	Les éléments du système sensorimoteur	34
I.11	Modélisation d'une unité musculo-tendineuse	37
I.12	Illustration des bras de levier.	39
I.13	La production du mouvement.	40
I.14	Différences entre mouvement horizontal et vertical.	42
I.15	Adaptation du mouvement au champ gravitaire.	44
I.16	Unité motrice et superposition de potentiel d'action.	45
I.17	Caractéristique du signal EMG.	48
I.18	Filtrage des signaux EMG	50
I.19	Détection d'intention discrète à partir de la cinématique.	53
I.20	Détection d'intention haptique.	54
I.21	Impact du nombre d'électrodes et de la fenêtre temporelle sur la contrôlabilité d'une prothèse.	55
I.22	Détection d'intention continue basée sur la cinématique.	57
I.23	Éléments d'un modèle neuro-musculo-squelettique.	58
I.24	Un neurone de réseau de neurones.	61
I.25	Exemples de réseaux de neurones.	63
I.26	Impact de la loi de contrôle transparente sur l'activité musculaire.	67
I.27	Impact de la compensation gravitaire sur l'activité musculaire	68
I.28	Exosquelette à augmentation Sarcos	69
I.29	Contrôle EMG en admittance.	72
I.30	Contrôle EMG proportionnel.	73
I.31	Contrôle EMG intégral.	75

II.1	Capteurs EMG	80
II.2	Méthodes d'acquisition EMG.	81
II.3	Mesure de la latence d'un capteur.	82
II.4	Résultat de mesure des latences.	83
II.5	Échange de données via le Lab Streaming Layer.	85
II.6	Participant with EMG sensors and reflective markers in the exoskeleton	89
II.7	Illustration of the different experimental conditions.	91
II.8	Cross-validation method.	97
II.9	Generated trajectory kinematics and reference torque distributions.	102
II.10	Single-joint model accuracy.	103
II.11	Effect of mapping nonlinearization on Elbow torques.	104
II.12	Multi-joint torque estimation with the NLMap model for a representative participant.	105
II.13	Multi-joint model accuracy.	106
II.14	Setups of single-joint (left) and multi-joint (right) tasks.	117
II.15	Cross validation workflow.	119
II.16	Latency computation (top) and feature extraction workflows (bottom).	123
II.17	EMG feature comparison	126
II.18	Results of muscle contributions.	129
II.19	Task setup.	143
II.20	Assistance experiment control schemes.	146
II.21	Normalized mechanical work of the human and exoskeleton.	150
II.22	Normalized RMS of the EMG signals of the eight muscles used to estimate human joint torques.	151
II.23	Impact of the exoskeleton on global kinematic parameters.	153
II.24	Z-scores of the questionnaires answers.	155
III.1	Effet de l'angle du coude sur le biceps court.	167

Introduction

Ce manuscrit présente la synthèse des travaux de recherche effectués durant les trois ans de ma thèse intitulée : *Vers le contrôle d'assistance intuitif d'un exosquelette via les signaux électromyographiques*. L'objectif de ces travaux est de parvenir à contrôler un exosquelette pour le membre supérieur afin qu'il aide à la réalisation d'une tâche fonctionnelle. Pour ce faire, les signaux électromyographiques servent de source d'information permettant d'estimer la force que l'exosquelette doit appliquer. Outre la réduction de la dépense énergétique humaine associée à l'utilisation de l'exosquelette, l'assistance doit être *intuitive*. Cela signifie qu'elle doit, dans la mesure du possible, être suffisamment agréable à utiliser pour envisager une utilisation prolongée en conditions réelles.

1 Motivations

Comme explicité en section 1.c.iv, l'utilisation des exosquelettes est encouragée pour plusieurs raisons, dont notamment la prévention des troubles musculo-squelettiques (TMS) et la rééducation après un accident vasculaire cérébral (AVC) ou une lésion de la colonne vertébrale.

1.a Troubles musculo-squelettiques

Les TMS sont un ensemble d'atteintes des tissus mous péri-articulaires souvent liées à l'activité professionnelle, affectant les articulations, les os, les tendons et les ligaments. Ils touchent surtout les membres supérieurs (voir figure 1). Ces affections sont principalement causées par des facteurs de risque biomécaniques [1] :

- postures inconfortables ou maintenues durant de longues périodes,
- application d'un effort excessif,
- répétition d'un mouvement.

L'apparition de TMS est aussi favorisée par des facteurs environnementaux (vibrations, température, etc.), organisationnels (cadences imposées, clarté des tâches) et psychosociaux (monotonie des tâches, pression). En France, les employeurs doivent prendre des mesures pour réduire l'impact des TMS, avec

une obligation de résultat et non simplement de moyens¹. Se munir d'exosquelettes est donc un moyen potentiel de parvenir à ce but.

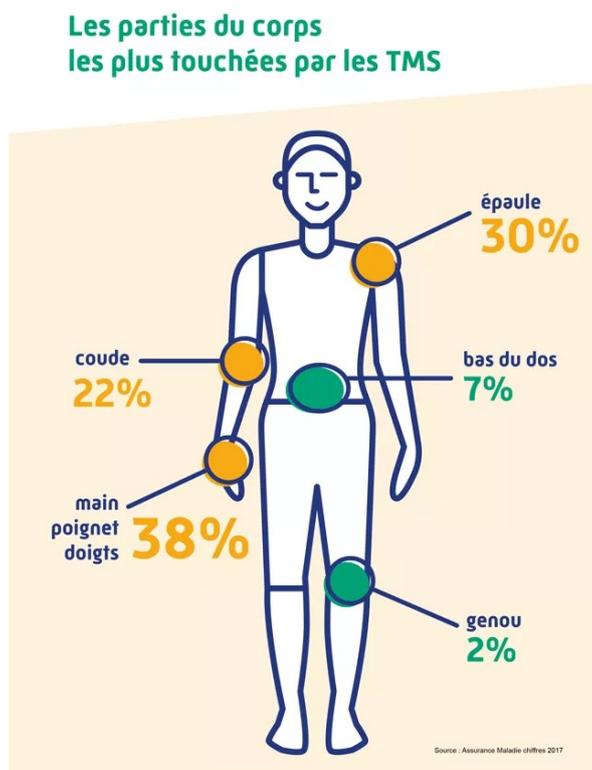


Figure 1 – Répartition des TMS [44]

1.b Trouble moteurs

Les AVC et les lésions médullaires peuvent causer une perte de tonus musculaire, de coordination, voire la paralysie. En cas d'AVC, cela se traduit souvent par une hémiparésie, c'est-à-dire une paralysie partielle d'un côté du corps. Les muscles deviennent alors spastiques, et le patient perd le contrôle de leur relâchement. Diverses approches, telles que l'utilisation de systèmes robotisés et le *biofeedback*, peuvent aider à la récupération des fonctions motrices [117]. En ce qui concerne les lésions médullaires, les séquelles dépendent de leur localisation et de leur nature. Les lésions complètes entraînent généralement une tétraparésie ou une paraparésie définitive, tandis que les lésions incomplètes permettent une récupération partielle des fonctions motrices. À ce jour, il n'est pas certain que les systèmes robotisés puissent améliorer la récupération des fonctions motrices après ce type de lésion, mais ils peuvent aider à compenser le déficit moteur qu'elles entraînent [129].

1. Articles R 4541-1 à R 4541-11 du code du travail.

Ainsi, de nombreuses utilisations sont envisageables pour les exosquelettes des membres supérieurs, quel que soit le mode de contrôle utilisé. Ce travail de thèse a donc pour objectif de développer l'une de ces méthodes, qui repose sur la détection d'intention à partir de signaux électromyographiques.

2 Plan du manuscrit

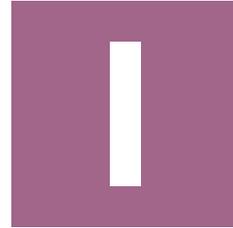
Ce manuscrit a été écrit de manière à fournir un point de départ à la poursuite de mes travaux de thèse. Il a été construit sur la base d'une *thèse sur articles*, sa structure est organisée comme suit.

En premier lieu, le cadre théorique sert à poser les connaissances de base nécessaires à la réalisation de mes travaux. Bien qu'elles soient variées, elles m'ont permis parfois d'avancer, et parfois de contextualiser ma recherche. Ce premier chapitre a donc pour objectif de présenter de manière structurée l'ensemble des concepts intervenant dans le contrôle d'un exosquelette (de membre supérieur).

En second lieu, le chapitre des contributions expérimentales rassemble les apports originaux de ma thèse. Étant donné le format *sur articles*, il consiste principalement en une présentation des publications scientifiques qui ont été écrites. J'y ai également ajouté certains aspects techniques qu'il n'était pas pertinent de mentionner dans les publications, mais qui peuvent s'avérer utiles pour la réalisation d'une plateforme expérimentale permettant la poursuite de mes travaux.

Enfin, ce manuscrit sera conclu par une discussion générale. Elle reprendra certains éléments des articles proposés dans le chapitre de contributions expérimentales, mais servira également à élargir la discussion et à proposer les principales perspectives et axes de poursuite sur ce sujet de recherche.





Cadre théorique

Dans ce chapitre, nous allons aborder les concepts clés nécessaires à la réalisation de cette thèse. Nous commencerons par présenter les dispositifs d'assistance au mouvement, en détaillant leur mode de fonctionnement, les informations échangées lors de leur contrôle, ainsi que les modalités d'interaction qui les caractérisent. Ensuite, nous décrirons l'anatomie et la biomécanique du membre supérieur afin de familiariser le lecteur avec les muscles, les articulations et les mouvements qu'il permet de réaliser. Nous approfondirons ensuite la compréhension du processus de production du mouvement, de sa planification motrice jusqu'à sa réalisation mécanique, en portant une attention particulière à l'influence de la gravité. L'électromyographie, élément central de cette thèse, sera présentée en exposant ses principes fondamentaux. Elle sera suivie d'une description des méthodes de détection de l'intention et de contrôle des exosquelettes. Enfin, nous aborderons la problématique générale de ce projet doctoral et les hypothèses que cette thèse vise à tester.

M. Gustave : Why do you want to be a lobby boy?

Zero : Well, who wouldn't - at the Grand Budapest, sir. It's an institution.

- The Grand Budapest Hotel (2014)

1.1 L'assistance au mouvement

Étant donné que l'assistance au mouvement est un des thèmes principaux de cette thèse, dans cette section, nous détaillerons ce concept pour en décrire ses différents aspects. En particulier, les concepts d'interaction et d'information dans le mouvement seront abordés pour ancrer l'assistance dans un contexte biomécanique. Enfin, plusieurs systèmes d'assistance seront ensuite présentés pour mettre en avant leurs différences au regard de ces concepts.

1.a Définition

Dans ce manuscrit, le terme d'assistance au mouvement est employé pour signifier le soutien apporté à l'exécution d'un mouvement. L'assistance est effectuée en appliquant une force adaptée sur la personne qui réalise le mouvement ou sur l'environnement avec lequel elle interagit. Ainsi, pour être qualifié d'assistance, l'énergie dépensée par la personne voulant effectuer le mouvement doit être inférieure ou égale à l'énergie nécessaire à la réalisation du mouvement. L'assistance peut alors permettre de réduire la dépense énergétique associée au mouvement, ou de transformer le mouvement humain pour le rendre fonctionnel au regard de la tâche à accomplir (e.g., transformer un mouvement de rotation de pédales en une translation d'un vélo). De plus, dans ce manuscrit, l'assistance est envisagée comme un soutien instantané à un mouvement volontaire : la perception et l'action de l'opérateur sont incluses dans la boucle lors de la réalisation du mouvement, par opposition aux dispositifs d'automatisation qui fonctionnent sans son intervention ou sa supervision.

1.b Concepts pour l'assistance

b.i Les types d'interaction

Dans le cas où la tâche que souhaite accomplir la personne nécessite une interaction avec un objet, il existe trois manières de caractériser cette interaction dans le cadre de son assistance. Ces descriptions sont analogues aux concepts de co-manipulation tels que décrits par X. Lamy [116].

Les interactions directes sont les interactions dont le mouvement résultant est entièrement déterminé par la force d'interaction entre l'objet et la personne. La personne est directement en contact avec l'objet grâce à sa main ou l'un de ses membres. Dans ce cadre, l'énergie mécanique nécessaire à la réalisation de la tâche ne peut excéder la somme du travail de la force d'interaction et de celui la gravité propre de l'objet. *Par exemple*, lorsque l'on pousse une voiture en panne, le mouvement de la voiture résulte directement de l'effort d'interaction entre la personne qui pousse et la voiture, et est modulé et inhibé par l'inertie de la voiture et les forces dissipatives (résistance au roulement, frottements internes,..). L'énergie transférée à la voiture résulte donc

de la pente éventuelle de la route et du travail de la force poussant la voiture. Assister une interaction directe nécessite de directement appliquer une force sur le membre de la personne afin qu'elle soit transférée à l'objet par l'intermédiaire de l'interaction physique. Cela correspond à une co-manipulation de type orthétique.

Les interactions indirectes intègrent un élément supplémentaire entre l'humain et l'objet dans la chaîne cinématique. Cet élément peut prendre plusieurs formes, d'un simple capteur de force, à un système de transformation de l'effort. Ce lien peut être mécanique ou peut même être "virtuel" dans le cas de systèmes de type *fly-by-wire*¹. Les interactions indirectes n'imposent donc pas que l'énergie transmise à l'objet résulte entièrement du travail de la force d'interaction et de la gravité. *Par exemple*, dans le cas d'une voiture en bon état, le mouvement de la voiture nécessite une énergie supérieure à celle nécessaire pour appuyer sur la pédale d'accélération. Pour ce type d'interaction, l'élément intermédiaire permet généralement de transformer le mouvement ou de déterminer une information nécessaire à l'assistance. Cela correspond à une co-manipulation de type sérielle.

Les interactions mixtes, comme les interactions directes, impliquent un contact direct entre la personne et l'objet, mais ne nécessitent pas que l'énergie transférée à l'objet provienne entièrement de l'interaction avec la personne. *Par exemple*, c'est le cas d'un robot portant un objet avec son préhenseur mais compensant seulement la gravité de cet objet. L'énergie nécessaire aux déplacements latéraux est fournie à travers l'interaction avec l'opérateur alors que l'énergie nécessaire aux déplacements verticaux est directement fournie par le robot. Cela correspond à une co-manipulation de type parallèle.

b.ii Mouvement et information

Pour assister un mouvement, il est nécessaire d'en connaître la nature. Cette information peut être obtenue de manière *a priori* et/ou instantanée au cours du mouvement. Si l'on considère que le mouvement d'un objet ayant une certaine inertie peut être décrit par une cinématique réalisée au sein d'un champ de force, on peut alors définir l'information associée à ces grandeurs.

La cinématique correspond à la trajectoire qui doit être effectuée. Cela peut se traduire par une contrainte de position, de vitesse ou d'accélération au cours du temps. Ces contraintes peuvent s'appliquer de manière exclusive ou composée. *Par exemple*, une voiture se conduit essentiellement en pilo-

1. Méthode de pilotage des avions où les gouvernes sont actionnées par des moteurs plutôt que par un câble relié au manche.

tant l'orientation du vecteur vitesse grâce au volant et en modulant l'amplitude de l'accélération grâce aux pédales. La cinématique peut être mesurée de manière instantanée à l'aide d'encodeurs au niveau des axes du dispositif d'assistance, ou de manière externe par des techniques de capture du mouvement. Dans le cadre d'un mouvement à assister, une définition *a priori* de la cinématique est possible si la tâche est prédéfinie, mais un retour instantané est impératif pour fermer la boucle de contrôle. Dans le cas d'une tâche avec un mouvement libre ou qui peut évoluer au cours du temps, il n'est en revanche pas toujours possible de définir *a priori* une cinématique à suivre.

Le champ de force correspond à l'ensemble des forces auxquelles doit être soumis l'objet. Cela correspond classiquement à la gravité, mais peut aussi se traduire en d'autres types de forces dans certaines applications. *Par exemple*, le ponçage au plafond nécessite de lutter contre la gravité et de moduler la pression d'appui. Les champs de forces peuvent se définir *a priori* quand ils sont prédictibles (*e.g.*, la gravité), ou être mesurés de manière instantanée à l'aide d'un capteur de force quand ils sont situationnels dans le cas d'une interaction indirecte (*e.g.*, la force d'appui). En revanche, dans le cas d'une interaction directe avec l'objet, le champ de force à appliquer lors de la réalisation de la tâche ne peut pas être déterminé à partir d'éléments externes. À moins d'être connu *a priori*, il doit donc être calculé à partir d'outils permettant la détermination de l'effort d'interaction entre l'objet et la personne. *Par exemple*, dans le cas d'une bouteille d'eau dont la contenance évolue au cours du temps (à la fois en termes de masse et de position du centre de masse), le champ de force nécessaire à sa manipulation ne peut être prédéterminé et doit être estimé de manière instantanée pour être intégré à un système d'assistance.

L'inertie est la résistance au changement de vitesse, c'est-à-dire la force s'opposant directement à l'accélération en l'absence de champ de force. L'inertie est classiquement déduite de la masse de l'objet, mais peut aussi nécessiter une connaissance de la répartition de la masse dans le cas d'un mouvement de rotation, on parle alors de moment d'inertie. *Par exemple*, pour une voiture en panne, même en l'absence de frottements, il sera plus difficile de la pousser si elle est plus lourde (*i.e.*, si son inertie est plus élevée). L'inertie et la masse étant liées, une connaissance *a priori* sur la masse informe à la fois sur l'inertie et sur le champ de force généré par la gravité. L'inertie peut donc être définie *a priori*, mais son effet peut également être mesuré de manière instantanée à l'aide de capteur de force au niveau de l'effecteur (il est alors difficilement distinguable de celui d'un champ de force). De manière analogue au champ de force, sans connaissance *a priori* de l'inertie ou de son évolution au cours du temps, il n'est pas possible de la mesurer de manière externe

dans le cas d'une interaction directe.

Lors de la conception d'un système d'assistance, le type d'interaction et la nature des informations disponibles impactent fortement les contraintes à prendre en compte et les performances que ce système peut atteindre. En pratique, chaque système est conçu au regard d'un besoin, et de ce besoin découle la nécessité d'un type d'interaction particulier et d'informations connues *a priori* ou de manière instantanées.

1.c Les dispositifs d'assistance

Il existe une multitude de dispositifs d'assistance au sens large. Dans cette partie nous en présenterons une sélection en particulier conçue pour aider les interactions habituellement assurées par le membre supérieur. Puis, nous ferons un tour d'horizons des exosquelettes de membres supérieurs et inférieurs, actifs et passifs.

c.i Dispositifs de téléopération

Les dispositifs de téléopération permettent à l'humain d'interagir avec un environnement hostile ou distant à travers un contrôle mécanique et un retour haptique ou visuel tout en minimisant les risques [69]. De natures très variées, les dispositifs de téléopération peuvent prendre la forme de bras maître-esclave (voir Figure I.1a), utilisés pour le démantèlement de centrale et le retraitement de déchet nucléaires, ou plus simplement de dispositif haptique (voir Figure I.1b) pour le contrôle à distance avec retour de force. Ces



(a) Bras maître-esclave A100 de Wälischmiller.



(b) Dispositif haptique Virtuose 6D V4 de Haption.

Figure I.1 – Exemples de dispositifs de téléopération.

dispositifs permettent une interaction indirecte avec un environnement ou un objet. Dans ce cadre, ils offrent la possibilité d'assister le mouvement en décuplant l'énergie ou la force fournie par l'utilisateur, on parle alors de rapport d'effort. Dans ce type de systèmes, la position de l'effecteur est guidée par le dispositif de contrôle, l'information de contrôle est donc cinématique.

Un contrôleur d'impédance utilise cette information pour positionner l'effecteur en temps réel et fournir le retour d'effort [69]. Dans le cas d'un retour de force, le dispositif de contrôle fait varier sa propre rigidité en fonction de la force actuellement appliquée par l'effecteur. Il est à souligner que certains dispositifs comme les systèmes maître-esclave *mécaniques* permettent un couplage capable de modifier et transmettre le mouvement sans pour autant en augmenter l'énergie, le rôle est donc principalement de transformer le mouvement. Les dispositifs de téléopération ont l'avantage de protéger l'humain d'environnement souvent hostile ou de permettre d'interagir avec un environnement virtuel. Cependant, même dans le cas d'un couplage mécanique entre la partie maîtresse et la partie esclave ou d'un retour de force, les sensations de force ne sont pas aussi fidèles que lors d'un contact direct avec l'effecteur. De plus, les dispositifs de téléopération sont limités par l'effecteur dont ils sont équipés. Bien que la pratique permette d'améliorer l'efficacité d'utilisation, les préhenseurs ne permettent jamais une agilité et une proprioception aussi efficace qu'une main humaine.

c.ii Robots collaboratifs



(a) Robot collaboratif Stäubli. La partie blanche du robot est une peau sensible entraînant l'arrêt en cas de contact.



(b) Poignée permettant de contrôler la position de l'effecteur du robot Isybot.

Figure I.2 – **Exemples de robots collaboratifs.**

Les robots collaboratifs sont une classe de robots conçus pour travailler en interaction ou à proximité des humains tout en assurant leur sécurité [41]. Par rapport à des robots industriels classiques, ils intègrent des limites de vitesses ou de couples afin d'éviter les collisions pouvant entraîner des risques pour l'intégrité de l'opérateur. Ils intègrent parfois également une peau sensible (voir Figure I.2a) permettant de mettre en arrêt le robot en cas de contact non anticipé. Ces robots peuvent être utilisés dans plusieurs contextes, avec ou sans contact avec l'humain [141], ils ne correspondent donc pas tous à la définition de dispositif d'assistance telle qu'utilisée dans ce manuscrit. Dans

le cas d'un contact, l'interaction s'effectue directement au niveau de la charge utile, au niveau de l'effecteur à l'aide d'une poignée qui intègre parfois un capteur d'efforts d'interaction (voir Figure 1.2b), ou directement sur le corps du robot.

Selon l'endroit du contact, l'interaction peut alors se caractériser de deux manières :

- Pour les contacts par le biais d'une poignée ou sur le corps du robot, l'interaction avec l'objet de l'assistance est indirecte. Dans ce cas, l'assistance peut simplement être constituée d'une compensation gravitaire pour le port de charges lourdes ou encombrantes, ou d'un contrôle d'admittance pour les tâches nécessitant l'application d'un champ de force sur l'environnement du robot (*e.g.*, le ponçage). Dans le premier cas, le robot compense sa propre dynamique à l'aide d'informations cinématiques et inertielles, et utilise la connaissance du champ de force dû à sa propre gravité et celle de l'objet. La masse de l'objet est alors prédéfinie ou obtenue à l'aide d'un capteur au niveau de l'effecteur. Le mouvement final est donc obtenu par la force de l'opérateur qui n'a plus qu'à compenser les efforts résiduels dus aux frottements ou aux marges de sécurité. Dans le cas d'un contrôle en admittance, le robot peut également compenser sa dynamique, son inertie et sa gravité, mais le contrôle est majoritairement gouverné par la minimisation des efforts d'interaction entre l'humain et le robot, mesurés à l'aide d'un capteur de force.
- Dans le cas d'un contact direct, l'interaction avec l'objet de l'assistance est mixte. L'assistance peut alors être aussi une simple compensation gravitaire ou un contrôle en admittance basé sur un capteur de force au niveau de l'effecteur du robot. Ces modes de contrôle sont similaires à ceux d'un contact avec le corps du robot ou une poignée. Cependant, en pratique, le contact étant plus proche de l'objet de l'assistance, la réalisation de la tâche s'en trouve facilitée.

Les robots collaboratifs présentent de nombreux avantages pour leur utilisation en milieu industriel. Ils diminuent les risques d'accidents liés à une proximité entre eux et un humain et ils fournissent une assistance pour des tâches qu'un robot seul ou un humain seul ne pourrait pas réaliser. Les mesures de sécurité étant intégrées de manière matérielle et logicielle, l'utilisation et la programmation de ces robots ne nécessitent pas de formations supplémentaires extensives pour les roboticiens [156]. Ces mesures de sécurité s'accompagnent des inconvénients associés : les faibles vitesses et les capacités de charges limitées restreignent leurs usages lorsqu'ils interagissent avec un opérateur humain [156].

c.iii Prothèses

Une prothèse est un dispositif artificiel utilisé pour remplacer une partie du corps manquante, comme un segment ou une articulation. Ici nous aborderons en particulier les prothèses externes assurant une interaction avec l'environnement. Elles sont couramment utilisées par les personnes qui ont perdu un membre à la suite d'un accident, d'une maladie ou d'une malformation congénitale. Ces dispositifs peuvent contribuer à améliorer la qualité de vie de ces personnes en les aidant à réaliser certaines tâches du quotidien, telles que marcher ou manipuler des objets. Pour ce faire elles remplacent ou compensent les fonctionnalités perdues lors de l'amputation. La qualité de la prothèse et certaines de ses caractéristiques influencent la satisfaction ressentie par son utilisateur [29] :

- les caractéristiques esthétiques telles que la couleur, la forme et la texture au toucher,
- les caractéristiques dynamiques telles que sa capacité à tenir sous les vêtements et à se plier de manière naturelle,
- la difficulté de nettoyage et la durabilité.

Ces caractéristiques varient en fonction des types et des modèles de prothèses qui sont employées et selon les besoins spécifiques et les préférences de la personne amputée.

Les prothèses cosmétiques reproduisent l'aspect visuel du membre perdu. Les modèles les plus onéreux vont jusqu'à reproduire la texture et l'aspect de la peau pour rendre indétectable la nature synthétique de la prothèse (voir figure 1.3a). Les modèles les plus simples sont plutôt vendus en tailles standards avec une adaptation de leur couleur. Même si leur fonctionnalité principale vient de leur apparence, elles peuvent tout de même transmettre un effort lors de tâche simple (*e.g.*, maintenir un morceau de pain pendant la découpe).

Les prothèses mécaniques possèdent un ou plusieurs degrés de liberté directement actionnés par un autre mouvement ou muscle du corps. Par rapport aux prothèses cosmétiques elles présentent l'avantage de redonner des fonctionnalités au membre amputé. Elles intègrent classiquement un crochet, capable de s'ouvrir et de se fermer (voir figure 1.3b) pour pouvoir interagir avec son environnement.

Les prothèses électriques possèdent également un ou plusieurs degrés de liberté, contrôlés cette fois par des signaux myoelectriques ou des boutons sur l'emboîture. Les degrés de liberté peuvent être multiples grâce à des modes de contrôle proportionnels, ou séquentiels où l'utilisateur peut commuter entre l'actionnement des différentes articulations.

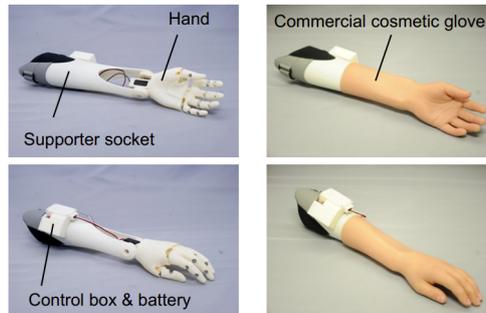
Bien que les prothèses cosmétiques soient actuellement beaucoup utilisées, l'apparence ne semble pas être prioritaire sur des fonctionnalités de



(a) Prothèse d'avant-bras réaliste. The Alternative Limb Project.



(b) Prothèse mécanique à un degré de liberté contrôlé par l'écartement de son harnais dorsal [91].



(c) Prothèse électrique rehand [246].

Figure 1.3 – Exemples de prothèses.

mouvement et d'interaction que peuvent offrir des prothèses mécaniques ou électriques [176]. Il n'est cependant pas clair, selon les usages, lesquelles des prothèses mécaniques ou électriques présentent le plus d'avantages [33]. Étant donné leur nature, l'interaction avec l'objet de l'assistance est toujours indirecte, avec parfois une injection d'énergie supplémentaire dans le cas des prothèses électriques.

c.iv Exosquelettes

Les exosquelettes sont des technologies d'assistance physique à contention [94]. Ils sont articulés de manière à reproduire et suivre la cinématique humaine et sont généralement portables. Tout comme les prothèses, leur conception est bio-inspirée. Ils se distinguent notamment des robots collaboratifs et des bras de téléopération par le lien physique que les lie à l'utilisateur : la contention. Ces systèmes sont directement attachés à un ou plusieurs endroits des membres de l'utilisateur. Contrairement aux cobots et aux bras de téléopération qui sont manipulés à la main, c'est donc la contention qui

CHAPITRE I. CADRE THÉORIQUE

permet l'imposition d'une configuration cinématique. Dans le cadre de cette définition, la nature de l'interaction dépend du type d'exosquelette. Là où les exosquelettes de membre supérieur permettent une interaction directe car ils n'empêchent pas l'utilisation de la main, certains exosquelettes de membre inférieur incluent un support pour le pied qui rend indirecte l'interaction entre le membre inférieur et le sol. En pratique, par exemple lors de la réalisation d'une tâche avec le membre supérieur, la préhension d'un objet ou l'interaction avec l'environnement peut donc se faire directement par l'intermédiaire de la main de l'utilisateur. Comparée aux préhenseurs mécaniques équipant les robots industriels ou les dispositifs de téléopération, cette préhension directe permet de gagner en agilité de manipulation et de conserver les retours sensorimoteurs qui y sont associés.

Différentes caractéristiques peuvent être employées pour classifier les exosquelettes (voir figure 1.4) : leur utilisation ou non d'actionneurs (*i.e.*, passif ou actif) et la partie du corps à assister (*i.e.*, membre supérieur ou inférieur, et le segment). Dans cette partie, nous mettrons l'accent sur les différences entre les systèmes passifs et actifs. Cette distinction est marquée par la nature des actionneurs employés pour l'application de la force. Les exosquelettes passifs sont actionnés à partir d'éléments élastiques : lors d'un mouvement ou d'un port de charge, une partie de l'effort est apportée par la restitution d'une énergie potentielle élastique stockée dans ces éléments (voir figure 1.5a). A contrario, les exosquelettes actifs (ou motorisé) bénéficient d'un apport d'énergie *extérieure* au travers d'actionneurs électriques, hydrauliques ou pneumatiques (voir figure 1.5b).

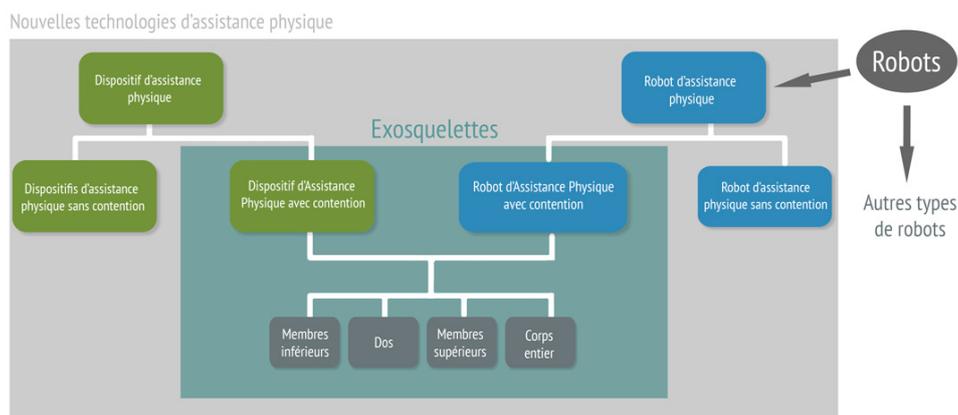


Figure 1.4 – Classification des exosquelettes selon l'INRS [94].

Exosquelettes passifs

Les exosquelettes passifs sont actuellement utilisés dans l'industrie pour la réduction de l'effort physique et la prévention des TMS. Il en existe une multitude de modèles selon leur cas d'utilisation, pour l'assistance du membre supérieur [7, 92], du dos [13, 62, 137], ou même des membres inférieurs [75, 165]. Plusieurs revues font l'objet de leur évaluation.

Parmi les plus notables, Looze et al. [50] mettent en avant une réduction de 10 % à 40 % de l'activité musculaire et une baisse de la fatigue des muscles du dos lors de tâches de soulèvement. De même, McFarland et al. [142] rapportent une diminution de l'activité du muscle deltoïde antérieur lors du port au-dessus des épaules, et en général, une forte interaction entre l'activité musculaire et la hauteur de port. Le type de tâche effectué semble également fortement impacter la réduction de l'activité musculaire. Malgré la réduction de l'effort, aucune différence de temps d'exécution des tâches évaluées n'a cependant été mise en avant. Enfin, bien que les retours subjectifs semblent positifs quant à l'utilisation des exosquelettes passifs, les preuves concernant la réduction de l'inconfort au niveau de l'épaule et du bas du dos ainsi que de l'effort perçu sont globalement limitées. Les tâches au-dessus de la tête font exception à cette conclusion avec des preuves modérées de la réduction de l'inconfort. Dans leur revue, Ashta et al. [8] recensent une augmentation de l'endurance de l'ordre de 30 % à 500 % lors de tâches statiques en portant un exosquelette passif. Cette grande variabilité est expliquée par les natures différentes des tâches évaluées et les modèles d'exosquelette utilisés. Cette augmentation de l'endurance est également accompagnée d'une variation de la productivité avec une modification du temps de réalisation des tâches allant d'une diminution de 50 % à une augmentation de 20%. Bien que les preuves concernant l'efficacité des exosquelettes passifs pointent vers des conclusions variées et parfois contradictoires, Zhu et al. [261] soulignent l'intérêt qu'ils peuvent avoir dans la prévention de TMS dans la pratique de métiers particulièrement à risque. Les travaux actuels souffrent cependant de biais de sélection dans la population étudiée, se concentrant principalement sur des hommes de moins de 40 ans en moyenne. En pratique, Moeller et al. [148] mettent en avant que les différences anatomiques entre les femmes et les hommes pourraient impacter la généralisation de ces résultats. De plus, l'âge moyen du travailleur ayant tendance à augmenter, la population ciblée par les études actuelles ne semble pas représentative de la population pouvant bénéficier de ce type de dispositif.

Les principaux avantages des exosquelettes passifs résident dans leur portabilité et leur facilité d'utilisation. Ils n'ont pas besoin de batterie et sont donc autonomes. Leur prix est également compétitif par rapport à une alternative active. Ils présentent donc un grand potentiel d'adoption dans l'indus-

trie.

Leur principal désavantage résulte directement de leur simplicité de fonctionnement. L'assistance se faisant à partir d'un élément élastique, toute tâche allant en dehors de l'amplitude de mouvement initialement prévue résulte en un coût énergétique et un inconfort supplémentaire pour l'utilisateur. Cette incapacité d'adaptation à des tâches variées rend impossible leur utilisation dans des conditions de travail nécessitant l'exploitation d'une trop grande amplitude de mouvement (*e.g.*, passer d'un soulevé de sol à un port au-dessus de la tête dans le métier de plaquiste). L'absence d'utilisation d'énergie extérieure limite également leur capacité de charge.



(a) Exosquelette de membre supérieur passif fabriqué par Hilti.



(b) Exosquelette de membre supérieur actif [133].

Figure I.5 – Exemples d'exosquelettes passif et actif.

Exosquelettes actifs

Comme spécifié plus haut, la principale différence entre les exosquelettes actifs et passifs est la présence d'actionneurs. Lors de la réalisation d'un mouvement, ces actionneurs permettent d'injecter une énergie supplémentaire de manière adaptative et ciblée. Cette énergie nécessite donc la présence d'un système de stockage ou d'un lien permanent vers une source fixe. Comme pour les versions passives, il existe une multitude de modèles d'exosquelettes motorisés selon la partie du corps à assister.

Les exosquelettes actifs de membre inférieur ont pour principale fonction de reproduire la marche de manière totalement ou partiellement assistée. Parmi les modèles commercialisés on peut par exemple citer l'Atalante [103] de la société Wandercraft et le Twice [236] (voir figures I.6a et I.6b). Ce

type d'exosquelette actif a pour vocation de permettre une marche avec ou sans béquille pour les personnes atteintes de paraplégie. Comparé aux fauteuils roulants traditionnels, ce type de dispositif vise à améliorer l'autonomie dans la vie quotidienne, en particulier pour les déplacements comportant des obstacles tels que des marches ou des escaliers, qui sont difficilement franchissables avec un fauteuil ordinaire.

Dans une revue récente, Rodriguez-Fernandez et al. [179] recensent les bénéfices potentiels des exosquelettes de membre inférieur pour la rééducation et l'utilisation quotidienne. Les auteurs notent que ces dispositifs favorisent une posture debout et permettent à l'utilisateur d'être plus actif sur le plan social, d'avoir une meilleure autonomie et une image de soi plus positive. De plus, la position debout présente des avantages physiologiques, notamment pour la circulation sanguine et la fonction vésicale. D'un point de vue clinique, les exosquelettes de membre inférieur visent également à faciliter la rééducation après un AVC ou une lésion médullaire. Dans leur revue, les auteurs mettent en avant que les études menées auprès de patients post-AVC sont les plus encourageantes quant aux bénéfices potentiels des exosquelettes de membre inférieur pour la rééducation par rapport aux traitements classiques. Dans une étude plus récente auprès de patients atteints de lésion médullaire, Nes et al. [225] concluent que l'utilisation d'exosquelettes de membre inférieur produit une amélioration significative de la qualité de vie globale et de la fonction vésicale. Cependant, dans un essai contrôlé randomisé sur une population similaire, bien qu'ils tirent la même conclusion concernant l'augmentation de la qualité de vie, Hu et al. [86] n'ont pas démontré de différence significative par rapport aux traitements conventionnels.

En plus de la rééducation et de l'amélioration de la vie quotidienne, **les exosquelettes actifs de membre supérieur**, à l'instar des exosquelettes passifs, sont également envisagés pour la prévention des TMS. Ils ont pour fonction d'assister partiellement le mouvement des membres supérieurs, et dans de rares cas de remplacer le mouvement humain [16]. Là encore, une multitude de modèles existent, utilisant des approches variées d'actionneurs, de nombre de degrés de libertés, d'architecture mécanique, et de méthodes de contrôle-commande. Les exosquelettes AnyExo et ABLE4 (voir figures 1.6c et 1.6d) sont deux exemples adoptant des partis pris fondamentalement différents dans l'approche de conception mécanique. Là où l'AnyExo utilise des actionneurs basés sur des réducteurs à onde de déformation peu réversibles, le ABLE4 repose sur des vérins à câble hautement réversibles. Ces variations dans la réversibilité conduisent à l'utilisation de différentes méthodes de contrôle pour ajuster la configuration cinématique de l'exosquelette à un mouvement volontaire de l'utilisateur. De plus, la chaîne cinématique de l'AnyExo permet d'adapter le centre de rotation de son articulation gléno-humérale en fonction de l'état de protraction et d'élévation de l'épaule de l'utilisateur, cela n'est pas



(a) Exosquelette de membre inférieur actif Atalente [103].



(b) Exosquelette de membre inférieur actif Twiice [236].



(c) Exosquelette de membre supérieur actif 7 dof AnyExo [263].



(d) Exosquelette de membre supérieur actif 4 dof ABLE [68].

Figure I.6 – Exemples d'exosquelettes actifs.

possible avec le ABLE4. Là encore, ces différences de conception impactent le confort d'utilisation et la correspondance cinématique entre les mouvements de l'exosquelette et de l'utilisateur.

Concernant leur application dans la prévention des TMS, Zhou et al. [258], à partir d'un modèle musculo-squelettique, concluent que les exosquelettes de membre supérieur actifs ont le potentiel théorique de réduire la charge articulaire de l'épaule ainsi que la sollicitation du deltoïde antérieur. Comparée à celle d'un exosquelette passif équivalent, l'assistance active basée sur les activations musculaires permettrait une meilleure diminution des activités musculaires sur une plus grande amplitude de mouvement. En pratique, dans

leur revue de 2015, Looze et al. [50] répertorient de multiples études pointant vers une réduction de l'activité du dos et du membre supérieur lors de la réalisation de tâches en laboratoire. Ces résultats sont corroborés dans la revue plus récente de Theurel et al. [212], où les auteurs concluent également que les exosquelettes actifs ont le potentiel de limiter les activations musculaires, en laboratoire. De manière contradictoire, dans leur revue, McFarland et al. [142] mettent en avant que les preuves quant à l'efficacité de ces dispositifs pour la réduction de TMS en milieu industriel sont insuffisantes. Les auteurs soulignent que ces résultats sont à mettre en perspective avec le peu de solutions d'exosquelettes actifs actuellement abouties et commercialisées, contrastant avec les solutions passives. Il semblerait donc que des développements supplémentaires soient nécessaires pour obtenir une évaluation plus complète des dispositifs actifs en milieu industriel pour la prévention de TMS.

Ces dispositifs sont également envisagés pour aider au mouvement dans la réalisation des tâches de la vie quotidienne. Dans ce contexte, dans un essai randomisé contrôlé, Longatelli et al. [129] ont évalué des solutions d'assistance semi-active (*i.e.*, avec au moins un degré de liberté actif) pour l'amélioration de la qualité de vie chez 36 patients atteints de dystrophie musculaire. Dans cet essai, la majorité des patients ont rapporté une amélioration des fonctions de leur membre supérieur pendant la réalisation de tâches quotidiennes telles que manger et boire. Une réduction de la fatigue musculaire et une augmentation de l'endurance sont également rapportées. Les auteurs soulignent cependant que le contrôle des degrés de libertés actifs n'est pas encore assez intuitif et nécessite des développements supplémentaires. Essers et al. [56] ont publié une revue antérieure à cette étude, regroupant des études avec un nombre de participants moins important mais parvenant à des conclusions similaires. L'utilisation d'exosquelettes actifs permet d'augmenter l'amplitude du mouvement chez des patients atteints de dystrophie, tout en réduisant l'activité musculaire nécessaire à sa réalisation. Le développement de méthodes de contrôle pour ce cas d'utilisation semble donc prometteur étant donné les résultats positifs déjà existants, et la potentielle marge d'amélioration.

Enfin, les exosquelettes de membre supérieur actifs sont envisagés pour la rééducation. Zhang et al. [251] comparent, dans leur méta-analyse de 2017, l'efficacité des thérapies de rééducation avec des robots pour améliorer la récupération motrice des patients post-AVC par rapport au traitement conventionnel. En se basant sur de multiples essais contrôlés randomisés, les auteurs suggèrent que la récupération motrice dans les groupes utilisant une thérapie avec robot est supérieure par rapport aux groupes en thérapie conventionnelle. En 2023, une méta-analyse menée par Huo et al. [90] aboutit à des conclusions similaires. Selon les chercheurs, l'utilisation d'un robot contrôlé via les électromyogrammes pour la thérapie des patients post-AVC a un im-

positif sur leurs fonctions motrices et leur vie quotidienne, dépassant les effets des thérapies conventionnelles. Plus précisément, l'index de Barthel modifié (*i.e.*, qualité de vie), et les échelles cliniques d'Ashworth (*i.e.*, le tonus musculaire) et de Fugl-Meyer [64] pour le membre supérieur (*i.e.*, la déficience sensorimotrice) présentaient tous une évolution favorable. L'effet de la thérapie semble en revanche être impacté par le type de dispositif utilisé. Par exemple, Rodgers et al. [177], dans leur essai contrôlé randomisé multicentrique portant sur le robot MIT-Manus, montrent que la thérapie assistée par robotique ne permettait pas d'obtenir de meilleurs résultats que la thérapie conventionnelle. Néanmoins, les résultats concordants des deux méta-analyses réalisées à 6 ans d'écart [90, 251] suggèrent que l'utilisation d'exosquelette de membre supérieur actif (et en particulier contrôlé via les électromyogrammes [90]) dans le cadre de protocoles de rééducation est efficace pour les patients post-AVC. Les résultats quant à la rééducation pour les patients atteints de lésion médullaire sont moins clairs. Dans leur revue, Ho et al. [84] ne discernent pas de preuve d'une amélioration significative de force musculaire ou de préhension, de fonctionnalité ou d'amplitude de mouvement. Bien qu'associer les thérapies robotiques avec une thérapie conventionnelle permette d'obtenir de meilleurs résultats qu'avec la robotique seule, les auteurs soulignent que des études supplémentaires, notamment en aveugle, sont nécessaires.

Les principaux avantages des exosquelettes actifs résident dans leur versatilité, et leur capacité de charge. Chaque degré de liberté peut être contrôlé de manière adaptée tout au long du mouvement. Contrairement aux exosquelettes passifs, il n'est donc pas nécessaire de "lutter" contre l'exosquelette lors de mouvements contraires à ceux assistés (*e.g.*, réaliser une extension lors d'un port de charge). De plus, les actionneurs peuvent être dimensionnés de manière à exercer des efforts allant d'une assistance partielle à une augmentation des capacités humaines.

Les principaux défauts des exosquelettes actifs découlent directement des avantages qu'ils procurent. La nécessité d'une source d'énergie limite énormément soit leur autonomie dans le cas d'une batterie, soit leur potentiel d'utilisation dans de grands espaces dans le cas d'un câble de puissance. La présence des actionneurs, des éléments structuraux et du contrôleur alourdissent le système et le rendent plus fragile aux chocs. De plus, la source d'énergie, le poids, et la puissance éventuelle des actionneurs exposent l'utilisateur à des risques électriques, de choc et d'écrasement. Dans un environnement déjà dangereux dans le cas d'une utilisation en milieu industriel, ou sur des patients déjà fragiles dans un milieu clinique, ces risques supplémentaires ajoutent des contraintes de sécurité limitant de manière inhérente leur

potentiel. Enfin, les exosquelettes actifs sont extrêmement coûteux, limitant leur potentiel de déploiement à grande échelle.

Pour résumer, les exosquelettes passifs ont su trouver leur place dans l'industrie du fait de leur faible coût et leur portabilité. Leur usage reste néanmoins limité à certaines tâches ne nécessitant pas une grande amplitude de mouvement.

Concernant les exosquelettes actifs, même si les études produisent encore des résultats incertains quant à l'avantage des exosquelettes de membre inférieur dans un contexte de rééducation (notamment pour les lésions médullaires), leur utilité pour améliorer la qualité de vie semble justifier le maintien de leur développement [179]. Les exosquelettes de membre supérieur quant à eux ont un potentiel pour la prévention des TMS dans l'industrie, en rééducation post-AVC et pour l'amélioration de la qualité de vie chez les patients atteints de dystrophie musculaire. Il est donc crucial de continuer le développement de méthodes de contrôle pour optimiser leur utilisation [45].

I.2 Anatomie du membre supérieur

Bien que ce chapitre ne s'y restreigne pas strictement, les travaux de cette thèse portent exclusivement sur le membre supérieur et en particulier sur l'épaule et le coude. Cette partie vise donc à décrire l'anatomie de ce membre afin de fixer les termes qui seront employés pendant le reste de la lecture. Les informations qui y sont présentes sont tirées des livres de Andrew Biel [20,21].

2.a Structure

Le membre supérieur est constitué de trois segments : la main, l'avant-bras et le bras. La main est constituée des métacarpes pour la paume, et des phalanges pour les doigts. Les os de l'avant-bras sont le radius et l'ulna et l'os du bras est l'humérus. La structure est représentée sur la figure I.7.

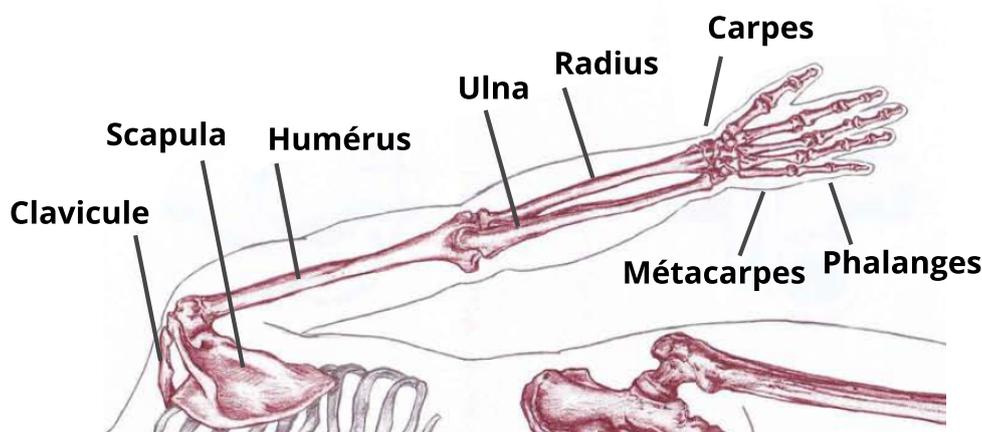


Figure I.7 – Os du membre supérieur [22]. Vue postérieure.

2.b Cinématique

L'articulation du poignet assure la jonction entre l'avant-bras et la main. Cette articulation est composée des os du carpe, connectant le radius et l'ulna avec les métacarpes. Le poignet est capable de rotation avec trois degrés de liberté (DoF), appelés pronation/supination, déviation ulnaire/radiale, et flexion/extension. L'articulation entre l'avant-bras et le bras est le coude, il possède un seul degré de liberté en de flexion/extension, assuré par le mouvement relatif de l'ulna et du radius par rapport à l'humérus. L'articulation gléno-humérale relie le bras avec la ceinture scapulaire au niveau de l'épaule. Par abus de langage, on désignera d'ailleurs par "épaule" l'articulation gléno-humérale dans ce manuscrit. Elle bénéficie également de trois DoF en rotation dont le centre peut translater grâce à la dépression/élévation et la rétraction/protraction de la scapula. La flexion/extension de l'épaule correspond à

2. ANATOMIE DU MEMBRE SUPÉRIEUR

son mouvement dans le plan sagittal (plan de symétrie de l'humain), l'adduction/abduction au mouvement dans le plan frontal, et l'adduction/abduction horizontales au mouvement dans le plan horizontal. Les rotations internes et externes correspondent à la rotation de l'humérus dans le plan transversal. Les mouvements du coude et de l'épaule sont représentés sur la figure I.8.

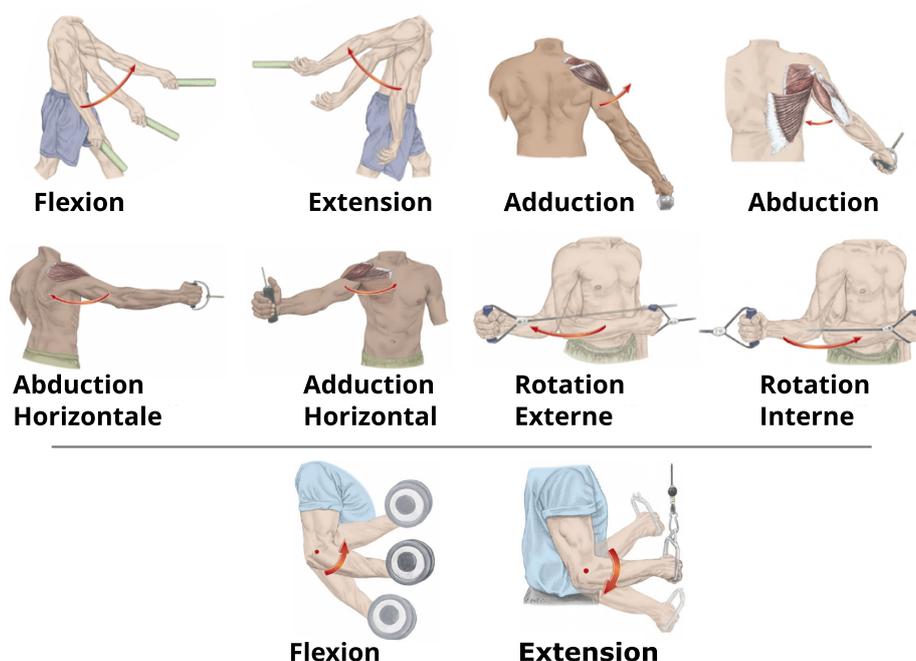


Figure I.8 – **Mouvements du membre supérieur [21]**. En haut l'articulation gléno-humérale, en bas le coude.

2.c Actionnement

Des actionneurs sont nécessaires pour réaliser ces mouvements. En l'occurrence, ce sont les muscles, dont le fonctionnement est décrit section I.3.b. Seuls les muscles dont l'activité est mesurable avec de l'électromyographie de surface sont décrits dans cette partie, car ils sont également ceux les plus impliqués dans le mouvement. Leur répartition sur le membre supérieur et le tronc est représentée sur la figure I.9.

La flexion du coude est assurée par les faisceaux court et long du biceps, ainsi que par le brachio-radial et le brachial. L'extension quant à elle sollicite les trois faisceaux du triceps : long, latéral, et médian (voir table I.1 pour un résumé).

La flexion de l'épaule implique l'activation du muscle deltoïde antérieur, et les faisceaux claviculaire et sterno-costal du pectoral majeur. Le biceps long y contribue également. L'extension est assurée par le deltoïde postérieur ainsi

CHAPITRE I. CADRE THÉORIQUE

que par le grand dorsal, le muscle infra-épineux et le triceps long. L'abduction est majoritairement actionnée par les deltoïdes alors que l'adduction utilise le pectoral majeur, le grand dorsal et l'infra-épineux. En horizontal, l'abduction n'utilise plus que le faisceau postérieur du deltoïde ainsi que l'infra-épineux, l'adduction nécessite alors le faisceau antérieur du deltoïde et le faisceau claviculaire du pectoral majeur. Enfin, la rotation interne est assurée par le faisceau antérieur du deltoïde, le pectoral majeur et le grand dorsal, alors que la rotation externe est actionnée par le deltoïde postérieur et l'infra-épineux (voir table I.2 pour un résumé).

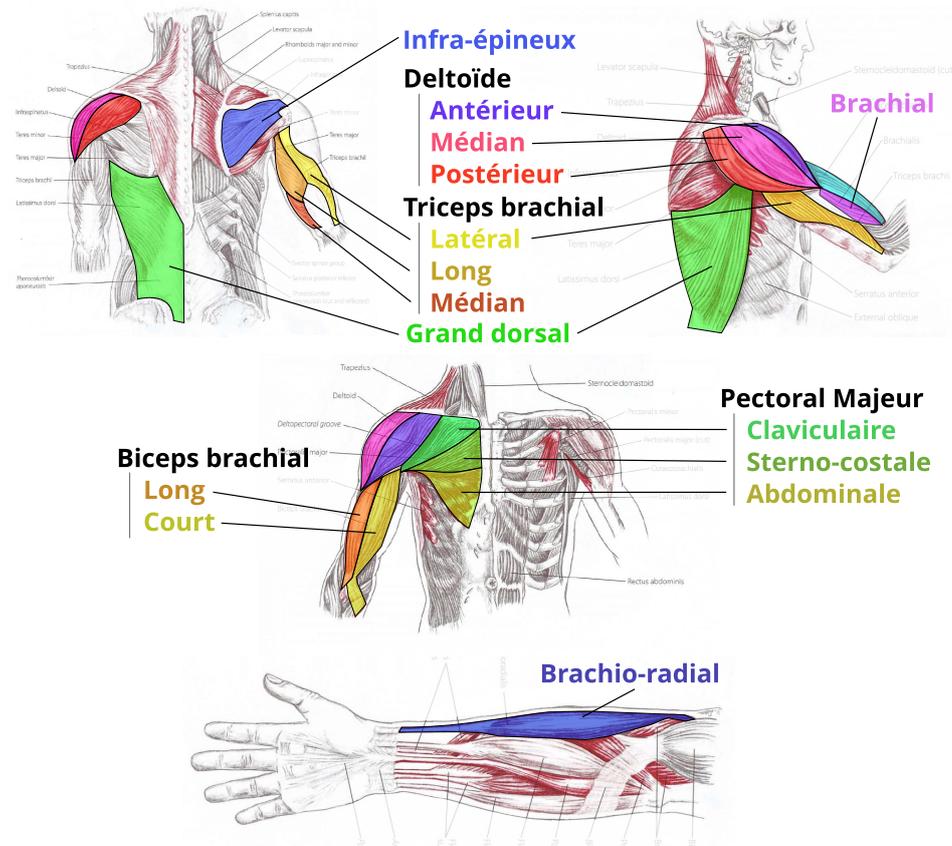


Figure I.9 – Muscles du membre supérieur [22].

Table I.1 – Contribution des muscles au mouvement du coude.

	Biceps		Autre		Triceps	
	Long	Court	Brachioradial	Brachial	Long	Latéral Médian
Flexion						
Extension						

Table I.2 – Contribution des muscles au mouvement de l'épaule.

	Deltotoïdes		Pectoral majeur		Dos		Biceps Long	Triceps Long
	Post. Méd.	Anté.	Clav. Stern.	Abdo.	G-Dors.	Infra.		
Flexion								
Extension								
Abduction								
Adduction								
Abd. Horiz.								
Add. Horiz.								
Rot. Ext.								
Rot. Int.								

I.3 Origines du mouvement humain

La production du mouvement humain est un processus complexe qu'il est difficile de détailler de manière exhaustive dans ce manuscrit. Elle peut cependant être décomposée en deux parties : neurale et biomécanique. Dans cette partie, nous allons décrire le rôle de ces deux composantes dans la production du mouvement humain volontaire, puis nous mettrons en avant l'impact de la gravité dans ce processus.

3.a Composante neurale

Le système sensorimoteur est au centre de la partie neurale dans la production du mouvement. Il a pour fonction d'allier les retours sensoriels avec le contrôle moteur pour réaliser le mouvement volontaire. Ces deux fonctions se traduisent par deux voies de communication : descendante et ascendante (voir figure I.10).

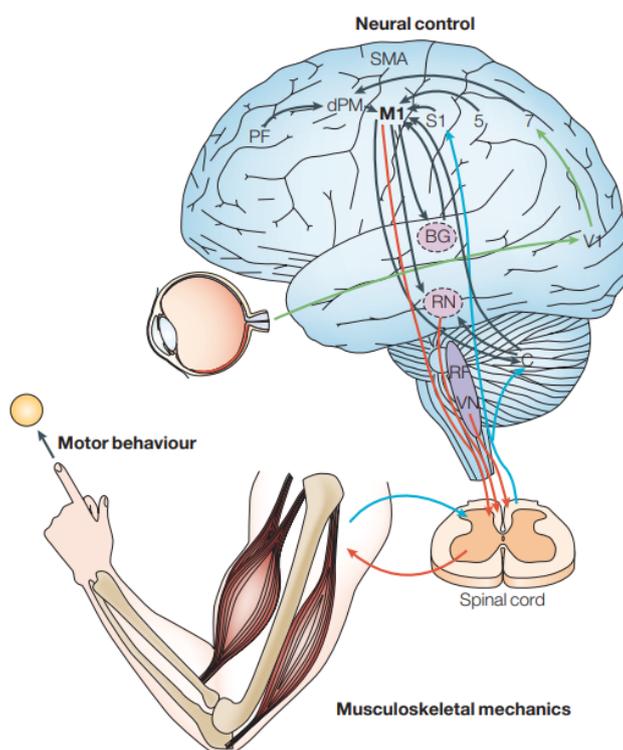


Figure I.10 – **Les différents composants du système sensorimoteur.** Extrait de Scott et al. [191]. Sur cette figure sont détaillés les différents éléments du système sensorimoteur aboutissant à un mouvement volontaire : cortex moteur (M1), aires somatosensorielle (S1) et pariétale (Aire 5 de Brodmann), ganglion de la base (BG), cervelet (C), formation réticulaire (RN) et le noyau vestibulaire (VN). Les voies descendantes sont représentées en rouge, et les voies ascendantes en bleu clair.

3. ORIGINES DU MOUVEMENT HUMAIN

La voie descendante (ou motrice) transmet les informations motrices du cortex moteur vers les muscles. Elle passe par les différentes parties du système sensorimoteur : le cortex moteur, les ganglions de la base, le cervelet, le tronc cérébral, la moelle épinière et enfin les motoneurones. Chaque élément de cette chaîne apporte une contribution au mouvement final produit [191], et intervient de manière parallèle ou séquentielle dans la génération de la commande neurale. Le cortex moteur planifie le mouvement à partir d'informations provenant d'autres zones du cortex cérébral, notamment somatosensorielle et pariétale. Les ganglions de la base modulent alors la vigueur de ce mouvement [53] et le cervelet sa coordination. Le tronc cérébral intègre ensuite le contrôle postural et module les patterns oscillatoires s'il y a besoin de locomotion [191]. Pour finir, la moelle épinière rassemble les signaux moteurs provenant de ces processus, et les interneurones qui y sont présents les ajustent en fonction des signaux sensoriels ascendants. Elle abrite également les motoneurones, dont les axones sont directement connectés aux fibres musculaires et dont l'activation produit leur contraction.

La voie ascendante (ou sensorielle) fait remonter les informations sensorielles afin de réguler le mouvement. Elle inclut la vision provenant des yeux et traitée par le cortex pariétal. Le cortex somatosensoriel traite les informations tactiles et les sensations internes du système musculaire fournies par les mécanorécepteurs pour la proprioception. Parmi eux, les fuseaux musculaires sont directement situés sur la fibre musculaire pour mesurer son étirement. Les organes de Golgi, situés à la jonction entre la fibre musculaire et le tendon, mesurent la tension du muscle pour obtenir la force exercée par celui-ci. Enfin, l'orientation de la tête et plus généralement la direction de la gravité sont déterminées par le système vestibulaire. Les informations sensorielles transmises par la voie ascendante sont utilisées pour déterminer l'état actuel du corps en termes d'orientation et de dynamique [202, 206].

En pratique, ces deux voies agissent de concert pour produire et réguler le mouvement volontaire. Après la planification et lors de sa réalisation, la voie ascendante permet de produire un feedback. De manière analogue aux contrôleurs en boucle fermée, le système sensorimoteur agit comme un correcteur feedforward-feedback en régulant sa sortie (*i.e.*, les activations musculaires) en fonction de son objectif (*i.e.*, la planification motrice) et de l'erreur observée (*i.e.*, les retours visuels et somatosensoriels) [102, 194].

3.b Composante biomécanique

Une fois la commande neurale arrivée à la fibre musculaire par le biais des motoneurones, la fibre musculaire se contracte. L'ensemble des éléments qui composent le système musculo-squelettique permettent alors la réalisation mécanique du mouvement.

Pour produire le mouvement, ce sont les muscles qui, d'abord, appliquent une force au squelette. Cette force peut être modélisée en fonction de l'activation imposée par les motoneurones. C'est le modèle de Hill [83] qui est classiquement accepté et utilisé pour décrire le comportement de la fibre musculaire lors de cette contraction [250]. La contribution tendineuse est ensuite adjointe à l'aide d'une modélisation rhéologique de l'unité musculo-tendineuse [23, 146, 250].

Dans la modélisation de Hill, le comportement de la fibre musculaire est décrit par l'action parallèle d'un élément élastique passif, et d'un élément contractile (voir figure I.11a). La tension exercée par l'élément élastique passif est alors appelée $\mathbf{f}^{PE}(\tilde{l}^M)$, où \tilde{l}^M est la longueur de la fibre musculaire normalisée par sa longueur à vide, qui correspond à la longueur pour laquelle l'élément élastique du muscle est détendu (*i.e.*, $\mathbf{f}^{PE}(\tilde{l}^M) = 0$ si $\tilde{l}^M < 1$). Cet élément a un comportement élastique quasiment linéaire, avec une partie légèrement non-linéaire près de la longueur à vide (voir figure I.11c). La tension exercée par l'élément contractile est modélisée par la formule suivante :

$$\mathbf{f}^C(a, \tilde{l}^M, \tilde{v}^M) = a\mathbf{f}^L(\tilde{l}^M)\mathbf{f}^V(\tilde{v}^M) \quad (I.1)$$

avec a l'activation musculaire produite par les motoneurones. \mathbf{f}^L est la relation modulant la tension de l'élément contractile en fonction de la longueur de la fibre musculaire (appelé relation force-longueur, voir figure I.11c), et \mathbf{f}^V la relation modulant la tension de l'élément contractile en fonction de la vitesse de contraction/extension de la fibre musculaire \tilde{v}^M (appelé relation force-vitesse, voir figure I.11d). Les éléments contractile et élastique étant en parallèle, la tension totale exercée par la fibre musculaire devient donc :

$$\mathbf{f}^M(a, \tilde{l}^M, \tilde{v}^M) = f_0^M \left(a\mathbf{f}^L(\tilde{l}^M)\mathbf{f}^V(\tilde{v}^M) + \mathbf{f}^{PE}(\tilde{l}^M) \right) \cos \alpha \quad (I.2)$$

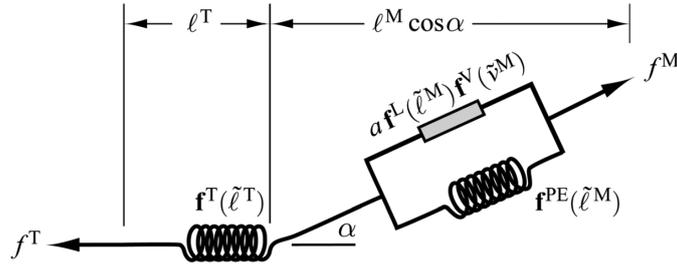
avec f_0^M un coefficient décrivant la force isométrique maximale du muscle. Dans le modèle rhéologique, l'angle de pennation α , correspondant à l'angle entre l'axe de la fibre et l'axe de l'unité musculo-tendineuse, est intégré en multipliant par $\cos \alpha$ la tension de la fibre (voir figure I.11a).

Le tendon est modélisé de la même manière que l'élément passif de la fibre musculaire, par un élément élastique. Sa tension est donc donnée par la relation :

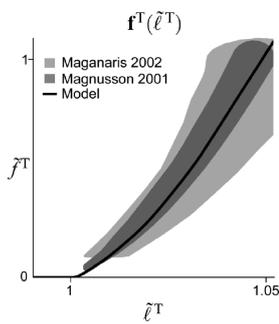
$$\mathbf{f}^T = f_0^M \mathbf{f}^T(\tilde{l}^T) \quad (I.3)$$

avec \tilde{l}^T sa longueur normalisée, et $\mathbf{f}^T(\tilde{l}^T)$ la relation force-longueur du tendon (voir figure I.11b).

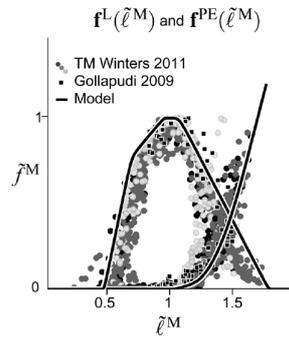
Il faut que le tendon et la fibre musculaire soient à l'équilibre afin de procéder au calcul de la force finale exercée par le muscle. En effet, cette modélisation rhéologique, impose que la tension soit constante le long de l'unité



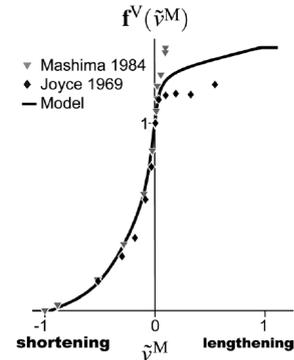
(a) Modèle rhéologique de l'unité musculo-tendineuse.



(b) Relation force-longueur du tendon.



(c) Relation force-longueur de l'élément contractile et de l'élément élastique.



(d) Relation force-vitesse de l'élément contractile.

Figure 1.11 – **Modélisation d'une unité musculo-tendineuse reposant sur le modèle de Hill pour la fibre musculaire.** Extraite de [146].

musculo-tendineuse. Il en découle donc la relation suivante :

$$\mathbf{f}^T(\tilde{l}^T) = \mathbf{f}^M(a, \tilde{l}^M, \tilde{v}^M) \quad (1.4)$$

En pratique, pour calculer la force finale exercée par le muscle il est donc nécessaire de résoudre cette équation pour retrouver les valeurs de \tilde{l}^T , \tilde{l}^M et \tilde{v}^M . Une fois ces valeurs déterminées, la force est alors obtenue en utilisant les équations 1.2 ou 1.3. Il est à noter que l'ensemble des relations présentées ci-dessus reposent sur des paramètres physiologiques propres à chaque individu. Même si elles fournissent une description conceptuelle précise du fonctionnement mécanique du muscle, leur utilisation en pratique requiert donc un processus extensif d'optimisation de ces paramètres. Enfin, selon Millard et al. [146], il existe différentes approches dans la modélisation. Par exemple, l'ajout d'un élément visqueux dans la fibre musculaire peut améliorer la convergence dans la résolution de l'équilibre. Par ailleurs, rendre le tendon rigide simplifie les équations mais diminue la précision du modèle.

La force produite par les muscles est ensuite transmise au squelette via les insertions tendineuses. Le squelette a alors pour rôle de transformer cette force en un mouvement. Dans la plupart des cas, le mouvement final correspond à la rotation d'une ou plusieurs articulations, la force produite par le muscle est donc transformée en couple de rotation. Dans le cas d'une articulation J et d'un muscle M , cette transformation se produit à travers le bras de levier $r_{M \rightarrow J}$:

$$\tau_J^M = r_{M \rightarrow J} \mathbf{f}^M \quad (1.5)$$

avec τ_J^M la contribution du muscle M au couple de l'articulation J . Dans un cas simple (voir figure 1.12a), le bras de levier correspond à la distance minimale entre la ligne d'action du muscle et l'articulation. Ainsi, pour certains muscles fléchisseurs du coude, sa valeur peut se calculer relativement facilement en connaissant les positions relatives des insertions tendineuses et en appliquant un modèle géométrique. Plus généralement, les chemins musculaires ne sont pas rectilignes et suivent la géométrie du squelette tout en étant contraints par des gaines tendineuses [48] (voir figure 1.12b). Leur calcul nécessite donc de recourir à une modélisation multiphysique du système musculosquelettique décrivant avec précision le chemin musculaire [4, 67, 198]. Dans les cas simples comme complexes, le chemin musculaire change en fonction de la position angulaire de l'articulation [208], ce qui entraîne une variation du bras de levier [154].

Les articulations sont généralement actionnées par plusieurs muscles ayant des rôles antagonistes ou synergiques (e.g., les biceps et les triceps pour le coude). La valeur totale du couple articulaire résulte donc de l'ensemble des contractions musculaires des muscles ayant un bras de levier non nul avec l'articulation :

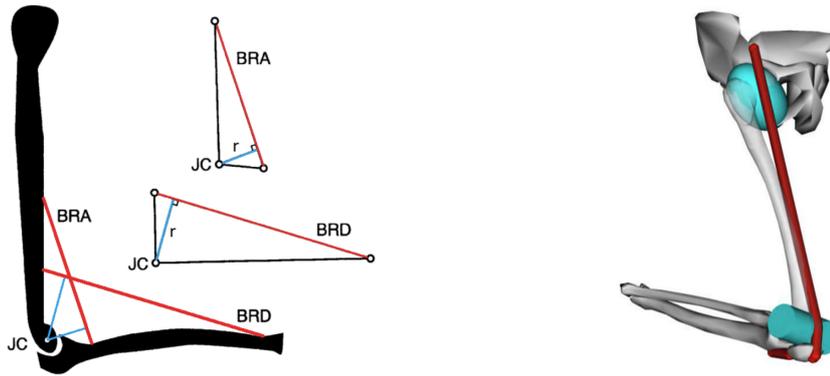
$$\tau_J = \sum_M r_{M \rightarrow J} \mathbf{f}^M \quad (1.6)$$

où m correspond à l'un des muscles. Nous appellerons τ_h le vecteur contenant l'ensemble des couples articulaires d'origine musculaire.

Le corps humain est un système polyarticulé. Au même titre qu'un robot industriel, il comprend plusieurs chaînes cinématiques fermées ou ouvertes. Pour les chaînes ouvertes (i.e., les membres supérieurs) le mouvement humain peut donc être décrit en utilisant les équations classiques de la dynamique des systèmes polyarticulés [27, 221] :

$$\boldsymbol{\tau}_h = \mathbf{M}_h(\mathbf{q}_h) \ddot{\mathbf{q}}_h + \mathbf{c}(\mathbf{q}_h, \dot{\mathbf{q}}_h) + \mathbf{g}_h(\mathbf{q}_h) + \boldsymbol{\tau}_i \quad (1.7)$$

où \mathbf{M}_h est la matrice de masse décrivant l'inertie des segments, $\boldsymbol{\tau}_h$ correspond aux couples articulaires produits par les muscles, $\boldsymbol{\tau}_i$ aux couples résultant de l'interaction avec l'environnement, $\mathbf{c}(\mathbf{q}_h, \dot{\mathbf{q}}_h)$ est le terme des forces inertielles (de Coriolis et centrifuge), et $\mathbf{g}_h(\mathbf{q}_h)$ est la contribution de la gravité.



(a) Cas simple du calcul du bras de levier pour le brachial ou le brachioradial : il est égal à la distance entre l'articulation et la ligne d'action du muscle.

(b) Cas du triceps long, le chemin musculaire s'enroule autour du coude, rendant le calcul du bras de levier complexe.

Figure 1.12 – **Un cas simple et un cas complexe pour le calcul de bras de levier.** Extrait de [198].

Cette équation est écrite dans un système de coordonnées généralisées, où \ddot{q}_h , \dot{q}_h , et q_h décrivent respectivement les vecteurs d'accélération, de vitesse et de position angulaire des différentes articulations. À noter que cette équation peut se réécrire de plusieurs façons en fonction de la convention de signe suivie. En pratique, dans le cas du membre supérieur et pour une interaction s'effectuant au niveau de la main, on peut écrire τ_i en fonction de l'interaction mesurée par un capteur de force donnant \mathbf{F}_i^{FT} et τ_i^{FT} :

$$\tau_i = \mathbf{J}^T \mathbf{F}_i^{FT} + \tau_i^{FT} \quad (1.8)$$

avec \mathbf{J} la matrice jacobienne du membre.

Il est nécessaire de préciser que bien que cette version de l'équation 1.7 ne l'intègre pas, il est possible d'ajouter un terme dissipatif pour prendre en compte les frottements internes aux articulations. En pratique, ce terme étant difficile à identifier sur un humain conscient, et faible relativement aux autres forces en présence, il est négligé dans la suite de ce manuscrit.

Pour résumer (voir figure 1.13), une commande neurale produite par le système sensorimoteur et intégrant les retours visuels et somatosensoriels est acheminée vers les motoneurones pour produire une activation musculaire. Cette activation entraîne une contraction du muscle, produisant une force sur le système squelettique. Cette force est convertie en un couple articulaire par le biais du bras de levier formé entre le muscle et l'articulation. Le corps, en fonction de son inertie, sa masse et l'interaction qu'il a avec son environnement se met alors en mouvement.

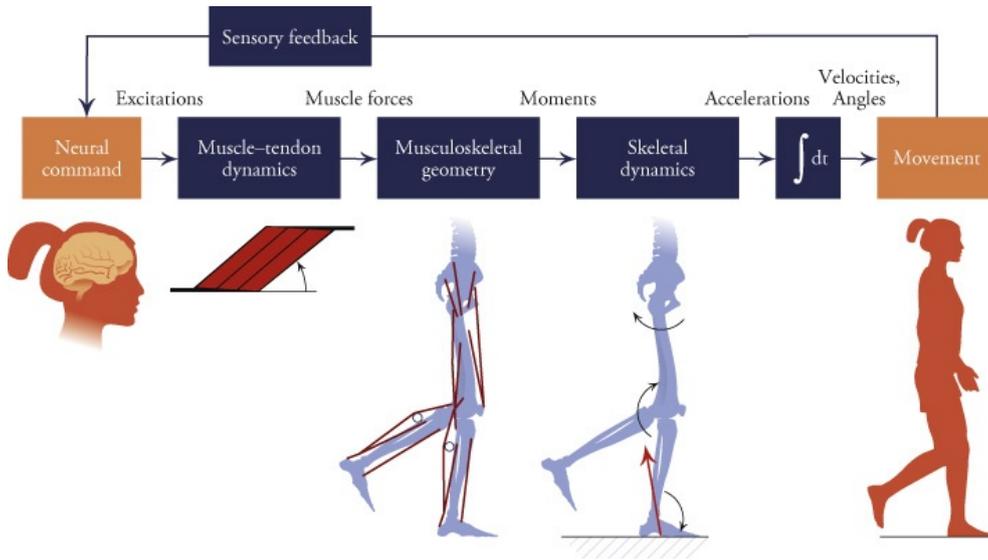


Figure 1.13 – Résumé graphique de la production du mouvement [221].

3.c Rôle de la gravité dans le mouvement

La gravité joue parfois un rôle prépondérant dans la réalisation du mouvement. D'un point de vue biomécanique, si l'on prend l'exemple d'un mouvement du coude dans le plan sagittal et sans interaction, l'équation de la dynamique peut se simplifier ainsi :

$$m_c l^2 \ddot{q}_c = \tau_h^c - m_c g l \cos q_c \quad (1.9)$$

avec m_c la masse équivalente du segment {avant-bras + main} et l la distance de son centre d'inertie par rapport au coude. τ_h^c correspond au couple musculaire au niveau du coude, et q_c à sa position angulaire ($q_c = 0^\circ$ en extension complète, et q_c augmente lors de la flexion). Pour réaliser une flexion, on cherche à obtenir une accélération angulaire positive, les muscles du coude doivent donc produire un couple respectant la condition :

$$\tau_h^c > m_c g l \cos q_c \quad (1.10)$$

La valeur q_c étant comprise entre 0° et 180° , τ_h^c doit être strictement positif. En revanche, pour réaliser une extension, la même équation donne la condition inverse, $\tau_h^c < m_c g l \cos q_c$. D'un point de vue biomécanique, dans ce cas simplifié, il n'est donc pas nécessaire de contracter ses muscles pour réaliser un mouvement d'extension. On peut distinguer plusieurs phases :

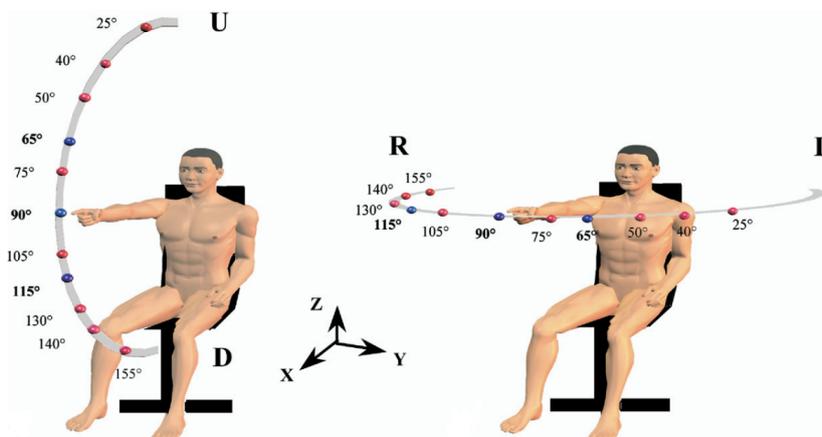
$$\begin{cases} \tau_h^c = 0 & \text{Extension passive} \\ \tau_h^c < 0 & \text{Extension accélérée} \\ 0 < \tau_h^c < m_c g l \cos q_c & \text{Extension ralentie} \\ \tau_h^c > m_c g l \cos q_c & \text{Inversion du mouvement} \end{cases} \quad (1.11)$$

3. ORIGINES DU MOUVEMENT HUMAIN

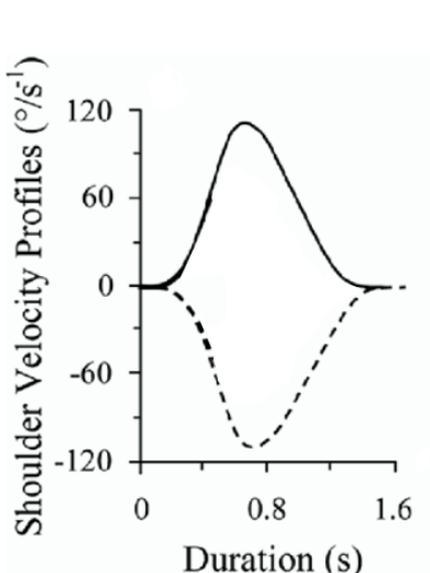
La réalisation d'un mouvement d'extension peut passer par une ou plusieurs de ces phases pour s'initier et s'arrêter, nécessitant la contraction ou non des muscles extenseurs. Il est possible par exemple de débiter par une extension passive, puis de stopper le mouvement grâce à une décélération de l'extension. Dans ce cas, aucune contraction des extenseurs n'est nécessaire. A contrario, dans le cas de la flexion, une contraction des fléchisseurs est obligatoire pour réaliser le mouvement. En somme, le comportement perçu de l'avant-bras dans un champ de pesanteur est asymétrique en fonction de la direction du mouvement.

Cette approche biomécanique de l'asymétrie du mouvement possède son équivalent en contrôle moteur. Le cerveau est capable d'intégrer des modèles internes de la dynamique pour optimiser ses interactions avec son environnement [192, 196]. Les mouvements impactés par la gravité sont donc traités différemment des mouvements non impactés. Une étude menée par Gentili et al. [72] met en évidence ce phénomène. Les auteurs ont démontré l'existence d'une différence temporelle dans la position des pics de vitesse angulaire en faisant réaliser à des participants des tâches de pointage horizontales et verticales (voir figure I.14). Dans le cas horizontal, les pics de vitesse se situent à la moitié du mouvement, quel que soit son sens (vers la droite ou vers la gauche). Dans le cas vertical, les pics de vitesse se retrouvent décalés temporellement, avec une variation en fonction du sens (vers le haut ou vers le bas), ils sont asymétriques. Cette asymétrie directionnelle dans le cas vertical avait déjà été mise en évidence par Papaxanthis et al. [158] avec cependant une plus grande différence en fonction du sens du mouvement. Dans leur étude, Crevecoeur et al. [46] montrent que cette différence de mouvement peut être interprétée comme une adaptation à la gravité pour l'intégrer de manière optimale dans le mouvement. En effet, lors d'un vol parabolique fournissant des conditions de gravité normale et d'hypergravité, les auteurs ont observé que les mouvements réalisés pendant une tâche de pointage étaient cohérents avec ceux prédits par un modèle de contrôle optimal intégrant l'amplitude de la gravité et minimisant un coût. D'autres études appuient également la prise en compte de la gravité par le système sensorimoteur dans la planification du mouvement, dans le but d'en optimiser le coût [18, 70, 71].

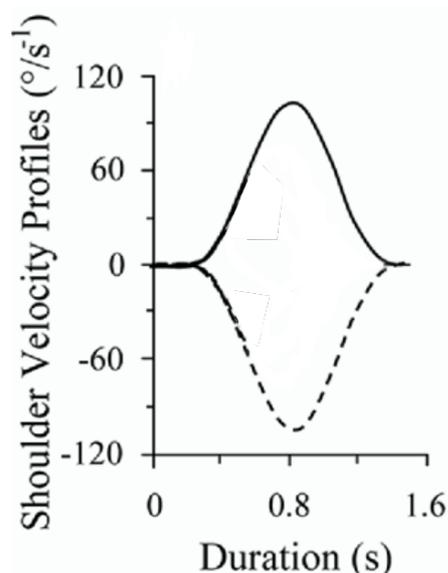
En pratique, dans le cas de l'avant-bras par exemple, pour réaliser un mouvement vers le bas, l'humain commence par désactiver ses muscles fléchisseurs. L'avant-bras entame alors son mouvement et, au pic de vitesse, l'humain réactive ses fléchisseurs pour le freiner et se stabiliser à la position cible (voir figure I.15a). Ce mécanisme d'inactivation, mis en avant par Berret et al. [18], se retrouve dans plusieurs études [70, 166]. Plus récemment, à l'aide d'un exosquelette de membre supérieur, Verdel et al. [227] ont démontré que



(a) Setup expérimental. Les participants effectuent des tâches de pointage horizontales et verticales.



(b) Profil de vitesse pour la tâche verticale. (Trait plein : vers le haut, trait pointillés : vers le bas)



(c) Profil de vitesse pour la tâche horizontale. (Trait plein : vers la gauche, trait pointillés : vers la droite)

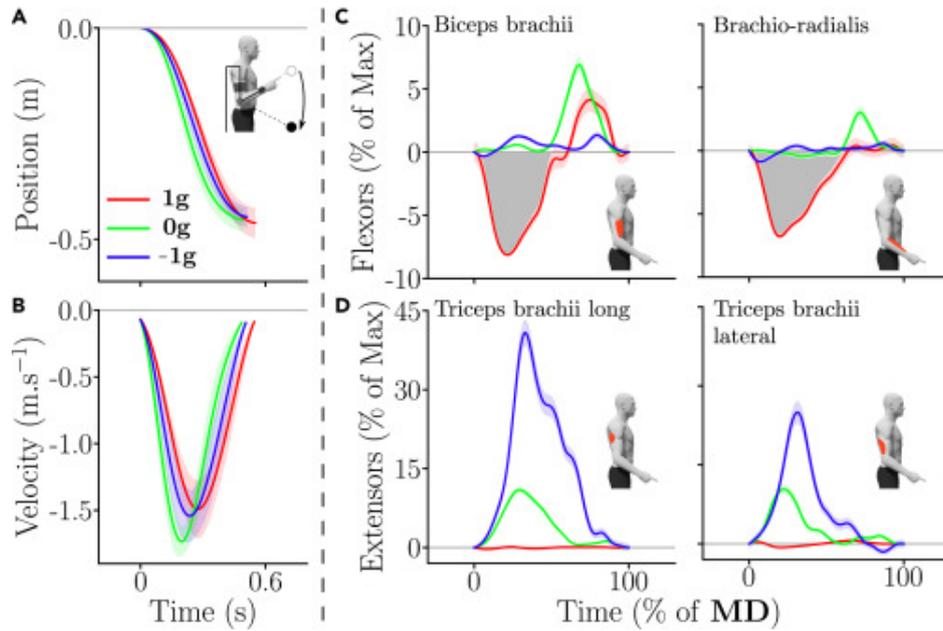
Figure 1.14 – **Mise en évidence des différences de profils de vitesses entre mouvements horizontaux et verticaux.** Figure adaptée de [72]. Lors de la réalisation de la tâche de pointage horizontale, le pic de vitesse advient à la moitié du mouvement. Dans le cas vertical, il est légèrement décalé temporellement.

le mouvement vertical peut s'adapter à la gravité en expérimentant à la fois son effet sous une gravité normale et sous une gravité inversée. Dans ce type de champ gravitaire, c'est l'inactivation des extenseurs qui déclenche le mouvement, qui est alors ralenti par leur activation. Les rôles des fléchisseurs et

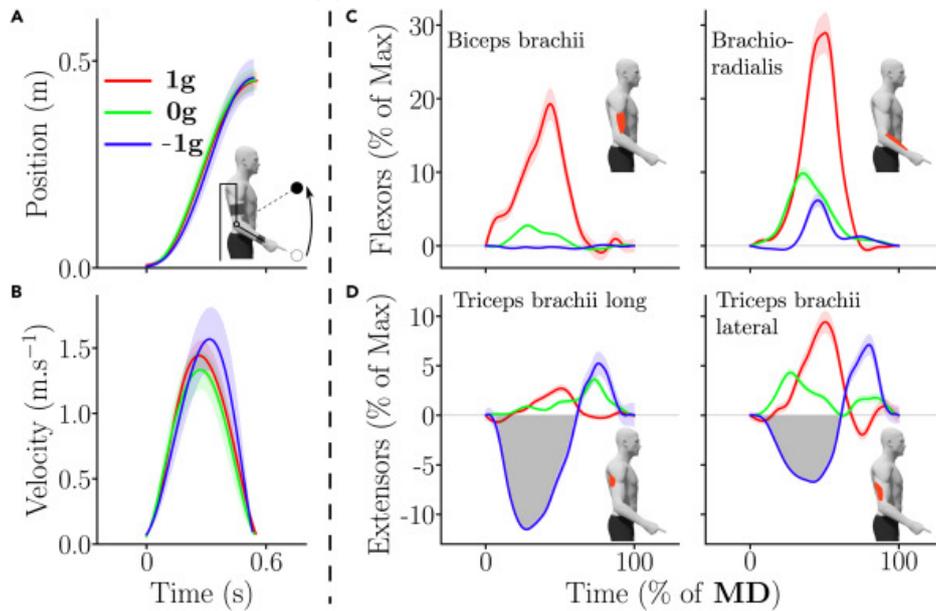
3. ORIGINES DU MOUVEMENT HUMAIN

extenseurs sont donc inversés lorsque la gravité est inversée : leur contrôle est adapté afin d'optimiser le coût du mouvement face à des conditions gravitaires modifiées.

Pour résumer, étant donné son effet omniprésent sur l'ensemble de nos mouvements, la gravité contribue à leur planification et leur réalisation. Que ce soit d'un point de vue biomécanique ou neuronal, son intégration implique des asymétries dans les mouvements verticaux qu'il semble crucial de prendre en compte pour pouvoir produire une interaction intuitive.



(a) Mouvement d'extension.



(b) Mouvement de flexion.

Figure I.15 – **Adaptation du mouvement au champ gravitaire.** [227] Après inversion du champ gravitaire, les patterns d'activation des fléchisseurs et des extenseurs s'inversent. On retrouve également dans cette figure les asymétries directionnelles des pics de vitesse.

I.4 Les électromyogrammes (EMG)

Les mécanismes permettant la contraction de la fibre musculaire sont complexes et relèvent de phénomènes cellulaires et moléculaires dont les détails ne seront pas couverts dans cette partie. Ils peuvent être trouvés dans l'ouvrage de Merletti et al. [145] qui présente une description extensive de la physiologie, l'ingénierie et des applications associées aux électromyogrammes. Ce même auteur a participé à plus articles détaillant des recommandations d'utilisation des outils de mesure EMG [143, 144].

Les signaux EMG jouent un rôle central dans ces travaux de thèse. Cette section permet donc de les introduire ainsi que les outils qui y sont associés pour les exploiter.

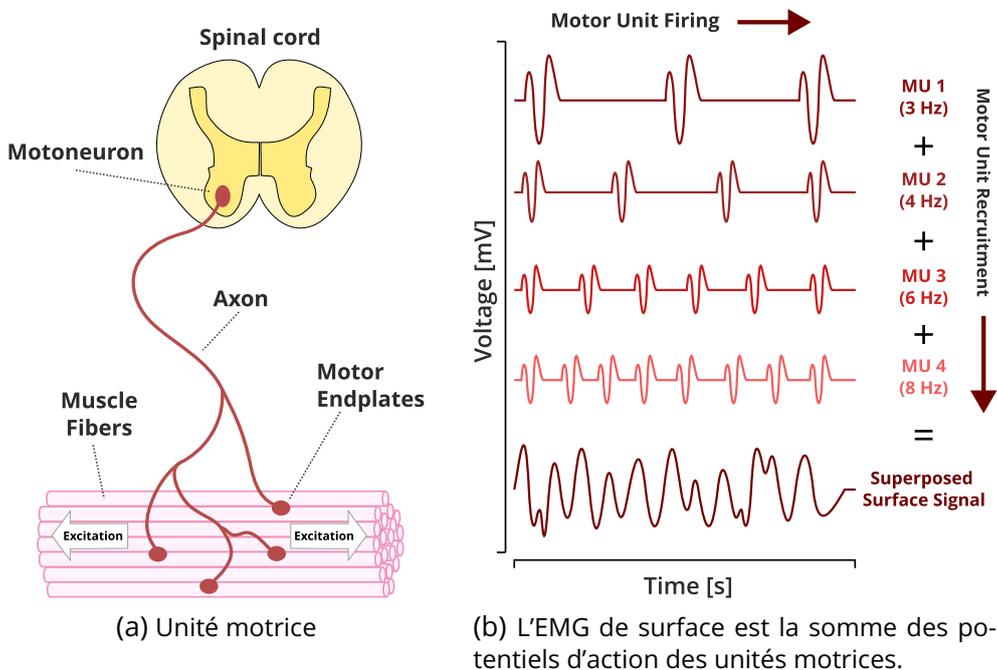


Figure I.16 – **Unité motrice et superposition de potentiels d'actions.** Illustration adaptée de Konrad et al. [111].

4.a Description

Les signaux électromyographiques sont des signaux électriques mesurables lors de la contraction musculaire. Les motoneurones sont connectés via les plaques motrices à un ensemble de fibres musculaires formant alors une unité motrice (UM) [145, 178] (voir figure I.16a). Lorsqu'un motoneurone envoie un potentiel d'action via son axone, la membrane du sarcomère (cellule composant la fibre musculaire) se dépolarise, propageant le potentiel sur le reste de la fibre et provoquant sa contraction. Un muscle est composé de plu-

sieurs unités motrices, et c'est leur activation combinée qui génère la force finale et le signal EMG. L'amplitude et la fréquence de ce signal varient de $25 \mu V$ à $5 mV$ [174] et de $20 Hz$ à $1000 Hz$ [14]. Lors de l'activation, chaque unité motrice émet un potentiel d'action à une fréquence donnée selon le type de fibre musculaire innervée. Les fibres lentes (basse fréquence, dites de type I) sont caractéristiques des efforts non intenses, mais sur de longues périodes. Les fibres rapides (haute fréquence, dites de type II.a et II.b) permettent d'ajouter de l'intensité sur les efforts vigoureux. Lors d'une contraction, de multiples fibres plus ou moins lentes sont sollicitées pour produire l'effort commandé. Leur potentiel d'action se propage alors le long de la fibre et des tissus. Le signal EMG mesuré en surface de peau peut alors être interprété comme la superposition des potentiels d'actions associés aux unités motrices qui les activent (voir figure I.16b). Il est également possible de mesurer le potentiel d'action associé à chaque unité motrice, notamment en mesurant le signal avec des électrodes intramusculaires ou avec une grille d'électrodes de surface [65, 189].

4.b Caractéristiques des signaux EMG

Deux caractéristiques jouent un rôle important dans l'utilisation et l'interprétation des signaux EMG : le délai électromécanique et le *cross talk*.

b.i Le délai électromécanique

Un temps non nul s'écoule entre le moment de la mesure du signal EMG et de l'apparition de la tension dans le muscle. Cette durée est communément appelée le délai électromécanique [184]. Très tôt observé, ce délai est interprété d'une part comme provoqué par les éléments élastiques de l'unité musculo-tendineuse qui mettent du temps à atteindre leur tension nominale, et d'autre part comme modulé par la vitesse de contraction de la fibre [234].

Plusieurs études visent à estimer la valeur du délai électromécanique, leurs conclusions varient en fonction du muscle et du mouvement étudié mais il se situe en général entre $20 ms$ et $100 ms$. Son évaluation consiste généralement à définir un seuil d'amplitude EMG et un seuil de force, et de comparer le temps de franchissement de ces seuils lors d'une tâche volontaire [37] (voir figure I.17a). Dans leur étude, Li et al. [124] proposent de l'estimer grâce à une tâche cyclique de pédalage. Trois moments ont été choisis comme marqueurs temporels : apparition de la force, pics de force, disparition de la force. Les résultats indiquent alors un délai électromécanique moyen de $68.1 ms$ pour le tibial antérieur et $88.7 ms$ pour le soléaire. Norman et al. [184] ont invité des participants à réaliser des mouvements de flexion/extension du coude tout en observant la cinématique et les signaux EMG lors de leur étude sur le membre supérieur. En comparant les moments d'apparition des EMG et du couple articulaire, ils ont alors obtenu des délais électromécaniques de

4. LES ÉLECTROMYOGRAMMES (EMG)

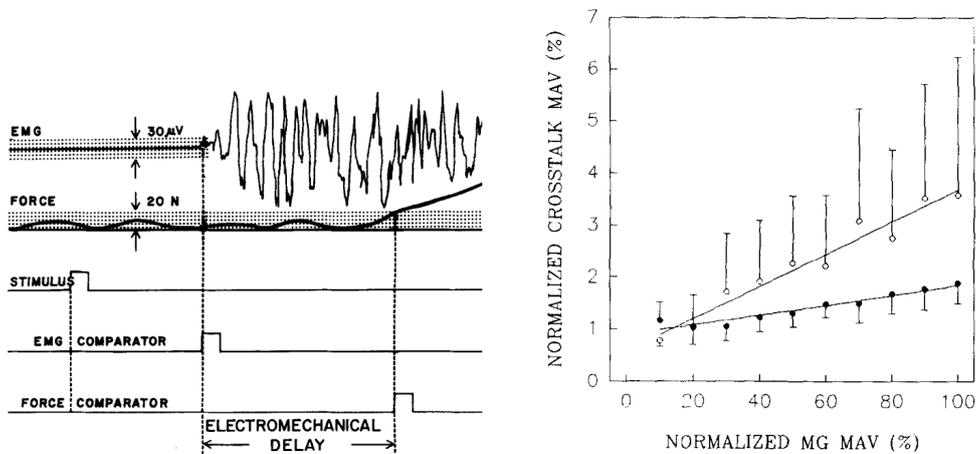
$41 \pm 13.1 \text{ ms}$ et $26 \pm 10.5 \text{ ms}$ respectivement pour le biceps et le triceps en phase concentrique, et $33 \pm 13.2 \text{ ms}$ et $30 \pm 6.9 \text{ ms}$ en phase excentrique.

b.ii Le *cross talk*

Le signal électrique parcourant le muscle ne s'arrête pas en le quittant, il se propage jusqu'à atténuation complète. La conduction volumique des tissus entourant les muscles étant non nulle, il n'est pas inhabituel de mesurer le signal EMG d'un muscle profond en surface de peau. Même concernant les muscles superficiels, le signal EMG d'un muscle adjacent à celui mesuré peut venir parasiter le résultat de la mesure. Ce phénomène est communément appelé le *cross talk*.

Plusieurs études ont été menées afin d'évaluer l'effet du *cross talk* sur la mesure. Solomonow et al. [203] proposent d'implanter un stimulateur électrique dans plusieurs muscles de chats, permettant de simuler le potentiel d'action habituellement produit par les motoneurones. Les auteurs ont pu simuler une contraction musculaire plus ou moins forte en modulant la fréquence de la stimulation. Ils ont alors mesuré l'activité musculaire dans les muscles adjacents à l'aide d'électrodes intramusculaires et de surface, et ont traité le signal avec une moyenne glissante. Après exécution du protocole, les auteurs ont conclu que le signal EMG émanant du *cross talk* était de l'ordre de grandeur de 5 % et dépendait de l'intensité de la contraction (voir figure 1.17b). De plus, ils ont observé que la présence de tissus adipeux favorisait son apparition. Dans une autre étude, Farina et al. [57] ont étudié en particulier le signal mesuré issu du *cross talk*. Ils ont observé qu'il était principalement composé de hautes fréquences, mettant en avant que le signal était extrêmement déformé et difficile à identifier par corrélation croisée. Les auteurs mettent enfin en garde contre l'utilisation de filtres spatiaux qui ont été proposés pour se prémunir contre le *cross talk* [226]. Dans une revue plus récente, Talib et al. [207], mettent également en avant les principaux facteurs de *cross talk*. L'activité musculaire, la posture, la taille du muscle et la présence de tissus adipeux sont les principaux éléments pouvant impacter sa présence. Les auteurs soulignent aussi qu'il ne faut pas confondre le *cross talk* avec la co-contraction, car cette dernière peut également générer un signal EMG inattendu lors de la contraction d'un muscle antagoniste.

Plusieurs méthodes sont proposées pour réduire le *cross talk*. Elles reposent en particulier sur le placement et la sélection des électrodes (voir section 1.4.ii). Des méthodes de filtrage sont également envisageables, ainsi que l'utilisation de plusieurs capteurs pour appliquer un algorithme de séparation aveugle des sources [207].



(a) **Mesure du délai électromécanique** [37]. Il est mesuré comme la différence temporelle entre le moment de l'apparition du signal EMG et le moment d'apparition de la force.

(b) **Amplitude du *cross talk* en fonction de l'amplitude du signal source.** [203] Plus le signal source a une amplitude élevée (*i.e.*, plus la contraction est forte), plus le *cross talk* est présent dans les muscles adjacents.

Figure I.17 – Le délai électromécanique et le *cross talk*.

4.c Mesurer les signaux EMG

c.i Les types d'électrode

Il existe plusieurs approches pour mesurer les signaux EMG. Dans un contexte de recherche en laboratoire ce sont généralement des électrodes bipolaires de surface qui sont utilisées. Leur ratio signal sur bruit est moins intéressant que les électrodes intramusculaires mais elles sont bien moins intrusives et ne nécessitent pas la présence d'un médecin pour être utilisées.

Les électrodes de surface se présentent sous plusieurs formes selon le modèle utilisé mais peuvent globalement se classer en deux catégories : sèches et à gel. Les électrodes à gel utilisent un gel Ag/AgCl conducteur sur un substrat adhésif flexible. Le gel épouse la forme de la peau et permet un contact optimal tout en minimisant l'impédance peau/électrode par rapport à une électrode sèche [113, 193]. L'impact final sur le ratio signal sur bruit est cependant moins clair et n'est pas nécessairement corrélé à l'impédance de l'interface [114]. Leur utilisation n'est pas facile malgré la qualité du signal qu'elles offrent. En effet, le substrat adhésif empêche un recalage de l'électrode en cas de défaut de placement et le gel peut causer des irritations ou une sensation désagréable [9]. Elles ne sont pas réutilisables, sont onéreuses (*e.g.*, $\approx 0.5\text{€}$ par utilisation), et ne sont globalement pas pratiques à utiliser en dehors du laboratoire.

Les électrodes sèches n'ont pas ces désavantages, rendant leur utilisation

4. LES ÉLECTROMYOGRAMMES (EMG)

prometteuse sur le terrain. Les solutions commerciales emploient actuellement des formes simples (e.g., Delsys Trigno), mais plusieurs travaux pour l'optimiser ont été menés [112, 155, 197]. Des versions intégrées à la fibre textile ont également été proposées [2, 5, 110], mais aucune solution commerciale n'est pour l'instant disponible. La plupart des versions disponibles n'étant pas flexibles, les électrodes sèches ont du mal à suivre les pliures de la peau pendant le mouvement, allant parfois jusqu'à provoquer une perte d'adhérence. Les deux types d'électrodes ayant des défauts et des qualités, il n'est pas évident de faire un choix. En dehors de l'impédance électrique et de la praticité d'utilisation, le circuit de conditionnement, et la méthode d'acquisition du signal ont aussi leur importance en fonction de l'application. Concernant ce point, la partie II.a de ce manuscrit est notamment consacrée à l'étude de la latence induite par le capteur sur le signal. Pour ces raisons, pour aider les chercheurs à choisir une méthode de mesure de signal EMG, Besomi et al. [19] proposent une matrice de sélection permettant de converger vers une solution en fonction d'un besoin.

c.ii Placement

Une fois le matériel choisi, le placement de l'électrode joue un rôle crucial dans la qualité finale du signal obtenu. Classiquement, le placement de l'électrode suit les recommandations SENIAM [82]. La peau doit être rasée et nettoyée avec une solution d'alcool. L'électrode doit être placée sur le ventre du muscle, dans une zone minimisant les mouvements de la peau. L'axe longitudinal de l'électrode doit être aligné avec la fibre musculaire.

Lorsque des électrodes à gel sont utilisées, le choix du patch EMG est souvent laissé libre. Certains patches fixent la distance interélectrodes, d'autres permettent de coller individuellement les deux parties. D'après les recommandations SENIAM, la distance interélectrodes idéale est de 20mm. Augmenter la distance agit alors comme un filtre passe-bas sur le signal, augmentant l'impédance à basse fréquence. L'augmentation de la largeur des électrodes (i.e., perpendiculairement à la fibre musculaire), entraîne quant à elle un élargissement du "champ de vue" du capteur et donc une augmentation du risque de *cross talk*. Idéalement, une électrode EMG doit donc être suffisamment large pour capturer le plus possible d'unités motrices, tout en minimisant l'impact du *cross talk* [207].

Dans le cadre de ces travaux de thèse, douze muscles ont été initialement sélectionnés : Deltoides postérieur/médian/antérieur, grand pectoral, grand dorsal, infra-épineux, biceps long/court, triceps long/latéral/médian, brachio-radial, et brachial. Cette sélection se base sur le rôle qu'ils jouent dans le mouvement du membre supérieur, et sur la possibilité de les mesurer à l'aide d'EMG de surface. Les placements des électrodes sur ces muscles ont été dé-

terminés à partir des recommandations SENIAM générales et spécifiques à certains muscles. Pour les muscles ne présentant pas de recommandation SENIAM spécifique, le travail de Perotto [161] a servi de référence.

4.d Traiter les signaux EMG

Les signaux EMG bruts sont bruités et leur forme n'est pas facilement exploitable en l'état. Plusieurs étapes de filtrage sont donc nécessaires avant leur utilisation. Si le schéma global est partagé par l'écrasante majorité des auteurs (voir figure 1.18), les fréquences choisies peuvent varier. Dans leur étude, Clancy et al. [43] ont montré que le signal ne contenait pas d'information utile dans les bandes de fréquences supérieures à $400 - 500 \text{ Hz}$. De plus, les fréquences en dessous de 20 Hz contiennent en général les artefacts de mouvement [82]. Dans un premier temps, un filtre passe-bande de $10 - 20 \text{ Hz}$ à $400 - 500 \text{ Hz}$ est donc généralement appliqué au signal. Un coupe-bande de fréquence centrale à 50 Hz peut également être appliqué pour couper le bruit électromagnétique dû au réseau électrique.

L'étape suivante consiste à extraire l'information du signal. Une méthode classique est de procéder à une rectification et d'appliquer un filtre passe-bas d'une fréquence $3 - 6 \text{ Hz}$ [167]. D'autres approches existent, utilisant des grandeurs telles que la racine de la moyenne quadratique (RMS) ou la moyenne glissante. Ces approches ne seront pas détaillées ici car elles font l'objet de la partie II.3. Une fois l'extraction de l'information faite, la valeur obtenue est ensuite normalisée à partir d'un essai en contraction maximale volontaire (MVC). Le signal résultant peut alors être utilisé pour prédire ou estimer le mouvement pendant l'étape de détection d'intention.

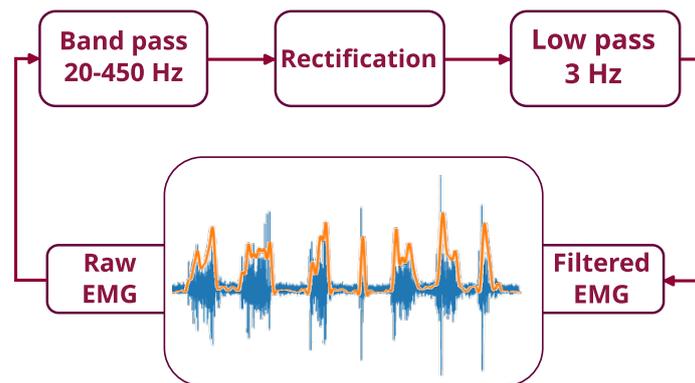


Figure 1.18 – **Exemple de filtrage classique d'un signal EMG.** Le signal bleu est le signal brut, le signal orange est filtré. Le signal correspond à la contraction du biceps long.

1.5 La détection d'intention

Dans cette section, en portant le focus en particulier sur le mouvement volontaire, et après avoir donné une définition de la détection d'intention, nous allons voir ses principales approches et outils associés. Enfin, ces approches seront mises en perspective par rapport aux notions d'informations (cinématique, champ de force, inertie) évoquées dans la partie 1.b.ii de ce chapitre.

5.a Définition

Dans le contexte des dispositifs d'assistance et plus généralement des interactions homme-machine, la détection d'intention correspond à la prédiction ou l'estimation des mouvements ou actions volontaires que l'utilisateur compte entreprendre. Ils peuvent être prédits à partir d'une multitude de sources d'information, instantanées ou *a priori* [131].

Avec cette définition, l'intention est donc fonction de la source d'information considérée. On peut notamment distinguer les approches discrètes des approches continues. Les approches discrètes cherchent à catégoriser l'intention de manière qualitative : à partir des informations disponibles (*e.g.*, cinématiques), on essaye de l'associer à une catégorie prédéterminée. *Par exemple*, on peut déterminer la position cible d'un mouvement où bien son objectif (*e.g.*, porter un verre à sa bouche) à partir de son initialisation. Dans ce cas, la méthode de détection doit choisir entre plusieurs cibles ou mouvements potentielles préenregistrées. Il n'y a alors pas d'information spécifiques sur la vigueur ou la force que l'utilisateur compte associer à ce mouvement. Les approches continues quant à elles cherchent plutôt à décrire le mouvement de manière quantitative, instantanément ou dans un horizon proche. *Par exemple*, à partir des activations musculaires, on peut généralement obtenir une estimation instantanée de la force déployée par les muscles. En revanche, dans ce cas, l'objectif final du mouvement n'est pas nécessairement déterminé.

Pendant une assistance, la temporalité de la détection est cruciale pour parvenir à un objectif. Dans une approche discrète, une fois que la nature du mouvement à effectuer est déterminée, son exécution relève ensuite d'un contrôle instantané. Cependant, pour que l'assistance soit efficace, il est nécessaire de détecter cette intention très tôt dans le mouvement. De plus, l'intention peut changer au cours du mouvement et le système doit donc être capable de s'adapter rapidement à un nouvel objectif potentiel. A contrario, dans une approche continue le système s'adapte continuellement à l'intention de l'utilisateur. Bien que cela permette en théorie une plus grande flexibilité des tâches pouvant être assistées, l'obtention d'une source d'information capable de produire la détection adéquate n'est pas triviale.

5.b Les méthodes discrètes

Comme mentionnées dans la section précédente, les méthodes de détection d'intention discrète reposent essentiellement sur des algorithmes de reconnaissance de motifs comme des classifieurs. Ceux-ci peuvent utiliser des informations d'origine cinématique, haptique ou des activations musculaires.

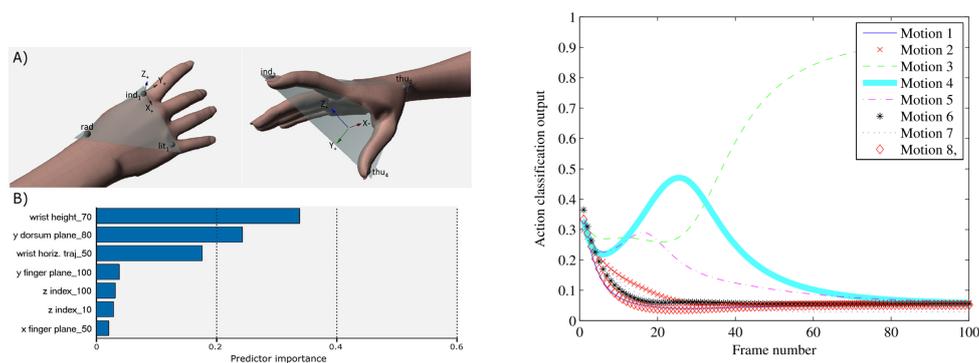
b.i Approche cinématique

D'après des expériences de Cavallo et al. [36], la simple observation de la cinématique pourrait permettre de prédire l'intention d'un utilisateur. À partir de certains marqueurs du mouvement tels que l'angle ou la hauteur de la main, des observateurs humains étaient capables de déterminer mieux que le hasard l'intention de la personne effectuant le mouvement. Il semble donc envisageable d'utiliser une information cinématique pour prédire la suite d'un mouvement. Dans leur étude, Yu et al. [248] proposent d'utiliser un réseau de neurones récurrent pour effectuer une classification d'une série de tâches à partir de données cinématiques extraites via un système de capture du mouvement. Dans leur approche, durant la réalisation d'un mouvement de test, l'ensemble des données disponibles à un temps donné est fourni au modèle en entrée (leur nombre augmente donc au cours du temps). Le modèle calcule ensuite en temps réel la probabilité que ce mouvement appartienne à un de ceux pré-entraînés (voir figure I.19b). En appliquant cette méthode, les auteurs obtiennent une précision de classification de 80% de vrais positifs en moyenne, et parviennent à prédire plusieurs mouvements successifs. Des approches similaires ont été éprouvées avec succès dans d'autres études, utilisant de la capture de mouvement, des centrales inertielles ou d'autres méthodes de mesure de la cinématique, couplées à des classifieurs [153, 243, 249] (voir Mohammadi-Foumani et al. [150] pour une revue).

b.ii Approche haptique

La mesure de la force d'interaction (approche haptique) peut également permettre de détecter de manière discrète l'intention d'un opérateur. Dans cette approche, c'est la mesure du champ de force qui est utilisée comme information pour établir une intention. Dans leur étude, Lannini et al. [119] utilisent une barre instrumentée tenue par deux participants humains afin de tester cette possibilité. Un des deux participants est masqué et ses oreilles sont couvertes d'un casque antibruit (voir figure I.20a). Sa tâche est de réagir au retour haptique qu'il perçoit à travers la barre, il doit alors essayer de suivre les actions de l'autre participant dans un schéma *leader/follower*. Parmi les actions possibles, le *leader* pouvait marcher en avant (et accélérer ou décélérer), rester stationnaire, ou appliquer une perturbation. Les auteurs ont ensuite utilisé un algorithme de classification à variables multiples pour tenter de dif-

5. LA DÉTECTION D'INTENTION



(a) **Importance de certains marqueurs du mouvement pour la prédiction d'intention [36].** Un observateur humain utilise majoritairement trois marqueurs pour déterminer l'intention d'une personne qu'il observe (voir panneau B, en bas) : la hauteur de sa main, son angle, et sa trajectoire.

(b) **Évolution de la probabilité de classification d'un mouvement à partir de données cinématiques [248]**(capture à 30Hz). Dans cet exemple, le modèle semble converger vers la tâche appelée *Motion 3* (ligne à tirets verts).

Figure 1.19 – **Détection d'intention discrète à partir de la cinématique.**

férencier les actions à partir de la force d'interaction et de la position relative des mains, mesurées au niveau de la barre. Deux principaux résultats se dégagent de cette expérience : le *follower* est capable de différencier les actions qu'effectue le *leader* grâce à la barre qui les lie, et les données mesurées sont suffisantes pour classer avec précisions lesdites actions (voir figure 1.20b). Ce classifieur est ensuite utilisé avec succès pour initier et arrêter la marche en collaboration avec un robot humanoïde. Dans une autre étude, les mêmes auteurs montrent que le lien physique entre deux humains agit aussi sur la synchronisation de leur locomotion [118].

b.iii Approche basée EMG

Les signaux EMG sont fréquemment utilisés comme source d'information pour la détection d'intention discrète. Ces signaux étant à l'image de la contraction musculaire produisant le mouvement, leur interprétation possède un fort potentiel pour la détection d'intention [20, 42, 61, 204, 257]. Pour cela, sur une fenêtre de temps de donnée, les signaux sont analysés pour les faire correspondre à un mouvement pré-entraîné.

Les réseaux de neurones (notamment convolutifs) sont une approche classique pour la classification des signaux EMG. À partir de la mesure de 12 muscles du membre supérieur, Jiang al. [100] sont parvenus à classer des mouvements de l'épaule durant certaines tâches. Leurs résultats de précision va-

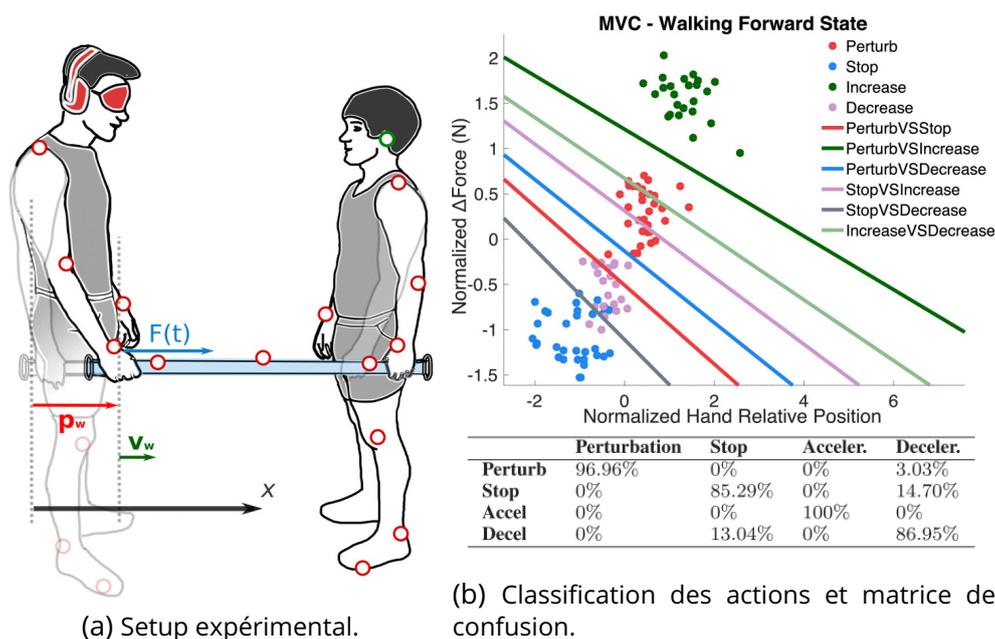


Figure 1.20 – **Détection d'intention haptique [119]**. Un *leader* et un *follower* sont liés par une barre instrumentée. Il est possible de déterminer l'intention du leader grâce à la mesure de la force d'interaction et de la position relative des mains.

rient de $> 70\%$ pour les mouvements à vitesse rapide jusqu'à $> 96\%$ pour les mouvements à vitesse normale avec les données du mouvement complet. Treussard et al. [215,216] ont également pu discriminer entre flexion et extension du coude en utilisant un bracelet d'électrodes EMG positionné sur le bras et obtenant une précision supérieure à 92% à partir des premières 150 ms du mouvement. D'autres auteurs parviennent à des résultats similaires avec la même approche : Antuvan et al. [6] obtiennent plus de 80% de précision sur des mouvements du coude et de l'épaule incluant la protraction, Laksono et al. [115] à plus de 92% pour des mouvements similaires, et Bai et al. [10] plus de 90% pour le membre inférieur. D'autres études ont utilisé les signaux EMG associés à un réseau de neurones pour prédire le mouvement avec des résultats similaires (voir [96] pour une revue). D'autres techniques de reconnaissance de motifs tels que les machines à support de vecteur [28, 163, 219, 220] ou les modèles de mélange gaussien [217] sont également utilisées. Elles obtiennent des résultats de précision analogue à ceux obtenus par les réseaux de neurones.

Ces résultats démontrent globalement l'utilité des signaux EMG comme source d'information pour la détection d'intention discrète. Cependant, il est important de noter qu'il existe un compromis entre la précision, la latence,

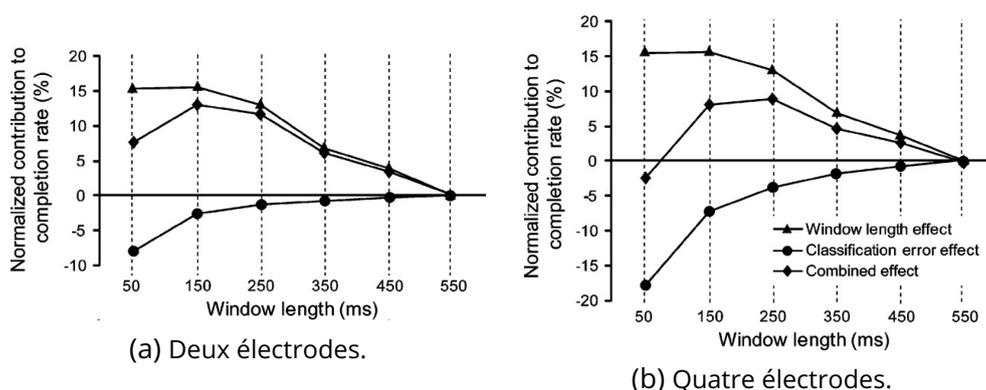


Figure 1.21 – **Impact du nombre d'électrodes et de la fenêtre temporelle sur la contrôlabilité d'une prothèse.** [201]. Taux de réussite d'une tâche en utilisant une prothèse myoélectrique et dans plusieurs conditions : deux ou quatre électrodes et différentes fenêtres temporelles pour la détection d'intention.

et la facilité de mise en place. Comme souligné par Smith et al. [201], la précision de la classification diminue lorsque le contenu temporel et spatial utilisé s'amointrit. Les auteurs ont testé l'efficacité d'utilisation d'une prothèse myoélectrique avec deux ou quatre électrodes et avec plusieurs fenêtres temporelles (voir figures 1.21a et 1.21b). Ils en concluent que la perte de précision associée à la réduction du nombre d'électrodes et la latence associée à la fenêtre de détection peuvent rendre moins contrôlable la prothèse.

Pour résumer, concernant les méthodes discrètes, il existe plusieurs approches : cinématiques, haptiques ou basées sur les activations musculaires. Grâce à l'entraînement d'un modèle, ces techniques permettent de discerner l'intention de l'humain parmi plusieurs catégories prédéterminées. Bien qu'elles permettent d'obtenir des scores de précision élevés, elles ne sont pas capables de généraliser leur entraînement à des mouvements ou intentions non connues. Ces méthodes peuvent donc être utilisées dans le cadre d'interactions spécifiques et prévisibles avec des machines, telles que le port de charge en locomotion ou le pilotage de prothèses.

5.c Les méthodes continues

Les méthodes continues cherchent à produire une estimation de l'intention qui ne soit pas catégorielle et qui puisse être mise à jour au cours du mouvement. Elles reposent sur une multitude de sources d'information et d'algorithmes.

c.i Approche cinématique

Avec une approche à partir d'informations cinématiques, dans plusieurs travaux, Mainprice et al. [138,139] cherchent à permettre la collaboration entre un opérateur et un robot en anticipant le volume dans lequel l'opérateur va effectuer son mouvement. À partir d'un système de capture du mouvement, ils commencent par mesurer une gamme de mouvements de référence en collaboration avec le robot. Après avoir été obtenue par contrôle optimal inverse, une fonction de coût est ensuite intégrée à un modèle stochastique de prédiction de la trajectoire [101]. Grâce à une replanification continue de la trajectoire, le mouvement humain est prédit avec une relative précision sur un faible horizon temporel. La méthode proposée par les auteurs permet donc d'anticiper la cinématique de l'opérateur dans le cadre du pilotage d'un dispositif d'assistance.

En utilisant un modèle de mélange gaussien associé à une méthode d'apprentissage non supervisé, Luo et al. [135] parviennent à des résultats similaires pour la prédiction du mouvement du membre supérieur. Sans nécessiter d'entraînement *a priori*, leur algorithme permet de prédire la cible d'un mouvement de *reaching* avec une précision de 70% au bout d'une seconde (voir figure I.22a). Leur méthode permet d'entraîner leur modèle au cours du mouvement pour s'adapter à un nouvel utilisateur ou pour réagir à de nouvelles trajectoires. Une autre approche utilisant également un mélange gaussien, cette fois associé à un modèle de Markov caché [30] permet également d'encoder de manière efficace le mouvement humain.

Les primitives du mouvement [93,222] sont un autre outil utilisé pour produire une prédiction de la trajectoire basée sur la cinématique. Plus spécifiquement, en utilisant des primitives du mouvement stochastique [159], Ruckert et al. [183] sont parvenus à prédire la position d'une main à partir de la position l'autre main. Dans leur étude, les auteurs testent une tâche d'ajustement postural pendant laquelle le participant doit s'appuyer avec la main gauche sur un support pendant qu'il réalise un pointage avec la main droite (voir figure I.22b). De manière cohérente avec les observations des études précédentes [135, 201], la précision obtenue pour la prédiction finale augmente avec la quantité de données utilisées pour la réaliser.

c.ii Approche basée EMG

Il existe une large littérature utilisant les signaux EMG comme représentation de l'activation musculaire pour estimer l'intention [20,237]. Les méthodes utilisées varient en fonction du modèle employé et de la nature de la grandeur qu'elles cherchent à estimer. Dès 1976, les signaux EMG ont été utilisés pour prédire les couples musculaires [98]. Les travaux présentés dans ce manus-

5. LA DÉTECTION D'INTENTION

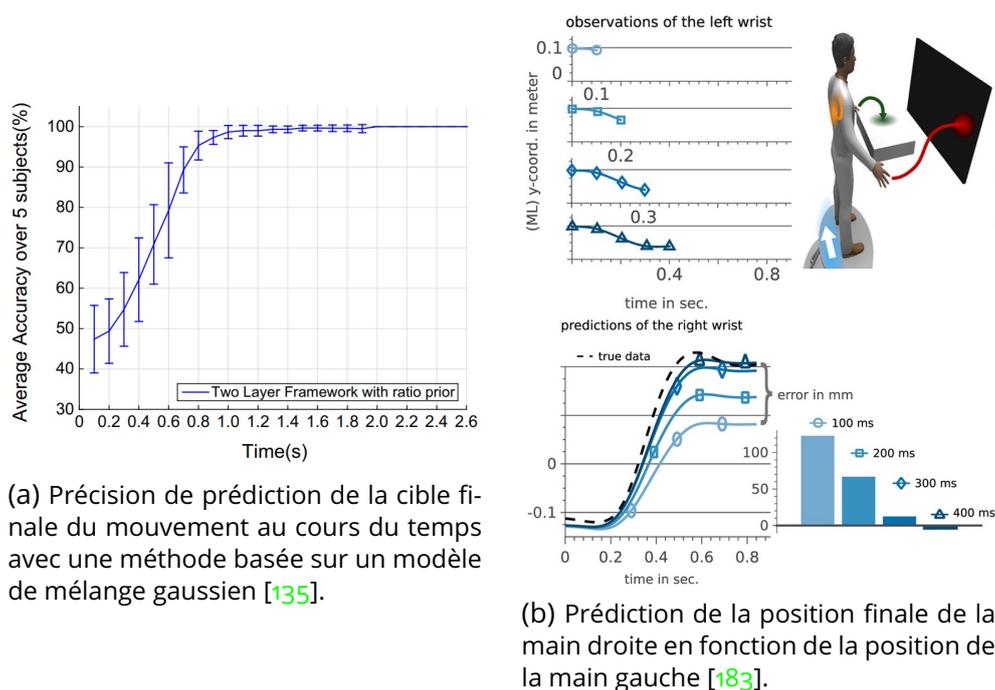


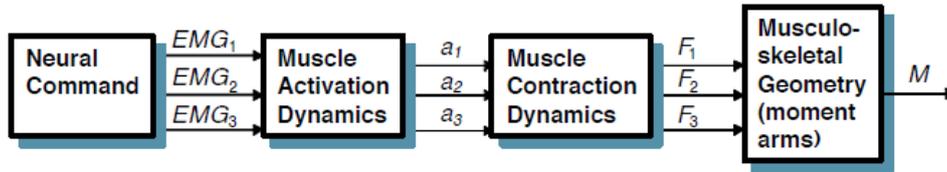
Figure 1.22 – **Détection d'intention continue basée sur la cinématique.**

crit reposent donc sur un corpus de connaissances accumulé au grès de multiples publications depuis cette date. Cette section a pour objectif de présenter différentes méthodes de détection continue de l'intention basée sur l'EMG de manière non exhaustive. Après avoir détaillé différents types de modèles permettant d'estimer un couple ou un angle articulaire à partir des EMG, nous effectuerons un bilan comparatif de ceux-ci.

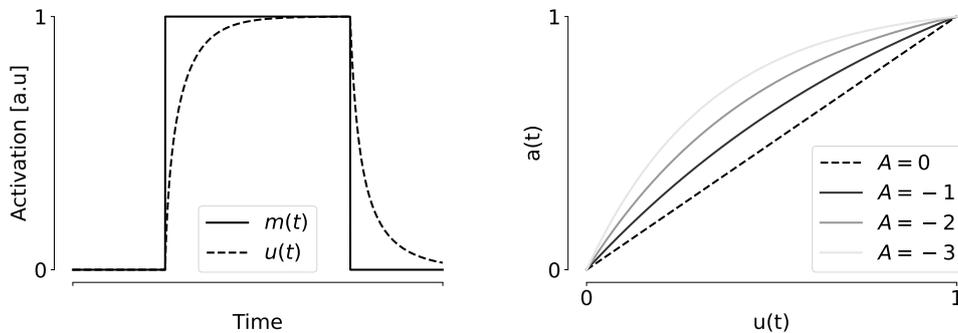
Les modèles neuro-musculo-squelettiques.

Les modèles neuro-musculo-squelettiques (NMS) sont couramment utilisés pour l'estimation continue à partir des signaux EMG. Ils découlent du modèle de Hill [83], associé à un tendon pour la description de l'unité musculo-tendineuse, et à un modèle musculo-squelettique pour l'obtention de couples ou d'angles articulaires (voir section 1.3.b). Ils permettent une modélisation mécanique du fonctionnement du muscle à partir des activations musculaires. Pour estimer un couple articulaire à partir des signaux EMG, un schéma typique partant des signaux EMG pour arriver aux couples articulaires se retrouve dans la plupart des études (voir figure 1.23a). Pour plus de clarté on distinguera bien $e(t)$ le signal EMG brut, $m(t)$ le signal EMG filtré, et $u(t)$ l'activation neuronale, de $a(t)$ l'activation musculaire qui est utilisée pour calculer la tension de l'unité musculo-tendineuse. L'ordre de calcul de ces grandeurs est alors : $e(t) \rightarrow m(t) \rightarrow u(t) \rightarrow a(t)$. Bien que certains auteurs ne distinguent pas le signal EMG filtré et l'activation (*i.e.*, $a(t) := m(t)$ [24, 181]), d'autres uti-

lisent des relations de dynamique d'activation musculaire et de facteur de forme pour faire le lien entre les deux. Ces relations varient d'ailleurs en fonction des auteurs, et peuvent alors désigner plusieurs méthodes qui sont utilisées seules ou de manière composée.



(a) Schéma classique de l'utilisation d'un modèle NMS [81].



(b) Dynamique d'activation neuronale du premier ordre. ($m(t)$ signal EMG filtré, $u(t)$ activation neuronale)

(c) Fonction de forme pour la non-linéarité de l'activation musculaire ($u(t)$ activation neuronale, $a(t)$ activation musculaire, A facteur de forme).

Figure I.23 – Éléments d'un modèle NMS.

Activation neuronale. D'une part, l'activation neuronale peut se calculer à partir de la dynamique d'activation du premier ordre [23, 74, 146]. La formulation peut changer selon les auteurs mais le schéma global est le suivant :

$$\frac{du(t)}{dt} + \frac{1}{T_{act}}(\beta + [1 - \beta]m(t))u(t) = \frac{1}{T_{act}}m(t) \quad (I.12)$$

avec T_{act} la constante d'activation et β un analogue à un coefficient agissant comme constante de désactivation. Cette dynamique du premier ordre retarde l'activation et la désactivation du muscle par rapport au signal EMG (voir figure I.23b). Alternativement, un filtre du second ordre est parfois employé pour remplir ce rôle [23, 35, 54, 81, 128, 157, 187, 254] :

$$u(t) = \alpha m(t - d) - \beta_1 u(t - 1) - \beta_2 u(t - 2) \quad (I.13)$$

avec d correspondant au délai électromécanique, et α , β_1 et β_2 les coefficients du filtre. Cette équation représente la réponse de la fibre musculaire à une

impulsion du potentiel d'action. Buongiorno et al. [25] utilisent directement le délai électromécanique sans dynamique associée : $u(t) = m(t - d)$.

Activation musculaire. Le lien entre l'activation neuronale et l'activation musculaire est souvent établi à travers une fonction de forme pour capturer l'aspect non linéaire de leur relation (voir figure I.23c) [25, 35, 54, 55, 60, 128, 132, 133, 147, 157, 186, 242, 260] :

$$a(t) = \frac{e^{Au(t)} - 1}{e^A - 1} \quad (I.14)$$

avec A le facteur de forme. Elle peut alternativement être modélisée par une fonction définie par morceaux [81, 140] :

$$\begin{cases} a(t) = d \ln(cu(t) + 1) & 0 \leq u(t) < u_0 \\ a(t) = nu(t) + c & u_0 \leq u(t) \leq 1 \end{cases} \quad (I.15)$$

avec d , c , n et u_0 des paramètres modulant la non-linéarité de la relation. Une fois l'activation obtenue, elle est ensuite utilisée dans l'équation I.2 pour obtenir la tension finale exercée par le muscle.

L'une des quantités les plus intéressantes pour estimer l'intention est le couple articulaire, qui est générateur du mouvement. Pour l'obtenir, comme spécifié dans l'équation I.6, il faut avoir une connaissance du bras de levier du muscle sur l'articulation. Certains auteurs utilisent directement la relation reliant le bras de levier avec la longueur d'unité musculo-tendineuse [4, 60, 74, 81, 154, 254] :

$$r(q) = \frac{\partial l^{MT}(q)}{\partial q} \quad (I.16)$$

avec l^{MT} la longueur de l'unité musculo-tendineuse et q l'angle articulaire. Ce calcul ne permet pas en revanche de calculer le bras de levier dans des cas complexes (voir section I.3.b et figure I.12). D'autres auteurs préfèrent fixer le bras de levier comme un paramètre constant ou comme une valeur évoluant à travers une fonction paramétrée [35, 122, 242, 259]. Alternativement, assez tôt, la plupart des auteurs ont préféré utiliser une simulation pour établir la valeur du bras de levier en fonction de l'angle articulaire [24, 25, 55, 128, 140, 147, 187, 264]. Cette simulation reposait notamment sur le simulateur SIMM [52], devenus ensuite OpenSim [195]. Elle s'accompagne d'un modèle musculo-squelettique préétabli [85, 190] et mis à l'échelle [55, 133, 173]. Par cette méthode, le coût en temps de calcul est élevé, et peut rendre lente l'estimation finale du couple articulaire [173, 187], ce qui peut être problématique en temps réel [20]. Sartori et al. [188] ont donc suggéré de modéliser d'abord hors-ligne l'évolution du bras de levier à l'aide de plusieurs B-splines, afin d'éviter de devoir refaire le calcul multiphysique lors de l'utilisation en temps réel.

On peut constater que pour les fonctions d'activation et de formes comme pour le modèle de Hill (voir section 1.3.b) et le modèle musculo-squelettique, une grande quantité de paramètres subsistent. Une valeur moyenne de ces paramètres peut être généralement trouvée dans des modèles préétablis [85, 190], mais leur calibration individualisée est également possible [128, 211]. Dans leur étude, Cavallaro et al. [35] ont cherché à tester l'impact de l'utilisation de paramètres moyens ou individualisés pour un modèle NMS. Les auteurs ont récolté les données EMG de plusieurs participants pendant la réalisation d'exercices physiques sur une machine de musculation pour les flexions et extensions du coude. Le couple articulaire correspondant a ensuite été calculé via un modèle de l'avant-bras et de la machine. Pour calibrer leur modèle, les auteurs ont utilisé un algorithme génétique avec une fonction de coût minimisant l'erreur entre le couple estimé et le couple calculé, et en utilisant les paramètres moyens comme solution initiale. Après calibration des paramètres, les auteurs ont alors trouvé que l'erreur résiduelle d'estimation était divisée par deux lors de l'utilisation des paramètres individualisés. Cette diminution de l'erreur lors de la calibration a été également constatée par Buongiorno et al. [25]. En pratique, la majorité des auteurs utilisent des paramètres individualisés et les méthodes d'optimisation pour les obtenir sont variées. Certains utilisent des méthodes d'optimisation non linéaire [81, 128, 140], et d'autres des méthodes *derivative-free* telles que le recuit simulé [55, 187] ou les algorithmes génétiques [25, 35]. Bien qu'il soit possible de n'optimiser que les paramètres linéaires pour gagner du temps, le modèle s'en trouve moins performant [25]. Malheureusement, le temps d'optimisation pour obtenir plus de paramètres est alors extrêmement long, pouvant durer jusqu'à 20h [187].

Pour résumer, les modèles neuro-musculo-squelettiques ont connu de nombreux développements au cours des dernières années. Leur objectif est de baser leur estimation sur une connaissance du fonctionnement interne des muscles (ils sont d'ailleurs souvent qualifiés de *model-based*, en opposition à *model-free* [237]). Bien qu'ils aient une bonne capacité d'estimation de quantités dynamiques, le processus d'identification de leurs nombreux paramètres est long et nécessaire. De plus, la résolution de l'équilibre musculo-tendineux et le calcul du bras de levier ralentit leur exécution en temps réel.

Les modèles linéaires

Les modèles linéaires sont une simplification conséquente des mécanismes en jeu lors du mouvement. Ils se basent sur une relation linéaire ou multilinéaire (on parlera dans ce cas de mapping) entre le signal EMG et le couple articulaire. Ils se présentent sous la forme suivante [31, 73, 104, 120, 122, 157, 262] :

$$\tau_h = \mathbf{Hm}(t) \quad (1.17)$$

avec τ_h le vecteur contenant les couples articulaires estimés, \mathbf{H} la matrice de mapping linéaire et $\mathbf{m}(t)$ le vecteur contenant les signaux EMG filtrés. À noter que certains auteurs ajoutent un terme affine [99, 210]. La calibration de la matrice \mathbf{H} se fait simplement par régression linéaire multivariée en utilisant un algorithme utilisant les moindres carrés.

En addition de l'aspect linéaire, certains auteurs ajoutent d'abord une factorisation des signaux EMG en synergies musculaires [31, 99, 122]. La relation devient alors :

$$\tau_h = \mathbf{H}\mathbf{W}^+\mathbf{m}(t) \quad (1.18)$$

avec \mathbf{W} la matrice de mapping des synergies et \cdot^+ l'opérateur pseudo-inverse. La matrice des synergies est alors obtenue par factorisation en matrices non-négatives (NNMF). Cette opération additionnelle ne change pas pour autant la nature linéaire du modèle.

Les modèles linéaires sont extrêmement simples dans leur conception. Même s'ils ne permettent pas de capturer les phénomènes dynamiques non linéaires, il est facile d'adapter la valeur d'entrée $\mathbf{m}(t)$ pour y intégrer une fonction de forme ou autre. Pour autant, leur calibration est très rapide et leur exécution en temps réel ne pose pas de problème.

Les modèles basés sur les réseaux de neurones.

Les réseaux de neurones artificiels (ANN) sont également une approche répandue pour effectuer une prédiction continue du couple articulaire à partir des signaux EMG. Le fonctionnement d'un réseau de neurone est relativement simple et peut s'aborder à travers son unité de base, le neurone (voir figure 1.24).

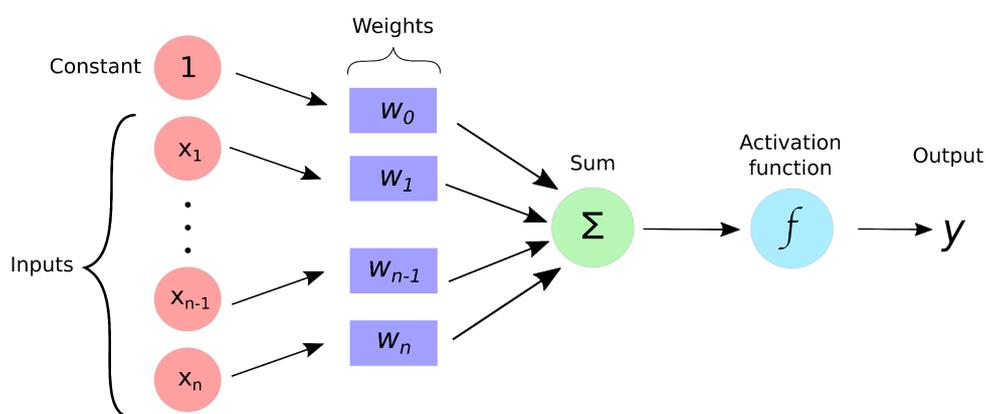


Figure 1.24 – La structure d'un neurone [130]. Dans l'équation 1.19, $b = w_0$.

Une somme pondérée d'un ensemble d'entrée est d'abord calculée :

$$v = \mathbf{x} \cdot \mathbf{w} + b \quad (1.19)$$

avec $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n$ les données d'entrée, b une constante (appelée biais) et $\mathbf{w} \in \mathbb{R}^n$ un vecteur de poids. Ces poids agissent comme des paramètres. La valeur obtenue passe alors par une fonction d'activation f (qui doit être bijective), souvent définie comme une sigmoïde ou une rectification linéaire unitaire. La valeur de sortie est alors :

$$y(\mathbf{x}) = f(\mathbf{x} \cdot \mathbf{w} + b) \quad (1.20)$$

Dans sa formulation, un neurone est donc un mapping affine avec une normalisation non linéaire de sa valeur de sortie. À partir de donnée d'entraînement $(\tilde{\mathbf{x}}, \tilde{y})$, une erreur peut être calculée en sortie et les poids ajustés par rétropropagation du gradient :

$$w_i \rightarrow w_i - \alpha \frac{\partial(\tilde{y} - y(\tilde{\mathbf{x}}))^2}{\partial w_i} \quad \forall i \in \llbracket 0, n \llbracket \quad (1.21)$$

$$b \rightarrow b - \alpha \frac{\partial(\tilde{y} - y(\tilde{\mathbf{x}}))^2}{\partial b} \quad (1.22)$$

Ce fonctionnement de base décrit le comportement d'une couche dense, constitutive d'un perceptron multicouche (MLP). Bien que nous ne rentrerons pas dans les détails de leur fonctionnement dans ce manuscrit, d'autres structures de couches et de neurones existent. Parmi elles, les couches convolutives sont souvent utilisées pour la reconnaissance de motifs dans les réseaux de neurones convolutifs (CNN), tandis que les couches récurrentes (*e.g.*, avec des neurones à longue mémoire à court terme, LSTM, dans les réseaux de neurones récurrents, RNN) exploitent les séries de données séquentielles. En pratique, un réseau de neurones est constitué de multiples couches, chacune comprenant plusieurs neurones. Les neurones des couches successives prennent alors en entrée la sortie des neurones des couches précédentes de manière successive jusqu'à la dernière couche. Couplée à la méthode de rétropropagation du gradient, cette structure mathématique permet d'obtenir une modélisation de phénomènes non linéaires très complexes tout en minimisant sa difficulté d'entraînement.

Quelques articles sont détaillés dans ce paragraphe pour montrer la diversité des méthodes ANN. Une structure de type MLP a été utilisée par Tang et al. [209] pour l'estimation de l'angle articulaire du coude lors de mouvements de flexion/extension. En utilisant un réseau à trois couches, ils obtiennent alors un coefficient de corrélation $r = 0.93$ entre le mouvement réalisé et le mouvement reconstruit. Xia et al. [239], en combinant un CNN et un LSTM

5. LA DÉTECTION D'INTENTION

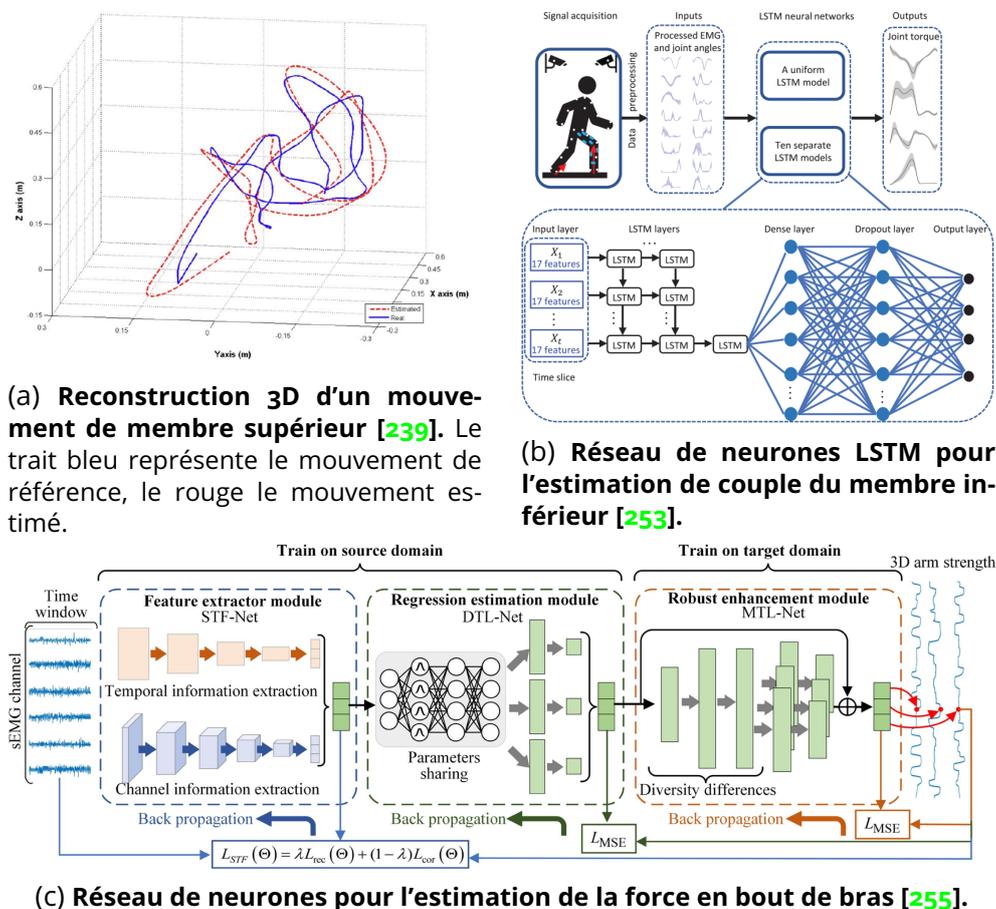


Figure 1.25 – Estimation de mouvement et réseaux de neurones.

sont également parvenus à reconstruire le mouvement du membre supérieur, cette fois en trois dimensions (voir figure 1.25a). Un aspect particulièrement intéressant de leurs travaux est qu'ils sont parvenus à discriminer les mouvements de rotation interne/externe ainsi que les abduction/adduction et flexion/extension de l'épaule en utilisant seulement cinq muscles : les trois deltoïdes, le biceps, et le triceps (faisceau non précisé). Ils obtiennent alors une corrélation $r = 0.95 \pm 0.047$. Les auteurs précisent cependant que la précision obtenue diminuait au cours des sessions. En utilisant un modèle similaire, Li et al. [121] ont cherché à obtenir une estimation des couples articulaires de l'épaule et du coude. Pendant la réalisation de tâches de levé avec différents poids, ils parviennent à une corrélation $r = 0.9 \pm 0.065$. Zhang et al. [255] proposent une structure plus complexe pour estimer la force en bout de bras, avec un enchaînement de trois réseaux de neurones (voir figure 1.25c). Le premier vise à extraire l'information du signal EMG en utilisant des couches convolutives. Le second donne une estimation brute de la force avec

des couches à noyaux gaussiens, et le dernier affine cette estimation. Cette structure leur permet alors d'obtenir une estimation avec un score de corrélation $r = 0.94$. Enfin, en utilisant un réseau LSTM pur, d'autres auteurs, Zhang et al. [252] parviennent à estimer les couples du membre inférieur pendant plusieurs tâches typiques (voir figure I.25b).

Pour résumer, il existe une grande quantité de modèles basés sur les réseaux de neurones, exploitant divers types de couches (convolutive, récurrente, perceptron), et essayant de prédire la cinématique ou la dynamique. Étant donné les scores de corrélation variables, il n'existe pas de consensus sur le type de couche à considérer pour la conception du modèle. Cependant, de manière plus spécifique, la prise en compte de phénomènes dynamiques suggère la présence de couches récurrentes permettant l'intégration/dérivation temporelle, et l'extraction d'information du signal EMG semble plus aisée en présence de couches convolutives.

Bilan et comparaison

Il existe de multiples approches pour tenter d'estimer en continu une quantité relative au mouvement (e.g., le couple ou l'angle articulaire) à partir des activités musculaires. On notera toutefois que bien que la littérature soit abondante sur le sujet (la table I.3 permet un aperçu), il est difficile d'en tirer une conclusion générale sur le meilleur modèle à adopter. Des différences méthodologiques dans l'évaluation des modèles (type de score, présence de validation croisée ou non), le type de contraction (isométrique, concentrique ou excentrique), le nombre de canaux EMG, et le membre étudié (supérieur ou inférieur, et quelle partie du membre) limitent la comparaison des études entre elles. Certains auteurs comparent plusieurs modèles au sein de la même étude [88,99,122,157,239,262]. Dans ce cas, les modèles de type NMS ou ANN semblent obtenir de meilleures performances pour l'estimation de quantités cinématiques [99,157], alors que les quantités dynamiques semblent moins sensibles au type de modèle [88,262]. Cela est probablement dû au fait que le signal EMG est le reflet d'une production de force. Obtenir un angle nécessite donc une intégration temporelle, ce qui est permis par un réseau de neurones récurrent ou un NMS associé à une équation de la dynamique, mais pas directement par un modèle linéaire.

Table 1.3 – **Comparaison de scores de corrélation pour la détection d'intention continue à partir de signaux EMG.** Exemples sur quelques articles. Type : Type de modèle (NMS : neuro-musculo-squelettique, LR : régression linéaire, SYN : synergies, MLP : perceptron multicouche, CNN : réseau convolutif, LSTM : réseau à longue mémoire à court terme). n : Nombre de sujets. EMG : Nombre de canaux EMG. Membre : Membre supérieur (Supp) ou inférieur (Inf). Mouv. : Mouvement isométrique (Iso) ou dynamique (Dyn). Calib. : Méthode de calibration (NLOpt : optimisation non-linéaire, NILSQ : moindres carrés non-linéaires, GA : algorithme génétique, LSQ : moindres carrés, GBP : rétropropagation du gradient, NNMF : factorisation en matrices non-négatives, SA : recuit simulé, GS : global search (Matlab), SOG : optimisation statique). r meilleur score de corrélation entre référence et estimation reporté pour les conditions données (avec écart type quand il est présent dans l'article).

Ref.	Date	Auteur	Type	n	EMG	Membre	Mouv.	Calib.	r
[81]	2003	Heine	NMS	3	6	Supp.	Iso.	NLOpt	0.97 ± 0.1
[128]	2003	Lloyd	NMS	6	13	Inf.	Dyn.	NILSQ	0.95 ± 0.2
[35]	2006	Cavallaro	NMS	N/A	12	Supp.	Dyn.	GA	0.85 ± 0.6
[262]	2011	Ziai	LR	11	8	Supp.	Iso.	LSQ	0.985 ± 0.2
[262]	2011	Ziai	NMS	11	8	Supp.	Iso.	GA	0.98 ± 0.2
[262]	2011	Ziai	MLP	11	8	Supp.	Iso.	GBP	0.97 ± 0.17
[99]	2014	Jiang	LR	9	16	Supp.	Dyn.	LSQ	0.799 ± 0.12
[99]	2014	Jiang	ANN	9	16	Supp.	Dyn.	GBP	0.87 ± 0.16
[99]	2014	Jiang	SYN	9	16	Supp.	Dyn.	NNMF	0.66 ± 0.2
[209]	2014	Tang	MLP	6	4	Supp.	Dyn.	GBP	0.93
[239]	2017	Xia	CNN + LSTM	8	5	Supp.	Dyn.	GBP	0.95 ± 0.047
[239]	2017	Xia	CNN	8	5	Supp.	Dyn.	GBP	0.88 ± 0.063
[24]	2017	Bueno	NMs	9	13	Supp.	Dyn.	SOG	0.93 ± 0.06
[25]	2018	Buongiorno	NMS	7	4	Supp.	Iso.	GA	0.92 ± 0.03
[55]	2018	Durandau	NMS	5	10	Inf.	Dyn.	SA	0.9 ± 0.07
[88]	2018	Huang	LR	8	6	Supp.	Dyn.	LSQ	0.91
[88]	2018	Huang	ANN	8	6	Supp.	Dyn.	GBP	0.91
[157]	2019	Pan	NMS	6	4	Supp.	Dyn.	GS	0.88
[157]	2019	Pan	ANN	6	4	Supp.	Dyn.	GBP	0.7
[157]	2019	Pan	LR	6	4	Supp.	Dyn.	Regression	0.6
[121]	2021	Li	CNN + LSTM	4	2	Supp.	Dyn.	GBP	0.9 ± 0.065
[31]	2021	Camardella	LR	5	14	Supp.	Iso.	LSQ	0.88
[31]	2021	Camardella	SYN	5	14	Supp.	Iso.	LSQ + NNMF	0.78
[260]	2023	Zhu	NMS	5	4	Inf.	Dyn.	LSQ	0.95 ± 0.025
[122]	2023	Li	SYN + NMS	8	8	Supp.	Dyn.	NNMF + GS	0.81
[122]	2023	Li	SYN	8	8	Supp.	Dyn.	NNMF	0.76
[122]	2023	Li	ANN	8	8	Supp.	Dyn.	GBP	0.71
[122]	2023	Li	LR	8	8	Supp.	Dyn.	LSQ	0.69
[255]	2024	Zhang	ANN	6	6	Supp.	Iso.	GBP	0.94

I.6 Contrôle d'exosquelette

La manière de contrôler un dispositif d'assistance dépend de l'information à disposition pour anticiper le mouvement et de la nature de l'interface avec l'humain. Il existe également des schémas de contrôle visant à réduire l'impact de l'exosquelette lui-même en compensant sa dynamique ou son poids. Dans cette section nous détaillerons quelques techniques de contrôle en portant maintenant le focus sur un exosquelette de membre supérieur, dans le cadre d'une tâche avec une trajectoire non prédéterminée.

6.a Contrôle transparent

Un des objectifs de contrôle d'un exosquelette peut être d'atteindre la transparence. Ce type de contrôle est souvent la première étape dans la conception d'un système d'assistance car il consiste à le piloter de sorte qu'il n'impacte pas le mouvement humain [168].

a.i Transparence par compensation dynamique

Si on adapte l'équation I.7 décrivant la dynamique des systèmes polyarticulés à un exosquelette, et qu'on lui ajoute un terme de friction (souvent non négligeable dans les systèmes peu réversibles), on obtient :

$$\boldsymbol{\tau}_e = \mathbf{M}_e(\mathbf{q}_e)\ddot{\mathbf{q}}_e + \mathbf{c}_e(\mathbf{q}_e, \dot{\mathbf{q}}_e) + \mathbf{g}_e(\mathbf{q}_e) + \mu_c \dot{\mathbf{q}}_e + \boldsymbol{\tau}_i \quad (I.23)$$

avec les mêmes grandeurs que pour l'équation I.7 et l'indice \cdot_e indiquant qu'elles correspondent à l'exosquelette. μ_c est le coefficient de frottement dynamique. Si l'on se place du point de vue de l'utilisateur, imposer une position à l'exosquelette nécessite d'appliquer un couple $\boldsymbol{\tau}_i$ contrevenant à son inertie \mathbf{M}_e , son poids $\mathbf{g}_e(\mathbf{q}_e)$, sa friction, et aux forces inertielles $\mathbf{c}_e(\mathbf{q}_e, \dot{\mathbf{q}}_e)$. Dans le cadre de cette équation, et d'après sa définition, atteindre la transparence implique un couple d'interaction nul : $\boldsymbol{\tau}_i = \mathbf{0}$. Pour cela, les couples à imposer à l'exosquelette pour qu'il compense sa dynamique sont donc :

$$\boldsymbol{\tau}_e = \mathbf{M}_e(\mathbf{q}_e)\ddot{\mathbf{q}}_e + \mathbf{c}_e(\mathbf{q}_e, \dot{\mathbf{q}}_e) + \mathbf{g}_e(\mathbf{q}_e) + \mu_c \dot{\mathbf{q}}_e \quad (I.24)$$

Bien que cette équation soit facilement écrivable, elle repose sur des termes nécessitant une identification précise de l'inertie, de la friction, et de la géométrie du robot. Dans leur étude portant sur le ABLE4, Verdel et al. [228] sont parvenus à identifier l'ensemble de ces paramètres de l'exosquelette en lui faisant effectuer des tâches statiques et dynamiques. Après avoir mesuré la cinématique et le couple pendant la réalisation des tâches, les paramètres du robot sont identifiés à l'aide d'un algorithme d'optimisation non linéaire. Les auteurs proposent alors deux lois de commande en boucle ouverte, l'une compensant la dynamique avec la friction et l'autre sans. Ces lois sont comparées au contrôle transparent de base du constructeur qui exclut les termes

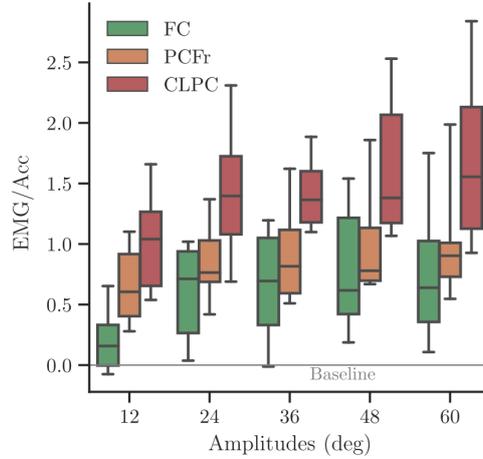


Figure 1.26 – **Impact de la loi de contrôle transparente sur l'activité musculaire [228]**. FC : Modèle dynamique complet, PCFr : Modèle dynamique sans friction, CLPC : Modèle constructeur sans termes inertiels.

inertiels. Les performances des différentes lois de contrôle sont alors comparées via les signaux EMG qu'elles engendrent pour une accélération donnée (voir figure 1.26). Il en résulte que l'inclusion de l'ensemble des termes de l'équation de la dynamique permet une meilleure transparence. Même en boucle ouverte, il est donc possible d'atteindre un niveau de transparence optimal à partir de l'identification.

a.ii Transparence par admittance

Une autre approche pour atteindre la transparence est de directement minimiser l'effort d'interaction en le mesurant à l'aide d'un capteur [34, 97], c'est le contrôle en admittance. Dans ce cas, étant donné la présence d'un *feedback*, c'est un contrôle de type boucle fermée : un correcteur adapte les couples articulaires pour atteindre une valeur donnée d'interaction. En appelant τ_d le couple d'interaction désiré, le correcteur doit donc minimiser l'erreur suivante :

$$\mathbf{e}_\tau = \tau_d - \tau_i \quad (1.25)$$

Avec τ_i le couple d'interaction entre l'humain et l'exosquelette. Pour cela, c'est habituellement un schéma de type proportionnel-intégral-dérivé (PID) qui est employé pour déterminer le couple de l'exosquelette :

$$\tau_e = K_p \mathbf{e}_\tau + K_i \int \mathbf{e}_\tau dt + K_d \frac{d\mathbf{e}_\tau}{dt} \quad (1.26)$$

avec K_p , K_i et K_d les gains proportionnel, intégral et dérivé. Il est important de noter que dans le cas d'une transparence, le couple d'interaction désiré est nul $\tau_d = 0$. Cependant, dans un cas plus général, l'interaction résiduelle peut être

fonctionnelle, par exemple pour aider l'utilisateur à interagir avec le reste de son environnement. En général, les efforts d'interaction sont mesurés à l'aide d'un capteur de force au niveau de l'interface. En pratique, le couple d'interaction est donc calculé à partir de la matrice Jacobienne de l'exosquelette :

$$\tau_i = \mathbf{J}_e^T \mathbf{f}_i \quad (1.27)$$

avec \mathbf{f}_i la force mesurée par le capteur. Une identification géométrique du robot est donc quand même nécessaire étant donné que \mathbf{J}_e dépend de ces paramètres. Elle est en revanche souvent facile, car ils sont directement mesurables ou fournis par le constructeur.

6.b Contrôle d'assistance

b.i Assistance par compensation dynamique

L'assistance par compensation consiste à estimer en temps réel les couples nécessaires pour assurer la dynamique du système. Cette méthode utilise l'équation de la dynamique telle que décrite plus haut (voir equation 1.23), et est souvent appelée *dynamic arm*. Elle est par exemple utilisée pour les dispositifs d'assistance aux tâches du quotidien [224]. Son assistance porte classiquement sur l'exosquelette et le bras de l'utilisateur lui-même. L'information *a priori* nécessaire pour la réaliser est alors inertielle, mais la connaissance instantanée de la cinématique est également requise. Il est possible d'intégrer un champ de force au modèle (il prend alors la place de τ_i), mais son estimation peut s'avérer impossible dans un cas général.

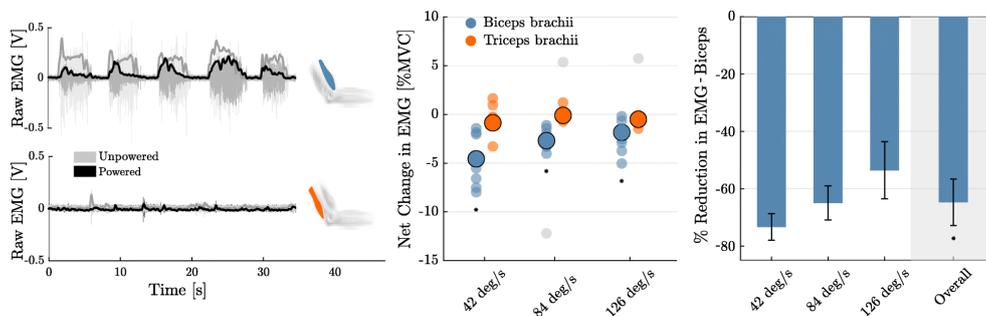


Figure 1.27 – **Impact de la compensation gravitaire sur l'activité musculaire lors d'un mouvement du coude [241]**. Comparaison entre une condition où l'exosquelette est allumé et où il est éteint. L'activité du biceps est nettement réduite quand l'exosquelette assiste le mouvement.

Dans leur étude, Xiloyannis et al. [241] testent une version seulement gravitaire de la compensation. Intégré à un contrôleur d'exosquelette textile pour le coude, ce schéma de contrôle permet alors de nettement réduire l'activité musculaire du biceps (voir figure 1.27). Sur le même matériel, mais dans une

étude postérieure, Lotti et al. [133] utilisent un contrôle basé sur la compensation complète de la dynamique. Leurs paramètres sont alors identifiés à l'aide d'un modèle musculo-squelettique dans OpenSim. En évaluant l'assistance pendant des tâches de *pick and place*, les auteurs constatent une diminution de l'activité musculaire des muscles fléchisseurs de l'épaule et du coude.

b.ii Assistance par admittance

L'assistance par admittance est un cas particulier pour les exosquelettes. Bien qu'elle soit utile pour atteindre une transparence du robot lui-même, elle n'est pas exploitable en théorie dans le cadre d'une interaction directe, car il n'y a pas de capteur entre la main et l'objet. Or un contrôle en admittance nécessite la connaissance instantanée du champ de force. Pour trouver des applications de ce type, il faut diverger légèrement de la notion d'exosquelette avec interaction directe, par exemple en faisant interagir un élément de sa structure [247] ou un effecteur tel qu'une pince. Ce type d'exosquelette pouvant être utilisé pour augmenter la capacité humaine, les modèles récents (e.g., le Guardian XO, voir figure 1.28) se basent sur une architecture *full body* pour que l'utilisateur n'ait pas à porter la charge supplémentaire avec le reste de son corps.



Figure 1.28 – **Exosquelette à augmentation Sarcos.** L'exosquelette est contrôlé en admittance à l'aide de capteurs de forces intégrés dans les poignées. L'interaction se fait à l'aide de crochets (ou à l'aide de tout effecteur monté à leur place), l'utilisateur n'interagit donc pas directement avec son environnement.

Les études concernant ce type d'exosquelette sont quasi inexistantes, car

leur développement est réalisé au sein d'entreprises et aucun modèle commercial n'est à ce jour disponible. Pour autant, l'assistance indirecte basée sur un contrôle en admittance est possible. Dans leur étude, Hamad et al. [77] utilisent cette approche pour contrôler un bras robot UR5. À l'aide d'une poignée accrochée à l'effecteur (qui inclut un capteur de force sur ce modèle), un utilisateur fait avancer un chariot transportant une masse de 26kg avec un effort moindre. Le principal défaut de ce paradigme appliqué aux exosquelettes est la perte de la préhension manuelle. En effet, en l'absence de source d'information supplémentaire, le contrôle en admittance pour l'assistance d'interaction indirecte exclut l'utilisation de sa propre main pour saisir ou interagir avec des objets.

b.iii Assistance basée EMG

Comme vu précédemment, fournir une assistance nécessite une information sur l'effort que souhaite fournir l'utilisateur. Dans le cas du *dynamic arm*, on cherche à compenser l'inertie et la gravité, on n'a donc besoin que d'une information *a priori* sur ces grandeurs et le reste est calculé via l'équation de la dynamique. On n'a cependant pas d'information sur le champ de force, et on ne peut pas assister la manipulation d'objet dans un cas général (sans connaissance *a priori* sur la masse de l'objet ou la trajectoire qu'il doit suivre). Dans le cas de l'admittance via un préhenseur, on mesure de manière instantanée le champ de force, mais on perd le contact direct, excluant donc tous les scénarios nécessitant une manipulation agile.

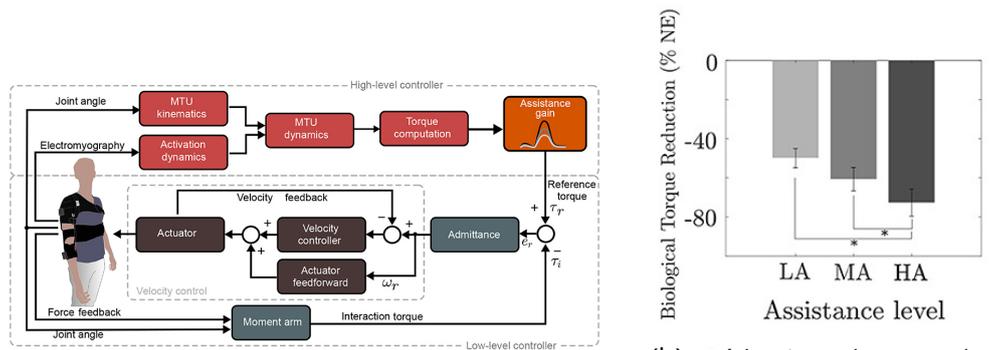
Dans la section I.ii, nous avons vu que les méthodes de détection d'intention basées EMG permettent d'estimer de manière continue le couple articulaire imposé par les muscles. Dans certains travaux qui ne seront pas détaillés dans cette section, cette estimation peut alors servir de feedback pour optimiser le coût d'un contrôleur adaptatif sur une tâche prédéfinie ou cyclique [162, 210]. En pratique, une fois le reste de la dynamique du bras considérée (grâce à une mesure instantanée de la cinématique, et une connaissance *a priori* des paramètres d'inertie), le couple articulaire résiduel correspond au champ de force de l'interaction. C'est sur ce constat que se base en général l'assistance basée EMG : elle permet d'intégrer une information instantanée sur le champ de force, et ainsi la prise en compte d'un type d'information qui était auparavant indisponible (e.g, pour les contrôles en admittance et proportionnel). On trouvera également des travaux visant à utiliser cette information pour effectuer une estimation de la cinématique, notamment pour le contrôle en impédance.

Contrôle en impédance

À partir d'une estimation du couple articulaire, certains auteurs choisissent d'en déduire une intention d'accélération, de vitesse ou de position à partir de la dynamique du membre. L'exosquelette est alors piloté de manière à suivre cette valeur grâce à un contrôle en impédance. Cette méthode est utilisée dans les nombreux travaux de Kiguchi et al. [104–106] et Gopura et al. [73]. Dans leurs travaux, les auteurs ont d'abord utilisé un modèle linéaire pour estimer les couples articulaires, puis en ont déduit une force résultante au niveau de la main via la transposée inverse de la matrice Jacobienne du bras : $\mathbf{f}_h = \mathbf{J}_h^{-T} \boldsymbol{\tau}_h$. De cette force est alors déduite une accélération désirée de la main dans l'espace des tâches : $\ddot{\mathbf{x}}_d = \mathbf{M}_h^{-1} \mathbf{f}_h$, avec \mathbf{M}_h^{-1} la matrice des masses du bras humain. La vitesse et la position correspondantes sont calculées par intégration, et la force du robot au niveau de l'effecteur est déterminée à partir de l'équation d'impédance suivante :

$$\mathbf{f}_r = \mathbf{M}_r \ddot{\mathbf{x}}_d + \mathbf{B}(\dot{\mathbf{x}}_d - \dot{\mathbf{x}}) + \mathbf{K}(\mathbf{x}_d - \mathbf{x}) + \mathbf{f}_l \quad (1.28)$$

avec \mathbf{x} les coordonnées de l'effecteur dans l'espace des tâches, \mathbf{M}_r la matrice des masses du robot, et \mathbf{f}_l une force extérieure correspondant par exemple à une charge. \mathbf{B} et \mathbf{K} sont les paramètres d'impédance, et sont adaptatifs dans les travaux présentés par les auteurs (*i.e.*, varient en fonction de l'activation musculaire et de la posture). On peut déduire de cette équation que, dans ces travaux, les activités musculaires sont en réalité utilisées pour effectuer une prédiction de la cinématique et non du champ de force, celui-ci étant considéré comme une information connue *a priori* à travers \mathbf{f}_l . Les couples articulaires sont finalement obtenus grâce à la matrice Jacobienne du robot : $\boldsymbol{\tau}_r = \mathbf{J}_r^T \mathbf{f}_r$. En appliquant ce schéma de contrôle, les auteurs parviennent alors à obtenir une réduction significative des activations musculaires du pectoral majeur et du biceps lors de la réalisation de tâches fonctionnelles. Lu et al. [134] utilisent également une approche par impédance pour le contrôle d'un exosquelette de coude. Un couple articulaire est d'abord estimé à partir d'un filtre de Kalman, et est ensuite transformé en un incrément d'angle articulaire. Ajouté à l'angle actuel récupéré à l'aide d'une centrale inertielle, un correcteur PID permet alors d'atteindre le nouvel angle désiré. Les auteurs comparent ensuite leur méthode à un contrôleur de type proportionnel (qui est décrit plus bas). La puissance des signaux EMG résultants est influencée par la méthode de contrôle : en utilisant leur technique, les auteurs obtiennent jusqu'à 42.7% de diminution, alors que la méthode proportionnelle permet une réduction jusqu'à 35%.



(a) Schéma de contrôle. Le couple articulaire est estimé via un modèle NMS, il est ensuite multiplié par un facteur d'assistance. La valeur résultante fixe alors le couple d'interaction désiré.

(b) Réduction des couples articulaires pendant le port d'une charge en isométrique. LA, MA, et Ha correspondent respectivement à des facteurs d'assistance de 0.6, 0.9 et 1.2.

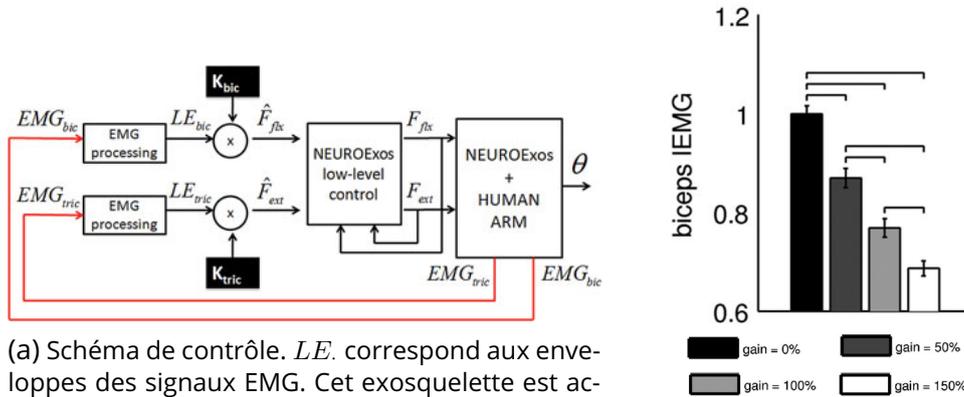
Figure 1.29 – **Contrôle EMG en admittance** [147].

Contrôle en admittance

Le contrôle en admittance, en plus d'être utilisé pour la transparence, peut être exploité pour l'assistance. En effet, si la transparence nécessite de chercher à minimiser les efforts d'interaction entre l'exosquelette et l'utilisateur, l'assistance cherche plutôt à les fixer de telle sorte qu'ils aident le mouvement (*i.e.*, $\tau_d \neq 0$ dans l'équation 1.25). Dans une étude exploratoire, Rosen et al. [181] ont utilisé cette méthode pour assister le mouvement du coude. Le couple articulaire du coude est d'abord estimé avec un modèle neuro-musculo-squelettique (NMS). Les auteurs ont ensuite utilisé cette valeur pour fixer le niveau d'interaction nécessaire entre l'exosquelette et l'utilisateur afin d'être assisté, et un capteur de force fournit le *feedback* de la boucle de contrôle. Ils sont alors arrivés à moduler la réduction de l'activité musculaire en fonction d'un gain d'assistance, amplifiant jusqu'à un facteur δ la force de l'utilisateur pendant une tâche de levé de poids. Les travaux de Missirotti et al. [147] et de Lotti et al. [132, 133] ont été également basés sur un contrôle en admittance précédé d'une estimation de couple articulaire via un modèle NMS (voir figure 1.29a). Dans leurs études, les auteurs ont obtenu une réduction jusqu'à $-72.73 \pm 6.98\%$ du couple articulaire en fonction du facteur d'assistance (voir figure 1.29b), ainsi qu'une diminution de la fatigue musculaire.

Contrôle proportionnel

Dans un schéma de contrôle proportionnel, la valeur de couple calculée à partir des signaux EMG est multipliée par un gain et directement fournie au moteur. Lenzi et al. [120] ont appliqué cette méthode pour contrôler leur exosquelette de coude. Les auteurs ont d'abord extrait l'enveloppe du signal EMG,



(a) Schéma de contrôle. LE correspond aux enveloppes des signaux EMG. Cet exosquelette est actionné avec deux câbles fournissant une tension de flexion et d'extension. Le couple résulte de la différence de tension entre les deux câbles.

(b) Résultats pour un mouvement périodique avec port d'un poids de 1kg et variation du gain d'assistance.

Figure 1.30 – **Contrôle EMG proportionnel** [120].

puis l'ont multipliée par un gain (*i.e.*, un modèle linéaire, voir section 1.5.ii), afin de commander le couple résultant (voir figure 1.30a). Les participants devaient réaliser un mouvement périodique du coude en portant un poids de 1kg tout en étant attachés à l'exosquelette. Pendant l'expérience, les chercheurs ont observé une diminution de l'activité du biceps qui était proportionnelle au degré d'assistance imposé par le gain (voir figure 1.30b). D'autres auteurs ont utilisé avec succès la méthode proportionnelle. Tang et al. [209] sont parvenus à assister le mouvement en utilisant un exosquelette de coude pneumatique avec une approche ANN-EMG pour la détection d'intention. De leur côté, Li et al. [125] ont utilisé un filtre de Kalman pour l'estimation du couple articulaire via les EMG et un exosquelette de coude et de poignet pour l'assistance. Ils obtiennent alors une réduction de presque 50% de l'activité du biceps. Plus récemment, Pen et al. [160] ont noté qu'accompagner le contrôle proportionnel d'un feedback visuel ou haptique pouvait améliorer la fluidité du mouvement.

Contrôle intégral

Le contrôle intégral a été proposé par Treussard et al. [213, 215, 216] à travers plusieurs travaux sur l'assistance au port de charge via un exosquelette. L'estimation du couple articulaire se fait via un schéma hybride pour compenser les lacunes des capteurs EMG utilisés (bracelet avec électrodes MyoArmband). Un réseau de neurones convolutif détermine d'abord le sens du mouvement (*i.e.*, flexion ou extension), puis son intensité est estimée à partir de la formule proposée par Ullah et al. [223] :

$$\tau_{mes} = m(t)^a e^{c-bm(t)} \quad (1.29)$$

avec $m(t)$ le signal EMG filtré, τ_{mes} le couple estimé, et a , b et c des paramètres à identifier. Pour le contrôle (voir figure I.31a), le couple estimé est passé dans une zone morte afin d'annuler les erreurs d'estimation à faible intensité :

$$\tau_h = \begin{cases} \tau_{mes} - \text{sign}(\tau_{mes}) \tau_0 & \text{si } |\tau_{mes}| < \tau_0 \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (I.30)$$

où τ_0 est le couple palier de la zone morte, et τ_h le couple humain résultant. Un correcteur intégral est ensuite appliqué :

$$\tau_{cons} = K \int \tau_h dt \quad (I.31)$$

avec K le gain intégral, et τ_{cons} le couple de contrôle du robot. La fonction du correcteur intégral est d'annuler l'erreur statique. Dans un cas d'estimation parfaite (*i.e.*, où la zone morte ne serait pas nécessaire), le couple d'assistance convergerait donc en théorie vers le couple nécessaire à la réalisation du port de charge, et le compenserait dans son entièreté. Dans leurs expériences, les auteurs ont comparé leur schéma de contrôle avec une compensation gravitaire pure en boucle ouverte. Ils ont alors trouvé que le contrôle intégral basé EMG performait aussi bien que la compensation gravitaire en offrant presque une division par deux des activités musculaires des muscles fléchisseurs (voir figure I.31b). Ce résultat est notable, car cette performance est obtenue sans avoir d'information *a priori* sur la masse de l'objet à porter, contrairement à la compensation gravitaire. Ce schéma de contrôle peut donc s'adapter à n'importe quel objet sans intervention de l'utilisateur, en tout cas pendant le port de charge.

Bilan

Ce tour d'horizon des méthodes de contrôle basées EMG nous amène à plusieurs constats. Premièrement, la détection d'intention, bien qu'elle soit une étape complexe, ne représente que la moitié du chemin. Bien utiliser l'information qui en émerge dans le contrôle est tout aussi important et tout aussi peu trivial. Ensuite, le schéma de contrôle est entièrement dépendant du matériel à disposition. Contrôler en admittance nécessite un capteur de force, contrôler en impédance nécessite une estimation des paramètres de masse, et contrôler en proportionnel ou intégral nécessite de pouvoir commander le robot en couple ou d'avoir un correcteur approprié. Par ailleurs, les schémas de contrôle ne sont pas incompatibles entre eux. Bien qu'on ait tenté de catégoriser les types de contrôle pour organiser cette section, certains travaux auraient pu être changés de catégorie. C'est par exemple le cas des travaux de Lotti et al. [133] : l'exosquelette est contrôlé en admittance, mais le couple d'assistance choisi est proportionnel. En réalité, bien que des termes tels que *proportionnal EMG control* se retrouvent souvent dans la littérature,

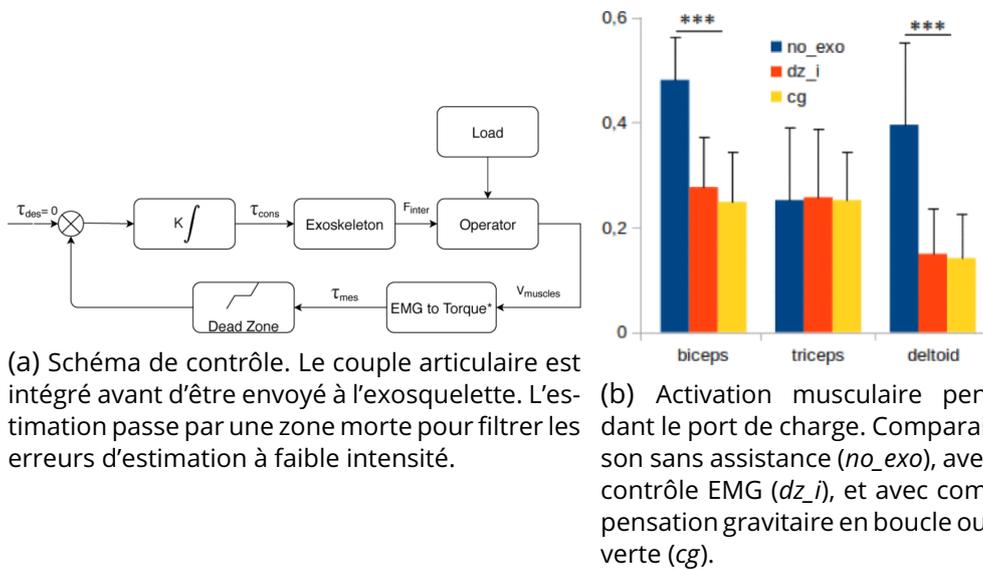


Figure 1.31 – Contrôle EMG intégral. [213, 215, 216].

ils correspondent à des approches parfois plus complexes où le terme proportionnel n'est pas nécessairement le facteur prépondérant dans le contrôle.

Cette distinction entre la façon de contrôler le robot et la façon de choisir le couple d'assistance n'est jamais clairement établie dans les travaux précédents or elle est pourtant cruciale. Conceptuellement, à partir des couples articulaires, il peut paraître simple de piloter l'exosquelette : on veut compenser les couples articulaires, on va donc contrôler l'exosquelette de telle sorte qu'il les prenne en charge : $\tau_{exo} = \alpha \tau_h$, avec α un facteur d'assistance. C'est un schéma proportionnel.

En pratique, la valeur de τ_h va diminuer, mais devra rester non nulle pour produire l'information nécessaire à l'assistance. Dans ce cas, le couple final appliqué par l'exosquelette et l'humain sera $\tau = \tau_h(1 + \alpha)$: l'effort est amplifié. Un facteur d'assistance de 1 est donc associé à une division par deux de l'effort perçu par l'utilisateur, un facteur de 2 à une division par trois, et ainsi de suite. Il faut donc un grand facteur d'assistance pour annuler de manière significative l'effort de l'utilisateur. L'inconvénient est alors que la moindre erreur d'estimation est également amplifiée par ce facteur.

Dans l'approche intégrale, le couple humain est plutôt perçu comme une erreur statique à minimiser. Ainsi, c'est la dérivée du couple d'assistance qui dépend du couple articulaire humain : $\dot{\tau}_{exo} = \alpha \tau_h$. Dans un cas statique, le couple de l'exosquelette augmente jusqu'à annulation total du couple humain, le couple final appliqué proviendra donc entièrement de l'exosquelette : cela correspond à une compensation gravitaire. L'inconvénient de cette méthode provient alors de la nécessité d'effectuer une contraction antagoniste

quand l'utilisateur veut produire un mouvement opposé à la gravité. Comme vu dans la section 1.3.c, la gravité fait partie intégrante de la planification motrice. De manière intuitive, l'utilisateur aurait donc tendance à vouloir relâcher ses fléchisseurs pour produire un mouvement vers le bas, or dans ce cas il devra contracter ses extenseurs [216]. Cela produit une assistance peu intuitive et nécessite donc une plus grande adaptation. Un autre inconvénient se manifeste dans les cas dynamiques : un mouvement rapide vers une position cible peut emmener le couple d'assistance au-dessus du couple nécessaire au maintien statique de la position une fois le mouvement terminé. L'utilisateur doit donc compenser par une contraction antagoniste pour réduire la valeur du couple d'assistance.

Ces deux approches dans la façon de déterminer le couple d'assistance retrouvent leur écho dans la façon dont nos muscles peuvent être activés pour produire le mouvement. Comme décrit dans les travaux de Flanders et al. [59], l'activation musculaire peut être découpée en deux composantes : phasique et tonique. La composante tonique agirait pour assurer la compensation gravitaire, quand la composante phasique permettrait de réaliser un mouvement. Dans ce paradigme, la composante tonique dépendrait donc de la position, alors que la phasique dépendrait de la vitesse (ou de manière plus générale de la dynamique). En termes de contrôle d'assistance, l'approche proportionnelle serait donc le pendant de la composante phasique et l'approche intégrale correspondrait à la composante tonique. Cela suggère que les méthodes proportionnelle et intégrale pourraient être utilisées de concert pour produire une assistance plus intuitive. Associé à une addition du couple gravitaire issue du bras dans l'intention de l'utilisateur (*i.e.*, considérer qu'un couple musculaire nul correspond à un mouvement d'extension), le couple d'assistance final a alors le potentiel d'imiter au mieux le mouvement humain, pour aider sans gêner.

I.7 Problématique et hypothèses

À travers ce cadre théorique, nous avons pu voir qu'il existe un ensemble hétéroclite de dispositifs d'assistance associés à des méthodes de contrôle souvent basées sur la détection d'intention d'un utilisateur. Tant sur la détection d'intention que sur l'assistance, ces méthodes produisent des résultats qui sont parfois peu comparables du fait de la diversité des protocoles. Leurs applications sont pourtant prometteuses : réduction des troubles musculo-squelettiques, rééducation post-acc, augmentation de la force. Malgré tout, l'assistance au mouvement, pour être intuitive et efficace, doit considérer certains processus régissant le mouvement humain qui peuvent être complexes et encore aujourd'hui difficiles à parfaitement reproduire ou imiter.

Pour autant, on constate que les méthodes de contrôle basées sur les signaux électromyographiques permettent d'assister le mouvement dans un cas général quand elles sont associées à un exosquelette de membre supérieur : l'ensemble des informations nécessaires pour aider une interaction directe sont disponibles.

Dans ce travail de thèse, l'objectif est donc d'**utiliser un exosquelette de membre supérieur afin d'assister le mouvement de manière intuitive**. Cet objectif est assorti d'une contrainte de faisabilité : ces travaux doivent donc également viser à produire des méthodes adaptées à une utilisation dans des applications réelles.

En partant des constats décrits plus haut, nous pouvons émettre les hypothèses suivantes :

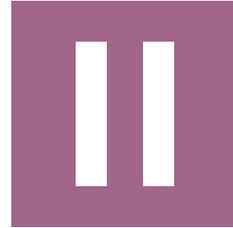
- Les signaux électromyographiques permettent d'estimer le couple articulaire humain.
- Le traitement de ces signaux impacte la qualité et la latence associée à cette estimation.
- Cette estimation permet de produire une assistance efficace avec un exosquelette de membre supérieur.
- La prise en compte des connaissances en matière de contrôle moteur humain impacte l'intensité et l'intuitivité de l'assistance.

La littérature de ce chapitre permet déjà d'apporter des éléments de réponse concernant ces hypothèses. Le but de cette thèse est cependant d'étendre les résultats des précédents travaux de recherche. Ainsi, nous nous placerons dans un cadre plus général. Pour l'estimation du couple articulaire humain, nous considérerons plusieurs degrés de liberté, sans restriction sur le type de mouvement et en couvrant au mieux l'espace des tâches utilisé dans les tâches quotidiennes. Pour l'assistance, nous utiliserons des informations *a priori* seulement sur le bras humain (masses, longueur des segments). Ainsi, la

CHAPITRE I. CADRE THÉORIQUE

cinématique et le champ de force seront considérés comme inconnues. Enfin, en plus de considérer la réduction des activités musculaires comme critère d'efficacité de l'assistance, une attention particulière sera également portée sur son intuitivité. Dans le chapitre suivant, nous réaliserons les expériences nécessaires pour tester ces hypothèses dans ce cadre, pour *in fine* répondre à la question suivante :

■ *Comment utiliser les signaux électromyographiques pour assister de manière intuitive le mouvement du membre supérieur avec un exosquelette ?*



Contribution expérimentale

Dans ce chapitre, nous allons aborder les principales contributions de ce travail de thèse. Dans un premier temps, une mise au point technique sur le choix des capteurs EMG et sur le fonctionnement global de la plateforme expérimentale est effectuée. Puis, une première contribution scientifique concernant les modèles EMG-vers-couples est abordée. Elle vise à départager les types de modèles mathématiques à utiliser, au regard de leur précision et de leur applicabilité dans un contexte réel. C'est ensuite le traitement des signaux EMG qui est étudié. Plusieurs méthodes sont comparées pour leur précision, et pour la latence qu'elles entraînent sur la prédiction. Enfin, ces résultats sont exploités dans une troisième contribution où un modèle EMG-vers-couple est utilisé pour effectuer l'assistance d'une tâche fonctionnelle avec l'exosquelette.

I was perhaps for a time considered the best lobby boy we ever had at the Grand Budapest. I think I can say that. This one finally surpassed me. Although I must say, I am an exceptional teacher.

- Mr Gustave, The Grand Budapest Hotel (2014)

II.1 Setup expérimental

Cette section vise à porter le focus sur certains aspects techniques de ce travail de thèse. Contrôler un exosquelette avec des signaux EMG est aussi un défi technique : cela nécessite la réalisation de compromis sur le matériel, et le développement de logiciels personnalisés. Nous décrivons ici deux de ces aspects : le choix des capteurs EMG, et l'architecture de la plateforme expérimentale.

1.a Choix des capteur EMG

Dans les sections suivantes, les concepts de temps réel, de latence et de minimisation de délai vont être abordés. L'emploi de ces termes aura pour but de souligner un aspect concret de l'utilisation d'un système d'assistance basé sur la détection d'intention de l'utilisateur : le système a besoin d'être réactif. Cela signifie que l'acquisition, la transformation et la transmission des données doivent être rendues les plus rapides possibles. Cette contrainte doit donc être prise en compte lors du choix du matériel utilisé pour la réalisation d'expériences. Dans cette courte partie, nous aborderons l'importance du choix des capteurs pour la capture de signaux électromyographiques au regard de cette contrainte.

a.i Description des systèmes

Plusieurs compagnies partagent le marché des capteurs électromyographiques à usage professionnel ou de recherche. Parmi elles, le laboratoire CIAMS a pu se doter de capteurs venant de deux compagnies différentes : Delsys et Cometa (voir figure II.1. Les deux systèmes testés se basent sur une technologie sans fil : l'acquisition des données se fait sur un boîtier à part qui communique avec un boîtier principal connecté au PC. Ces systèmes ont donc une latence intrinsèque liée au temps de transmission et au protocole radio-fréquence (Wifi, BLE).



Figure II.1 – **Capteurs EMG**. À gauche un capteur Delsys Trigno Duo, à droite un capteur Cometa MiniWave.

Delsys

Delsys propose des boîtiers avec des grappes de deux ou quatre électrodes sèches (Trigno Duo et Trigno Quattro). Ce boîtier se connecte par l'intermédiaire d'une liaison radio-fréquence avec une mallette de transport et de charge, qui, elle, est connectée en USB sur l'ordinateur d'acquisition. Une fois connecté au PC, il existe deux méthodes d'acquisition : l'interface de programmation d'application (API) et le kit de développement logiciel (SDK). L'API est une bibliothèque .NET utilisable uniquement dans le langage C#, elle permet une interface simplifiée et haut niveau avec des fonctionnalités d'acquisition, de streaming et de filtrage intégré des signaux. Elle a cependant le défaut de ne pas être langage-agnostique (incompatible avec d'autres langages que C#). Le SDK quant à lui vient sous la forme d'un logiciel à exécuter en arrière-plan sur le PC d'acquisition et qui streame les données via un serveur TCP. Cette approche, bien que plus austère à utiliser, est compatible avec n'importe quel langage de programmation et est même accessible depuis d'autres PC sur le réseau local. Les méthodes d'acquisitions sont schématisées sur la partie haute de la figure II.2.

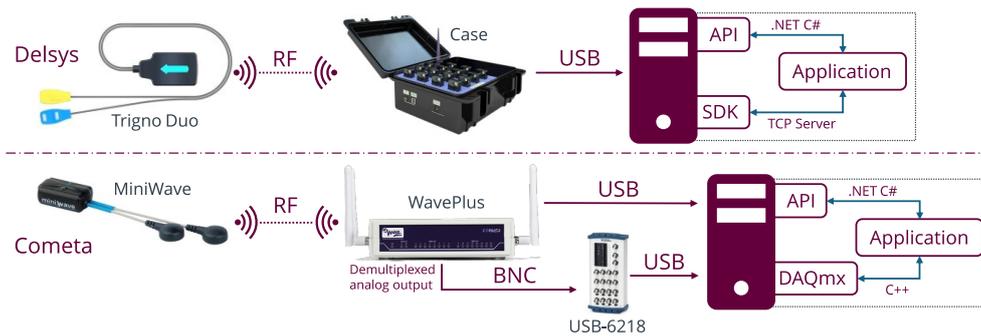


Figure II.2 – **Méthodes d'acquisition pour le capteur Trigno de Delsys (en haut) et le capteur MiniWave de Cometa.** Le Trigno peut être exploité via son API en C# ou son SDK à travers un serveur TCP. Le MiniWave peut également être exploité via son API C#, mais aussi en C++ via un convertisseur analogique numérique USB-6218 et son driver DAQmx.

Cometa

Les capteurs MiniWave sont vendus par Cometa. Ils consistent en un dipôle connectable par clip à tout type d'électrode à gel. Les capteurs sont connectés à un boîtier qui propose plusieurs modalités d'extraction des données. Un port USB permet de se connecter à un PC et exploiter une API .NET pour la lecture des données et le contrôle de l'acquisition. Le boîtier a également la particularité de posséder directement une sortie analogique avec un connecteur DB68. Ce connecteur, une fois branché sur un démultiplexeur, permet d'avoir une lecture analogique directe de chaque capteur EMG via un câble

BNC. L'exploitation de la sortie analogique nécessite donc de se munir d'un convertisseur analogique-numérique pour l'acquisition sur l'ordinateur. Cela présente l'inconvénient du coût supplémentaire ajouté, mais l'avantage de la maîtrise de l'étape de numérisation en utilisant du matériel ayant potentiellement moins de latence. En l'occurrence, un boîtier National Instruments USB-6218 a été utilisé, son driver DAQmx permet de communiquer avec lui à travers plusieurs langages de programmation, dont le C++. Les méthodes d'acquisition sont schématisées sur la partie basse de la figure II.2.

a.ii Méthode d'évaluation de la latence

Évaluer et comparer la latence de ces capteurs requiert une configuration permettant de mesurer des différences de temps avec une résolution temporelle au moins égale à leur fréquence d'acquisition, soit $2kHz$. L'expérience consiste à envoyer un signal de référence de manière chronométrée sur le dipôle de l'électrode, puis de mesurer l'écart temporel entre le moment de l'envoi et le moment de la mesure.

Matériel

Pour cela, une carte Arduino UNO est utilisée comme source, accompagnée d'un pont diviseur de tension pour réduire l'amplitude du signal à $5mV$. La sortie de l'Arduino est connectée au dipôle du capteur, et l'envoi du signal est synchronisé par liaison série. L'enregistrement des données du capteur et l'envoi de la commande à l'Arduino sont réalisés au sein d'un même programme (au langage adapté en fonction de l'approche d'acquisition choisie) pour assurer leur synchronisation. Les données récoltées sont alors enregistrées à une fréquence de $2kHz$.

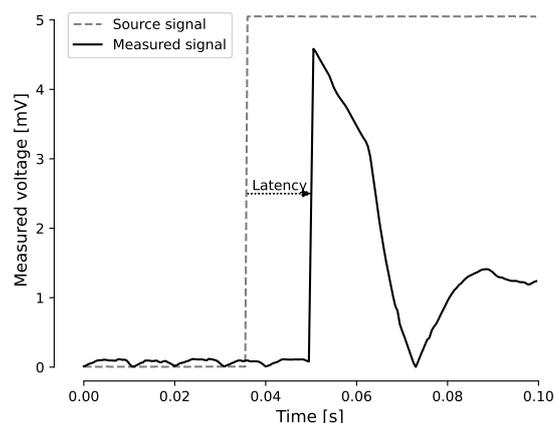


Figure II.3 – **Mesure de la latence d'un capteur.** Elle correspond à l'écart temporel entre le front montant du signal source et la réaction du signal mesurée.

Analyse

Après avoir été enregistrés, les signaux sont comparés : les horodatages du front montant du créneau et de la réaction du capteur sont mesurés. Leur soustraction permet alors d'obtenir une valeur de latence (voir figure II.3). Cette opération est répétée dix fois par type de capteur et d'approche d'acquisition.

a.iii Résultats et discussion

Les résultats de cette expérience sont consignés sur la figure II.4. Le capteur Trigno de Delsys a obtenu une latence moyenne de 61 ms dans sa version SDK et API, avec une plus forte variabilité pour la version API qui obtient un écart type de 1.5 ms contre 0.5 ms pour le SDK. Le capteur MiniWave a globalement obtenu de meilleures performances avec $35 \pm 2.5\text{ ms}$ de latence pour sa version API et $14.5 \pm 0.5\text{ ms}$ pour sa version analogique via le convertisseur analogique-numérique et le driver DAQmx. Ces résultats indiquent que l'utilisation des capteurs MiniWave en analogique est à privilégier afin de minimiser la latence. Ils démontrent également que la latence intrinsèque des technologies EMG actuelles n'est pas négligeable. Le délai électromécanique étant généralement considéré comme proche des $20 - 100\text{ ms}$ (voir section I.4.i), la latence d'un capteur Trigno entraînerait une perte d'une partie conséquente de cette avance avant même de prendre en compte les délais de traitement et d'exploitation du signal. Prendre en compte cette information dans le choix du capteur EMG est donc crucial pour optimiser la réactivité du système. À partir de ces résultats, ce sont les capteurs MiniWave en analogique qui ont été sélectionnés pour effectuer les expériences.

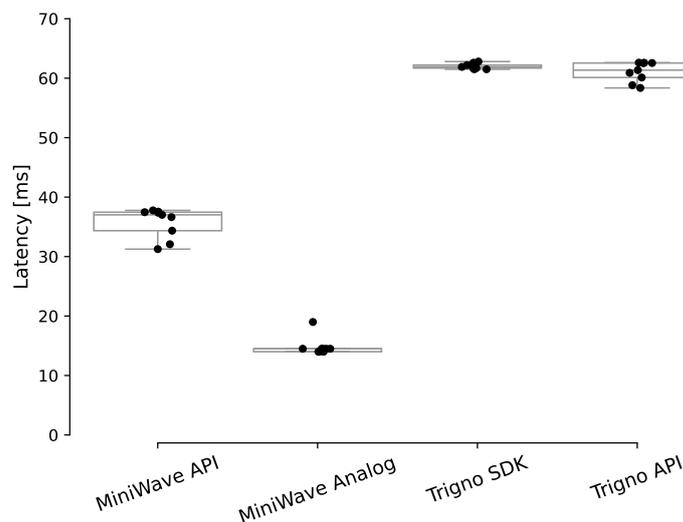


Figure II.4 – Résultat de mesure des latences.

1.b Plateforme expérimentale

Un des challenges de ce travail de recherche est la gestion de la quantité d'équipements et de sous-systèmes composant la plateforme expérimentale. Notamment, l'utilisation en temps réel de l'exosquelette, des capteurs EMG, de la capture du mouvement, et de l'affichage en simultané nécessite le développement d'une couche logicielle permettant la synchronisation de tous ces signaux.

b.i Sous-systèmes

Exosquelette ABLE

L'exosquelette ABLE (voir figure I.6d) possède quatre degrés de liberté (un pour le coude, trois pour l'épaule), ainsi que deux capteurs de force (ATI, Apex, États-Unis) aux points d'attache. Dans ce travail, il sera utilisé avec seulement deux degrés de liberté (flexion/extension du coude et de l'épaule), le reste étant bloqué avec des butées mécaniques. La communication avec son boîtier de commande se fait via EtherCAT. Un programme de communication a été écrit en C++ lors d'une précédente thèse [228]. Il permet un contrôle à 1 kHz en couple ou en vitesse, ainsi que la lecture des positions angulaires (issues d'encodeurs intégrés aux moteurs) et des capteurs de force à la même fréquence.

Capteurs EMG

Comme décrit dans la section précédente, la plateforme expérimentale est dotée d'un système Cometa MiniWave (Bareggio, Italie) avec 16 capteurs. La lecture des données se fait en analogique via un convertisseur analogique numérique USB-6218 et son driver DAQmx en C++. Les capteurs mesurent le signal à une fréquence de 2 kHz .

Capture du mouvement

La plateforme est équipée de 10 caméras Oqus de Qualysis (Göteborg, Suède), permettant une capture à 100 Hz de marqueurs réfléchissants. La communication avec les caméras se fait à travers le logiciel Qualysis Track Manager (QTM). Les données sont accessibles via un serveur TCP ou via un serveur Lab Streaming Layer (LSL).

Écran d'affichage

Un écran d'affichage est positionné à côté de l'exosquelette, il est constitué d'une toile sur laquelle un projecteur affiche les informations nécessaires à la réalisation des tâches expérimentales. Cet affichage est géré en Python, via diverses bibliothèques (QT, Matplotlib).

b.ii Couche logicielle

Gérer les expériences incluant autant de sources de données requiert d'automatiser leur enregistrement et leur synchronisation. De plus, certaines expériences nécessitant l'utilisation en temps-réel de signaux traités et exploités (*i.e.*, l'expérience d'assistance, voir dernière section de ce chapitre), il est donc indispensable d'établir une communication en temps réel entre les divers sous-systèmes. Pour cela, une couche de communication via le Lab Streaming Layer a été implémentée pour chaque sous-système (voir figure II.5 pour un exemple). Comparable à Robot Operating System (ROS [205]), LSL joue un rôle de middleware. Il permet de rassembler plusieurs sources de signaux et d'assurer leur lecture en temps réel, sur l'ordinateur, ou en réseau local. Plutôt qu'avoir tous les sous-systèmes tournant sur le programme de l'exosquelette, ils ont chacun leur sous-programme avec leur thread associé. Cette parallélisation assure de ne pas ralentir le temps de boucle de contrôle en déportant chaque tâche de calcul sur un cœur différent du processeur si nécessaire. De plus, le crash éventuel d'un des sous-programmes n'entraîne pas un arrêt non maîtrisé de l'exosquelette, permettant une sécurité renforcée.

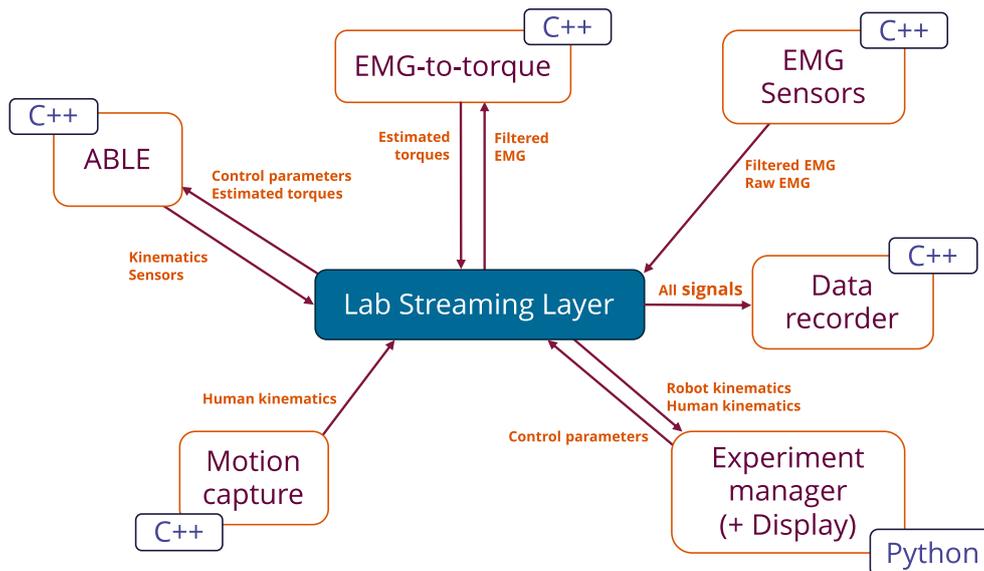


Figure II.5 – **Échange de données via le Lab Streaming Layer**. Exemple pour l'expérience d'assistance (voir section II.4). Chaque sous-système échange des données via LSL pour les mettre à disposition des autres sous-systèmes.

Ce sont les différentes études menées durant cette thèse et rédigées en anglais et au format article scientifique qui sont maintenant insérées dans ce chapitre. Pour commencer, c'est la première étape vers une assistance basée EMG qui est abordée : l'évaluation des modèles EMG-vers-couples, et comment les calibrer rapidement *in situ*.

II.2 Étude 1 : Comparaison de modèles

Titre : EMG-to-torque models for exoskeleton assistance : a framework for the evaluation of *in situ* calibration

Auteurs : Lucas Quesada , Dorian Verdel , Olivier Bruneau , Bastien Berret , Michel-Ange Amorim , Nicolas Vignais .

Mots-clés : Exoskeleton, Electromyography, EMG-to-torque models, Intention detection, Human-machine interaction

Lien format pré-print : <https://biorxiv.org/content/10.1101/2024.01.11.575155>

Cette étude vise à comparer des modèles EMG-vers-couples existants et à en développer un nouveau. Pour ce faire, un ensemble de données provenant de 17 participants a été recueilli. Pendant les expériences, les participants devaient effectuer une tâche dynamique de suivi de trajectoire, tandis que l'exosquelette s'opposait à leurs mouvements avec un champ visqueux. La cinématique, les signaux EMG et les couples articulaires ont été enregistrés pendant les essais. Les modèles proposés ont été évalués quant à leur capacité à prédire le couple articulaire à partir des signaux EMG et parfois de la cinématique. Deux types de critères de mesure ont été utilisés à cet effet : la précision et la rapidité. La précision du modèle correspond à sa capacité à générer une prédiction précise, évaluée à partir du coefficient de corrélation et de l'erreur quadratique normalisée. La rapidité fait référence à deux aspects : la rapidité de calibration, c'est-à-dire le temps nécessaire pour identifier les paramètres du modèle, et la rapidité de prédiction, c'est-à-dire le temps nécessaire pour calculer une valeur de couple articulaire. Les résultats indiquent que le nouveau modèle offre des performances de précision supérieures à celles des modèles comparés, tout en conservant une rapidité raisonnable pour une utilisation en temps réel dans un contexte applicatif.

Abstract : In the field of robotic exoskeleton control, it is critical to accurately predict the intention of the user. While surface electromyography (EMG) holds the potential for such precision, current limitations arise from the absence of robust EMG-to-torque model calibration procedures and a universally accepted model. This paper introduces a practical framework for calibrating and evaluating EMG-to-torque models, accompanied by a novel nonlinear model. The framework includes an *in situ* procedure that involves generating calibration trajectories and subsequently evaluating them using standardized criteria. A comprehensive assessment on a dataset with 17 participants, encompassing single-joint and multi-joint conditions, suggests that the novel model outperforms the others in terms of accuracy while conserving computational efficiency. This contribution introduces an efficient model and establishes a versatile framework for EMG-to-torque model calibration and evaluation, complemented by a dataset made available. This further lays the groundwork for future advancements in EMG-based exoskeleton control and human intent detection.

2.a Introduction

Active exoskeletons are a major potential tool to support neurorehabilitation protocols and prevent the appearance of musculoskeletal disorders (MSDs) at work. Concerning rehabilitation, they can be used to improve gait and upper limb control during daily activities for those who have suffered a stroke or a spinal cord injury [45, 58, 168, 199]. Exoskeletons can also be used to decrease the biomechanical load on the body [148], thus contributing to preventing the onset of MSDs when the workspace cannot be adapted to improve ergonomics [151], although more evidence is needed [142, 212]. In such situations, integrating the human intention into the exoskeleton's control loop is necessary to ensure safe, appropriate, and intuitive assistance [20].

Human intention detection (HID) involves continuously estimating the motion of one or more human joints. There are several approaches to this aim. Kinematics can be used to anticipate the trajectory of a movement based on prior knowledge of typical trajectories. These techniques, often based on probabilistic models [138, 139], have already been used to assist with an active exoskeleton [95]. Another method is to employ a bio-electric signal and a model to estimate the movement. Data sources such as mechanomyography (MMG), force myography (FMG) [240], electromyography (EMG), or a fusion of signals [87, 254] may be processed to control an exoskeleton. Thanks to the electromechanical delay, *i.e.*, the latency between EMG signal and muscle force production [37], human intention detection can be predictive : the movement estimation can in principle occur before the onset of the movement itself. This potential predictive capability can be advantageously used in real-time assistive systems, making EMG signals an appealing choice for human/machine

interactions [89,104,126].

Several approaches can be employed to predict intent based on EMG signals, but two general categories can be defined : i) categorical classification and ii) continuous regression. Movement classification tends to use convolutional neural networks [100,215], support vector machine [163,219], gaussian mixture models [217] and other various techniques [96] linked to pattern recognition. This type of HID allows to predict which type of movement is performed (e.g., elbow flexion/extension) but has to be trained on a predetermined set, preventing its generalization. On the other hand, continuous movement regression aims to predict a continuous feature of the movement, such as joint angle or torque. This is generally achieved through a mathematical model linking EMG signals to the predicted feature. For example, neuromusculoskeletal models [25,55,74,132,157], simple linear regressions [31,104,122,157,262], various synergy-based [26,31,40,122,127] and other custom models [3,47,125,134,238] currently coexist. However, comparing models in the literature is difficult due to methodological differences in evaluation. To provide accurate predictions, continuous regression typically requires first calibrating the model to fit its internal parameters to an individual [25]. Some studies propose to estimate joint torques from EMG signals during isometric tasks [25,31,47,88,262], and specific or periodic dynamic tasks [74,122,157,162,238]. However, similarly to categorical classification, a realistic general assistive system cannot be restricted to isometric or predetermined tasks. Individualizing a calibration procedure might also involve a long computation time or specialized equipment, reducing its practicality for future commercial or clinical applications. Therefore, developing a model that allows short *in situ* calibration procedures capable of performing HID for arbitrary movements is crucial. To validate and compare models, the data on which the model is evaluated must be distinct from the data used for individualized calibration (e.g., different movements, efforts, etc.). Apart from very few studies using this type of cross-validation [157,262], most do not exploit this aspect, thus increasing the risk of overfitting models and misinterpreting their performance.

In the present paper, we address these concerns by : i) introducing an *in situ* calibration framework enabling a generic calibration of upper limb EMG-to-torque models, ii) applying this framework to elbow and shoulder flexion/extension concurrently and separately, iii) evaluating and comparing the performances obtained by four models, one of which is introduced. This paper is structured as follows : first, we provide an overview of the experimental protocol that produced our dataset, including the exoskeleton control law, arbitrary task generation, and EMG placement; next, we explain the data processing and model evaluation procedures; then, we describe the four EMG-to-torque models we evaluated; and finally, we present our results, along with their limitations and potential future directions.

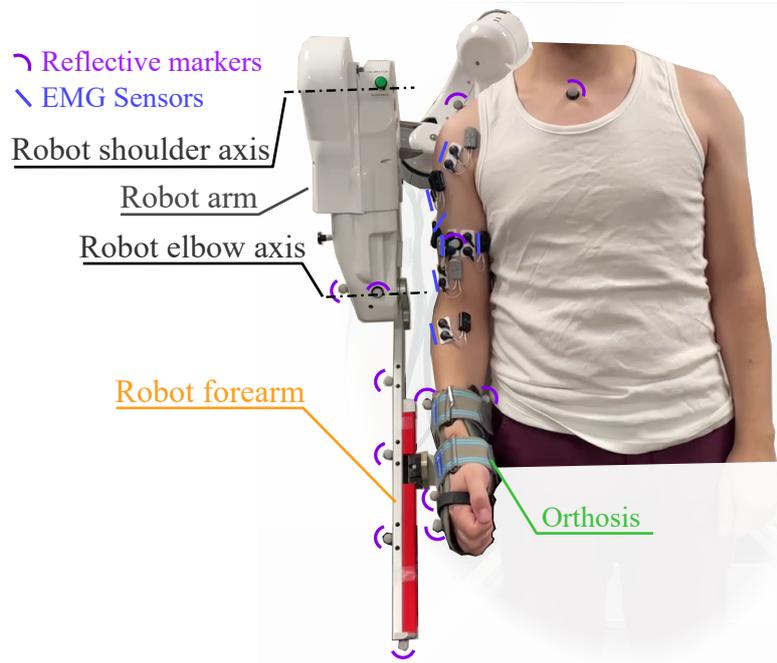


Figure II.6 – **Participant with EMG sensors and reflective markers in the exoskeleton.** Visible reflective markers and EMG sensors are highlighted with pink and blue lines, respectively. The setup corresponds to the multi-joint condition.

2.b Methods

b.i Participants

17 healthy subjects (11 males, age 28.2 ± 7 years, height 175.4 ± 7 cm, weight 70 ± 11 kg) took part in the experiment. The experimental protocol was approved by the ethics committee of Université Paris-Saclay (CER-PS-2021-048/A1). Participants signed a written informed consent form before starting the experiment.

b.ii Material

Exoskeleton

The ABLE upper limb active exoskeleton [68] was used to impose a viscous resistive force on the participant's wrist to induce torques in its elbow and shoulder. Its movement was limited to a parasagittal plane, only allowing flexion and extension of the elbow and the shoulder. Participants were attached to the exoskeleton through a previously developed mechanical interface [232] composed of an orthosis fixed on a force/torque (FT) sensor (1010 Digital FT, ATI, Apex, USA) itself attached to a slider on the exoskeleton's forearm. This mechanical interface includes a passive rotation between

the exoskeleton and the human limb, which reduces unwanted hyperstatic constraints and increases comfort while permitting the measurement of interaction forces [233].

Electromyography

Electromyographic signals were recorded using wireless MiniWave sensors with a WavePlus receiver (Cometa, Bareggio, Italy). The receiver was connected via USB to a computer, and the acquisition was performed through the Qualisys Track Manager (QTM) software (Qualisys, Göteborg, Sweden). Muscle head recording locations were identified following SENIAM recommendations [82]. The skin was locally shaved, cleaned with alcohol pads, and dried before placing the Ag/AgCl EMG electrodes (F3010, Fiab, Firenze, Italy). The muscle set included the long and short head of the biceps (BICShort, BICLong), long, lateral, and median heads of the triceps (TRILong, TRILat, TRIMed), brachioradialis (BRD), brachialis (BRA), posterior, medial, and anterior heads of the deltoids (DELTPost, DELTMed, DELTAnt), clavicular head of pectoralis major (PECT), and latissimus dorsi (LATI). The detailed placement of EMG sensors on the muscles is provided in supplementary material S2.

Motion capture

Kinematic data of the participant and the exoskeleton were captured using a total of 10 Oqus 500+ motion capture cameras (Qualisys, Göteborg, Sweden). Eight 10 mm markers were placed on anatomical landmarks, including the acromion, seventh cervical vertebra, sternal end of the clavicle, styloid processes of the ulna and radius, lateral and medial epicondyles and distal end of the second metacarpal bone (see supplementary S1.a). Additionally, two markers were placed on the anterior and posterior sides of the arm, specifically at the midpoint of the upper arm. Additional markers were placed on the exoskeleton and orthosis (see Fig. II.6 and supplementary S1.b) to track their movement for later data synchronization and frame transformation purposes. Motion capture data was recorded in synchronization with EMG using the QTM software.

2. ÉTUDE 1 : COMPARAISON DE MODÈLES

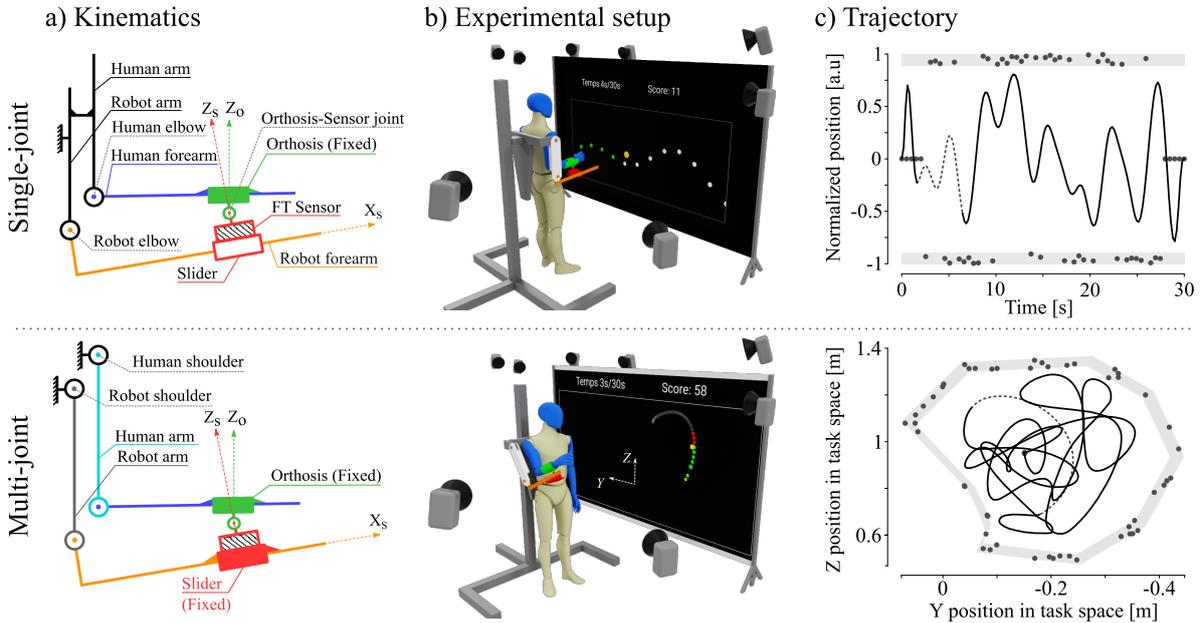


Figure 11.7 – **Illustration of the different experimental conditions.**

a) During the single-joint task, the movement was limited to elbow flexion/extension. To limit hyperstatic constraints in the human-exoskeleton kinematic chain and increase comfort, a passive translation along X_s (slider) and a passive rotation around Y_s were allowed by the physical interface [232]. Both shoulder and elbow flexion/extension were involved during the multi-joint task. Participants were only attached to the exoskeleton at the wrist level, which implied that the slider needed to be fixed to transmit efforts from the human to the exoskeleton. The Z_s axis represents the sensor frame, while the Z_o axis represents the orthosis frame. It is necessary to consider this angular misalignment to compute accurate inverse dynamics. **b)** Participants were positioned in front of a projected screen during the tasks. The trajectory that needed to be tracked was visualized as white dots, while a yellow dot represented the participant's current position. As participants successfully touched the white dots, they would turn green, indicating a successful catch. The displayed score corresponded to the number of dots participants successfully caught. In the single-joint task, the height of the yellow dot representing the participant's position was determined by the angular position of their elbow. During the multi-joint task, participants were turned 90 degrees, and the Cartesian coordinates of their wrist determined the position of the yellow dot. Two screen dimensions were effectively utilized for spatial representation, where white dots represented the future trajectory, and red dots represented the set of accessible positions during the current period (500 ms). **c)** In both cases, B-splines are being used to produce the trajectories with control points (gray dots) generated into the light-gray area that contains the reachable workspace. Trajectory examples are shown as black lines. The section of the trajectory currently displayed on the screen of the *b* panel is dashed.

b.iii Procedure

MVC and anthropometric measurements

Participants first completed maximum voluntary contraction (MVC) tasks for flexion and extension of the elbow and shoulder. For the elbow, they placed their arm vertically against their body, resting their wrist on a horizontal bar set at the same height as their elbow joint. To perform flexion and extension MVCs, they adjusted the position of their wrist either above or below the bar and pushed against it. The same process was applied to the shoulder joint by moving the bar to the shoulder level and asking the participant to extend their elbow fully. Each task was repeated twice and lasted for 3 seconds. Following the MVC trials, after placing markers on specific anatomical landmarks as described in Section iii, participants were instructed to stand still within the motion capture area to capture a frame of a static pose.

Motor tasks

The experiments were based on a trajectory tracking task and divided into two sessions. During the first session, participants tracked a trajectory using only elbow flexion/extension (*i.e.*, single-joint). During the second session, participants tracked a trajectory using elbow and shoulder flexion/extension (*i.e.*, multi-joint). Two different kinematic arrangements of the exoskeleton were employed, depending on the condition (see Fig. II.7.a). The first setup enabled only the elbow to rotate while the wrist was secured to a slider. The second configuration allowed both the elbow and the shoulder to rotate. As previously stated in the material section, these two configurations avoided hyperstaticity between the subject and the exoskeleton, reducing unwanted interaction efforts. The trajectory was projected on a screen positioned frontally for the single-joint task and sagittally for the multi-joint task (see Fig. II.7.b). Visual feedback included a yellow dot representing the participant's current position, synchronized with white dots depicting the desired trajectory scrolling across the screen. For multi-joint tasks, red dots indicated specific positions participants were expected to reach at a given time. Participants earned a point each time the yellow dot coincided with a target dot, displaying an interactive score to enhance engagement. A video of the experiments in single-joint and multi-joint conditions can be viewed in supplementary material S3 and S4.

Exoskeleton Control

The exoskeleton was controlled to impose a viscous resistance at the elbow and shoulder joints, increasing the muscle effort induced by the task. This allowed to extend the range of measured muscle activities and, therefore, the range of validity of the resulting calibration. Furthermore, to reduce the effort asymmetry generated by the exoskeleton's weight between upward

and downward movements, it compensated for its weight based on a former identification [228]. For the single-joint condition, the resulting exoskeleton control torque τ_e was computed as follows :

$$\tau_e = g_e(q_e) - \mu_c \dot{q}_e \quad (II.1)$$

with μ_c representing the viscous coefficient, and \dot{q}_e denoting the angular velocity of the exoskeleton's elbow joint. For the multi-joint condition, the same gravity compensation and viscous resistance scheme was applied, yielding control torques computed from task space coordinates using the following equation :

$$\tau_e = \mathbf{g}_e(\mathbf{q}_e) - \mu_c \mathbf{J}_e(\mathbf{q}_e) \cdot \dot{\mathbf{p}}_h \quad (II.2)$$

where $\mathbf{J}_e(\mathbf{q}_e)$ and \mathbf{q}_e respectively represent the Jacobian matrix and the angular positions of the exoskeleton and $\dot{\mathbf{p}}_h$ the velocity vector of the hand expressed in the task space. In both equations, g_e or \mathbf{g}_e denotes the gravity model of the exoskeleton.

Trajectory generation

The target trajectories were generated using random b-splines (see Fig. II.7.c). A set of random control points was generated in time and space to create a candidate trajectory. Among the generated trajectories, the one maximizing the mechanical work while covering the whole reachable workspace was chosen. This approach to random trajectory generation can produce a broad spectrum of trajectories, ranging from flat to very curved. To effectively scan the workspace, two criteria were established to select trajectories that displayed a wide range of movements. These criteria were the amount of mechanical work and the evenness of its distribution in the workspace. For each component i of the trajectory (e.g., $i \in [Y, Z]$ for multi-joint condition), according to equations II.1 and II.2, a substitute to the mechanical work created by the viscous field can be computed as

$$\mathcal{W}_i = \mu_c \int_0^T \dot{s}_i^2(t) dt \quad (II.3)$$

where T was the duration of the trajectory, and s corresponds to q_e and \mathbf{p}_h for single and multi-joint conditions, respectively. The distribution of mechanical work within the movement can be assessed by analyzing partial work, which quantifies the amount of work dedicated to movement in either the positive or negative direction :

$$w_i^+ = \mu_c \int_0^T [\dot{s}_i(t)]_+^2 dt \quad w_i^- = \mu_c \int_0^T [\dot{s}_i(t)]_-^2 dt \quad (II.4)$$

where w_i^+ and w_i^- respectively denote the work of the movement in the upward (i.e., positive and denoted $[\dot{s}_i(t)]_+$) and downward (i.e., negative and

denoted $[\dot{s}_i(t)]_-$ directions. The normalized work balance criterion is then expressed as the mean of relative partial work contributions. With the total work as the sum of individual components work $\mathcal{W} = \sum_{i=1}^D \mathcal{W}_i$, the criterion is thus expressed as :

$$C_{WB} = \frac{1}{2D} \sum_{i=1}^D 2 - \frac{|w_i^+ - \mathcal{W}/(2D)|}{\mathcal{W}/(2D)} - \frac{|w_i^- - \mathcal{W}/(2D)|}{\mathcal{W}/(2D)} \quad (II.5)$$

here, D represents the dimension of the task space (e.g., $D = 1, 2$ for single and multi-joint conditions, respectively). For example, in multi-joint condition, forward, backward, upward, and downward movements should all account for a quarter of the total work. With equation II.5, trajectories with an evenly distributed work throughout space maximize C_{WB} . Before executing the task, a hundred trajectories were generated, and their respective scores were computed as

$$C = \mathcal{W} \times C_{WB} \quad (II.6)$$

Finally, the trajectory with the highest score is selected and used for the task.

Trials

Before initiating the main trials, preliminary test tasks were conducted to iteratively set the viscous coefficient for the robot controller. In these initial trials, a baseline viscous coefficient was employed, and participants were requested to rate their perceived effort on a subjective Borg scale. Based on the participants' ratings, the viscous coefficient was then manually adjusted to achieve a moderate effort. Then, twenty trials were performed, each lasting thirty seconds and featuring a different random trajectory. Ten trials were conducted for each condition : single-joint and multi-joint. The trial procedure was as follows : a random trajectory was generated, and participants were instructed to stand ready. A countdown with an accompanying sound cue was initiated when the trial began. A score, displayed on the top right of the screen, kept track of the number of successfully caught dots, encouraging participants to track the trajectory accurately. A one-minute rest period was observed between each trial to prevent muscle fatigue.

b.iv Data processing

Data synchronization

EMG and motion capture data were synchronized using the QTM software. However, the exoskeleton kinematic data obtained from internal encoders and force/torque measurements were recorded separately, necessitating temporal synchronization with the EMG and motion capture data. To address this, the exoskeleton's positions were measured using its internal encoders and the motion capture system. The alignment process consisted of determining the optimal temporal shift that minimized the root mean square

error between the encoder-informed and motion-capture-informed positions of the exoskeleton arm. Once this optimal shift was determined, it was applied to the force/torque data to ensure proper alignment across all data sources.

EMG feature extraction

EMG signals underwent a series of filtering stages. Initially, to eliminate noise from movement artifacts and external electromagnetic disturbances, a fourth-order Butterworth bandpass filter with a frequency range of 20-450Hz was utilized. Following this, the signal was rectified. Subsequently, to obtain useful information from the signal, the EMG envelope was extracted using a 3Hz fourth-order Butterworth low-pass filter [167]. These filtering operations were conducted using a forward-backward method to prevent any phase shift. The same filtering technique was also applied to the EMG data from MVC tests, during which the peak values were computed for each participant and muscle involved. Lastly, the EMG signals were normalized based on these peak values.

Anthropometrics

Data collected during the static motion capture phase was used to scale an upper limb model [85] using OpenSim's scaling tool [195]. This process involved adjusting the dimensions of the model's bones to match the marker spacing on anatomical landmarks. By adapting the bone dimensions, the model accurately represents the proportions of the individual's limb. Furthermore, the limb masses were computed by considering the ratio of the new bone dimensions to the original dimensions of Holzbaur's model. This ensured that the model incorporates the appropriate mass distribution (mass matrix) to simulate the upper limb dynamics accurately.

Kinematics

Although human kinematics can be deduced from the exoskeleton's internal encoders for practical scenarios, it was instead computed from motion capture data to improve accuracy and compensate for a known misalignment between the human and exoskeleton joint axes [229]. Positions of the reflective markers were extracted and labeled using the automatic identification models (AIM) feature provided by the QTM software. The methods used for inverse kinematics varied depending on whether the trials involved single or multiple joints. In single-joint trials, which involved strictly only elbow flexion/extension, the angle of the elbow was directly computed using the marker coordinates. Conversely, in multi-joint trials, although the main focus was on shoulder and elbow flexions and extensions, it was essential to consider the potential movements of the entire upper body to take into account its full dynamics. Consequently, a comprehensive inverse kinematic analysis was conducted using OpenSim. Finally, kinematic data were filtered (4th order 3Hz low-pass Butterworth) to align the harmonic content of kine-

matic data to the EMG envelope and ease the extraction of time derivatives using numerical differentiation. Joint angles, velocities and accelerations are referred to as \mathbf{q}_h , $\dot{\mathbf{q}}_h$ and $\ddot{\mathbf{q}}_h$.

Human dynamics

Human dynamics were automatically computed from kinematics and anthropometric data previously introduced using Opensim. Classically, the motion of the human upper limb is described by the following dynamics, for J joints :

$$\boldsymbol{\tau}_h = \mathbf{M}(\mathbf{q}_h) \cdot \ddot{\mathbf{q}}_h + \mathbf{c}(\mathbf{q}_h, \dot{\mathbf{q}}_h) + \mathbf{g}_h(\mathbf{q}_h) + \boldsymbol{\tau}_i \quad (II.7)$$

where, $\boldsymbol{\tau}_h \in \mathbb{R}^J$ represents the torque exerted at the human's joints, $\mathbf{M} \in \mathbb{R}^{J \times J}$ denotes the mass matrix, $\mathbf{c} \in \mathbb{R}^J$ corresponds to the vector of Coriolis and centrifugal forces, $\mathbf{g}_h \in \mathbb{R}^J$ signifies the vector of gravitational torques, and $\boldsymbol{\tau}_i$ represents the vector of human-exoskeleton interaction torques. By considering these factors, the equation provides a comprehensive representation of the complex dynamics involved in the motion of the human upper limb. Interaction torques are computed by first transforming the FT data from its original frame to the forearm's frame and using the upper limb's jacobian matrix $\mathbf{J}_h(\mathbf{q}_h)$ so that

$$\boldsymbol{\tau}_i = \mathbf{J}_h^T(\mathbf{q}_h) \cdot \mathbf{f}_s + \boldsymbol{\tau}_s \quad (II.8)$$

where \mathbf{f}_s and $\boldsymbol{\tau}_s$ are the forces and torques measured from the sensor underneath the orthosis.

Resampling

All signals were resampled at a rate of $30Hz$ to reduce the number of samples and speed up the calibration of the models. All signals being $3Hz$ low-pass filtered, no information was lost.

b.v Analysis

As the present study aims to evaluate and compare EMG-to-torque models, it is necessary to properly define the criteria for selecting one model over another. In particular, for future implementations, the model accuracy and its computational cost (*i.e.*, the calibration and evaluation durations) are essential performance criteria. The specific criteria to quantify these aspects are detailed below.

Cross-validation

It is more conservative to provide different calibration and evaluation datasets to mitigate the risk of evaluating overfitted models. To that end, a K-fold cross-validation approach was employed. First, the dataset is divided into k folds. k iteration of calibration and evaluation are then performed. For each iteration, $k - 1$ folds are used for the calibration and the remaining fold is used

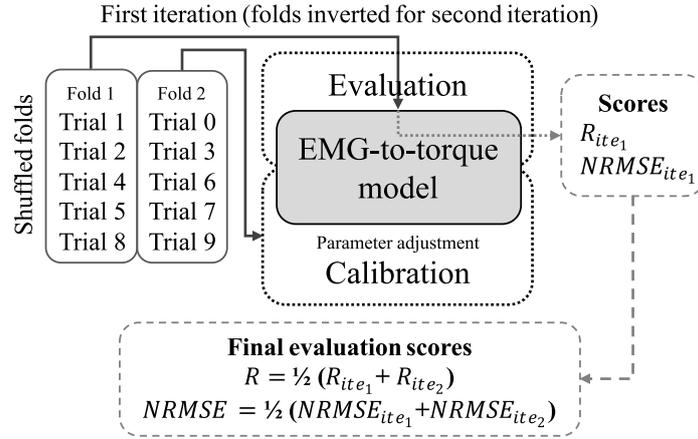


Figure II.8 – **Cross-validation method.** The data is split in two folds, one is used to perform the calibration and the other the evaluation. Roles are then reversed and the scores are averaged.

for evaluation [175]. Due to the limited amount of data (10 trials per condition) and after testing various values of k , a two-fold division approach was used for this paper (see Fig. II.8). For each participant and condition (single and multi-joint), the ten 30 s trials were randomly divided into two folds, each containing five trials. Therefore, for each model, condition, and participant combination, each of both resulting iterations yielded evaluation metrics. These two values were then averaged to obtain the scores of a model/condition/participant combination.

Performance metric

Joint torque estimation

The accuracy of the models was evaluated using two metrics : the normalized root mean square error (NRMSE) and Pearson's coefficient of correlation (R). These metrics provide insights into the performance of calibrated models when estimating a joint torque in terms of data distance and error trends. The NRMSE is defined as follows

$$NRMSE_j = \frac{\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=0}^{i=N} (\tau_{h,j}(t_i) - \hat{\tau}_{h,j}(t_i))^2}}{\max(\tau_{h,j}) - \min(\tau_{h,j})} \quad (II.9)$$

where N is the number of samples in the fold and t_i is the i^{th} time sample. The reference torque $\tau_{h,j}$ for the j^{th} joint is calculated from equation II.7, while $\hat{\tau}_{h,j}$ is an estimated torque obtained from the tested EMG-to-torque model. The NRMSE is normalized with respect to the amplitude of the reference torque, obtained using $\max(\tau_{h,j})$ and $\min(\tau_{h,j})$. Similarly, Pearson's coefficient of cor-

relation (R_j) is computed as

$$R_j = \frac{\text{cov}(\tau_{h,j}, \hat{\tau}_{h,j})}{\sigma_{\tau_{h,j}} \sigma_{\hat{\tau}_{h,j}}} \quad (11.10)$$

where $\text{cov}(\cdot, \cdot)$ denotes the covariance, and $\sigma_{\tau_{h,j}}$ represents the standard deviation. The NRMSE and R values were compared during the cross-validation process to evaluate and compare the performance of the models.

Computation efficiency

While EMG-to-torque model accuracy is undoubtedly the most critical feature for exoskeleton control, it is also crucial to be as computationally efficient as possible. Indeed, for future applications, it is necessary to induce short calibration times, which will influence the usability of the control on a daily basis with different users, and quick evaluation times, which will impact the controller's responsiveness. As such, during cross-validation, calibration and evaluation durations were measured. The calibration duration was measured for each k-fold iteration across conditions and participants. The estimation duration was measured similarly and then divided by the number of samples to evaluate a feasible control loop period in a real-time application.

b.vi Statistical analysis

The 2-fold cross-validation process resulted in two values for each criterion, which were then averaged, leaving one value per subject and model as data. R scores were normalized using the Fisher transform. The data was initially evaluated for its sphericity using Mauchly's test. Subsequently, a repeated measures analysis of variance (rm-ANOVA) was conducted with the models as the within-subjects factor, and a Greenhouse-Geisser correction was applied if the sphericity was violated. The null hypothesis was that models produced identical scores. Model-to-model post-hoc comparisons were performed with a paired sample t-test and a Holm-Bonferroni correction. In the results, \pm corresponds to the standard deviation (SD). Datapoints with a Z-score over 3 were considered to be outliers and not included in the statistical analysis.

2.c EMG-to-torque Models

The following section describes models using K muscles and J joints. Data matrices contain N samples.

c.i Linear mapping model

The multivariate linear regression (MVLRL) model is a straightforward formulation used to compute joint torques by linearly combining muscle excitations [31]. This is achieved with a mapping matrix, denoted as $\mathbf{H}_\ell \in \mathbb{R}^{J \times K}$, which establishes the link between the estimated torques $\hat{\tau}_h(t) \in \mathbb{R}^J$ and the

muscle excitations $\mathbf{m}(t) \in \mathbb{R}_+^K$. This relationship can be expressed as

$$\hat{\boldsymbol{\tau}}_h(t) = \mathbf{H}_\ell \cdot \mathbf{m}(t) \quad (11.11)$$

The model is calibrated by first defining the data matrices $\mathbf{T} \in \mathbb{R}^{J \times N}$ and $\mathbf{M} \in \mathbb{R}_+^{K \times N}$, which contain torque and muscle excitation samples from the training dataset, respectively. The calibration process involves finding the mapping matrix \mathbf{H}_ℓ that satisfies the equation :

$$\mathbf{T} = \mathbf{H}_\ell \cdot \mathbf{M} \quad (11.12)$$

To achieve this, the *mvregress* function from Matlab (MathWorks, Natick, MA, US) is employed on \mathbf{T} and \mathbf{M} to determine the optimal values for \mathbf{H}_ℓ .

c.ii Neuromusculoskeletal model

Neuromusculoskeletal (NMS) models are a combination of a neuromuscular Hill-type model [83] and a musculoskeletal representation of the body. A previously developed [85] and benchmarked [190] NMS model implemented on the OpenSim simulation software [195] was used in this study. Muscle activations are first derived from excitations via a nonlinear activation function [23] as follows

$$a_k(t) = \frac{e^{A_k m_k(t)} - 1}{e^{A_k} - 1} \quad (11.13)$$

where A_k , $a_k(t)$, and $m_k(t)$ are, respectively, the shape factor, activation and excitation of the k^{th} muscle. For a given muscle, the force can then be expressed as follows (see also [146]),

$$F^M = F_{iso}^M \left(a(t) f^L(\tilde{l}^M) f^V(\tilde{v}^M) + f^{PE}(\tilde{l}^M) \right) \cos \alpha \quad (11.14)$$

where F_{iso}^M denotes the maximal isometric force, while \tilde{l}^M and \tilde{v}^M represent the normalized fiber length and velocity, respectively. The function $f^L(\tilde{l}^M)$ characterizes the force-length relationship, describing how a muscle fiber's maximum active force varies with its length. The normalized fiber length is given by $\tilde{l}^M = l^M / l_0^M$, where l_0^M corresponds to the optimal fiber length at which $f^L(\tilde{l}^M)$ reaches its maximum value (i.e., $\tilde{l}^M = 1$). Similarly, $f^V(\tilde{v}^M)$ describes the force-velocity relationship, reflecting the changes in active force generation of the muscle with fiber velocity (i.e., $f^V(0) = 1$ for isometric contractions), and $f^{PE}(\tilde{l}^M)$ accounts for the passive elastic behavior of the fiber. Lastly, α denotes the pennation angle, which quantifies the angle between the axis of muscle force and the orientation of its fibers. This model incorporates a serial elastic element representing the tendon to ensure equilibrium between the muscle fiber and tendon forces and compute their lengths. This is captured by ensuring the following constraint during forward dynamics :

$$F^M - F_{iso}^M f^T(\tilde{l}^T) = 0 \quad (11.15)$$

where \tilde{l}^T represents the normalized tendon length, and $f^T(\tilde{l}^T)$ describes the force-length relationship of the tendon's passive elastic behavior. The normalized tendon length is given by $\tilde{l}^T = l^T / l_0^T$, where l_0^T corresponds to the tendon slack length, such that $f^T(\tilde{l}^T) = 0$ when $\tilde{l}^T < 1$. Equation II.15 is solved at each time step during forward estimation of muscle force. Once the muscle force is obtained, the resulting estimated joint torques can then be derived as

$$\hat{\tau}_{h,j}(t) = \sum_{k=1}^{k=K} F_k^M(t) \times r_{k \rightarrow j}(t) \quad (\text{II.16})$$

where $r_{k \rightarrow j}(t)$ is the moment arm of k^{th} muscle on the j^{th} joint. During estimation and calibration, both the muscle force and the moment arm [198] are computed via OpenSim. When a muscle is not acting on a joint (*i.e.*, brachioradialis on shoulder flexion), $r_{k \rightarrow j}$ is null.

The model is calibrated by first scaling the musculoskeletal component using anthropometric data from motion capture, adjusting the length and width of each limb. Then, the muscle parameters are optimized using a single objective genetic algorithm [25, 149] with a stalling criterion of 20 generations, 16 chromosomes per generation, and a maximum of 1000 generations. Crossover fraction and mutation rate were determined with a parametric study showing that a value of 0.7 for each provided the best calibration. The cost function is defined as the quadratic mean of the estimation mean square error of each joint :

$$\mathcal{C}(\tau_h, \hat{\tau}_h) = \sqrt{\sum_{j=1}^{j=J} \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{n=N} (\tau_{h,j}(t_n) - \hat{\tau}_{h,j}(t_n))^2} \quad (\text{II.17})$$

Five parameters are optimized for each muscle : maximal isometric force F_{iso}^M , optimal fiber length l_0^M , tendon slack length l_0^T , pennation angle at optimal fiber length $\tilde{\alpha}$ and shape factor A .

c.iii Synergy-based model

Synergies are described as a *coherent activation, in space or time, of a group of muscles* [49]. A variety of synergy decompositions, including spatial, temporal, spatiotemporal, or space-by-time, can be extracted from a set of muscle excitations depending on the specific analysis or application [51]. However, since our dataset consists of randomly generated trajectories without specific gait or periodic movements, we do not anticipate the emergence of temporal synergies. Therefore, we have decided to focus on a spatial synergy model for our analysis. Considering the number of spatial synergies as S , the muscle excitation data matrix $\mathbf{M} \in \mathbb{R}_+^{K \times N}$ can be factorized into two nonnegative matrices as follows

$$\mathbf{M} = \mathbf{W} \cdot \mathbf{A} + \epsilon \quad (\text{II.18})$$

2. ÉTUDE 1 : COMPARAISON DE MODÈLES

with $\mathbf{W} \in \mathbb{R}_+^{K \times S}$ the synergy weight matrix, mapping a synergy activation to a group of muscles, and $\mathbf{A} \in \mathbb{R}_+^{S \times N}$ the synergies activation matrix, containing the corresponding synergy activation for each sample of the data. $\epsilon \in \mathbb{R}^{K \times N}$ is the muscle excitation residual matrix that contains the residual error resulting from the factorization. After factorization, the synergy-based EMG-to-torque models are formulated similarly to the MVLR,

$$\hat{\boldsymbol{\tau}}_h(t) = \mathbf{H}_s \cdot \boldsymbol{\alpha}(t) \quad (\text{II.19})$$

where $\mathbf{H}_s \in \mathbb{R}^{J \times S}$ is the synergy mapping matrix, which maps a synergy to a joint, and $\boldsymbol{\alpha}(t) \in \mathbb{R}_+^S$ is the synergy activation vector (*i.e.*, one of the columns of \mathbf{A}). In this framework, $\boldsymbol{\alpha}(t)$ is not measured directly and must be calculated from the previously factorized synergy weight matrix :

$$\boldsymbol{\alpha}(t) = \mathbf{W}^+ \cdot \mathbf{m}(t) \quad (\text{II.20})$$

with \bullet^+ the pseudo-inverse operator. Therefore, the final formulation of the synergy-based model is

$$\hat{\boldsymbol{\tau}}_h(t) = \mathbf{H}_s \cdot \mathbf{W}^+ \cdot \mathbf{m}(t) \quad (\text{II.21})$$

The model is calibrated in several steps. First, the muscle excitation matrix \mathbf{M} from the training data (with a corresponding torque matrix \mathbf{T}) is factorized via Matlab's NNMF function to obtain the synergy weights and activation matrices \mathbf{W} and \mathbf{A} . Then, the calibration problem corresponds to finding \mathbf{H}_s such that

$$\mathbf{T} = \mathbf{H}_s \cdot \mathbf{A} \quad (\text{II.22})$$

Similarly to the MVLR model, this is done by using Matlab's *mvregress* function on \mathbf{T} and \mathbf{A} . In this paper, synergy-based models are abbreviated SYN; if the number of synergies is relevant in the context, the model is abbreviated SYN X , with X replaced by the number of synergies. To ensure at least one synergy per degree of freedom and direction, a minimum of 2 and 4 synergies were used for single and multi-joint conditions, respectively.

c.iv Nonlinear mapping model

While the MVLR model is easy to formulate and calibrate, its main limitation stems from its inability to consider nonlinear muscle activation effects. To address this, we incorporate the shape factor, as described for the neuromusculoskeletal model, to obtain a nonlinear mapping (NLMap). The model formulation thus becomes :

$$\begin{aligned} a_k(t) &= \frac{e^{A_k m_k(t)} - 1}{e^{A_k} - 1} \\ \hat{\boldsymbol{\tau}}_h(t) &= \mathbf{H}_{nl} \cdot \mathbf{a}(t) \end{aligned} \quad (\text{II.23})$$

where A_k , m_k and a_k are the corresponding shape factor, excitation, and non-linear activation of the k^{th} muscle, and $\mathbf{H}_{nl} \in \mathbb{R}^{J \times K}$ the nonlinear mapping matrix. \mathbf{a} is the activation vector.

The model is calibrated iteratively using a single-objective genetic algorithm with multiple steps in each iteration. Initially, the genetic algorithm generates a set of shape factors as a chromosome. These parameters are then used to compute the nonlinear muscle activations of the training dataset, which are compiled into an activation matrix \mathbf{A} . Next, the mapping matrix is computed using the torque data matrix \mathbf{T} through the *mvregress* function, solving the matrix form of equation II.23. Since the mapping problem has a unique solution, a specific set of shape factors corresponds to a unique mapping, and hence, the matrix coefficients are not part of the chromosome. The final score of the chromosome is then computed with the cost function described in equation II.17, and the best chromosome is determined through crossover and mutation operations in an iterative way as part of a typical genetic algorithm, with a 0.8 crossover rate and 200 chromosomes per generation.

2.d Results

d.i Trajectory generation

The trajectory generation framework exhibited Gaussian-like distributions for elbow positions during single-joint and multi-joint conditions. The central tendency of elbow movements was observed around the 90° position, with

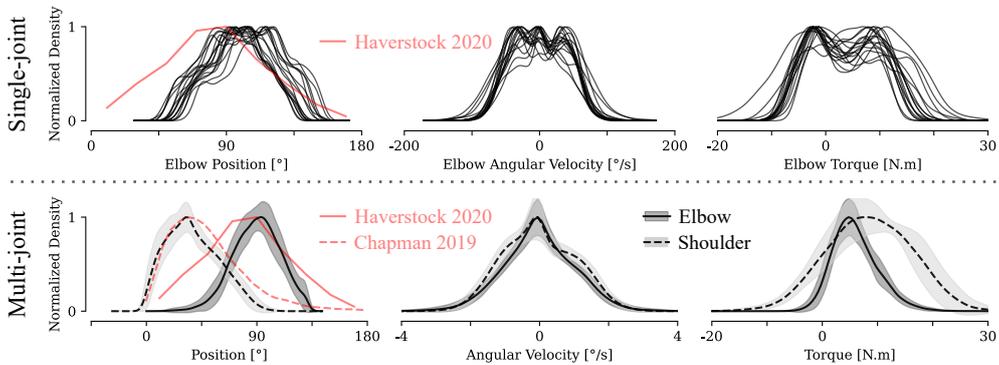


Figure II.9 – **Generated trajectory kinematics and reference torque distributions.** For the single joint condition, each line represents a participant. For the multi-joint condition, lines and fills represent the mean and standard deviation of the data distribution across all participants. Solid and dashed lines represent the elbow and shoulder joints, respectively. A 0° angle corresponds to a fully extended elbow and no shoulder elevation. Areas around the lines correspond to the standard deviation between participants. Light red lines represent reference positions observed during daily living tasks for the elbow [80] and the shoulder [39].

the majority falling within the 45° to 135° range (see Fig. II.9). Shoulder positions were concentrated in the 0° to 90° range. The angular distributions observed during daily living tasks by Haverstock et al. [80] and Chapman et al. [39] are consistent with those produced by the framework. This shows that the framework can generate calibration trajectories that match expected use cases. During single-joint tasks, reference elbow torques were uniformly distributed within the -10 N.m to 20 N.m range. A Gaussian-like distribution emerged during multi-joint tasks, mainly featuring positive elbow torques ranging from -5 N.m to 20 N.m and shoulder torques spanning -10 N.m to 30 N.m .

d.ii Torque estimation

Single-joint

For the estimation of single-joint torque, the repeated measures ANOVA exhibited a notable influence of the chosen model on the NRMS error and the correlation coefficient ($p < 0.001$). Figure II.10 presents a comprehensive summary of the performance outcomes. Specifically, the NLMap and NMS models attained NRMS errors of $4.66 \pm 0.54\%$ and $5.93 \pm 0.96\%$, respectively. In contrast, the MVLR had a score of $7.11 \pm 1.17\%$, and SYN models ranged from $7.31 \pm 1.28\%$ (SYN5) to $8.46 \pm 2.37\%$ (SYN2). Similarly, the correlation coefficient for the NLMap and NMS models were 0.971 ± 0.011 and 0.958 ± 0.013 , respectively, while the MVLR was 0.942 ± 0.019 and SYN models exhibited a range spanning from 0.943 ± 0.016 (SYN6) to 0.918 ± 0.0418 (SYN2). Overall, the NLMap model proved to be significantly better in terms of NRMSE and R ($p < 0.001$) than any other model with a strong effect (Cohen's $d > 1.65$).

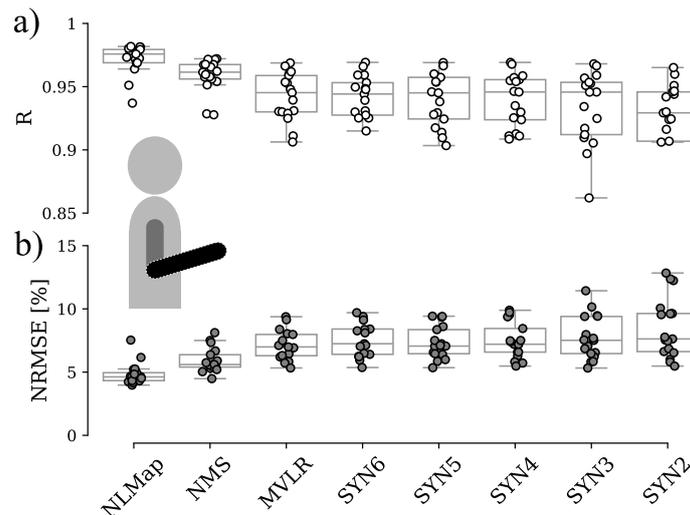


Figure II.10 – **Single-joint model accuracy.** a) Pearson's correlation coefficient
b) Normalized root mean square error

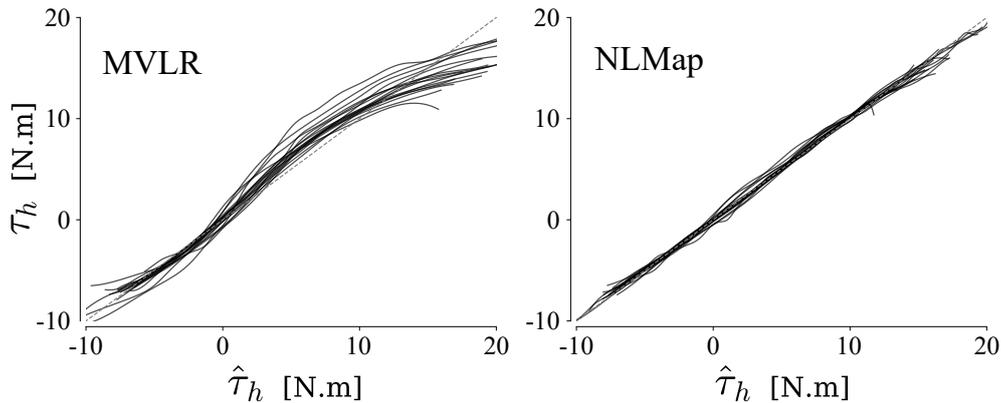


Figure II.11 – **Effect of mapping nonlinearization on Elbow torques.** Comparison between MVLR and NLMap of reference (τ_h) to estimated ($\hat{\tau}_h$) torques correlations. Each line corresponds to one participant and represents the smoothed data from the concatenated ten 30s trials.

The NMS model was also significantly better than MVLR and SYN models for both criteria ($p < 0.05$) with a strong effect (Cohen's $d > 1$). Figure II.11 visually compares correlations between the NLMap and MVLR models. The S-shaped correlation curve of the MVLR model indicates the presence of non-linear residual errors. However, incorporating the shape factor term in the NLMap model contributes to their mitigation, resulting in a straighter curve that aligns more closely with the ideal 45° line representing fully correlated torques.

Multi-joints

The repeated measures ANOVA showed that model selection significantly affected the NRMS error and correlation coefficient for the shoulder and elbow joints ($p < 0.01$ and $p < 0.001$, respectively). The performance results are presented in Figure II.13 for both joints. An illustration of the torque reconstruction capabilities of the NLMap mode is shown in Figure II.12.

Elbow

NLMap and NMS models obtained NRMS errors of $6.58 \pm 0.73\%$ and $8.97 \pm 1.51\%$. The MVLR model had an error of $8.54 \pm 1.75\%$, while SYN models ranged from $9.07 \pm 2.12\%$ (SYN9) to $10.24 \pm 2.72\%$ (SYN4). Likewise, NLMap and NMS models, respectively, obtained a correlation score of 0.913 ± 0.019 and 0.844 ± 0.043 , while MVLR was 0.863 ± 0.041 and SYN ranged from 0.857 ± 0.042 (SYN9) to 0.798 ± 0.082 (SYN4). Overall, the NLMap model proved to be significantly ($p < 0.01$) better in terms of NRMSE and R than any other model with a strong effect (Cohen's $d > 1.45$). On the other hand, the NMS model did not show significant differences from the MVLR model.

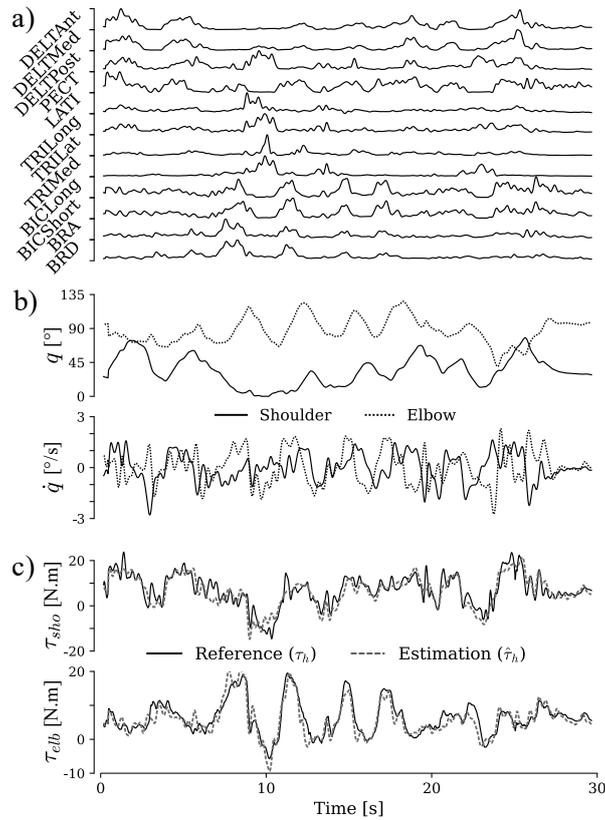


Figure II.12 – **Multi-joint torque estimation with the NLMap model for a representative participant.** a) Processed EMG signals. b) Angular position and velocity of the Shoulder (solid) and Elbow (dotted). c) Shoulder (τ_{sho}) and Elbow (τ_{elb}) reference and estimated torques. Reference and estimated torques are respectively represented using a solid and a dashed line.

Shoulder

The NRMS error for the NLMap and NMS models were $6.87 \pm 1.4\%$ and $8.0 \pm 2.1\%$, respectively. The MVLN model had an error of $7.79 \pm 1.4\%$, while SYN models exhibited a range from $8.08 \pm 1.5\%$ (SYN7) to $8.47 \pm 1.9\%$ (SYN10). Similarly, the correlation scores for the NLMap and NMS models were 0.885 ± 0.030 and 0.840 ± 0.052 , while MVLN was 0.855 ± 0.033 and SYN models ranged from 0.849 ± 0.034 (SYN9) to 0.828 ± 0.075 (SYN10). In terms of NRMSE, the NLMap model demonstrated statistically significant superiority ($p < 0.05$) with a moderate to strong effect (Cohen's $d > 0.62$). Regarding the correlation coefficient, statistically significant differences ($p < 0.01$) were found between the NLMap and the other models. In particular, no significant differences were observed between the NMS and MVLN models.

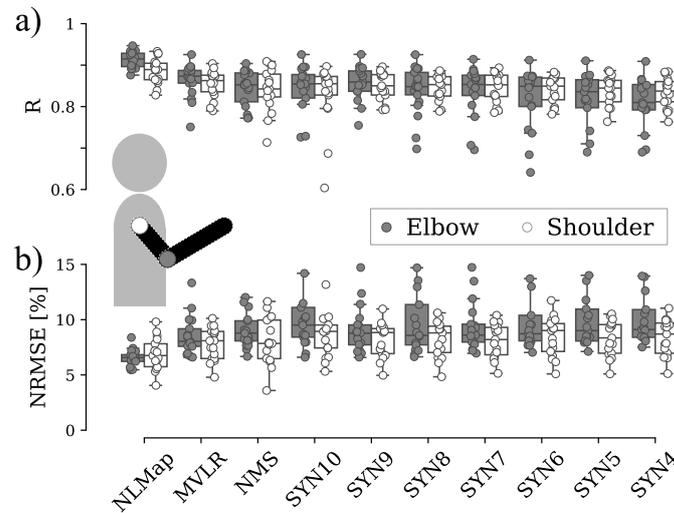


Figure II.13 – **Multi-joint model accuracy.** In both panels, data for the elbow joint is represented in gray, and data for the shoulder joint in white. a) Pearson's correlation coefficient b) Normalized root mean square error

d.iii Computation efficiency

Duration results are shown in Table II.1. For linear models such as MVLR and SYN, the calibration time ranged from $1s$ to $2.5s$ in both conditions, while the NLMap model took an average of $22s$ to $45s$ to calibrate, depending on the condition. Finally, NMS models took the most time on average, ranging from 20 minutes in the single-joint condition to one hour in the multi-joint condition. Similarly, linear models were the fastest to estimate in a real-time setup, with an estimation time of less than a microsecond. The NLMap model took longer, with an average of a tenth of a millisecond. The NMS model was the longest, with an estimation time of $10.8ms$ for the single-joint condition and $15.6ms$ for the multi-joint condition.

2.e Discussion

The present paper introduced a general framework for the *in situ* calibration and evaluation of EMG-to-torque models to enable predictive exoskeleton control to assist arbitrary human movements. We outlined a set of common models, their ontology, and the associated calibration technique. We also proposed a novel nonlinear mapping model designed to be simple in its formulation, with low calibration and estimation duration, yet able to consider nonlinear effects. We generated random, non-periodic trajectories, enabling us to test these models in various kinematic and dynamic situations. We investigated the difficulty of predicting torques with different degrees of freedom by testing single-joint and multi-joint strategies, which has yet to be addressed in the literature concerning arbitrary motions [20]. Finally, we eva-

Table II.1 – **Calibration and estimation duration.** Calibration duration is the time necessary to perform the complete calibration of a model. Estimation duration is the time necessary to compute one estimation time step. The results with a value of $< 10^{-3}$ indicate that the estimation duration was less than the resolution of the measurement.

Single-joint	NLMap	NMS	MVLR	SYN6	SYN2
Calibration [s]	22.1	1216	1.096	2.02	1.37
<i>SD [s]</i>	0.27	538	0.33	0.32	0.5
Estimation [ms]	0.08	10.8	$< 10^{-3}$	$< 10^{-3}$	$< 10^{-3}$
<i>SD [ms]</i>	0.003	0.84	$< 10^{-3}$	$< 10^{-3}$	$< 10^{-3}$
Multi joints	NLMap	NMS	MVLR	SYN10	SYN4
Calibration [s]	44.7	3662.14	1.49	2.45	1.89
<i>SD [s]</i>	2.6	1200	0.13	0.22	0.22
Estimation [ms]	0.1	15.6	$< 10^{-3}$	$< 10^{-3}$	$< 10^{-3}$
<i>SD [ms]</i>	0.005	5.7	$< 10^{-3}$	$< 10^{-3}$	$< 10^{-3}$

luated the models using a cross-validation approach to prevent biases related to overfitting.

Creating a task to generate data with a wide range of kinematic and dynamic situations is essential to obtain a general calibration of EMG-to-torque models. While recent studies have used predefined or periodic movements [74,133], the proposed framework was able to generate arbitrary random trajectories. Although the experimental setup prevented full coverage of the elbow positions, the distributions of angular positions were representative of daily tasks [39,80]. This suggests that the presented framework is able to produce a model calibration that is especially valid in a workspace covering most daily activities and use cases.

Assessment of EMG-to-torque models necessitates the use of specific metrics for accuracy evaluation. This study utilizes Pearson's correlation coefficient and the normalized root mean square error. While both metrics lead to similar conclusions about the models, their implications differ. Pearson's correlation coefficient measures the linear relationship between the predicted and actual torques, inherently missing any nonlinear relationships. As depicted in figure II.11, the MVLR model exhibited a nonlinear correlation with the reference torques, prompting the development of the NLMap model with a shape factor adjustment to enhance linear correlation. Conversely, the NRMSE measures the normalized difference between the estimated and actual torques, facilitating comparisons across different subjects and studies. However, it is highly sensitive to peaks in the actual torques, which can compress the normalized error and obscure discrepancies in error magnitude between low and high torque conditions. To address this issue, evaluations were conducted on

trajectories that avoided high torque peaks, as confirmed in figure II.11, showing no error variation between high and low torque for the NLMap model.

A key issue when calibrating and using EMG-to-torque models is their accuracy. We found that the NLMap model was the most accurate for both single-joint and multi-joint conditions. Given its simplicity, the MVLR model also demonstrated remarkable accuracy and should not be ignored for potential applications. Moreover, the NLMap and MVLR models do not require kinematic data as input features, making their implementation easier and necessitating fewer sensor types. The NMS model was surprisingly underperforming : while it had a satisfactory accuracy for single-joint estimation, it did not perform better than the MVLR in the multi-joint condition. This is due to the wide variety and the number of internal parameters that must be fitted, making it difficult to find a global minimum during calibration. Thus, while the NMS model should theoretically have the best accuracy due to its knowledge-based nature, this same nature mitigates the practicability of its calibration for in-field applications. The SYN models did not offer any notable advantages compared to their counterparts. Although the decrease in dimensionality may provide insight into how the central nervous system utilizes muscle redundancy during different movements, this does not appear to enhance the accuracy of movement prediction. It is difficult to compare the accuracy of other models in the literature because the evaluation method differs. Generally, models are evaluated on a different limb, with a different metric, feature, and task, and more often than not, without any cross-validation procedure. However, Table II.2 provides an overview of some model scores reported in the literature using the NRMSE metric. The NRMSE scores for single-joint and multi-joint conditions indicated that the accuracy of the estimation for a single joint (*i.e.* the elbow) may be reduced when a more complex movement (*e.g.*, shoulder rotations) is included. This effect could be caused by various factors, such as bi-articular muscles and movement artifacts due to the EMG sensor cables.

While we tested the models on a powerful computer, exoskeleton controllers are typically embedded systems with limited computing power. Thus, it is important to assess the computational complexity of the models. However, to our knowledge, this kind of analysis has not been done in the literature. We found that simpler models, such as MVLR and SYN, were quicker to calibrate and provided faster real-time torque estimation. The calibration process took less than three seconds, and the duration of the estimation was so short that it could not be accurately measured ($< 10^{-3} ms$). The NLMap model calibration process took less than one minute, a suitable wait time for most applications. The estimation duration was less than one millisecond, allowing for a $1kHz$ exoskeleton control frequency. On the contrary, the NMS model did not demonstrate the same level of performance. Calibration took anywhere from 20

Table II.2 – **Overview of NMRSE model evaluations.** Results are reported "as is", taking the best score showcased in each paper. These results must be compared cautiously as they are reported using various evaluation methods, limbs, movements, and features. KF, LSTM, CNN, and NMF, respectively, stand for Kalman Filter, Long-Short Term Memory, Convolutional Neural Network, and Non-negative Matrix Factorization.

Ref	Type	Feature	Joint	NRMSE [%]
-	NLMap	Torque	Elbow	6.50
-	NLMap	Torque	Shoulder (Flex/Ext)	6.87
[262]	NMS	Torque	Wrist (Flex/Ext)	2.02
[253]	LSTM	Torque	Hip (Flex/Ext)	3.6
[134]	KF	Torque	Elbow	5.81
[121]	CNN-LSTM	Torque	Shoulder (Flex/Ext)	12.44
[121]	CNN-LSTM	Torque	Elbow	12.76
[157]	NMS	Angle	Wrist & Elbow	13
[122]	NMF-NMS	Angle	Wrist (Pro/Sup)	17

minutes to an hour, depending on the condition, and the estimation duration was more than ten milliseconds. This is due to the number of parameters that need to be adjusted during calibration (five parameters per muscle, sixty in total for multi-joint condition). Moreover, two steps are necessary for the computation of this model : muscle equilibrium and moment arm computation. The muscle equilibrium step is an iterative process that must be repeated at each time step, and for each muscle to balance the lengths of the fibers and tendons, it therefore influences computation duration both during calibration and estimation. Because muscle paths and insertions are not adjusted, the time taken to calculate the moment arm does not significantly impact the calibration duration since it is only necessary to do it once. However, during real-time estimation, each muscle's moment arm must be computed for each actuated degree of freedom, impacting its duration. Consequently, numerical methods have been developed to accelerate this process [188].

This study offers new insights into the estimation of joint torques from EMG signals. However, certain limitations restrict the scope of these findings. To begin with, this research did not include all existing models as it would not have been feasible : we compared models commonly encountered in the literature and developed our model with practicality in mind. However, we proposed an evaluation protocol that enables anyone to test their model against others. To that end, we provided a standardized dataset that can be used to test new models and compare them with our results [171]. Currently, replicating the visual feedback of the trajectory and the motion-capture-based kine-

matic measurements for in-field use is challenging. Nevertheless, this visual feedback can be modified to display on wearable devices like smartphones or virtual reality headsets, and the human's angular positions can be matched with those of the exoskeleton. Conversely, even though sagittal movements encompass many potential applications of exoskeleton assistance, these results should be extended to include all the degrees of freedom of the upper limbs. Furthermore, research has shown that the EMG signal can be degraded due to changes in the electrode/skin impedance over time, affecting the accuracy of the model estimation [262]. Consequently, sweat and skin degradation over time could impede exoskeleton assistance in a workplace environment, potentially making it unsafe. Although current EMG sensors allow the measurement of the electrode/skin impedance, no model has yet been developed to consider it in the torque estimation. Also, muscle fatigue may emerge as a factor impacting torque estimation accuracy over time. Fatigued muscles typically exhibit a lower mean EMG frequency [38] that current models fail to consider. Finally, other non-ideal factors such as electrode shift and inter-day differences are known to induce accuracy variations [259], but could not be considered in this paper.

We anticipate conducting further research based on the results of this study. First, we will explore EMG feature extraction and reducing the number of measured muscles to enhance the robustness and widespread use of EMG-to-torque models. Comparing various feature extraction methods and muscle sets will be essential for improving the information embedded in the signal. Several studies have examined feature selection for EMG-based movement classification [163, 164, 219], but to our knowledge, no comprehensive comparison of EMG features has been conducted for continuous movement regression. Also, minimizing the number of measured muscles can simplify the placement of EMG sensors, which is a time-consuming and specialized task. Second, using our dataset and evaluation protocol, we plan to investigate artificial neural network-based (ANN) models, including Long Short-Term Memory (LSTM) networks. ANN models have the potential to offer more accurate estimations while maintaining a short calibration [122, 215]. They can be adapted to incorporate multiple EMG features and other relevant factors, such as kinematics. Finally, we aim to assess the impact of the estimation error on exoskeleton assistance and user feedback, considering potential safety concerns related to unexpected feedback loops and system instabilities resulting from variable human behavior and signal degradation over time. Despite these challenges, real-time estimation of human torques holds significant promises for the development of versatile assistive control strategies.

2. ÉTUDE 1 : COMPARAISON DE MODÈLES

Pour résumer, parmi les différents modèles EMG-vers-couples proposés, le NLMap semble se dessiner comme proposant le meilleur rapport rapidité-précision. En dehors de l'introduction d'un nouveau modèle, cette étude se démarque des recherches précédentes en présentant et démontrant l'efficacité d'une nouvelle méthode de calibration *in situ* : à l'aide d'une génération de trajectoire aléatoire et d'un champ de force visqueux, des données représentatives de l'amplitude de mouvement quotidienne ont pu être récoltées pour procéder à la calibration de deux degrés de liberté. La comparaison des modèles a aussi été réalisée en utilisant une méthode de validation croisée, ce qui a permis d'éviter les biais causés par le surapprentissage. Enfin, le jeu de données a été rendu accessible en open data et a inclus 17 participants, ce qui a permis de prendre en considération une plus grande variabilité interindividuelle que les travaux de recherche récents (voir tableau II.2).

Dans l'étude suivante, en utilisant ce *dataset*, c'est maintenant la méthode de filtrage ainsi que la sélection des muscles mesurés qui vont être évalués. Cela permettra de déterminer comment optimiser le filtrage en temps réel lors des expériences d'assistance, ainsi que de mieux cibler les muscles à mesurer tout en réduisant le nombre de capteurs EMG.

II.3 Étude 2 : Filtrage EMG et choix des muscles

Titre : EMG feature extraction and muscle selection for continuous upper limb movement regression

Auteurs : Lucas Quesada , Dorian Verdel , Olivier Bruneau , Bastien Berret , Michel-Ange Amorim , Nicolas Vignais .

Mots-clés : Signal processing, Electromyography, Intent detection, Human-robot interaction

Status : Accepté dans Biomedical Signal Processing and Control

Lien format pré-print : https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=4953765

Cette étude vise à évaluer différentes méthodes de traitement du signal EMG (appelées *features*) et à évaluer la quantité et la répartition des muscles nécessaires à une bonne prédiction (via un modèle EMG-vers-couple) tout en minimisant le nombre d'électrodes à utiliser. Les données proviennent d'un ensemble recueilli auprès de 17 participants, comme décrit dans l'étude précédente. Tout d'abord, plusieurs *features* de la littérature ont été testées pour leur précision et leur latence. La plupart de ces *features* ont un paramètre libre : la taille de la fenêtre glissante. Ainsi, chaque *feature* a été comparée pour plusieurs tailles de fenêtre glissante. La précision a été mesurée suivant les mêmes critères que l'étude précédente, tandis que la latence correspond au délai induit par le processus de traitement du signal (e.g., le déphasage dans le cas d'un filtre linéaire). Une *bonne feature* se caractérise donc par une précision élevée associée à une latence basse. Ensuite, le nombre de capteurs EMG et leur emplacement ont été testés pour la précision de la prédiction. Les résultats montrent que les méthodes de traitement dans le domaine temporel offrent un meilleur compromis précision/latence. Cependant, dans l'ensemble, la taille de la fenêtre glissante a la plus grande influence sur la précision et la latence : une fenêtre réduite correspond à une faible latence mais aussi à une faible précision, tandis qu'une fenêtre allongée correspond à une longue latence et à une grande précision. Le choix de la *feature* à utiliser doit donc être effectué au regard de ce compromis précision/latence. En ce qui concerne les muscles, les résultats indiquent que seulement 8 muscles sont suffisants pour obtenir une précision acceptable avec deux degrés de liberté (coude/épaule). Parmi ces 8, les muscles brachiale et brachioradiale sont à privilégier pour assurer une meilleure précision.

Abstract : In scenarios like controlling exoskeletons or prostheses, it is important to accurately predict human movement. EMG signals are increasingly being used for this purpose. However, there is limited research on how the method of extracting features may impact the accuracy and latency of predicting continuous trajectory tracking movements. Furthermore, the number of muscles involved can impact prediction accuracy. Nonetheless, there has been limited investigation into the best muscle selection strategy for precise predictions, considering the lengthy process of placing electrodes and the expense of electromyographic (EMG) sensors. We address these challenges in our research by examining a dataset consisting of dynamic sagittal movements of the upper limb, including single joint (elbow flexion/extension) and multiple joints (elbow and shoulder flexion/extension), performed using an exoskeleton. Our results show that while there is an overall trade-off between accuracy and latency, time-domain features such as waveform length and integrated EMG allow for a better accuracy/latency ratio depending on the needs of the application. In addition, we have shown that the number and selection of measured muscles significantly impact the accuracy of the prediction. This research is a necessary step toward improving the effectiveness of myoelectric control of robotic systems in real-world applications.

3.a Introduction

Human-robot interactions for applications such as exoskeleton or prosthesis control often rely on a human intention detection scheme to predict the movement [20,168], where providing accurate predictions compatible with human motion planning is a crucial step [230]. Two main approaches can be distinguished : discrete and continuous intention detection [76,123]. Discrete intention detection focuses on a high-level prediction of intent, such as a direction (*e.g.*, up/down, left/right), a target, or a movement from a predetermined set. These predictions can be obtained from multiple types of biological recordings. In contrast, continuous detection aims to continuously estimate or predict a movement's feature, such as joint torque, impedance, or kinematics.

Typically, discrete intention detection can be achieved with pattern recognition methods such as classifiers, often based on machine learning models and either utilizing kinematic [36,248], haptic [119] or electromyographic (EMG) data [100,115]. Likewise, continuous intent detection can also be achieved from kinematic data by using movement primitives [93,95], Gaussian mixture models [135,138], and recurrent neural networks [244]. However, these discrete methods for predicting movement are reactive and require a significant time window to predict the onset of a movement (*i.e.*, several hundreds of milliseconds). Additionally, these methods often require prior knowledge of parameters such as an endpoint, probable trajectories, or inertial information on the

object to interact with. In contrast, thanks to the electromechanical delay [37], EMG signals can be measured before movement onset, potentially allowing to estimate the upcoming movement ahead of time. Additionally, it provides insight into the current dynamics of the limb as it relates to muscle activations, which is informative about the human efforts, interaction data and kinematic motion. Therefore, this study will focus on using EMG signals for continuous estimation of the joint torques of human participants.

While they present challenges pertaining to their cost and their processing, EMG signals have been increasingly used in the context of human-robot interactions during continuous movements [66,104,133,215,255]. For this type of application, continuous trajectory prediction relies on regression models, predicting either joint torques or kinematics based on EMG signals in real-time. For this purpose, several models have been proposed in the past few years, ranging from complex neuromusculoskeletal models [54, 74, 133] to simple linear regressions [31, 104], neural network based [108, 122, 169, 255] and other models [173, 215]. Similarly, discrete frameworks have been thoroughly tested for EMG-based neuroprosthetic control [42, 61]. It is noteworthy that discrete intent detection, when carried out through pattern recognition methods, typically relies on a collection of features derived from the EMG signals [28, 219]. Each feature characterizes the mathematical procedure for extracting useful information from an EMG signal. Within this discrete framework, several studies compared existing EMG features and their combination to maximize classification accuracy [163,185]. However, only a few studies take advantage of the concept of EMG features to improve movement prediction accuracy in a continuous framework [107].

Typically, classical feature extraction techniques such as low-pass filtering [54, 216] or root mean square (RMS) [133, 136] are commonly used. However, there still lacks a systematic investigation of feature extraction techniques and their impact on prediction accuracy. In previous works, Triwiyanto et al. [218] found that the zero-crossing (ZC), slope sign change (SSC), and Waveform Length (WL) features had the best regression accuracy for the estimation elbow angle. Likewise, Putro et al. [169] found that the median frequency (MDF) was more effective than other time-domain and frequency-domain features in estimating finger joint angles. Importantly, although they provide valuable information about the effects of certain features on prediction accuracy, they did not consider the latency induced by the extraction process. However, this latency can generate slowness and delays in adapting to the user's movements, leading to unwanted energetic expenditure [201,230]. Therefore, besides the estimation accuracy, in the present paper, we consider the tradeoff between the accuracy of the prediction and the induced latency.

Furthermore, performing skin preparation and installing EMG sensors is a time-consuming and demanding process, which can be particularly complex

for large sets or measuring small muscles. Such complexity is an important obstacle to the use of EMG-driven robots. Hence, minimizing the tradeoff between the number of muscles and the prediction error is crucial [201]. To our knowledge, this major issue has not been properly treated in previous works considering continuous intent. Specifically, results from Camardella et al. [32] have shown that a set of 8 relevant muscles may be employed to accurately estimate joint torques during upper limb isometric contractions. Similarly, Ziai et al. [262] showed the diminishing returns of increasing the number of measured muscles for isometric wrist joint torque regression. Finally, Liu et al. [127] provided a similar conclusion considering knee joint moment. However, the generality of these results during dynamic tasks, including several degrees of freedom, is still unclear. Therefore, we propose to tackle the impact of the number and location of measured muscles on the accuracy of the prediction.

To summarize, this paper provides a comprehensive analysis of two trade-offs : accuracy versus latency and measurement set versus complexity. The aim of this study is to optimize these trade-offs to enable EMGs to be used in real-world applications. The analysis is conducted on a public dataset that was previously collected [171,173]. This dataset comprises dynamic upper limb movements in the sagittal plane, encompassing single-joint (elbow) and multi-joint (elbow and shoulder) conditions. The paper is structured as follows : The experimental data is presented first, followed by the benchmark model, EMG features, and muscle set definitions in the methodology section. The results and discussion sections present our findings, including their limitations and future perspectives.

3.b Methods

b.i Dataset

In the present study, analysis were performed on a dataset collected during a previous work [173] and that is openly available on Zenodo [171]. While this section quickly describes the material and protocol, more insights and details can be found in the corresponding publications.

Participants

17 participants (11 males, age 28.2 ± 7 years, height 175.4 ± 7 cm, weight 70 ± 11 kg) took part in the experiment, which was approved by the ethics committee of Université Paris-Saclay (CER-PS-2021-048/A1).

Material

Kinematics were recorded using an optoelectronic motion capture system (Qualisys, Göteborg, Sweden) with a 100 Hz sampling rate. Reflective markers were placed on anatomical landmarks to capture the upper limb and upper torso movements. After a skin shaving and cleaning, MiniWave EMG sensors (MiniWave, Cometa, Bareggio, Italy) were placed on 12 muscle heads following

SENIAM recommendations [82] : long and short biceps (BL and BS), brachioradialis (BRD), brachialis (BRA), long, lateral and medial triceps (TLO, TLA, and TM), anterior, posterior and medial deltoids (DA, DP, and DM), pectoralis major (PM) and latissimus dorsi (LD). EMG signals were captured at a 2000 Hz sampling rate and synchronized with the motion capture system using the Qualisys Track Manager (QTM) software. The shoulder and elbow axes of the ABLE exoskeleton [68] were controlled at 1 kHz to apply a visco-resistive force field on the participant's wrist, for which the viscous coefficient was adjusted for each participant to normalize the level of effort [173]. Participants were attached to the exoskeleton via an ergonomic orthosis to minimize discomfort and hyperstatism [232, 233]. The interaction forces and torques were measured via a 6-axis F/T sensor (ATI, Apex, North Carolina, USA) at a 1000 Hz sampling rate. A screen was positioned near the participant to display instructions and tasks.

Protocol

Reflective markers were first placed, and a static motion capture frame was recorded for anthropometric measurements. EMG sensors were placed on the muscle heads, and participants performed maximum voluntary contraction (MVC) tasks for muscle activity normalization (see section iii). Participants performed two sets of tasks under different conditions : single-joint (SJ) and multi-joint (MJ). In SJ, participants only performed flexion and extension of the elbow to track a trajectory displayed on the screen. Due to the nature of this movement, only the flexor and extensor muscles of the elbow were recorded during this condition : BL, BS, BRD, BRA, TLO, TLA, and TM. In the MJ condition, participants were allowed to move both their upper and lower arms, and all muscles were recorded. In the SJ condition, the participant's position relative to the target trajectory was determined by the angle of their elbow. In contrast, in the MJ condition, it was determined by the cartesian position of their wrist (see Fig. II.14). A viscous field impeded participant movement during trajectory tracking, creating interaction forces with the exoskeleton. Ten trials lasting 30 seconds each were conducted for both conditions during the experiment. Both conditions had randomly generated target trajectories to maximize mechanical work and ensure even movement distribution.

Data processing

Before feature extraction, EMG signals were filtered using a 50 Hz notch filter, a $20 - 450\text{ Hz}$ fourth-order band-pass Butterworth filter [43, 82], and normalized using MVC data. The resulting filtered signals are referred to as $s(t) \in \mathbb{R}^K$ throughout the paper, with K the number of muscles. OpenSim's [195] tool was used to compute human kinematics through a musculoskeletal model [85] that was scaled using anthropometric measurements.

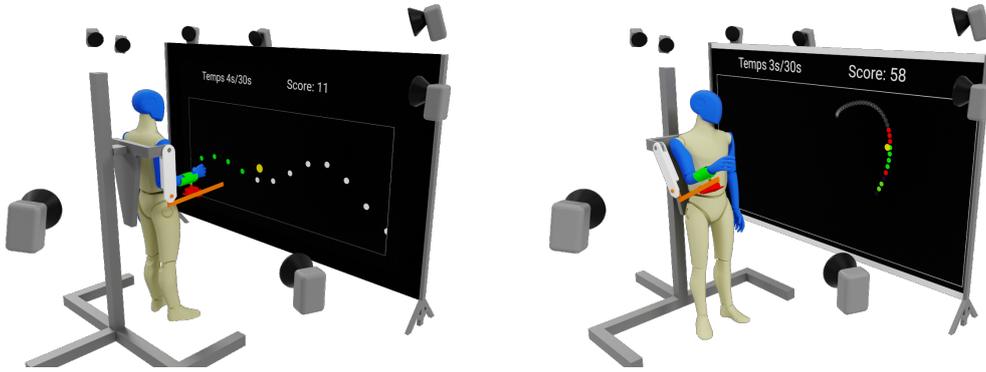


Figure II.14 – **Setups of single-joint (left) and multi-joint (right) tasks.** Participants were secured to the exoskeleton via the orthosis represented in green; interaction forces are measured via the F/T sensor represented in red. During the tasks, the yellow and white dots, represented the current and target positions, respectively.

Similarly, human dynamics were computed via OpenSim’s inverse dynamics tool such that for J joints :

$$\boldsymbol{\tau}_h = \mathcal{M}_h(\mathbf{q}_h)\ddot{\mathbf{q}}_h + \mathbf{c}(\mathbf{q}_h, \dot{\mathbf{q}}_h) + \mathbf{g}_h(\mathbf{q}_h) + \boldsymbol{\tau}_i \quad (\text{II.24})$$

where $\boldsymbol{\tau}_h \in \mathbb{R}^J$ represents the reference torque vector exerted by the human, \mathbf{q}_h denotes the joint positions, $\mathcal{M}_h \in \mathbb{R}^{J \times J}$ stands for the matrix of masses, $\mathbf{c} \in \mathbb{R}^J$ and $\mathbf{g}_h \in \mathbb{R}^J$ respectively refer to the Coriolis and gravity terms, and $\boldsymbol{\tau}_i \in \mathbb{R}^J$ corresponds to the resulting torque generated through the interaction between the participant and the exoskeleton. $\boldsymbol{\tau}_i$ was computed as

$$\boldsymbol{\tau}_i = \mathbf{J}_h^T(\mathbf{q}_h)\mathbf{f}_s + \boldsymbol{\tau}_s \quad (\text{II.25})$$

with \mathbf{f}_s and $\boldsymbol{\tau}_s$ the measured force and torque vector and \mathbf{J}_h the human jacobian matrix.

b.ii EMG-to-torque estimation model

In the present paper, we limited the investigations to torque predictions based on an explicit mapping of EMG activity to joint torques, excluding machine learning-based approaches. The objective was to obtain an estimation of the human torque $\hat{\boldsymbol{\tau}}_h$ that closely matches the reference torque $\boldsymbol{\tau}_h$ derived from inverse dynamics.

Regression model

In a previous work [173], using filtered EMG signals, we showed that a non-linear mapping (NLMap) model was able to significantly improve the accuracy of linear mapping models [31, 104], without resorting to slower neuro-

musculo-skeletal modelization [55, 133, 190]. This model stems from a common multivariate linear regression (MVLRL) formulation [31] :

$$\hat{\boldsymbol{\tau}}_h(t) = \mathbf{H}_\ell \cdot \mathbf{m}(t) \quad (\text{II.26})$$

with K the number of muscles, $\mathbf{H}_\ell \in \mathbb{R}^{J \times K}$ the mapping matrix, $\hat{\boldsymbol{\tau}}_h(t)$ the estimated torque, and $\mathbf{m}(t)$ the vector of processed EMG signals. Nonlinearities are then introduced in the formulation by incorporating the shape factor [23], such that it becomes :

$$\begin{aligned} a_k(t) &= \frac{e^{A_k m_k(t)} - 1}{e^{A_k} - 1} \\ \hat{\boldsymbol{\tau}}_h(t) &= \mathbf{H}_{n\ell} \cdot \mathbf{a}(t) \end{aligned} \quad (\text{II.27})$$

with $\mathbf{a}(t) \in \mathbb{R}^K$ the vector of nonlinear muscle activations (and a_k its components), A_k the shape factors, and $\mathbf{H}_{n\ell} \in \mathbb{R}^{J \times K}$ the nonlinear mapping matrix. To calibrate this model, a single objective genetic algorithm [149] is used to identify the optimal shape factor parameters, minimizing the quadratic mean of degrees of freedom's root mean square error :

$$\mathcal{C}(\boldsymbol{\tau}_h, \hat{\boldsymbol{\tau}}_h) = \sqrt{\sum_{j=1}^{j=J} \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{n=N} (\tau_{h,j}(t_n) - \hat{\tau}_{h,j}(t_n))^2} \quad (\text{II.28})$$

For each new iteration of the algorithm, a chromosome of shape factors is generated via mutation and crossover, the nonlinear activations are computed accordingly, and the $\mathbf{H}_{n\ell}$ matrix is then computed via Matlab's *mvregress* function (MathWorks, Natick, Massachusetts, USA) to solve the following equation :

$$\mathbf{T} = \mathbf{H}_{n\ell} \cdot \mathbf{A} \quad (\text{II.29})$$

with $\mathbf{A} \in \mathbb{R}_+^{K \times N}$ holding nonlinear activations samples and $\mathbf{T} \in \mathbb{R}^{J \times N}$ the references torque samples of the calibration dataset. After rounds of generations, the algorithm is stopped when attaining a maximum number of generations or when the cost function is stalling.

Regression accuracy criterion

Features and muscle sets were tested using a 2-fold cross-validation framework (see Fig. II.15). First, the dataset was divided into two folds, each alternatively having the role of calibration and validation data, yielding two iterations. After performing the calibration, torques from the validation fold were estimated with the benchmark model for each iteration, yielding $\hat{\boldsymbol{\tau}}_h$. The torque estimation accuracy was then evaluated with the normalized root means square error (NRMSE) and the Pearson correlation coefficient (r). The NRMSE of a given joint j was computed as :

$$\text{NRMSE}_j = \frac{\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=0}^{i=N} (\tau_{h,j}(t_i) - \hat{\tau}_{h,j}(t_i))^2}}{\max(\tau_{h,j}) - \min(\tau_{h,j})} \quad (\text{II.30})$$

3. ÉTUDE 2 : FILTRAGE EMG ET CHOIX DES MUSCLES

with N the number of samples in the validation fold and $\tau_{h,j}$ the reference torque computed from equation II.24. Likewise, the r coefficient was computed as :

$$r_j = \frac{\text{COV}(\tau_{h,j}, \hat{\tau}_{h,j})}{\sigma_{\tau_{h,j}} \sigma_{\hat{\tau}_{h,j}}} \quad (\text{II.31})$$

with σ representing the standard deviation, and $\text{cov}(\cdot, \cdot)$ denoting the covariance operator.

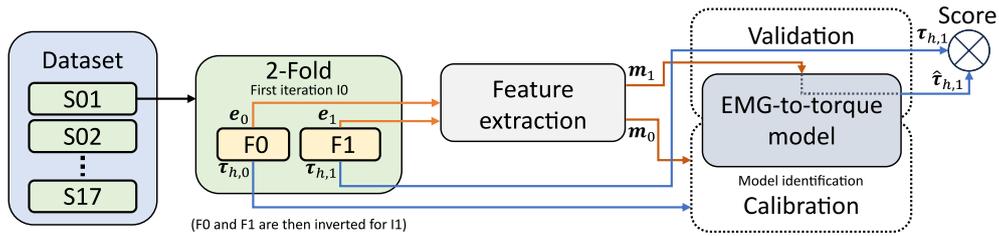


Figure II.15 – **Cross validation workflow [17]**. Data are split in two folds and two validation iterations follow. The first iteration $I0$ use the fold $F0$ as calibration data and $F1$ as validation. The second iteration $I1$ does the opposite. Once the EMG feature is computed, the model is calibrated from the calibration fold and a score is computed from the torque estimated from the validation fold.

b.iii EMG Features

Since raw EMG signals may be noisy and hardly exploitable as is [43], features are computed to extract information from them. Several feature extraction methods can be categorized : filtering, time-domain, and frequency-domain features. Filtering features are recursive; they result from the application of an infinite impulse response (IIR) filter to either the raw signal or a full-wave rectified version of it. Time-domain features are directly computed from the temporal signal, and frequency-domain features necessitate a Fourier transform. In this section, $s(t)$ corresponds to the pre-processed EMG signal (see section iv), and the signal resulting from feature extraction is referred to as $\tilde{m}(t)$. The feature extraction process was first applied to the MVC signal, yielding a corresponding normalization factor \tilde{m}_0 :

$$\tilde{m}_0 = \max(\tilde{m}_{MVC}(t)) \quad (\text{II.32})$$

where $\tilde{m}_{MVC}(t)$ is the feature signal extracted from EMG data of the MVC trial. The final normalized extracted EMG feature was then computed as follows :

$$\hat{m}(t) = \frac{\tilde{m}(t)}{\tilde{m}_0} \quad (\text{II.33})$$

Infinite impulse response filtering baselines

The filter feature, which has been used in a previous work [173], involves performing a full wave rectification, followed by a third-order low-pass Butterworth filter with a 3 Hz cutoff frequency [167]. Two versions of this feature are being considered : the forward and forward-backward filters. Forward-backward filters are applied in both the forward and backward directions, which eliminates any phase delay caused by the filtering process and nullifies latency. Although this type of filtering scheme is not suitable for real-time applications because it requires the whole signal, it was used in this study as a reference signal to evaluate the latency of other features. Additionally, the forward-only version of this filter was employed as an EMG feature and used as a baseline for r and NRMSE scores.

Time-domain features

Time domain features are extracted by applying their formula on a rolling window of the signal. The window length is referred to as W in this paper, and while it corresponds to a number of EMG samples, it will rather be expressed in terms of milliseconds. Likewise, because features are formulated in their numerical form, t corresponds to the index of the most recent data point. Typically, certain features are expressed using a fixed multiplicative factor, which is often related to the length of the window (e.g., $\frac{1}{W}$). However, in this paper, these factors are disregarded because they are suppressed by the normalization through the MVC, from which the feature is also extracted.

Among popular features, the root mean square (RMS) is often used to perform offline analysis as well as real-time intention detection [104, 164, 169]. It is formulated as :

$$\mathbf{RMS} : \tilde{m}(t) = \sqrt{\sum_{i=t-W}^t s_i^2} \quad (\text{II.34})$$

The integrated EMG (INT) and the mean absolute value (MAV) have a similar formulation, corresponding to a rolling average of the rectified signal, with a constant multiplicative factor being the only difference between the two. However, as the normalization of the signal absorbs this constant factor, IEMG and MAV produce the same resulting feature in this study.

$$\mathbf{INT} : \tilde{m}(t) = \sum_{i=t-W}^t |s_i| \quad (\text{II.35})$$

While the above feature was computed by attributing the same importance to each sample of the window, the linearly weighted average (LWAVG) aims at

3. ÉTUDE 2 : FILTRAGE EMG ET CHOIX DES MUSCLES

priorizing the most recent samples :

$$\mathbf{LWAVG} : \tilde{m}(t) = \sum_{i=t-W}^t \frac{i-t+W}{W} |s_i| \quad (\text{II.36})$$

In this equation, the weight of each sample is set so that the oldest sample is weighted to zero, and the most recent one is weighted to one, with a linear evolution between the two.

The simple square integral (SSI), while seeming similar to the RMS feature, has the difference of not applying the square root operator after the mean square. This results in a feature analogous to the signal energy [164], and for which the amplitude is nonlinearly impacted, contrary to the RMS. Similar to IEMG and MAV, the SSI feature has analogous formulations in the form of the EMG variance (VAR). Due to the normalization, these two features will also produce the same output.

$$\mathbf{SSI} : \tilde{m}(t) = \sum_{i=t-W}^t s_i^2 \quad (\text{II.37})$$

Some features, such as the waveform length (WL), and average amplitude change (AAC), exploit the rectified time differential of the EMG signal [109,164] :

$$\mathbf{WL} : \tilde{m}(t) = \sum_{i=t-W}^t |s_i - s_{i-1}| \quad (\text{II.38})$$

Similarly, the differential absolute standard deviation value (DASDV) is expressed as the root mean square of the time differential [109,164] :

$$\mathbf{DASDV} : \tilde{m}(t) = \sqrt{\sum_{i=t-W}^t (s_i - s_{i-1})^2} \quad (\text{II.39})$$

Frequency-domain features

Frequency domain features are computed by first applying a Fourier transform to the signal to obtain its power spectral density (PSD), and using it as the base information. While EMG frequency is mainly used for fatigue analysis [38,145], features relative to the frequency domain have been proposed to drive intention detection models [163,245]. In this study, the PSD was obtained using the `scipy.signal.spectrogram` function from SciPy [235], with a Hamming window of length W , and a $W - 1$ overlapping. With a 2 kHz EMG sampling frequency, the function yielded a PSD ranging from 0 to $f_{max} = 1 \text{ kHz}$. For a given instant t , the PSD is thus computed using the W previous samples and is noted $P(t, f)$, with f the frequency.

The total power (TTP) corresponds to the aggregate of the power spectrum [164]. This features is also named energy or first spectral moment. Due to the normalization, it is also equivalent to the mean power (MNP). It is defined as :

$$\mathbf{TTP} : \tilde{m}(t) = \sum_{f=0}^{f_{max}} P(t, f) \quad (\text{II.40})$$

Spectral moments can also be used to extract information from EMG frequency. It can be written, depending on its order i , as :

$$\mathbf{SMi} : \tilde{m}(t) = \sum_{f=0}^{f_{max}} P(t, f) f^i \quad (\text{II.41})$$

Latency computation

The latency induced by the feature extraction process is a crucial factor when considering real-time applications. Assessing the latency of the features was achieved in several steps. First, a latency-free baseline signal $b(t)$ of the BL muscle was computed from a low-pass forward-backward filter (see Section i). Then, the cross-correlation between the extracted feature $\hat{m}(t)$ and the baseline signal is computed :

$$c(\delta_t) = \int_0^{T_{max}} b(t + \delta_t) \hat{m}(t) dt \quad (\text{II.42})$$

with δ_t the time lag and T_{max} the duration of the tested signal. Latency is then calculated by finding the time lag maximizing the correlation :

$$\delta_t^{opt} = \underset{\delta_t}{\operatorname{argmax}} c \quad (\text{II.43})$$

In order to reduce uncertainty, the latency of a specific feature was calculated by combining the BL signal from all trials for each subject and then taking the average. Before their testing for regression accuracy, EMG features were first time-shifted to compensate for their latency :

$$\mathbf{m}(t) = \hat{\mathbf{m}}(t - \delta_t^{opt}) \quad (\text{II.44})$$

This operation was performed to avoid any bias related to latency-induced score deterioration. Thus, in this paper, the ability of a feature to predict joint torque is decoupled from the latency associated with doing so. The final latency computation and feature extraction workflows are summed up in Fig. II.16.

3. ÉTUDE 2 : FILTRAGE EMG ET CHOIX DES MUSCLES

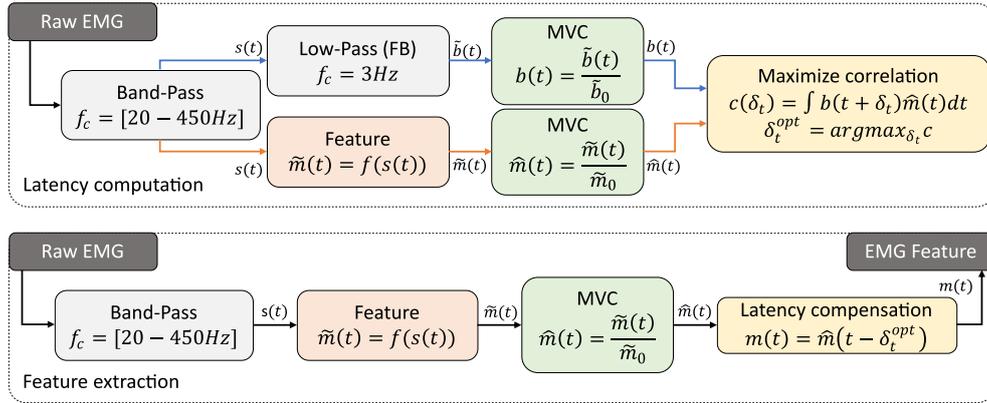


Figure II.16 – **Latency computation (top) and feature extraction workflows (bottom)**. For the latency computation, the baseline and the feature of interest are computed and normalized by their respective MVCs. Then, the latency is computed by maximizing the correlation between the baseline and the feature signals. The EMG feature is computed by performing the same normalization step and applying the latency previously computed to the signal.

Analysis

For each subject and feature, two score values for r and NRMSE were obtained from the 2-fold cross-validation, which were then averaged. The difference between the features and the forward IIR filter's baseline scores was computed, resulting in Δr and ΔNRMSE values for each subject, feature, and window length, such that :

$$\begin{aligned} \Delta \text{NRMSE}(S, F, W) &= \text{NRMSE}(S, F, W) - \text{NRMSE}(S, \text{Baseline}) \\ \Delta r(S, F, W) &= r(S, F, W) - r(S, \text{Baseline}) \end{aligned}$$

where S , F , and W designate a subject, a feature, and a window length. Additionally, the previously described workflow was used to compute a latency value for each participant, feature, and window length (see Fig. II.16). These were then averaged across subjects to obtain the mean latency $\overline{\delta_t^{\text{opt}}}$ of every feature and window length combination.

In order to perform statistical analysis, accuracy-latency curves were fitted for each subject and feature with an exponential model :

$$\begin{aligned} r(\delta_t^{\text{opt}}) &= o_r + g_r e^{t_{c,r}(\delta_t^{\text{opt}} - t_{s,r})} \\ \text{NRMSE}(\delta_t^{\text{opt}}) &= o_e + g_e e^{t_{c,e}(\delta_t^{\text{opt}} - t_{s,e})} \end{aligned}$$

where, among the parameters, o represent the offset, g the gain, t_c the time constant and t_s the time shift. Although comparing features based on gain and time constant is less informative, the offset value directly represents an

accuracy performance with respect to latency, and the time shift value represents a latency performance with respect to accuracy. Thus, a difference in latency depending solely on window size will not necessarily translate into a difference in time shift. Conversely, a difference in offset means that the feature is more accurate for a given latency. After fitting these parameters, a statistical analysis was performed on their values. The sphericity of the data was evaluated using Mauchly's test, and a Greenhouse-Geisser correction was utilized for adjustment. Subsequently, a one-way repeated measures analysis of variance (rm-ANOVA) was conducted for each parameter, with the feature serving as the within-subject factor. Post hoc comparisons between features were carried out employing a Holm-Bonferroni correction.

b.iv Muscle sets

An optimal set of muscles must be determined for intention detection to encourage the use of EMG-based interaction systems by reducing the number of sensors used. Finding the optimal set of muscles is a combination of objective and contextual criteria : how well does a set allow to estimate the intention in a given task, and how practical the number of sensors and their locations are for this same task? With this consideration, two analyses are presented in this paper. Initially, an assessment was carried out to analyze how the number of measured muscles affects the accuracy of torque estimation, aiming to identify the minimum number required to achieve a specific estimation accuracy. Then, for a given number of muscles, each muscle was individually assessed to determine the impact its presence had on the quality of the estimation. These analyses were carried out using the low-pass forward-backward filter as EMG feature (see section iii).

Sets definitions

Because each muscle group is responsible for a particular movement (see Table II.3), the collection of candidate muscle sets is heuristically generated by ensuring that every set can produce every movement. For instance, sets that did not contain at least one flexor and one extensor for each joint were not considered valid and, therefore, not included in the analysis. Likewise, sets where bi-articular muscles were used as the sole predictor for two movements were not considered as they do not ensure a decoupling. This approach resulted in 105 muscle sets for the SJ condition and 1890 for the MJ condition.

Statistical analysis

A statistical analysis was performed to compare the performance of the muscle configurations. Similar to the feature comparison, score values were averaged over the two iterations of cross-validation. Prior to performing the analysis, Fisher's transform was applied to the r scores and values with a z -

3. ÉTUDE 2 : FILTRAGE EMG ET CHOIX DES MUSCLES

Movement	BL	BS	BRA	BRD	TLO	TLA	TM	DA	DM	DP	PM	LD
Elbow flexion	■	■	■	■								
Elbow extension					■	■	■					
Shoulder flexion	■							■	■	■	■	
Shoulder extension					■			■	■	■		■

Table II.3 – **Contribution of muscles to the movement of the upper limb in the sagittal plane [85, 190].**

score greater than three were removed as outliers [182]. For the comparison of muscle number, the sphericity of the data was assessed using Mauchly's test prior to statistical analysis. A one way rm-ANOVA was then performed with muscle number as the within-subject factor. A Greenhouse-Geisser correction was applied in case of sphericity violation. Post hoc tests between muscle numbers were performed using the Holm-Bonferroni correction.

For a given number of muscles, the influence of an individual muscle was assessed by first calculating the score difference on a subject-by-subject basis between sets of muscles where it was present or not. This computation accounted for the muscle role by only considering the positive or negative part of the error (e.g., the brachioradialis muscle score was computed only using the positive torques, i.e., corresponding to the flexion of the elbow) :

$$\Delta \text{NRMSE}(S, k, M) = \text{NRMSE}(S, k, M_{\text{present}}) - \text{NRMSE}(S, k, M_{\text{absent}})$$

$$\Delta r(S, k, M) = r(S, k, M_{\text{present}}) - r(S, k, M_{\text{absent}})$$

with S , k , and M , respectively, designating the subject, the number of muscles, and a given muscle. Then, a two-factor rm-ANOVA was performed for each muscle with the number of muscles and the muscle presence as between-subject factors.

3.c Results

Using the baseline low-pass IIR filter resulted in the accuracy and latency results presented in table II.4.

c.i EMG Features comparison

Latency

Latencies were initially calculated following the method shown in Figure II.16, producing a latency value for each feature, participant, and window size (see Figure II.17.c). In general, extending the window size led to a rise in latency. Although some variations among participants were noted, they did not impact the significance of the differences in window size latencies. While the main effect for latency came from window size ($p < 0.001$ and $\eta^2 = 0.963$), features had a significant impact on the latency, albeit with a small effect

CHAPITRE II. CONTRIBUTION EXPÉRIMENTALE

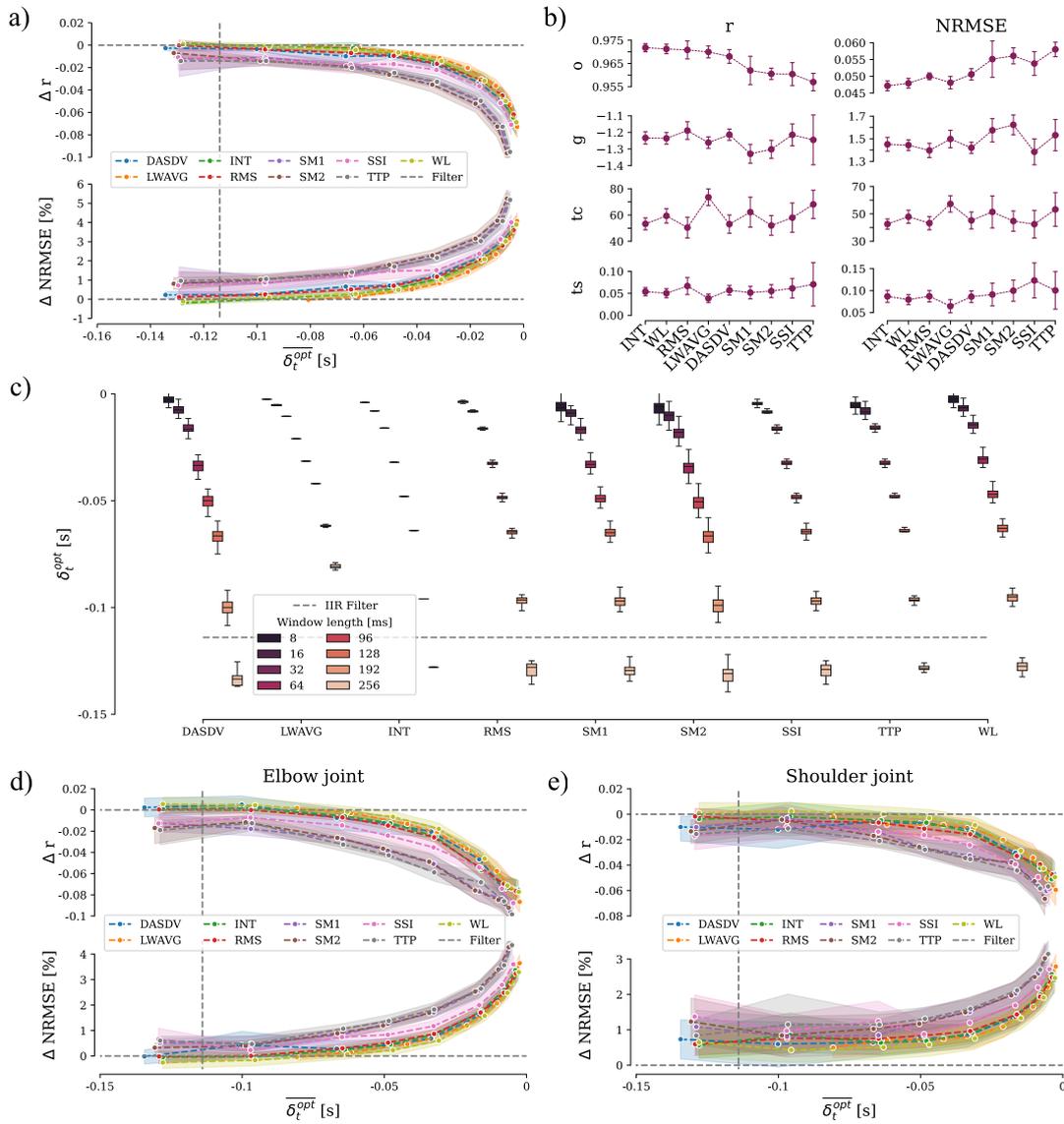


Figure II.17 – **a), d) and e) Regression score difference as a function of mean latency.** a) Represents the SJ condition while d) and e) respectively represent the elbow and shoulder joints for the MJ condition. Above is Pearson's correlation coefficient, below is the normalized root mean square error. Each dot represents a time window. The vertical gray dashed line represents the mean latency induced by the forward IIR filtering; the horizontal one represents its score. $\overline{\delta_t^{opt}}$ is the mean latency across subjects for a given feature and window length. **b) Fitted parameters of the exponential model for SJ condition.** From top to bottom : offset, gain, time constant, and time shift. Confidence intervals are computed using the method from Morley et al. [152]. **c) Latency values for each feature and window length.** Boxes represent the variability across the subjects. The colormap differentiates Window lengths. The horizontal dashed gray line represents the mean baseline latency from the IIR filter.

3. ÉTUDE 2 : FILTRAGE EMG ET CHOIX DES MUSCLES

	SJ	MJ	
	Elbow	Elbow	Shoulder
NRMSE [%]	4.7 ± 0.5	6.6 ± 0.7	6.9 ± 1.4
r	0.97 ± 0.01	0.91 ± 0.02	0.86 ± 0.03
$\overline{\delta_t^{opt}}$ [ms]	-114 ± 1.1		

Table II.4 – **Latency ($\overline{\delta_t^{opt}}$) and accuracy (NRMSE and r) results using the baseline low-pass IIR filter as EMG feature [173].** \pm corresponds to the standard deviation.

($p < 0.001$ and $\eta^2 = 0.02$). Overall, the LWAVG feature had a significantly lower latency for a given window size ($p < 0.001$) with a large effect size ($d > 1$).

Accuracy

Following the analysis outlined in section v, the results were used to create figure II.17.a for the SJ condition. This visual representation illustrates the difference in performance compared to the baseline score at various latency levels while also showing the parameter fit of the exponential model (see figure II.17.b). For the r score, the rm-ANOVA showed a significant effect of the feature on offset and time constant (respectively $p < 0.001$ and $p < 0.05$). Concerning the NRMSE score, feature selection significantly impacted the offset and the gain (respectively $p < 0.001$ and $p < 0.05$). Using the offset value of the fit, the INT and WL features were overall associated with a better mean accuracy score, albeit without statistical significance compared to LWAVG, RMS and DASDV. A notable distinction could be made between time-domain and frequency-domain features that seemed to underperform in accuracy. However, the variability associated with frequency-domain features and SSI prevented conclusive statistical confirmation. Overall, for an equivalent latency (*i.e.*, $\overline{\delta_t^{opt}} = -114 \pm 1.1ms$), none of the features had significantly better accuracy than the IIR filter baseline. As shown in figure II.17.d and II.17.e, in the MJ condition, similar trends were observed. In sum, time-domain features offered improved accuracy compared to frequency-domain features. Interestingly, every feature followed a common pattern : a higher accuracy was associated with a higher latency, with an asymptotic trend.

c.ii Muscle sets comparison

Muscle number

As shown in figure II.18.a, increasing muscle number resulted in a better score for the SJ condition. With the Greenhouse-Geisser correction, the repeated measures ANOVA confirmed this result, with the number of muscles having a significant effect on the NRMSE and r scores ($p < 0.001$). According to the post hoc tests, increasing the number of muscles from two to three and

from three to four muscles had a significant impact on both scores ($p < 0.001$) with a strong effect ($d > 1.3$ and $d > 0.75$, respectively). Although the significance remained ($p < 0.001$), the impact lessened when the number of muscles increased from four to five, leading to a moderate effect with effect sizes of $d = 0.63$ for NRMSE and $d = 0.61$ for r . Likewise, the NRMSE and r scores were significantly impacted from five to six muscles with $d = 0.45$ and $d = 0.46$ with $p < 0.05$ and $p < 0.001$ respectively. For the final increase from six to seven muscles, no significant difference was found for the NRMSE score, while the r score showed a significant increase but with a small effect ($p < 0.05$ and $d = 0.32$). In sum, the main improvements were observed when including up to six muscles, and further inclusion only led to minor improvement.

A similar pattern was observed for the MJ condition (see figures II.18.c and II.18.d). The rm-ANOVA showed a significant effect of muscle number on both scores and for both joints ($p < 0.001$). Specifically, for the elbow joint, each successive increase in muscle number led to a significant improvement in the r score ($p < 0.05$), but with a decreasing effect size (from $d = 0.92$ to $d = 0.18$). The NRMSE score increased significantly ($p < 0.05$) up to the ten to eleven muscle number increase, again with a decreasing effect size (from $d = 0.89$ to $d = 0.25$). The shoulder joint showed a different pattern : the score increased significantly up to seven muscles ($p < 0.05$, from $d = 0.47$ to $d = 0.18$ for NRMSE, and from $d = 0.84$ to $d = 0.34$ for r), then each subsequent increase did not produce a significant difference. In sum, the main improvements were observed when including up to eleven muscles for the elbow and seven for the shoulder, and further inclusion only led to minor improvement.

Muscle contribution

Considering the SJ condition, as depicted in figure II.18.b, only the presence of the brachioradialis muscle significantly impacted the resulting score ($p = 0.011$ for NRMSE and $p = 0.0093$ for r). More precisely, apart from the configuration with six muscles, the presence of the brachioradialis always contributed to improving the scores ($p < 0.05$), albeit with a higher effect size with a lower number of muscles. Accordingly, as shown in figure II.18.b, subjects tend to have varying recruitment strategies. However, a clearer pattern emerged from the MJ condition. Considering the elbow joint, first, the presence of the brachialis and brachioradialis muscles both contributed to improving the scores for any number of muscles ($p < 0.001$). Conversely, long and short biceps globally had a negative impact ($p < 0.001$). The NRMSE score improved significantly with the median triceps presence ($p < 0.01$) and worsened with long triceps ($p < 0.01$), but there was no effect on the r score. The presence of lateral triceps did not lead to a significant difference in scores. Considering the shoulder joint (see figures II.18.e and II.18.f), the median and anterior deltoid presence had a significant positive impact on both scores

3. ÉTUDE 2 : FILTRAGE EMG ET CHOIX DES MUSCLES

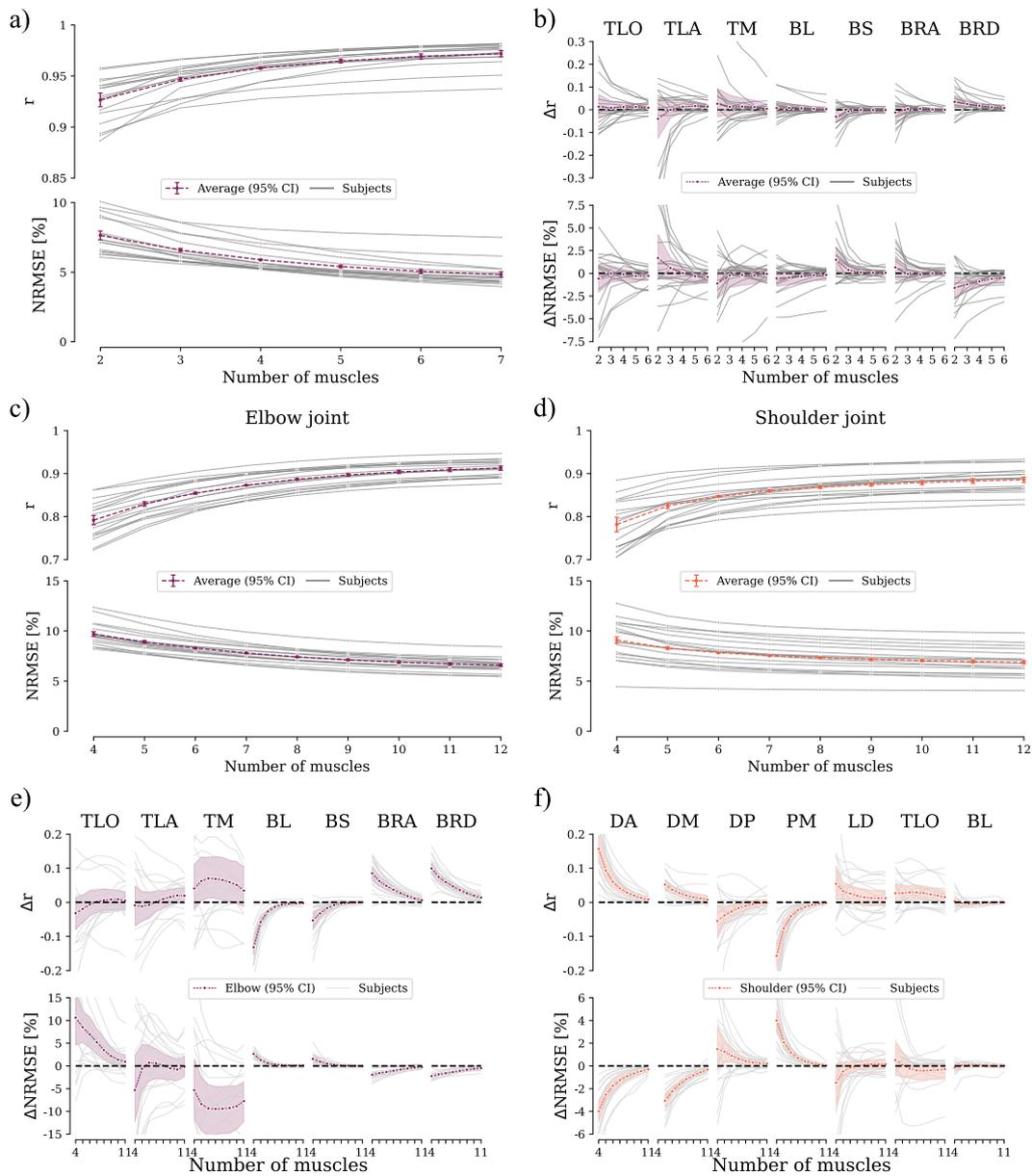


Figure II.18 – For each subfigure, above is Pearson's correlation coefficient, below is the normalized root mean square error, gray lines represent individual subjects and colored lines represent the mean. **a), c) and d) Regression scores as a function of the number of measured muscles.** a) Represents the SJ condition while c) and d) respectively represent the elbow and shoulder joints for the MJ condition. Error bars are the 95% confidence interval computed following Morey [152]. **b), e) and f) Regression scores difference as a function of the number of measured muscles and individual muscle presence** b) Represents the SJ condition while e) and f) respectively represent the elbow and shoulder joints for the MJ condition. The difference is calculated in terms of the presence of the muscle versus its absence (see section ii). The error bars are the usual 95% confidence interval. Data points should be interpreted such that changing a given muscle from absent to present will affect the score by the Δ value on average for a given number of muscles.

($p < 0.001$). Conversely, the pectoralis major presence had a significant negative impact ($p < 0.001$). The latissimus dorsi did not have a significant effect, and neither did the long biceps. The posterior deltoid presence had a significant negative impact on both scores ($p < 0.05$), while the long triceps had a significant positive effect on the r score.

3.d Discussion

The present paper introduced a methodology to evaluate and compare EMG feature extraction techniques as well as muscle sets to optimize continuous EMG-based torque prediction. We based our computations on a previously established dataset, including SJ and MJ upper limb movements across random target trajectories [173]. We presented several commonly used EMG features and their computation methods and investigated their suitability to predict human torques in terms of accuracy and latency. Finally, we showed the effect of the number of recorded muscles on the accuracy of the prediction and further showed which muscles impacted the prediction quality. These results pave the way toward the optimization of measurement and processing strategies to make EMG-driven robots a plausible daily-life scenario.

d.i Feature extraction

Two important considerations for intention detection techniques are their ability to produce accurate detection and their induced latency. EMG feature extraction techniques have been extensively tested for movement classification but not much for movement regression. Additionally, their induced latency has not been measured. As two main criteria are used, there is no definitive answer as to which feature is best overall. Similarly to Triwiyanto et al. [218] this study found that the WL and INT features were the most accurate regarding Pearson's correlation coefficient and normalized root mean square error compared to the classical time and frequency domain features while maintaining a comparable latency. However, they performed similarly to the baseline $3Hz$ low-pass filter in terms of accuracy when considering a higher latency. This suggests that a low-pass filter is adequate for applications that do not require high reactivity. Smith et al. [201] highlighted a trend for EMG-driven pattern recognition that seems to apply to every continuous movement regression feature : a longer time window leads to a more accurate intention detection. Additionally, as illustrated in figure II.17.a and II.17.b, the variations between the top features (e.g., INT, WL, RMS, and LWAVG) are minimal. This implies that the selection of any of these features will not notably affect the regression outcome. However, the window length remains a crucial factor, drawing a trade-off between latency and accuracy. Each EMG-driven application has unique requirements for reactivity and precision. Thus, it is not possible to recommend a specific window length in a general sense. Our findings rather suggest that the selection first requires identifying the appli-

cation's specific needs to tailor the window length accordingly.

d.ii Muscle selection

EMG sensors can be costly, and their placement requires expertise. Therefore, to streamline and accelerate the overall process for in-field applications, reducing the number of EMG electrodes to a minimum and, consequently, the number of measured muscles is necessary. We found that each addition of a new muscle did not significantly improve the regression score for the SJ condition above five muscles. Similarly, the elbow joint benefited from each new muscle up to eleven for the MJ condition, and the shoulder joint stagnated above seven. However, because the number of available muscles for each joint is not the same (*e.g.*, elbow flexion is actuated by four measured muscles while shoulder extension is actuated by two), the optimal number of sensors might depend on the available surface muscles for a given joint and application. Overall, while each new muscle was associated with a better score, the effect size became small, resulting in more and more diminishing returns, as also shown by Camardella et al. [31] and Ziai et al. [262]. Similar to window length selection, these results suggest that a trade-off must be made between the expected regression accuracy and the resources allocated to achieve it for a given application. Looking at the individual muscle contributions, we found that with the exception of the brachioradialis, no muscle had a preferential role in the regression accuracy of the elbow in the SJ condition. While this conclusion was reached when averaging over all subjects, a subject-by-subject analysis, as shown in Figure II.18.b, painted a different picture. Each muscle showed a high variability across subjects in its effect on regression scores. However, this was only partially true for the MJ condition, where muscle roles appeared more consistent across subjects. Some previous work suggests the existence of inter-individual variability in muscle recruitment strategy employed by the central nervous system [63, 256]. Also, the optimality of the recruitment strategy can be affected by physiological parameters such as limb lengths and muscles' moment arms. Nonetheless, it is unclear whether this recruitment variability is responsible for the observed between-subject difference in the effect of muscle presence. In addition, the ability of muscle activation to predict movement is largely due to the quality of information that can be extracted from the surface EMG. A thinner skin interface, less skin motion artifact, and less cross talk from surrounding muscles are critical to obtaining a cleaner EMG signal [76, 144, 145]. Similarly, multi-articular muscle activations result from potentially multiple simultaneous joint actuation, making it difficult to extract information selectively. From these considerations, while an optimal muscle set must be tailored to each participant in a SJ application, an upper limb sagittal MJ application would benefit from prioritizing the measure of the anterior deltoid, the long triceps,

the brachialis and brachioradialis.

d.iii Limitations and future work

Some limitations restrict the scope of our findings. First, we selected features that did not require an *ad hoc* parameter fitting. Some time-domain features such as zero-crossing or slope sign change [164], while being promising [218], require an a priori knowledge of ambient noise that was not recorded for the dataset. Second, the elbow and shoulder extension were underrepresented in the MJ conditions. This could lead to exaggerated variability in the roles of extensor muscles, such as the posterior deltoid and the triceps heads. As such, the role of these muscles in improving intention detection might have been underestimated in this study. The frequency-domain feature relies on a spectrogram computation that requires windowing to emulate signal periodicity. While the Hamming window has been used in this study, other types of windows were not tested and might impact both latency and accuracy. Finally, the latency computation relies on the hypothesis that the baseline IIR-filtered EMG signal presents similarities with other EMG features. While this is generally true as most features result in an envelope extraction of some sort, it may add variability to the measured latency.

Several extensions of this work can be envisioned to extend the findings presented in this study. First, movements in the sagittal plane, while encompassing a wide variety of daily tasks, are not representative of the full range of motions that the upper limb covers. Thus, extending this analysis to a higher number of degrees of freedom, including internal/external rotations and adduction/abduction of the shoulder, is essential. This is especially important when considering that individual muscle evaluation lead to sensibly different results when comparing SJ and MJ conditions. Second, using an artificial neural network-based EMG-to-torque benchmark model would allow testing multi-feature bundling as this framework was used for movement classification [163, 220] but not for movement regression.

3.e Conclusion

In this study, several time- and frequency-domain features were tested for induced latency and their ability to perform accurate EMG-to-torque estimation. The results showed a Pareto front between accuracy and latency. Features performed similarly or worse than the $3H_z$ low-pass filtering for high accuracy with high latency. The waveform length (WL) and integrated EMG (INT) features demonstrated good performances for other low-latency applications. Various muscle sets were tested to determine their impact on regression accuracy. The results showed that increasing the number of measured muscles improved accuracy, but with diminishing returns after five muscles for elbow-only movement and eleven and seven muscles for the shoulder and elbow, respectively, during upper limb parasagittal plane movements. The

3. ÉTUDE 2 : FILTRAGE EMG ET CHOIX DES MUSCLES

brachioradialis muscle was found to be the most critical choice for elbow-only movement, while other muscles showed high inter-subject variability. The anterior deltoid, long and median triceps, brachialis, and brachioradialis muscles were found to be more effective for elbow and shoulder movements in the sagittal plane.

Pour résumer, aucun réel bénéfice de l'utilisation d'une *feature* parmi les autres dans le domaine temporel ne se dégage. La longueur de la fenêtre d'extraction joue cependant un rôle crucial sur la latence induite et la précision obtenue. De plus, un filtre Butterworth classique permet d'obtenir les mêmes performances de latence que l'extraction d'une *feature* pour une précision optimale. Concernant la sélection des muscles, il semblerait que l'utilisation des trois faisceaux des triceps, des trois deltoïdes, du brachial et du brachioradial soit suffisante pour un mouvement à deux degrés de liberté.

Les analyses proposées dans cette étude se démarquent des travaux précédents de différentes manières. Bien que l'analyse des *features* soit classique pour la classification du mouvement, les travaux concernant leur évaluation dans le cadre d'estimation continue sont rares. Parmi eux, aucun n'effectuait d'analyse concernant la latence induite par l'extraction de la *feature*, n'évaluant donc pas l'effet de la taille de la fenêtre de calcul qui s'est pourtant avéré significatif. Enfin, les études évaluant l'impacte du nombre de capteurs EMG sur la précision ont été complétées en effectuant une analyse détaillée de la contribution de chaque muscle, montrant alors que leur sélection pouvait aussi impacter de manière significative la précision d'estimation.

Dans l'étude suivante, le modèle sélectionné dans la première étude, ainsi que la méthode de filtrage Butterworth et les huit muscles proposés dans la seconde étude sont utilisés pour estimer en temps réel le couple articulaire humain afin de l'intégrer à un contrôle d'assistance.

II.4 Étude 3 : Assistance basée EMG

Titre : Towards EMG-based upper-limb exoskeleton assistance

Auteurs : Lucas Quesada , Dorian Verdel , Olivier Bruneau , Bastien Berret , Michel-Ange Amorim , Nicolas Vignais .

Mots-clés : exoskeleton, Myocontroller, Movement assistance, Human-robot interactions

Dans cette étude, le but est d'utiliser les précédentes contributions, associées avec l'état de l'art sur le contrôle en assistance d'un exosquelette et la prise en compte de la gravité dans la planification motrice, afin de mettre au point un contrôle d'assistance intuitif basé sur les signaux EMG. Dix participants ont eu pour consigne de réaliser une tâche fonctionnelle de *pick and place*, pendant quatre conditions de contrôle : sans exosquelette, en transparence, assistance EMG, et assistance EMG intuitive. Pendant la réalisation de la tâche, l'énergie mécanique dépensée, les activations musculaires et des critères de fluidité du mouvement sont enregistrés afin de réaliser une évaluation objective de la condition. Puis, pour chaque condition, une liste de questions est posée afin de réaliser une évaluation subjective du ressenti. Les résultats de cette étude montrent que les conditions d'assistance permettent une réduction de l'énergie dépensée au cours du mouvement ainsi que des activations musculaires. C'est la condition en assistance EMG qui permet alors la plus nette réduction. En revanche, bien que la réduction énergétique soit moindre, c'est la condition assistance EMG intuitive qui permet d'obtenir un mouvement plus fluide. Ces résultats sont corroborés par les questionnaires, montrant que même si les participants ont trouvé la condition intuitive plus fatigante, elle était aussi globalement plus agréable à utiliser. Les résultats démontrent donc l'efficacité d'un contrôle d'assistance basé sur les signaux EMG, ainsi que le gain en intuitivité lors de la prise en compte de la planification motrice naturelle. En somme, il existe un compromis effort/confort lors de l'assistance de la tâche.

Abstract

Exoskeletons are promising devices, particularly for the prevention of musculoskeletal disorders, post-stroke rehabilitation or compensating for motor loss after spinal cord injury. In order to be integrated into industry, hospitals or homes, however, they need to be appropriately controlled. This research proposes a new control strategy for upper limb exoskeletons based on electromyographic (EMG) signals. This strategy aims to improve motion assistance through the use of a proportional-integral (PI) controller based on joint torque estimation from EMG signals. A second controller, with an additional layer allowing for the intuitive integration of gravity (EAG), was also tested. These controllers were compared to a transparency-only control (TR) during a functional task of grasping and moving an unknown mass. The comparison was based on the criteria of minimizing muscle activation and reducing mechanical energy, as well as subjective and objective criteria assessing the intuitiveness of the assistance through a questionnaire and kinematics analysis. The results show that the EA controller significantly reduced energy consumption and flexor muscle activity compared to transparency alone during flexion movements. However, it also increased extensor muscle activity, disrupting movement kinematics. The EAG controller, by integrating gravity, leads to a lesser reduction in energy expenditure, but avoids exacerbated activity of the extensor muscles and does not disrupt kinematics. Through subjective evaluations, participants also found the EAG command more intuitive and less mentally demanding, whereas the EA command, while less physically tiring, adds complexity to task execution and hinders movement. This study paves the way for more intuitive control strategies based on EMG signals to provide effective and adaptable assistance with upper limb exoskeletons.

4.a Introduction

Active upper limb exoskeletons are envisioned for a broad array of applications. These systems demonstrate high versatility, ranging from transparency [228] to partial assistance [133] and even full support [16], making them suitable for a wide variety of tasks. Consequently, they have been evaluated in various scenarios. First, numerous studies have explored their potential to mitigate work-related musculoskeletal disorders. Prior research based on a musculoskeletal model and a simulated task has shown a reduction in back and anterior deltoid muscle activations [258]. This finding has been supported by multiple laboratory studies [50, 212], although some researchers emphasized the necessity for further investigations in real industrial environments [142]. Second, active upper limb exoskeletons show promise when incorporated into neurorehabilitation protocols, particularly for post-stroke patients, with several studies indicating superior motor recovery compared to traditional therapy [90, 251]. However, it remains uncertain if they have a significant

impact on spinal cord injury [84]. Lastly, they have been tested in assisting daily living activities [200], showing promising outcomes in reducing muscle fatigue [129] and enhancing range of motion [56] for patients with muscular dystrophy. These promising and exciting applications currently motivate further developments of upper limb exoskeletons and their subsequent control techniques.

Movement assistance necessitates knowledge about the user's intended action [133]. For this reason, intention detection techniques have been developed to predict or estimate movements. These techniques are diverse but can be categorized into discrete and continuous types. Discrete techniques focus on classifying the current movement : using initial information, the most likely following action (*e.g.*, drinking water, opening a door) is determined from a pre-trained set. This can be done using kinematic [36,150,153,243,248], haptic [119], or muscle activation data [10,28,96,115,219]. In contrast, continuous intention detection aims at ongoing estimation of a movement feature, such as joint angle, velocity, or torque. This is achievable using kinematic data through optimal control [138,139], gaussian mixture models [134], or movement primitives [93,159,183,222]. Oscillators have also been proposed for periodic movements [162]. A key limitation of kinematic-based methods is the need to make assumptions about the object being interacted with by the user. When an object is held directly with the hand without prior information on its inertia or intended path, it is impossible to compute the interaction force between it and the user [133], thus leaving the required assistance undetermined. To compute the interaction force in such direct contact, it is possible to derive information from the source of movement by using muscle activation data through electromyographic (EMG) signals. To this end, various models aiming at estimating joint torques from EMG signals have been implemented. Neuromusculoskeletal (NMS) models are a knowledge-based approach that relies on Hill's formulation to describe the mechanical behavior of the muscle-tendon unit during activation [83], complemented by a musculoskeletal model of the human body that includes the muscle's moment arm in relation to a joint [4,198]. NMS models have been successfully used to assist the movement for both upper limb [133,147,181] and lower-limb [54] exoskeletons. Simpler linear models, where joint torques are calculated as linear combinations of muscle activations [31], have also been explored [104,120]. In general, all these models rely on parameters that need prior identification. Some researchers proposed to gather data during isometric [215,262] or periodic tasks [133,147] for model calibration. Recently, a framework to collect calibration data across a full range of movements has been developed to improve identification generalizability [173]. Regardless of the model used, the derived joint torque must then be integrated into the control scheme of the exoskeleton to provide assistance.

There are several approaches to the control of an upper limb exoskeleton. At a basic level, they are often controlled to compensate for their weight or dynamics so as to remove unwanted interaction efforts, which is called *transparency* [168]. To do so, authors usually first identify the dynamical and geometrical parameters of the robot and then compensate the dynamics via an open loop control [228]. Alternatively, when the exoskeleton embeds a force/torque (FT) sensor to measure the human-machine interaction, authors can use an admittance control scheme to minimize the interaction effort [34, 97]. While both methods can be used together, coupling them does not necessarily lead to better outcomes [231]. Once the transparency of the exoskeleton is achieved, the assistance scheme can be applied on top of the control. The proportional control approach is classically employed to provide assistance. The control is programmed such that the interaction between the exoskeleton and the user corresponds to a multiple of the estimated joint torque via an assistance ratio. Several authors used this scheme to control upper limb exoskeletons, showing a reduction in muscle activity following the assistance [125, 133, 160, 209]. While the effectiveness of this approach has been demonstrated, reducing muscle activation requires to increase the assistance ratio [120], which also tends to amplify estimation errors. Conversely, another approach considers the user's joint torque as a static error that needs to be minimized. An integral scheme is used for this, where the assistance torque is increased until the residual human joint torque is null. This approach has been proven to be as effective as a classical gravity compensation [215, 216], with the additional benefit that the object's weight remains unknown.

A comparison can be drawn between the proportional and integral methods and the concepts of phasic and tonic contractions as described by Flanders et al. [59]. Although this interpretation of movement construction has shifted towards an optimal integration of gravity [46, 70], it suggests the novelty of using a combined proportional-integral strategy in the assistance loop. Furthermore, since humans incorporate information about their own dynamics during motor planning [196], changing these dynamics and interaction patterns could make the assistance confusing for the user. For example, regarding the elbow joint, while flexion requires contracting flexor muscles like the brachioradialis or brachialis, extension often involves merely relaxing these muscles to begin the movement, rather than contracting the extensors like the triceps brachialis. This occurrence has been demonstrated by several studies in recent years [18, 70, 227]. Consequently, an assistance method that requires an atypical contraction of extensor muscles to achieve extension might also seem counterintuitive to the user.

In this study, we aim to incorporate these insights into assistive control applied to pick and place and reaching tasks. Specifically, we will examine the effects of different modes of control on biomechanical parameters rela-

ted to elbow and shoulder flexion/extension. Firstly, we will evaluate a new proportional-integral control scheme, comparing it against conditions with only transparency control and no exoskeleton. Additionally, we also will assess a more natural incorporation of gravity in the assistive torque to determine its influence on the intuitiveness of the human-machine interface. We hypothesize that while the proportional-integral control scheme can offer assistance allowing to reduce energy expenditure, it necessitates a better integration of natural motor planning to enhance its intuitiveness. To test this hypothesis, we designed an experiment involving functional reaching and pick-and-place tasks and assessed the proposed control schemes on a sample of 10 participants.

4.b Material and methods

b.i Participants

The experimental protocol was approved by the ethics committee of Université Paris-Saclay (CER-PS-2021-048/A1). 10 healthy subjects (7 males, age 27.8 ± 6.8 years, height 175 ± 8 cm, weight 72.4 ± 10 kg) took part in the experiment. Participants signed a written informed consent form before starting the experiment.

b.ii Exoskeleton

The ABLE4 exoskeleton [68] was used in the experiments. It features four degrees of freedom (DOF), one for elbow flexion/extension and three for shoulder rotations. In the experiments, all DOFs except for the elbow and shoulder flexion/extension were immobilized to ensure motion in the sagittal plane. The exoskeleton was attached to the user through a physical interface devised in a prior study [232]. This interface consists of a spherical joint that solely allows force transmission between the robot and the user. The interaction force was recorded using a FT sensor (1010 Digital FT, ATI, Apex, USA). Measurements of angular position, speed, and motor current were directly obtained from the exoskeleton, as well as interaction force, at a 1kHz frequency. The control schemes of the exoskeleton varied depending on the experiment (calibration, assistance) and condition (transparency, EMG control, ..) and are detailed in section c.

b.iii Motion capture

The kinematics of both the participant and the exoskeleton were captured using 10 Oqus 500+ infrared cameras (Qualisys, Göteborg, Sweden). Reflective markers were attached to specific landmarks of the exoskeleton. Groups of them were treated as rigid bodies to determine position and orientations of the exoskeleton segments. For the participant, the positioning of the reflective markers varied depending on the experiment. During anthropometric measurements (see ii), markers were placed on anatomical landmarks, including the

acromion, the seventh cervical vertebra, the sternal ends of the clavicles, and the styloid processes of the ulna and radius, as well as the lateral and medial epicondyles. In subsequent experiments, only markers on the acromion, clavicles, and vertebrae remained, while the others were removed as they were hidden by or interfering with the exoskeleton. Nonetheless, the participant's full upper-limb kinematics could still be determined using the markers on the orthosis. Markers were resolved, and data was recorded at $100Hz$ using the Qualisys Track Manager (QTM) software.

b.iv Electromyography

Electromyography (EMG) signals were captured using wireless MiniWave sensors paired with a WavePlus receiver (Cometa, Bareggio, Italy). The receiver's analog output was routed to a USB-6218 analog-to-digital converter (ADC) card (National Instrument, Austin, TX, USA). Signals were recorded at $2kHz$ through custom-made C++ software utilizing the DAQmx driver of the ADC. Eight muscles were chosen based on a prior study [172]: the anterior, posterior, and medial deltoids (DELTAnt, DELTPost, DELTMed), brachioradialis (BRD), brachialis (BRA), and the long, medial, and lateral triceps (TRILong, TRI-Lat, TRIMed). Sensors were positioned in accordance with SENIAM recommendations [82] and guidelines from Perotto et al. [161]. The signals underwent initial band-pass filtering between $20 - 450Hz$, were then rectified, and their envelope was extracted using a low-pass $3Hz$ filter. Each filter was a single-pass fourth-order Butterworth [172]. Lastly, the signals were normalized using data from a maximum voluntary contraction (MVC) trial.

b.v Intention detection

Detecting the intention of the user is a crucial part of the assistance framework. In this study, we chose to pursue a continuous approach, estimating the participant's joint torques in real-time.

EMG-to-torque model

The model employed, called NLMap, was introduced in a previous study [173]. It consists of a non-linear mapping of the EMG signals to joint torques. Starting from normalized EMG signals $\mathbf{m}(t) \in \mathbb{R}^8$, a non-linear shaping function is applied to obtain muscle activation [23]:

$$a_k(t) = \frac{e^{A_k m_k(t)} - 1}{e^{A_k} - 1} \quad (\text{II.45})$$

with $a_k(t)$ the non-linear activation of the k^{th} muscle and A_k the corresponding shape factor. The joint torques are then computed as a combination of the muscle activations:

$$\hat{\boldsymbol{\tau}}_h(t) = \mathbf{H}_{nl} \cdot \mathbf{a}(t) \quad (\text{II.46})$$

with $\hat{\boldsymbol{\tau}}_h(t) \in \mathbb{R}^2$ the vector of estimated human joint torques, $\mathbf{H}_{nl} \in \mathbb{R}^{2 \times 8}$ the mapping matrix, and $\mathbf{a}(t) \in \mathbb{R}^8$ the vector of non-linear activations.

Model calibration

Intention detection models need to be calibrated using training data to determine their parameters and fine-tune them to fit the participants. Calibration data is collected during a specific calibration experiment (see ii), to obtain training torque and EMG data, denoted as $\mathbf{T}_c \in \mathbb{R}^{2 \times N}$ and $\mathbf{M}_c \in \mathbb{R}^{8 \times N}$ respectively, with N representing the number of samples in the training set. The goal of the calibration is to identify two sets of parameters : the shape factors and the weights of the mapping matrix. To achieve this, a single objective genetic algorithm is used [25, 149]. This algorithm involves an iterative process aimed at finding a set of parameters, referred to as a chromosome, that minimizes the following cost function :

$$\mathcal{C} = \sqrt{\sum_{j=1}^{j=2} \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{n=N} (\tau_{h,j}(t_n) - \hat{\tau}_{h,j}(t_n))^2} \quad (II.47)$$

where $\boldsymbol{\tau}_h$ is the reference joint torque extracted from the training data matrix. In this scenario, the chromosome only contains the shape factors, as the matrix weights are identified afterward. During each iteration, a chromosome is generated through mutation and cross-over. Subsequently, the non-linear activations are calculated and compiled into the non-linear activations matrix $\mathbf{A}_c \in \mathbb{R}^{8 \times N}$. The mapping matrix weights are then obtained by solving the following equation :

$$\mathbf{T}_c = \mathbf{H}_{nl} \mathbf{A}_c \quad (II.48)$$

This is accomplished using Matlab's *mvregress* function (MathWorks, Natick, MA, USA). After several iterations, the algorithm terminates either when the maximum number of iterations is reached or when the cost function stalls. The optimal mapping weights are then computed based on the non-linear activations given by the shape factors obtained from the best chromosome.

4.c Experiments

The experiments lasted for two hours. Initially, participants were greeted and briefed on the procedure, followed by signing the consent form. Reflective markers were then placed on their upper limb for anthropometric measurements. Next, EMG sensors were attached, and MVC trials were conducted. The calibration task was subsequently carried out, followed by a 10-minute break to process the collected data and perform the EMG-to-torque model calibration. Lastly, the assistance task was set up and executed.

c.i Anthropometric measurements

Before undertaking any tasks with the exoskeleton, initial anthropometric measurements were conducted. Reflective markers were positioned on anatomical landmarks as outlined in the materials section (see iii). Participants were then requested to enter the motion capture area, where a static pose was recorded. Subsequently, an existing upper limb OpenSim model [85,190] was adjusted to align with the positions of the reflective markers. This process allowed for the adaptation of limb dimensions and masses accordingly.

c.ii Calibration task

The aim of the calibration experiment is to identify the EMG-to-torque model parameters. The framework of this experiment has been developed in a previous study, where the detailed procedure can be found [173]. Participants were asked to perform a dynamic tracking task, following a randomly generated trajectory while the exoskeleton provided a viscous resistance. Arm kinematics, human-exoskeleton interaction efforts, and EMG signals of upper limb muscles were recorded. The interaction efforts allowed to compute the participant's inverse dynamics to obtain reference shoulder and elbow joints torques τ_h , used to calibrate the EMG-to-torque model. The trajectory was displayed on a screen positioned laterally to the exoskeleton, with visual feedback of the participant's hand position.

Exoskeleton control

During this experiment, an open-loop gravity compensation of the exoskeleton and an end-effector viscous resistance were applied :

$$\tau_e = \mathbf{g}_e(\mathbf{q}_e) - \mu_c \mathbf{J}_e(\mathbf{q}_e) \cdot \dot{\mathbf{p}}_h \quad (\text{II.49})$$

where $\tau_e \in \mathbb{R}^2$ are the exoskeleton control torques, $\mathbf{q}_e \in \mathbb{R}^2$ represent its angular positions, \mathbf{J}_e its Jacobian matrix, and \mathbf{g}_e its gravity model. The viscous coefficient is denoted μ_c , and the task-space position of the end-effector (corresponding to the participant's hand position) is \mathbf{p}_h .

Trajectories

Five 30s trajectories were used to gather calibration data. Each trajectory was randomly generated to provide a wide range of kinematic and dynamic situations, ensuring a robust calibration [173]. To do so, the target trajectories were parameterized by b-splines, for which the control points were randomly placed in task space. For each calibration try, a hundred candidate trajectories were generated, and the one maximizing the mechanical work and the workspace coverage was selected.

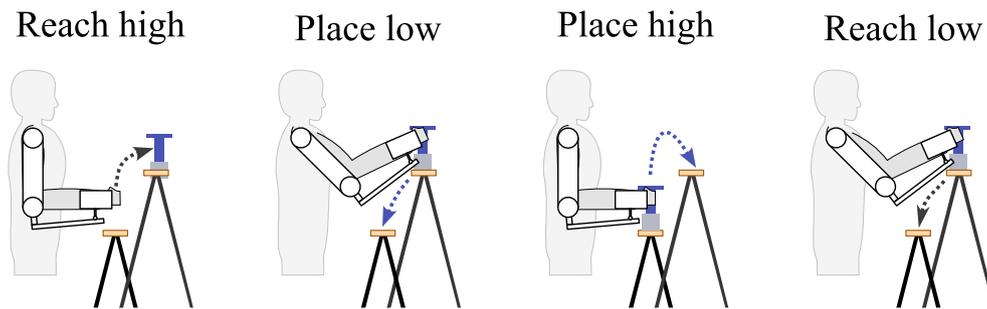


Figure II.19 – **Task setup.** Platforms are placed such that the participant can easily reach them while picking or placing the weight.

Data processing

Following calibration trials, the data is processed to determine the reference torques. Specifically, the participants' kinematics during these trials are computed using the positions of reflective markers in OpenSim's inverse kinematic tool, which allows to compute the reference human torque τ_h with OpenSim by incorporating the interaction efforts recorded by the FT sensor. Finally, the model calibration procedure is conducted as detailed in section ii.

c.iii Assistance task

The objective of the assistance task is to assess the effectiveness of the proposed control methods. For this evaluation, we tested four conditions : without the exoskeleton (NE), transparency mode (TR), proportional-integral EMG assistance (EA), and proportional-integral EMG assistance with intuitive gravity integration (EAG). To compare these conditions, a task involving pick-and-place and reaching motions was performed.

Specific material

For this experiment, a 1.5 kg steel weight was machined and attached to a custom 3D-printed handle. The handle was specifically designed to facilitate the carrying of the weight with limited grasp force (i.e. the top of the handle rested on the thumb's phalanx and the distal end of the index's metacarpal bone), thereby limiting cross-talk from the forearm muscles to the brachioradialis EMG sensor. Two platforms with adjustable positions and heights were served as stations for picking and placing the weight (see figure II.19). The first platform is positioned so that the weight can be picked up while the participant's arm is straight alongside the body, with the elbow bent at a 90° angle. The positioning of the second platform is determined through an iterative process. Initially, it is placed at shoulder height and at a forearm's length from the first platform. Minor adjustments in platform position are then applied to make sure participants are able to reach every position of the tasks without being hindered by the exoskeleton's volume.

Motor task

The task involved a sequence of shoulder and elbow movements in a parasagittal plane divided into four phases. At the beginning, the weight was placed on the upper platform, while the participant's hand was at the starting position, which corresponded to the picking point on the lower platform. First, the participant had to reach for the weight, referred to as reach-high (RH) movement phase. Second, the participant picked the weight and placed it at the lower position, referred to as place-low (PL) movement phase. Third, the participant picked the weight again and placed it back at the upper position, referred to as the place-high (PH) movement phase. Finally, the participant moved their hand back to the starting position, referred to as the reach-low (RL) movement phase. This sequence of four operations allowed us to compare the assistance effects between forward and backward, with and without weight movements, and the transitions between weighted and not weighted.

After completing the four phases, both the participant's hand and the weight were back to their original positions, allowing the participant to start a new movement cycle. For each of the four conditions, this cycle was performed 25 times, with a four-minute break between conditions, inducing a total of 100 cycles.

The order of the conditions was as follows, participants first performed the task in the NE condition to familiarize with the task. To reproduce the exoskeleton's orthosis, participants were wearing a light splint during this condition. Then, participants performed movements in the TR condition to familiarize with the exoskeleton. Finally, the two conditions (EA and EAG) involving an adaptive assistance based on EMG signals were performed in a random order.

Conditions

All the exoskeleton conditions are summed up on the block diagram shown on figure II.20.

Transparency (TR) : The baseline control mode of the exoskeleton was transparency, in which it has to follow human movements while minimizing interaction efforts. Similar to previous works on this exoskeleton [228,231], we used a combination of open-loop compensation of the exoskeleton's weight and a closed-loop minimization of interaction efforts using a proportional-integral correction. This correction was used on the interaction forces measured via the FT sensor, \mathbf{F}_i . Note that the torques measured by the FT sensor were not used because passive rotations were integrated in the interface to minimize unwanted interaction efforts due to hyperstaticity [232,233]. The interaction torque resulting from the interaction force τ_i was thus computed

as :

$$\boldsymbol{\tau}_i = \mathbf{J}_e^T \mathbf{F}_i \quad (II.50)$$

Then, the admittance controller had to provide a torque minimizing the following error :

$$\mathbf{e}_\tau = \boldsymbol{\tau}_d - \boldsymbol{\tau}_i \quad (II.51)$$

where $\boldsymbol{\tau}_d$ was the desired interaction torque (i.e. $\boldsymbol{\tau}_d = \mathbf{0}$ for transparency) and \mathbf{e}_τ was the control error. Based on this error, the exoskeleton joint torques were computed as follow :

$$\boldsymbol{\tau}_e = K_p^a \mathbf{e}_\tau + K_i^a \int \mathbf{e}_\tau dt + \mathcal{G}(\mathbf{q}) \quad (II.52)$$

where $\boldsymbol{\tau}_e$ was the exoskeleton joint torques vector, K_p^a and K_i^a respectively the proportional and integral gains of the admittance controller, and $\mathcal{G}(\mathbf{q})$ the open-loop compensation of the exoskeleton's weight based on joint positions \mathbf{q} .

EMG assistance (EA) : The assistance controllers based on muscle activity were built on top of the transparent admittance scheme. However, for such controllers, $\boldsymbol{\tau}_d$ was calculated based on the estimated human joint torques (see Eqs. II.45, II.46). Following the approach by Treussard et al. [216], the estimated torque values were thresholded with a dead zone to manage minor fluctuations during low torques situations, resulting in the following proportional assistance,

$$\tilde{\tau}_{h,j} = \begin{cases} \alpha_a (\hat{\tau}_{h,j} - \text{sign}(\hat{\tau}_{h,j}) T) & \text{if } |\hat{\tau}_{h,j}| > T \\ 0 & \text{else} \end{cases} \quad (II.53)$$

with j the joint index, α_a the assistance gain, T the torque threshold, and $\tilde{\tau}_h$ the resulting desired torque of the exoskeleton. Then, the proportional-integral scheme is applied to compute the desired interaction torque :

$$\boldsymbol{\tau}_d = K_p^d \tilde{\boldsymbol{\tau}}_h + K_i^d \mathbf{e}_i^d \quad (II.54)$$

with K_p^d and K_i^d respectively the proportional and integral gains of the assistance torque regulator. \mathbf{e}_i^d represents the integral error of the regulator, it is computed such that :

$$\frac{de_{i,j}^d}{dt} = \begin{cases} \tilde{\tau}_{h,j} & \text{if } e_{i,j}^d < T \\ \tilde{\tau}_{h,j} - T & \text{else} \end{cases} \quad (II.55)$$

where j denotes the joint index. This guarantees that the dead zone threshold is considered when the integral error decreases. Subsequently, the obtained

desired interaction torque value is used in the the previously described admittance scheme.

EMG assistance with gravity integration (EAG) : In this condition, the gravitational force on the human arm is integrated into the assistance framework. In the previous condition, any effort detected through the EMG signals was assisted. This implies that it also serves as a compensation of the arm’s gravity. Although this reduces the effort required, it can be counterintuitive because the deactivation of the flexor muscles, which normally results in an extension movement, does not lead to the anticipated outcome. To address this, the arm’s gravity is incorporated as intentional information in the human torque :

$$\hat{\tau}_{h,j} \rightarrow \hat{\tau}_{h,j} + \alpha_g g_{h,j}(\mathbf{q}_h) \quad (II.56)$$

where $g_{h,j}$ represents the human gravity torque at the j^{th} joint, \mathbf{q}_h denotes its angular positions, and α_g is the gravity gain. The resulting human intention torque $\hat{\tau}_h$ is then used in the same way as in the EA controller (see eq. II.53). Using this method, the user must exert a force equivalent to a percentage of the arm’s gravitational load to maintain a constant position.

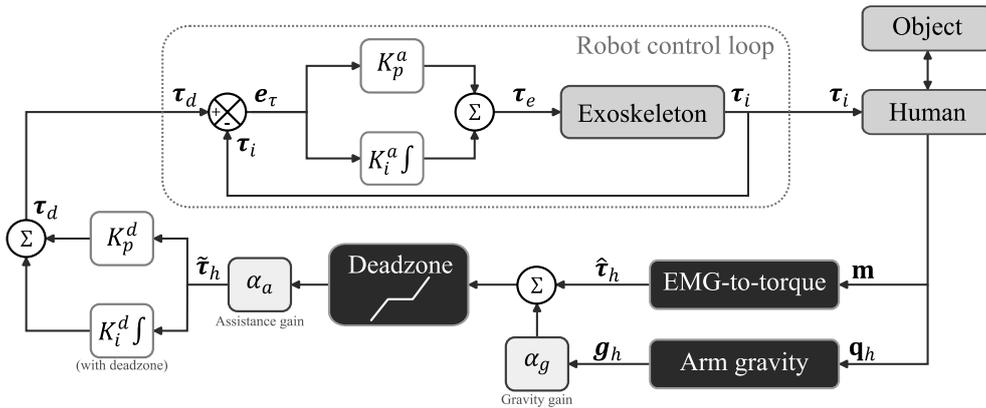


Figure II.20 – **Assistance experiment control schemes.** This figure sums up all the control schemes including the exoskeleton. TR condition corresponds to $\alpha_a = 0$, EA corresponds to $\alpha_a = 1$ and $\alpha_g = 0$, and EAG corresponds to $\alpha_a = 1$ and $\alpha_g = 1$.

Ergonomic assessment

After each condition, participants were asked to provide a subjective assessment of the controller using a questionnaire adapted from NASA-TLX [78, 79] (see Table II.5). For each questions, participants were asked to give an answer based on a continuous Likert scale (see table II.6) that was displayed in front of them.

1	Was the task physically tiring?
2	Was the task mentally tiring?
3	Were you fast?
4	Were you accurate?
5	Was the task easy?
6	Did the exoskeleton help with the task?
7	Did the exoskeleton interfere with the task?
8	Did you feel in control of the exoskeleton's behavior?

Table II.5 – **Subjective assessment questions.** Translated from french to english. Those questions were asked after each condition. Questions 6 to 9 were not asked during the NE condition.

Score	Signification
1.0 - 1.8	Totally disagree
1.8 - 2.6	Somewhat disagree
2.6 - 3.4	Neutral
3.4 - 4.2	Somewhat agree
4.2 - 5.0	Totally agree

Table II.6 – **Likert scale.** Participants were allowed to give a continuous value on the Likert scale, with a suggested signification of score ranges.

Objective assessment

The data was segmented to isolate each phase of each movement during each condition. Then, three criteria were used to perform the objective assessments of the conditions.

Mechanical work : The share of mechanical work performed by the exoskeleton and the human served as the primary criterion for evaluating the effectiveness of assistance. First, the total mechanical work expended by the exoskeleton was computed as :

$$\mathcal{W}_e = \sum_j \int_{t_0}^{t_f} |\tau_{e,j}(t) \dot{q}_{e,j}(t)| dt \quad (II.57)$$

Then, using inverse dynamics, including human-exoskeleton interaction forces and the external weight, the human's total expended mechanical work was computed as :

$$\mathcal{W}_h = \sum_j \int_{t_0}^{t_f} |\tau_{h,j}(t) \dot{q}_{h,j}(t)| dt \quad (II.58)$$

Similarly to all the subsequent metrics, the mechanical works were computed for each segment related to a subject, a condition, a movement, and a phase of movement.

Muscle activity : The muscle activations were used as a secondary assessment of the human energetic expenditure in the task. EMG signals were band-pass filtered using a 20 – 450 Hz third-order Butterworth filter. Then, the root mean square (RMS) value of each muscle was computed :

$$RMS_k = \sqrt{\int_{t_0}^{t_f} e_k^2(t) dt} \quad (II.59)$$

where k is the muscle number, $e_k(t)$ represents the filtered EMG signal of the k^{th} , and t_0 and t_f the beginning and end time of the movement's phase. This value was computed for each subject s ($s \in \llbracket 1, 10 \rrbracket$), condition c ($c \in \{NE, TR, EA, EAG\}$), movement m ($m \in \llbracket 1, 25 \rrbracket$), phase of the movement p ($p \in \{RH, PL, PH, RL\}$) and muscle k ($k \in \llbracket 1, 8 \rrbracket$).

Kinematic criteria : Human kinematics were computed using OpenSim's inverse kinematic tool, coupled with the motion capture data. Using the resulting Cartesian position of the hand and the joint positions, several criteria were calculated to provide a kinematic assessment of the conditions. First, the duration of the tasks was measured. Then, the path length of the trajectories was computed as :

$$PL = \int_{t_0}^{t_f} \|\dot{\mathbf{p}}_h(t)\| dt \quad (II.60)$$

with \mathbf{p}_h the cartesian position of the wrist, and t_0 and t_f the start and end times of the given task segment. The SPARC smoothness score [12] was then computed using the code provided by the authors that proposed it [11]. Finally, the Jerk was computed as :

$$Jerk = \sum_j \int_{t_0}^{t_f} \|\ddot{\mathbf{q}}_{h,j}(t)\| dt \quad (II.61)$$

with j denoting the joint index.

Analysis

For each criterion, a value was determined during each condition, movement phase, and movement cycle. The first ten movement cycles were excluded to account for adaptation [15], after which the median value for each subject/condition/phase was calculated. These data were used to generate the figures presented in the results section. Regarding statistical analysis, the total value of each criterion for a condition was computed for each subject. To assess differences between conditions, a repeated measures analysis of variance (rm-ANOVA) was conducted with the condition as the within-subject variable and criterion value as the dependent variable. Mauchly's test was used to check sphericity, and a Greenhouse-Geisser correction was applied

if needed. For post-hoc analysis, the Shapiro-Wilk test was performed to assess normality violations, and, based on the results, either a paired sample t-test with a Holm-Bonferroni correction or a Wilcoxon test was conducted to determine significance levels. Cohen's d was used to measure the effect size of the observed differences.

4.d Results

d.i Mechanical energy expenditure

The primary aim of assistive controllers such as those developed in the present paper is to reduce human effort, which reduces the risk of MSDs. Consequently, we first assessed the performance of our controllers in terms of human energetic expenditure estimated from the absolute mechanical work in the different phases of our pick-and-place task. The summary of this first analysis is described in Fig. II.21.

The analysis of the total mechanical work of the human and of the exoskeleton clearly evidenced that the EMG-based assistive controllers EA and EAG both increased the share of effort of the exoskeleton and decreased the share of effort of the human when compared to the NE and TR conditions. This trend was observed for all the phases of the pick-and-place task. Further statistical analyses showed that the condition significantly impacted energy expenditure ($p < 0.001$). More precisely, the EA control scheme allowed for a significant reduction in human work compared to all other condition with a strong effect ($p < 0.001$ and $d > 1$ for NE and TR, $d = 0.67$ for EAG). EAG condition improved energy consumption with a moderate effect against NE ($p < 0.05$, $d = 0.36$) and a moderate to strong effect against TR ($p < 0.001$, $d = 0.88$). In sum, the human energetic expenditure was overall lower with the EA and EAG controllers and the lowest in the EA condition.

Importantly, this total mechanical work analysis does not completely describe the human energetic expenditure as it does not allow to analyze the allocation of effort to the different muscles involved in the task. Therefore, we provide in Fig. II.22 a muscle-by-muscle assessment of the human effort for each phase of the task using the RMS of the recorded EMG signals.

d.ii Muscle activation

The muscle-by-muscle assessment of the impact of the exoskeleton highlights an overall increase in the activity of elbow and shoulder muscles when interacting with the transparent exoskeleton, which is consistent with previous studies using the same exoskeleton [231]. Interestingly, this analysis shows that the EA and EAG conditions induce a decrease in the activity of the elbow and shoulder flexors, which are the most solicited during this task, when compared to the TR and NE conditions. Conversely, it shows that EMG-based assistive controllers tend to induce an increase in the activity of shoulder and elbow extensors, which however remains limited from an energetic

CHAPITRE II. CONTRIBUTION EXPÉRIMENTALE

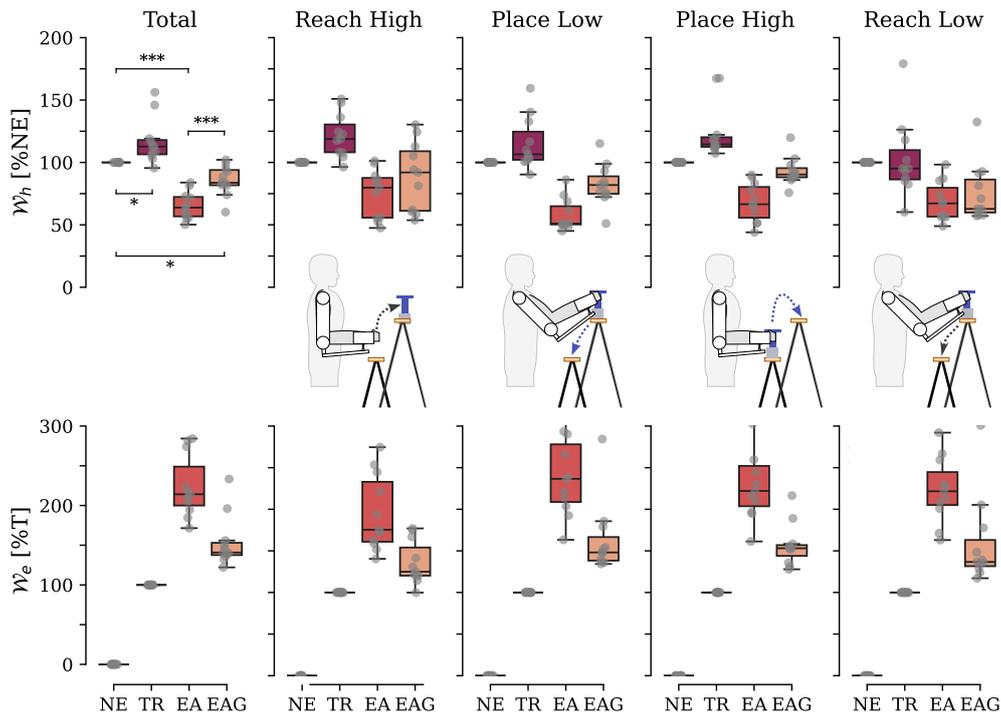


Figure II.21 – **Normalized mechanical work of the human and exoskeleton.** \mathcal{W}_h represents the human work, while \mathcal{W}_e is the exoskeleton's.

perspective as these muscles are not very solicited in the task.

Further statistical analyses revealed that the different conditions led to significant variations in muscle activation patterns ($p < 0.01$). Focusing on the flexor muscles, EA significantly reduced the activation of the brachialis, brachioradialis, and anterior deltoid throughout the entire movement cycle when compared to NE and TR, with a strong effect size ($p < 0.001$, $d > 0.85$). EAG resulted in an overall decrease in muscle activation for the brachialis and anterior deltoid compared to NE ($p < 0.05$, $d > 0.5$), but was less effective for the brachioradialis ($p = 0.17$, $d = 0.36$). In comparison to TR, both EA and EAG facilitated a reduction in flexor muscle activation ($p < 0.05$, $d > 0.62$). Regarding extensor muscles, the EA condition caused a significant increase in the activity of all three triceps heads relative to other conditions ($p < 0.05$, $d > 0.8$). Although it was not significant for the posterior deltoid ($p < 0.077$), the EA condition still induced a strong increase in its activation ($d > 1$). Conversely, the EAG condition did not result in a significant increase in extensor muscle activation when compared to NE and TR ($p > 0.1$ for TRIMed, $p > 0.7$ for the others). In conclusion, both EA and EAG conditions reduced flexor muscle activation compared to TR and NE, with EA being the most effective. Nevertheless, unlike EA, the EAG condition successfully avoided increasing the activity of the extensor muscles while achieving this diminution.

4. ÉTUDE 3 : ASSISTANCE BASÉE EMG

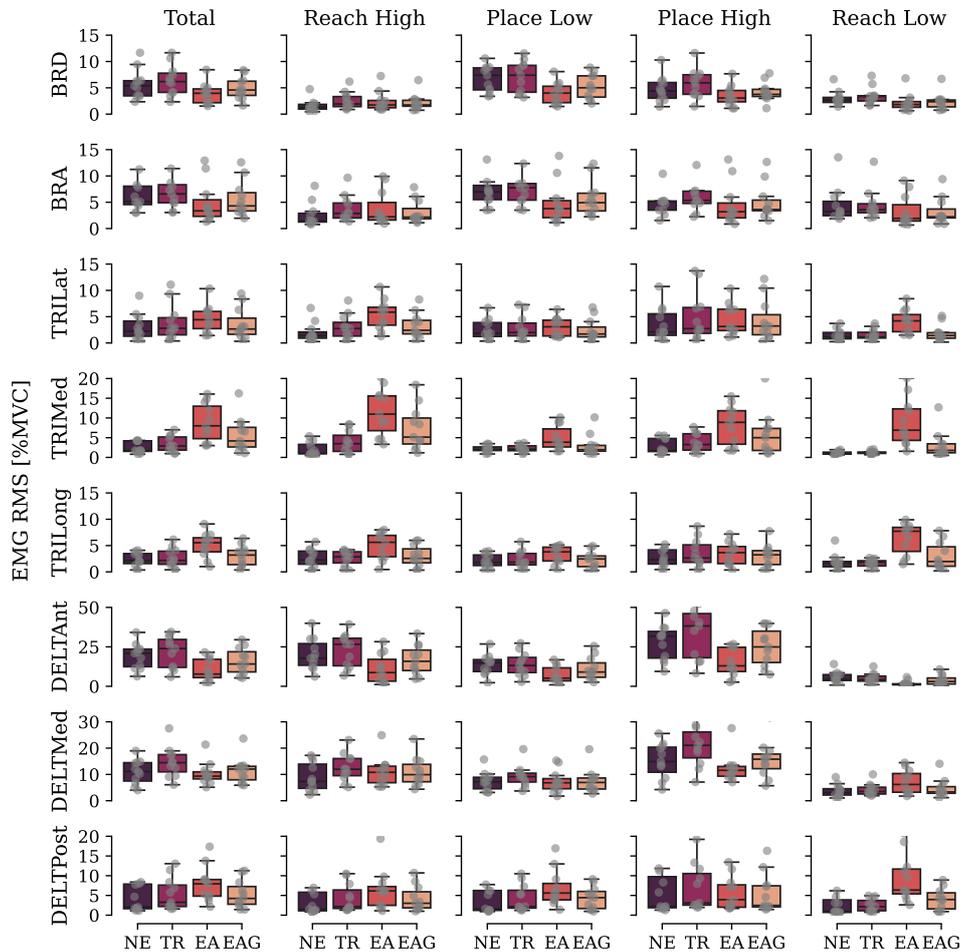


Figure II.22 – **Normalized RMS of the EMG signals of the eight muscles used to estimate human joint torques.** The total column was obtained by performing the RMS computation over the full movement cycle.

Although muscle activation directly relates to the prevention of MSDs, making them of major importance in assessing the impact of assistive controllers on humans, they are not sufficient. In practice, the effect of the controllers on other components of human motor control can be as important as the effort expended by the human and is too often overlooked. For instance, too slow assistive behaviors can result in unwanted energetic expenditure [230], which could decrease their acceptability. Consequently, in the rest of the present paper, we provide an in-depth assessment of the impact of the different controllers on human motor control.

d.iii Impact on human motor control

We first assessed the impact of the controllers on the overall human kinematics as they allow us to exhibit their main effects, whether beneficial or detrimental. The results of these overall analyses are provided in Fig. II.23.

Movement duration :

The findings presented in Fig. II.23a indicate that movements executed within the exoskeleton are typically slower compared to those executed outside it ($p < 0.001$). This effect was more substantial for the EA controller, which caused longer average movement durations than the TR and EAG controllers. Specifically, NE demonstrated a significantly shorter duration ($p < 0.001$, $d > 1$) relative to all other conditions. EA resulted in the longest duration, showing a significant increase compared to EAG and TR with a strong effect ($p < 0.001$, $d > 0.8$). Interestingly, no significant difference was observed between EAG and TR ($p = 0.62$, $d = 0.1$). Overall, the exoskeleton slowed down human movements, particularly with the EA controller, which led to the slowest movements, while the EAG performed the same as TR but slower than NE.

Total path length :

Similarly to movement duration, the results depicted in Fig. II.23b illustrate that the exoskeleton leads to increased path lengths, albeit to a lesser extent ($p < 0.01$). Specifically, even though the NE condition resulted in shorter path lengths, no significant differences were noted when compared to TR, and there were nearly significant differences compared to EAG ($p = 0.053$, $d = 0.325$). On the other hand, EA showed a longer path length than any other condition ($p < 0.05$, $d > 0.36$). Consistently, no differences were found between EAG and TR.

SPARC smoothness :

Comparable findings were observed for the SPARC metric, as illustrated in Fig. II.23c, highlighting a similar trend to previous criteria, showing an effect of condition on the criteria ($p < 0.01$). Nevertheless, due to variations among subjects, aside from a significant difference between EA and NE ($p < 0.001$, $d = 1.4$) and EA and TR ($p = 0.013$, $d = 0.98$), no other statistically significant differences were observed. However, the effect sizes indicate a probable difference between EAG and NE conditions ($p = 0.077$, $d = 0.74$).

Jerk :

In conclusion, as illustrated in Fig. II.23d, the Jerk exhibited a pattern comparable to that of the duration. The EA conditions resulted in a significantly higher Jerk compared to all other conditions ($p < 0.05$, $d > 0.6$), whereas NE demonstrated a significantly lower Jerk ($p < 0.05$, $d > 0.75$). Once more, no

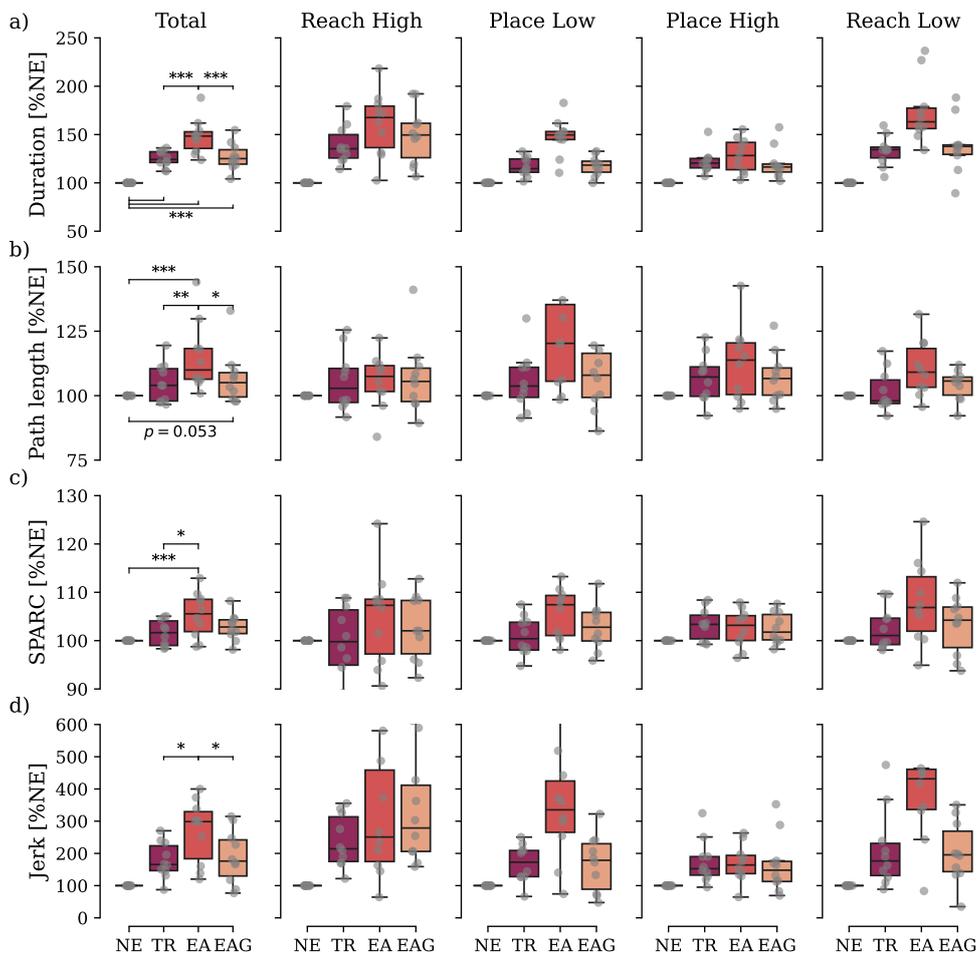


Figure II.23 – **Impact of the exoskeleton on global kinematic parameters.** For all the metrics, results are reported separately for each phase of the motion and for each condition **a)** Normalized duration (in % of the value obtained for the NE condition). **b)** Normalized total path length (in % of the value obtained for the NE condition). **c)** SPARC smoothness of velocity profile. **d)** Jerk smoothness.

significant differences were observed between EAG and TR.

The in-depth assessment we provided to this point allowed to depict the objective modifications of human effort, and more generally of human motor control, induced by the interaction with the exoskeleton. However, when designing assistive controllers that are intended to be used by humans, their perception by users is as important as these previous assessments. Consequently, we asked participants to answer questions and mark the different controllers on ergonomic scales, as reported in what follows.

d.iv Ergonomic assessment

The earlier objectives assessments aim to quantify the effectiveness of the control in terms of both assistance and its impact on movement. However, it is difficult to objectively measure participants' overall impressions for each condition. Consequently, participants were required to complete an ergonomics questionnaire. The questionnaire was adapted from NASA-TLX [78, 79] (see section iv). The results are summarized in Fig. II.24.

Although there was considerable variability among participants, distinct patterns emerged depending on the condition. Based on the median responses, participants found the task to be less fatiguing when using the exoskeleton with assistance control, with the EA condition being less tiring overall compared to EAG. However, participants reported feeling more mentally exhausted after using the EA condition. This is supported by other questions, indicating that while EA felt less physically tiring, it made participants feel slower and less accurate. Consequently, participants felt that this control scheme hindered the completion of the task and did not provide the same level of control over the exoskeleton compared to other conditions. As a matter of fact, EAG, although more physically tiring, showed improvements over EA in that regard. Moreover, participants felt as fast as they were in NE and felt more accurate than in the TR and EA conditions. Accordingly, while the EAG condition felt more challenging than NE, it was perceived as easier than TR and EA. Finally, participants did not feel as mentally tired as in the EA condition, although it was still more than NE and TR. Overall, compared to other exoskeleton conditions, the EAG control felt more helping and less obstructive.

In sum, both EA and EAG controllers made the task feel less tiring. However, only the EAG controller achieved this while maintaining a level of intuitiveness that was on par with or better than TR, and even sometimes comparable to NE. Meanwhile, although feeling less tiring overall, the EA controller systematically degraded participant's experience compared to other conditions.

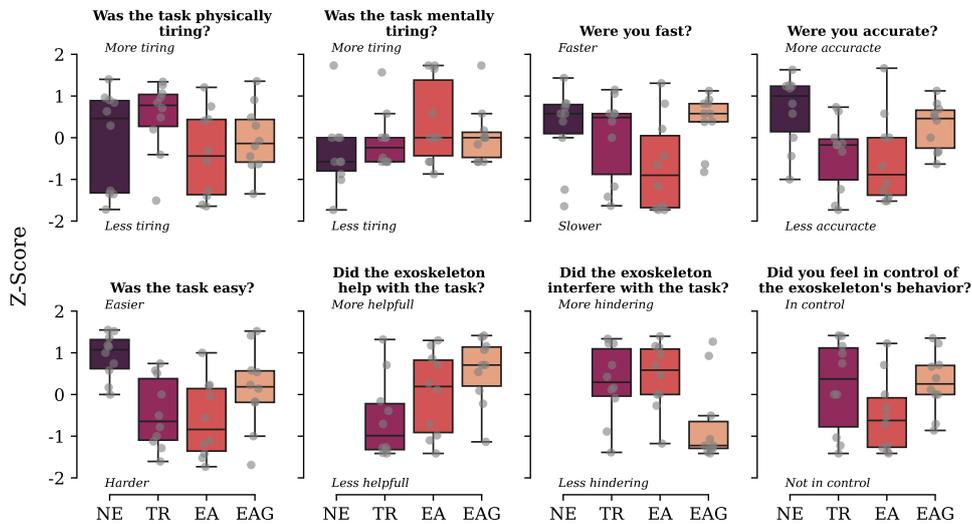


Figure II.24 – **Z-scores of the questionnaires answers.** Marks are reported condition by condition for each of the questions. The last three questions were not asked for NE condition as it required the presence of the exoskeleton.

4.e Discussion

In this study, we presented a myocontroller developed by integrating and merging previously existing controllers [133, 216]. Its purpose was to assist movement through gravity compensation with its integral component while addressing dynamic aspects using its proportional component. This controller was called EMG assist (EA). Taking into account current knowledge about gravity integration during motor planning [46, 230], we included the participant arm's gravity component as an additional intention in human torque. This novel controller, named EAG, was then evaluated against the EA controller for its potential to reduce the mechanical energy expenditure and for its intuitiveness. For baseline comparisons, two other conditions were tested. First, participants executed the task without the exoskeleton (NE) to establish base metrics without any human-machine interaction. Second, the exoskeleton was operated in transparent mode (TR) to measure the base impact of the human-machine interaction. The task required participants to perform reaching and pick-and-place movements both from low and high positions. This setup allowed for comparing the proposed controllers across various dynamic situations and, thus, their adaptability to transition between them. Therefore, building upon recent notable studies [133, 215], the proposed work aimed to extend their results by focusing on a dynamic functional task including two degrees of freedom.

A key finding of this study is that the EA scheme significantly lowers the activity of flexor muscles, such as the brachialis and anterior deltoid, which are heavily solicited during lifting tasks. Nevertheless, this reduction is coupled with increased activation of extensor muscles, leading to an unusual and counterintuitive muscle activation pattern. The EAG scheme, which includes gravity in its intent detection, significantly decreased extensor muscle activation but resulted in higher mechanical work. From a kinematic viewpoint, the EA scheme was found to slow down movements and adversely affect their overall smoothness. Conversely, the inclusion of gravity in the assistance (*i.e.*, EAG) facilitated smoother movements, more akin to those seen in the transparency condition. These findings imply that integrating gravity into the control led to more intuitive assistance, albeit less effective. One might argue that the increase in kinematic smoothness stems from a reduction in assistance, potentially perceived as an external disturbance, and therefore hindering the movement. However, comparing EAG to TR shows a lower energy expenditure without differences in kinematic criteria, indicating that changes can occur independently. Thus, our findings demonstrate that designing a controller to mimic motor planning enhances assistance intuitivity without completely undermining its effectiveness. This was supported by subjective evaluations. Participants reported that the EAG control felt more intuitive and mentally less taxing compared to the EA scheme. While it lessened physical effort, it complicated task completion, diminishing the perceived control and efficiency.

In this study, a key feature of the developed EMG-based control schemes is the absence of *a priori* knowledge about the task, whether it involves the target trajectory or the load being carried. Unlike some traditional control systems, which often rely on predefined models or assumptions about the user's intended movement path or the characteristics of the object being manipulated [162,210], these controllers dynamically adjust based solely on real-time EMG signals. This approach allows for more flexible and intuitive assistance, as the system can respond to variations in user movement or external loads without requiring pre-calibration or specific task programming.

While this study draws interesting conclusions about the viability of EMG-driven exoskeleton assistance, there are still some limitations. Firstly, the assessment of the control schemes was confined to specific movements within the sagittal plane, limiting the applicability of the results to more complex movements, such as shoulder internal/external rotations and abduction/adduction. Moreover, introducing the exoskeleton into the experiment increased energy expenditure. This indicates that better transparency integration might result in more significant energy expenditure differences between NE and EMG assistance conditions. Therefore, the NE condition should be the baseline comparison for assistance evaluation in real-world settings, whereas improve-

ments achieved by EA and EAG should be compared against TR. Additionally, EMG signals display variability over time and are affected by muscle fatigue [38], or prolonged wear [262] and electrode shifting [259]. These phenomena have to be considered to ensure the stability of the assistance over a long period of time. Finally, due to difference in tasks and material, comparisons to recent experiments are limited. Lotti et al. [133] experimented on horizontal pick-and-place tasks while only assisting elbow and Treussart et al. [215] proposed a gravity compensation. It is unclear how such experiments could be compared to a vertical pick-and-place tasks, warranting a standardization for the evaluation of EMG-driven upper-limb exoskeleton control.

For future work, our findings highlight the need for further research on the proposed schemes. They were tested without modifications to the assistance factor and gravity gains (*i.e.*, $\alpha_a = 1$ and $\alpha_g = 1$). Future research should aim to fine-tune these parameters [214] to balance assistance and intuitiveness. An optimal set of gains could potentially provide assistance similar to EA while maintaining NE's intuitiveness. Moreover, the research should focus on adapting gains in real-time to take into account current kinematics. Reinforcement learning methods aiming at reducing a kinematic cost (*e.g.*, the Jerk) while maintaining high assistance may be trained to adapt and improve based on real-time feedback. Finally, control schemes need to be tested in practical environments, such as industrial settings or neurorehabilitation programs, to verify their relevance for a broader user base. This approach would address a significant shortcoming of lab experiments, where participants have limited exposure to the exoskeleton. Extended use in real-world scenarios could enhance user adaptability and influence energy expenditure and other kinematic criteria.

4.f Conclusion

In this study, we introduced two EMG-based controllers derived from previously developed proportional and integral controllers, with one incorporating gravity for enhanced intuitiveness. We evaluated these controllers during a functional task without prior knowledge of its target or load. Our findings indicate that both controllers reduced energy expenditure during the task. However, the non-gravity version achieved a greater reduction. Meanwhile, the gravity-integrated version was more intuitive. This research paves the path to more intuitive EMG-based assistance of upper limb exoskeletons.

4.g CRediT authorship contribution statement

Lucas Quesada : Writing - Original Draft, Writing - Review and editing, Conceptualization, Methodology, Software, Formal analysis, Investigation, Data Curation, Visualization, Funding acquisition.

Dorian Verdel : Writing - Original Draft, Writing - Review and editing, Concep-

tualization, Methodology, Data Curation, Software.

Olivier Bruneau : Writing - Review and editing, Conceptualization, Supervision, Project administration, Funding acquisition.

Bastien Berret : Writing - Review and editing, Conceptualization, Supervision, Project administration, Funding acquisition.

Michel-Ange Amorim : Writing - Review and editing, Conceptualization, Supervision, Project administration, Funding acquisition.

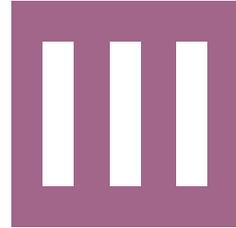
Nicolas Vignais : Writing - Review and editing, Conceptualization, Supervision, Project administration, Funding acquisition.

4.h Declaration of competing interest

The authors declare that they have no known competing financial interests or personal relationships that could have appeared to influence the work reported in this paper.

Pour résumer, quel que soit le schéma de contrôle choisi, l'assistance basée EMG permet une réduction de l'énergie mécanique dépensée lors du mouvement. L'intégration intuitive de la gravité, bien que son assistance soit moindre, permet également de limiter l'impact négatif de l'interaction avec l'exosquelette sur la cinématique. Cette étude tend donc à montrer la faisabilité d'une assistance intuitive basée sur les signaux EMG.

Cette étude a été conçue de manière à apporter plusieurs nouveaux éléments par rapport aux recherches antérieures. D'abord, le contrôleur EMG de base intègre à la fois un terme proportionnel et un terme intégral afin de reproduire les composantes phasiques et toniques du mouvement, ce qui en fait une nouvelle combinaison des contrôleurs précédemment évalués et validés, étendue à deux degrés de liberté. De plus, la prise en compte de la gravité comme faisant partie de l'intention est une innovation par rapport aux contrôleurs classiques, marquant une volonté d'améliorer l'intuitivité de l'assistance. Ainsi, cette intuitivité a été évaluée à l'aide de mesures subjectives (questionnaires) et objectives (cinématique), ce qui représente une différence par rapport à des travaux récents qui n'abordent pas cet aspect ou le font de manière superficielle. Enfin, la tâche d'assistance a été conçue de manière à découpler l'analyse selon les différentes phases d'un mouvement fonctionnel. On peut donc différencier les phases de *reaching* et de *pick and place*, pour montrer que l'assistance impacte différemment le mouvement selon sa direction et sa charge. Il est cependant important de noter que bien que les figures de cette partie contiennent ces phases, leur analyse n'était pas aboutie au moment du dépôt de ce manuscrit, et sera donc plutôt présente dans la version finalisée de l'article associé.



Discussion Générale

Dans cette dernière partie, nous allons revenir sur les principaux résultats de la thèse, puis nous discuterons de leur pertinence et des principales pistes de développement pour poursuivre ces travaux.

There are still faint glimmers of civilization left in this barbaric slaughterhouse that was once known as humanity... He was one of them. What more is there to say?

- Mr Moustafa (Zero), The Grand Budapest Hotel (2014)

III.1 Rappel des principaux résultats et des hypothèses

Dans un premier temps, ces travaux de recherche ont porté sur le développement d'une technique de détection d'intention basée sur les signaux EMG. Un nouveau modèle EMG-vers-couple (NLMap) a été développé et testé au regard de sa capacité à effectuer une estimation précise et rapide des couples articulaires humains. À travers un nouveau paradigme expérimental permettant de tester des situations cinématiques variées et couvrant l'amplitude de mouvement de la vie quotidienne, nous avons pu démontrer le mérite de ce modèle comparé aux autres modèles classiques de la littérature : il permet d'obtenir une meilleure estimation, tout en maintenant des temps de calibration et d'exécution minimales. Nous avons également utilisé les données de cette expérience pour évaluer comment le filtrage des signaux EMG et la sélection des muscles mesurés impactent la précision du modèle et la latence. Nous en avons conclu qu'un filtre passe-bas à 3 Hz associé à huit muscles permettaient une estimation avec une précision et une latence acceptable dans le cadre de mouvements suffisamment lents. En somme, les résultats liés à la détection d'intention nous permettent de valider les deux premières hypothèses proposées à la fin du cadre théorique : les signaux électromyographiques permettent d'estimer le couple articulaire humain, et le traitement de ces signaux impacte la latence et la qualité de cette estimation.

Dans un second temps, nous avons développé un contrôleur permettant d'exploiter cette estimation de couple. Nous avons fusionné deux méthodes de contrôle classiquement utilisées pour faire de l'assistance EMG : proportionnel et intégral¹. Un second contrôleur incluant la gravité dans l'intention de l'utilisateur a également été testé. Ces deux contrôleurs ont été comparés à une condition sans exosquelette et une condition en transparence lors d'une tâche fonctionnelle. À travers cette étude nous avons pu démontrer une nette diminution de l'énergie dépensée pendant le mouvement, et une amélioration de l'intuitivité grâce à l'intégration de la gravité. En somme, ces résultats nous ont permis de valider les deux dernières hypothèses : l'estimation du couple articulaire humain permet de produire une assistance avec un exosquelette de membre supérieur, et la prise en compte de la planification motrice humaine impacte l'intensité et l'intuitivité de cette assistance.

1. Il est utile de rappeler ici que bien que la notion de proportionnel-intégral (PI) fasse souvent référence au contrôleur du robot lui-même, dans ce cas c'est bien la relation entre le couple humain estimé et le couple d'assistance désiré qui est décrite. Le robot est contrôlé en admittance, avec un autre PI assurant que le couple d'assistance désiré est obtenu à travers l'interaction physique entre l'exosquelette et le participant. Voir figure II.20 pour les schémas de contrôle.

III.2 Détection d'intention

La détection d'intention est une des deux étapes cruciales pour permettre une assistance au mouvement dans l'exosquelette. Dans le cadre théorique, plusieurs méthodes de détection ont été abordées, et ce sont les méthodes basées sur les signaux électromyographiques qui ont été sélectionnées pour ces travaux de thèse.

2.a Données de calibration

Il a d'abord été nécessaire d'établir un *dataset* permettant de tester les différentes approches basées EMG. L'objectif était alors de produire les entrées (signaux EMG, cinématique) et les sorties (couples articulaires) attendues lors d'une tâche d'assistance, pour vérifier dans quelle mesure, après une phase de calibration, les modèles mathématiques étaient capables d'estimer l'un à partir de l'autre. Pour cela, une tâche dynamique de suivi de trajectoire aléatoire a été créée dans le but de couvrir l'ensemble de l'espace des tâches tout en ne restreignant pas le *dataset* à un set de mouvements stéréotypés. Pendant la réalisation des mouvements, c'est le champ de force visqueux (généralisé par l'exosquelette) ainsi que la composante gravitaire du bras humain qui imposent l'effort. Lors des expériences, la cinématique, les signaux EMG, et les couples articulaires ont été enregistrés, produisant alors un *dataset* de 17 participants permettant de tester les modèles EMG-vers-couples.

Comme montré dans la première étude, la méthode de génération de trajectoire proposée a été efficace pour couvrir l'espace des tâches de l'exosquelette. Une forte correspondance entre la cinématique expérimentée et celle observée dans la vie quotidienne a également été constatée [39, 80]. La méthode proposée est donc capable de produire les données nécessaires à la calibration des modèles EMG-vers-couples dans le but de les utiliser sur une amplitude articulaire correspondant à la vie quotidienne. Les travaux antérieurs de calibration se sont principalement concentrés sur des tâches isométriques [31, 264] ou périodiques [74, 133], cette évolution ouvre donc la voie à une utilisation élargie de modèles EMG-vers-couples pour des tâches plus variées. Sa capacité à générer des trajectoires aléatoires tout en minimisant un coût la rend également modulable : on peut faire varier le coût pour optimiser l'amplitude, la vitesse ou le travail mécanique en fonction du besoin. Il est ainsi également possible de produire une trajectoire de calibration qui s'adapte à un potentiel déficit moteur, ou qui se concentre sur une zone particulière de l'espace des tâches. Enfin, cette méthode est facilement extensible et adaptable au nombre de degrés de liberté. Si elle génère actuellement une trajectoire à partir de contraintes sur l'espace des tâches dans un plan parasagittal, l'étendre à un volume nécessite simplement d'autoriser le placement des points de contrôle en dehors du plan. Dans le cas où les contraintes

doivent se trouver sur les amplitudes articulaires, il est également simple de produire une trajectoire dans l'espace articulaire adaptée (*i.e.*, une trajectoire par articulation, chacune ayant ses propres contraintes).

Bien que la méthode de génération de trajectoires pour la calibration soit fonctionnelle, la méthode de contrôle pendant leur réalisation, elle, est probablement améliorable. À l'heure actuelle, l'exosquelette utilisé dans cette thèse est contrôlé de manière à appliquer un champ de force visqueux (*i.e.*, la force est proportionnelle à la vitesse). En pratique, la force produite lors de la tâche est donc toujours couplée à la vitesse de réalisation. Pour couvrir plus de situations dynamiques, il serait donc nécessaire d'implémenter une variation du coefficient visqueux pendant la réalisation de la tâche. On obtiendrait ainsi des couples force-vitesse plus variés. De même, le choix d'un champ de force visqueux est discutable étant donné qu'il correspond à peu de situations fonctionnelles. Pour autant, générer un champ de force fonctionnel (*i.e.*, qui correspond à une tâche de la vie quotidienne) tout en étant général (*i.e.*, correspondre à *toutes* les tâches) semble impossible. Une piste d'amélioration serait alors de superposer deux types de champ de force supplémentaires à l'actuel : un champ élastique et un champ directionnel variables. Le long de la trajectoire, le participant aurait alors à réaliser un ensemble d'efforts de nature, direction et amplitude variées, qui correspondraient à une plus grande variété de situations d'interaction. Enfin, du fait du champ gravitaire du bras, à l'heure actuelle la force nécessaire à la réalisation de la trajectoire est biaisée vers le haut. Dans certains cas, le participant n'a pas eu besoin de contracter ses extenseurs pour réaliser la tâche. Cela est extrêmement problématique, car les modèles ne sont alors pas entraînés à comprendre le rôle des extenseurs, ce qui peut mener à une instabilité dans le contrôle. Par exemple, si le mouvement d'extension est reconnu à tort comme une flexion dû à une mauvaise calibration, cela entraîne une divergence avec une boucle de rétroaction positive pendant l'assistance : plus le participant force vers le bas, plus le robot force vers le haut en retour.

2.b Évaluation des modèles EMG-vers-couples

Une fois un *dataset* établi, nous avons pu l'utiliser pour évaluer plusieurs modèles EMG-vers-couples : le modèle neuro-musculo-squelettique (NMS), basé sur le modèle de Hill, le modèle linéaire (MLVR), et le modèle linéaire avec décomposition en synergies (SYN). Nous avons également développé un nouveau modèle, qui combine le mapping linéaire avec une non-linéarisation des signaux EMG via une fonction de forme (NLMap). Ces modèles ont été évalués selon deux principaux critères : leur précision et leur rapidité. Afin d'éviter l'*overfitting*, un schéma de validation croisée a été utilisé dans le cas de la précision : la moitié des données est utilisée pour la calibration, et l'autre

pour l'évaluation.

b.i Précision

Concernant la précision, la méthode d'évaluation proposée a permis de dégager des différences significatives entre les modèles. Ainsi, que ce soit à un ou deux degrés de liberté, le modèle NLMap a permis une amélioration de la précision, quel que soit le critère employé. De manière surprenante, bien qu'il soit moins précis à un degré de liberté, le modèle MVLR était meilleur que le modèle NMS dans le cas à deux degrés de liberté. Le modèle SYN n'a quant à lui pas permis une meilleure précision quel que soit le nombre de synergies choisi. Pour autant, il est difficile de conclure que les modèles NMS possèdent un pouvoir de prédiction moindre que MVLR ou même NLMap. En réalité, de par leur nature, ils sont *en théorie* mieux construits pour fournir un couple articulaire précis : chacun des éléments qui les composent provient de constats empiriques et théoriques sur le fonctionnement interne des unités musculotendineuses. Leur principal défaut vient donc de leur capacité à être calibré. Dans le cas simple proposé dans la première étude, seulement cinq paramètres par muscles sont identifiés, soit 60 pour 12 muscles. Ils correspondent aux principaux paramètres, mais chaque muscle est en réalité décrit par *des dizaines* de paramètres indépendants. Par ailleurs, une fonction de coût provenant de ces modèles n'est pas dérivable du fait de leur formulation utilisant des fonctions définies par morceau et la résolution d'une équation aux dérivées partielles. Leur calibration nécessite donc une approche *derivative-free*, tout en ayant un grand nombre de paramètres. Quand bien même ils pourraient obtenir une meilleure prédiction que NLMap ou MVLR, identifier leurs paramètres semble être donc leur facteur limitant. De plus, les modèles NMS sont également limités par leur dépendance au placement des capteurs EMG. Chaque canal EMG ne peut correspondre qu'à un seul muscle, dont le placement est prédéfini par le modèle musculo-squelettique. Une variation dans le placement des capteurs (*i.e.*, induisant par exemple du *crosstalk*), entraîne donc une erreur qui ne peut être compensée.

Pour ces raisons, le modèle NLMap a été conçu comme une fusion de NMS et MVLR. La fonction de forme est directement empruntée aux modèles NMS, ce qui permet de corriger les erreurs causées par la nature linéaire du modèle MVLR (voir figure II.11 de la première étude). En ce qui concerne le mapping, il aide à réduire les erreurs liées à la variabilité du placement : chaque canal EMG est ajusté lors de la calibration et peut représenter soit un muscle, soit son antagoniste, sans modifier la formulation du modèle. De cette manière, le phénomène de *crosstalk* peut également être automatiquement compensé en soustrayant l'activation des muscles antagonistes pendant la calibration (bien que de manière imparfaite). Enfin, le modèle NLMap est facile à calibrer.

Sa partie mapping est identifiée à l'aide d'une simple régression multivariée, et sa partie non linéaire à l'aide d'un algorithme génétique avec seulement un paramètre par muscle.

Le modèle NLMap présente cependant des limitations. Bien qu'il ait fait ses preuves dans un contexte spécifique, son utilisation générale semble difficile à envisager. À la différence des modèles NMS, le NLMap ne tient pas compte de la cinématique du membre supérieur. Cette absence pose un problème fondamental, car l'angle de l'articulation influence à la fois le bras de levier du muscle et sa capacité à se contracter en fonction de son étirement, ce qui a un impact sur le couple résultant. Il peut donc être surprenant de constater une telle efficacité de ce modèle. Dans le cas d'un mouvement simple, cela peut être expliqué par l'effet inverse du bras de levier et de l'étirement de la fibre. Comme montré sur la figure III.1, à mesure que l'angle de l'articulation change, le couple net reste relativement stable, due fait de l'évolution conjuguée du bras de levier et de la force totale de la fibre. Cet élément d'explication ne s'applique cependant pas à tous les muscles ou aux mouvements complexes, où une multitude de muscles composent le couple résultant. Il sera donc probablement nécessaire d'inclure un facteur correctif dépendant de l'angle articulaire pour étendre ce modèle aux mouvements d'abduction/adduction et rotations internes/externes de l'épaule. Cela peut être implémenté à l'aide de polynômes du troisième ordre en facteur de l'activation musculaire ou du couple résultant. L'identification des paramètres du polynôme est alors facilement intégrable à l'algorithme de calibration.

b.ii Rapidité

La rapidité des modèles désigne leur capacité à être calibrés rapidement (*i.e.*, l'algorithme converge rapidement) et à être utilisés en temps réel (*i.e.*, le temps de calcul d'une valeur estimée). Dans la plupart des études comparatives de modèles, ces critères ne sont pas évalués [122, 157]. Dans tous les cas, le modèle NMS était plus lent à la fois pour la calibration et l'estimation en temps réel. Les modèles linéaires (MVL et SYN) étaient les plus rapides, ce qui n'est pas surprenant étant donné que leur calibration nécessite simplement une régression multivariée, et que l'estimation en temps réel est une multiplication matricielle. La calibration du modèle NLMap prenait moins d'une minute, avec un temps d'estimation proche du dixième de milliseconde.

Avec cette métrique aussi, les modèles NMS souffrent de leur conception. En dehors du nombre de paramètres, leur temps d'estimation est élevé. Il est principalement dû à la résolution de l'équilibre du muscle ainsi qu'au calcul du bras de levier. L'estimation est d'autant plus longue que le nombre de muscles et de degrés de liberté considérés est grand [170]. En outre, lors d'une

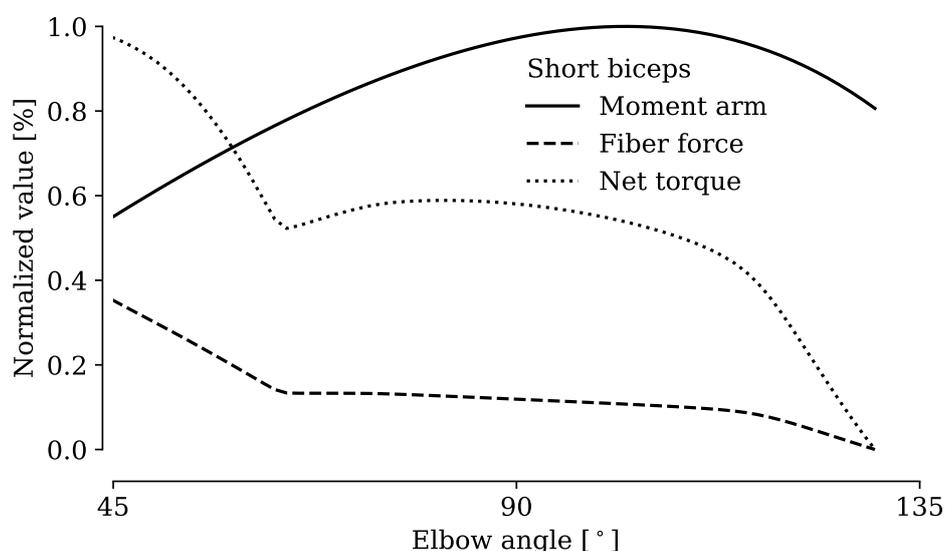


Figure III.1 – **Effet de l'angle du coude sur le biceps court.** En trait plein le bras de levier, en tiret la force totale de la fibre, et en pointillé le couple net. On constate une relative stagnation du couple autour de 90°. *Valeurs calculées pour une activation unitaire à partir du modèle de Saul et al. [190]*

calibration utilisant un algorithme génétique, il est important de pouvoir rapidement évaluer la fonction de coût d'un chromosome. Avec un temps d'estimation élevé cette évaluation est donc lente, ce qui allonge considérablement le temps de calibration final (de 20 minutes à une heure). Le modèle NLMap ne possède pas un temps d'estimation extrêmement faible. Cependant, contrairement aux modèles NMS, le calcul du coût peut être vectorisé quand il est effectué sur de larges matrices, rendant alors sa calibration relativement rapide. Globalement, bien que la calibration et l'estimation des modèles MVLR et SYN soient presque instantanées, elles résultent en une précision moindre. Par ailleurs, le temps de calibration du modèle NLMap est raisonnable et n'implique pas une attente longue entre la phase de calibration et la phase d'utilisation de l'exosquelette. Le compromis précision-rapidité semble donc être en faveur du modèle NLMap.

Il est important de noter certaines limites dans l'évaluation de la rapidité des modèles. D'une part, elle a été effectuée sur un ordinateur puissant. Sa vitesse de calcul est donc supérieure à celle d'un microprocesseur de système embarqué. Ainsi, l'importance d'une calibration et d'une estimation rapides est accrue dans le cas d'une utilisation sur le terrain. En ce qui concerne l'estimation, cette restriction peut être atténuée en la mettant en œuvre dans un

circuit logique programmable de type FPGA. Cependant, cela reste limité et n'est pas réalisable pour des modèles complexes tels que les NMS. La calibration, quant à elle, exige l'utilisation de bibliothèques externes, en particulier pour les algorithmes d'optimisation, ce qui rend sa portabilité complexe. Le passage par une unité de calcul auxiliaire tel que le portable de l'utilisateur peut cependant pallier à cette limite tout en permettant des performances acceptables. D'autre part, un système comportant plus de degrés de liberté aurait plus de paramètres à ajuster. Par conséquent, la durée de calibration et d'estimation pourrait se trouver allongée pour ces cas d'utilisation.

2.c Extraction d'information des signaux EMG

Dans la deuxième étude, nous avons étudié l'impact du filtrage du signal EMG sur la précision et la latence du modèle EMG-vers-couples. Avant d'être utilisés, les signaux EMG sont filtrés et traités. En premier lieu, un filtre passe-bande est utilisé pour réduire le bruit électromagnétique ambiant. Ensuite, c'est classiquement une rectification et un filtre passe-bas à basse fréquence qui permettent d'extraire l'enveloppe de signal pour être ensuite exploité. L'étape d'extraction d'enveloppe est parfois remplacée par d'autres *features*. La moyenne quadratique (RMS), la moyenne glissante (INT), et la longueur de forme d'onde (WL) sont des exemples d'approche d'extraction de *feature* dans le domaine temporel. Dans le domaine fréquentiel, la puissance spectrale (TTP) et le moment spectral (SM) sont d'autres exemples de *features*. Comme tout filtrage, l'application d'un filtre passe-bas ou l'extraction d'une *feature* entraîne un déphasage de certaines fréquences d'intérêt (*i.e.*, contenant une information utile), et ainsi une latence. Étudier cette latence a déjà été proposé pour la classification [201], mais n'a pas été fait dans les récentes études concernant l'estimation continue [169, 185]. En effectuant la comparaison, nous avons constaté que les *features* se basant sur un calcul dans le domaine temporel étaient plus précises que celles basées sur un calcul dans le domaine fréquentiel. Par ailleurs nous avons montré que la fenêtre de calcul impactait fortement à la fois la latence et la précision des *features*.

Concernant la précision d'estimation, nous avons montré que INT, WL et RMS présentaient globalement de meilleures performances, de manière concordante avec de précédentes études [218]. Les *features* fréquentielles étaient systématiquement moins précises. Plusieurs éléments d'explication sont envisageables. D'une part, avant d'en extraire le contenu fréquentiel via un algorithme tel que le *fast Fourier transform* (FFT), le signal est fenêtré afin de rendre le segment étudié périodique. Cela a pour effet de réduire l'amplitude du signal sur les bords de sa fenêtre, et entraîne une perte d'information. D'autre part, la décomposition est imparfaite de par sa résolution fréquentielle et produit naturellement une perte d'information. Extraire les *fea-*

tures dans le domaine fréquentiel n'est donc probablement pas la bonne approche pour alimenter un modèle EMG-vers-couples. Les *features* temporelles quant à elles présentent une précision comparable au filtrage passe-bas classique quand on considère une fenêtre glissante assez longue. Ces résultats mettent d'ailleurs en exergue l'absence de différences significatives entre les meilleures *features* temporelles. Extraire l'information d'activation musculaire du signal EMG ne semble donc pas bénéficier d'un traitement particulier tant que l'enveloppe du signal est extraite. L'utilisation d'une *feature* avec une réduction de la fenêtre glissante peut être cependant bénéfique quand la latence d'estimation joue un rôle crucial.

Comme rappelé plus haut, la latence des *features* est due au déphasage des fréquences utiles. Dans le cas des *features* temporelles, le signal subit un traitement et est moyenné sur une fenêtre glissante. La taille de cette fenêtre est alors le principal facteur de latence. Nous avons montré que plus la fenêtre glissante était grande, plus la latence était élevée, jusqu'à atteindre celle d'un filtre passe-bas. En même temps, la variation de la fenêtre impacte fortement la précision : une plus grande fenêtre entraîne une meilleure précision. Cependant, nous avons observé une stagnation de la précision pour une grande fenêtre : aller au delà de la latence d'un filtre passe-bas n'entraîne pas de grain de précision. Globalement, il existe donc un compromis entre la latence induite par l'extraction de la *feature* et la précision d'estimation obtenue. Pour les applications impliquant des mouvements très rapides, une perte de précision pourrait alors être nécessaire pour assurer la réactivité du système. A contrario, des mouvements plus lents peuvent se contenter d'une plus grande latence pour conserver une bonne précision. L'ordre de grandeur de la latence induite par le filtrage passe-bas à 3 Hz est de 110 ms . En ajoutant à cela la latence du capteur (voir section II.1.a), et en soustrayant le délai électromécanique (voir section I.4.b.i), la latence nette induira toujours un retard de commande. Réduire la taille de la fenêtre glissante pour une *feature* temporelle pourrait alors annuler ce retard.

Plusieurs limites viennent moduler les résultats de cette étude. D'une part, toutes les *features* existantes n'ont pas pu être testées. Une sélection des plus prometteuses a été faite à partir de la littérature, et celles requérant le réglage d'un paramètre supplémentaire ont été exclues car nécessitant la mesure du bruit électromagnétique (ce qui n'a pas été effectué lors de la collecte du dataset). Cependant, l'absence de différence constatée au sein des meilleures *features* suggère que la méthode d'extraction n'a que peu d'impact sur la précision finale de l'estimation. Il n'est donc pas certain qu'explorer l'ensemble des *features* existantes soit bénéfique, en tout cas dans les conditions testées. En revanche, la fatigue musculaire n'a pas été considérée pendant l'évaluation.

Il serait donc intéressant de voir la résilience des *features* à une modification du signal EMG résultant. Notamment, étant donné l'impact de la fatigue sur la composition fréquentielle du signal, les *features* dans le domaine fréquentiel pourraient présenter des performances différentes.

2.d Choix des muscles mesurés

La deuxième étude a également été l'occasion de mesurer l'impact de la sélection des muscles sur la précision de la prédiction. Cela est crucial dans un contexte où les capteurs EMG sont chers et nécessitent une expertise pour être placés : réduire leur nombre ne peut que faciliter leur emploi dans des conditions réelles. Nous avons montré que bien qu'augmenter le nombre de muscles permette une meilleure précision, le gain pour chaque muscle additionnel est décroissant. Par ailleurs, nous avons montré que selon le mouvement considéré, mesurer certains muscles en priorité avait un impact bénéfique sur la précision. Ces nouveaux résultats confirment et élargissent les constatations des études antérieures qui se concentraient uniquement sur des tâches isométriques [32,262].

Dans le cas de mouvements à deux degrés de liberté, bien que 12 muscles permettent une meilleure précision, l'augmentation de performance arrête d'être significative à partir de 11 muscles pour le coude et 7 pour l'épaule. Il semblerait donc qu'il ne soit pas systématiquement pertinent d'augmenter le nombre de capteurs EMG. Ces résultats sont en revanche à mettre en perspective avec les mouvements considérés. Des coordinations motrices plus complexes pourraient nécessiter un nombre de muscles plus élevé pour différencier les degrés de liberté. De plus, même si l'on constate une augmentation de la précision avec le nombre de muscles, le choix final relève d'un compromis qui est également contraint par l'application visée. En particulier, dans le cas d'un nombre restreint d'électrodes, ces travaux tendent tout de même à démontrer que la perte de précision, bien qu'existante, n'est pas drastique.

Le rôle de chaque muscle est un facteur crucial à considérer dans ce type d'application : si on a peu de capteurs, il faut les placer judicieusement. Nos résultats montrent notamment que lors d'un mouvement à deux degrés de liberté, le brachial, brachioradial, et les deltoïdes antérieur et médian semblent être à privilégier pour améliorer la précision d'estimation. Une explication possible de cette meilleure performance est la relative isolation de ces muscles par rapport aux autres : ils seraient moins sujets au *crosstalk* et produiraient un signal plus sélectif [264]. Il est d'ailleurs important de noter que ces résultats ne se transposent pas à un simple mouvement à un degré de liberté du coude. La faible quantité de contractions auxiliaires visant à stabiliser le bras pendant le mouvement du coude n'engendrerait pas suffisamment de bruit pour justifier la sélection systématique d'un muscle plutôt qu'un autre.

En outre, une grande variabilité interindividuelle a été observée, suggérant que si une sélection réduite de muscles devait être faite pour un mouvement simple, elle devrait être individualisée [63,256].

Deux principales limitations sont à souligner concernant cette étude. D'une part, toutes les analyses ont été effectuées à partir d'un set de muscles déjà restreint. Des muscles supplémentaires, notamment du dos, doivent être ajoutés afin de vérifier le potentiel rôle qu'ils peuvent jouer dans la performance de l'estimation. D'ailleurs, on peut s'attendre à une augmentation globale de la précision en les incluant. D'autre part, comme mentionnée précédemment, la conception du champ de force a favorisé l'utilisation des fléchisseurs. On observe donc une très grande variabilité concernant les extenseurs, notamment concernant la tâche à deux degrés de liberté. Il serait donc intéressant de reproduire cette analyse avec une plus forte sollicitation des extenseurs, et avec une plus grande couverture des muscles du dos afin de consolider les résultats de cette étude.

III.3 Assistance au mouvement

Enfin, la troisième étude a visé à utiliser les développements précédents sur la détection d'intention afin de les intégrer à un contrôle d'assistance. Quatre conditions ont été évaluées : sans exosquelette (NE), en transparence (TR), avec une assistance EMG (EA), et une assistance EMG avec intégration intuitive de la gravité (EAG). Le schéma de contrôle EA vise à imiter les différentes composantes du mouvement humain, en les associant respectivement aux parties proportionnelle et intégrale d'un correcteur PI. La version EAG de ce contrôleur est une extension de EA, prenant en compte la gravité du bras humain dans l'intention de l'utilisateur. Ainsi, EAG permet d'effectuer un mouvement d'extension en ne nécessitant qu'une décontraction des fléchisseurs, là où EA requerrait également une contraction des extenseurs. Nous avons évalué ces différentes conditions de contrôle lors d'une tâche combinant des mouvements de *pick and place* et de *reaching*. Nous avons alors montré que le contrôleur EA permettait de meilleures performances en termes de réduction du coût énergétique associé à la réalisation de la tâche. EAG, bien qu'il permette une réduction moins nette de l'effort, s'est montré plus intuitif à utiliser selon des critères objectifs et subjectifs.

3.a Informations nécessaires à l'assistance

La raison principale d'utiliser la détection d'intention basée sur les signaux EMG est sa capacité à estimer les efforts actuellement réalisés par les muscles. Aucune information supplémentaire sur l'environnement avec lequel interagit l'utilisateur n'est donc nécessaire. Lors de sa préparation, aucune infor-

mation *a priori* sur la masse à transporter ou sur la trajectoire à suivre n'a été communiquée au code de contrôle où à l'exosquelette. La réduction d'énergie constatée est donc seulement le résultat de l'intégration de l'humain dans la boucle de contrôle. La réalisation de cette expérience nous a donc permis de montrer que les signaux EMG sont un moyen viable de fournir une assistance au mouvement dans un cas général et sans connaissances *a priori*.

3.b Diminution de l'effort

Le coût énergétique lié au travail mécanique est le premier critère de performance d'une méthode d'assistance, et a été évalué via le calcul du travail mécanique humain. Nous avons montré que le contrôleur EA a permis une réduction de près de 50% de l'énergie dépensée comparée à la condition TR. Cette réduction est inférieure aux attentes d'un schéma de contrôle proportionnel-intégral : comme détaillé dans la section I.6 du cadre théorique, avec un gain d'assistance unitaire, et dans le cadre d'une tâche dynamique, la composante proportionnelle seule devrait au moins entraîner un partage équitable de la charge entre l'exosquelette et l'humain. La composante intégrale supplémentaire devrait alors amener cette réduction à une valeur au-dessus de 50 %. Cette différence peut s'expliquer par un réglage imparfait des gains du correcteur d'assistance (*i.e.*, K_p^d et K_i^d dans la troisième étude), par la zone morte, ainsi que par l'erreur d'estimation du modèle EMG-vers-couples. Par ailleurs, la multiplication par les gains K_p^d et K_i^d , en dehors d'être adaptée ou non à l'utilisateur, entraîne une modification du gain d'assistance effectif. Concernant le contrôleur EAG, la diminution du travail mécanique constatée est plus proche de 25% par rapport à TR. Cette perte d'efficacité était attendue : alors que EA assiste à la fois la charge et la composante gravitaire du bras humain, EAG n'assiste que la charge. Dans le cas de EA comme de EAG, il est possible d'augmenter la proportion d'effort effectuée par l'exosquelette en augmentant le gain d'assistance. En revanche, le coût résiduel dû au gain gravitaire demeurerait pour EAG : une réduction de ce gain est alors nécessaire pour réduire le travail mécanique.

Les activations musculaires ont été également observées pour évaluer l'effort effectué pendant la tâche. Dans le cas de EA, nous avons constaté une forte diminution de l'activation des muscles fléchisseurs : brachial, brachio-radial et deltoïde antérieur. Ce résultat est cohérent avec la diminution du coût énergétique, étant donné que la majorité de l'effort est fournie par ces muscles au cours du mouvement. Nous avons cependant également constaté une augmentation de l'activation des extenseurs : triceps, et deltoïde postérieur. Comme évoqué dans la partie I.3.c du cadre théorique, lors d'un mouvement naturel dans un champ gravitaire, c'est la décontraction des muscles fléchisseurs qui permet de réaliser une extension. Or, dans le cas de EA, le

contrôleur agit comme une compensation gravitaire du bras humain. Il est alors nécessaire d'effectuer une contraction des extenseurs pour provoquer l'extension. De manière cohérente, concernant EAG, bien que la diminution de l'activation des fléchisseurs soit moindre, on constate par ailleurs une absence de différence sur les extenseurs par rapport à TR, suggérant que les mouvements d'extension restent intuitifs.

3.c Intuitivité et compromis effort-confort

La réduction du coût énergétique est un des critères essentiels pour qu'un mode de contrôle soit qualifié d'assistance. Cependant, ce n'est pas la seule manière d'en quantifier la qualité. L'intuitivité du contrôle, et son confort associé sont tout aussi importants pour permettre l'adoption de ce type de dispositif. Dans la troisième étude, nous avons évalué cette intuitivité à partir de mesures objectives et subjectives.

En termes de mesures objectives, c'est l'impact de l'assistance sur la cinématique humaine qui a été utilisé. Que ce soit concernant la durée du mouvement, la longueur de la trajectoire, ou sa fluidité, le contrôleur EA a impacté négativement le mouvement humain. Ainsi, bien que les participants dépensent moins d'énergie pendant cette condition, leurs mouvements étaient aussi plus longs et plus saccadés par rapport à TR. Le contrôleur EAG, quant à lui, malgré une moindre réduction de l'effort, a permis de conserver un mouvement comparable à TR : tout en étant assistés, les participants n'ont pas eu besoin de significativement changer leur façon de planifier et d'exécuter leur mouvement. Ces différences observées entre EA et EAG sont fondamentales car elles impliquent qu'intégrer une connaissance établie sur la planification motrice humaine a permis de rendre le mouvement plus naturel. Nous avons également fait ce constat à travers l'évaluation subjective du mouvement. En répondant au questionnaire, les participants ont trouvé que bien que la tâche soit légèrement plus fatigante avec EAG, ce mode de contrôle était plus précis et plus aidant. Ils se sont alors sentis plus en contrôle et moins gênés par l'exosquelette, rendant plus facile l'exécution de la tâche.

Un compromis entre le confort et l'efficacité de l'assistance semble donc se dégager de ces résultats. Alors qu'une assistance idéale devrait permettre de complètement annuler l'effort de l'utilisateur, il ne semble pas possible d'atteindre un tel niveau sans impacter négativement la cinématique de l'humain. Cependant, il est important de préciser que le confort n'est pas pour autant inversement proportionnel à l'effort. Nous avons vu que les conditions TR et EAG présentent un niveau de confort similaire pour un effort différent. Il semblerait donc que c'est plutôt la nature de l'effort résiduel qui impacte le confort de l'assistance. D'ailleurs, dans le cas présent, c'est l'effort résiduel qui

sert d'information au contrôleur : une absence d'activation musculaire correspond à un mouvement d'extension. De plus, la définition d'assistance idéale peut également dépendre du contexte. Si on apprécie une compensation gravitaire du bras humain pour les protocoles de rééducation, l'assistance au port de charge ne la nécessite pas forcément.

3.d Limites

Malgré ces premiers résultats très encourageants, cette étude présente plusieurs limites. En premier lieu, il est difficile d'effectuer une réelle comparaison avec certaines études récentes [133, 160, 216] : une différence de tâche, de nombre de degrés de liberté et de matériel ne permet pas de la standardiser. En second lieu, comme constaté à travers l'énergie mécanique, la condition de transparence est imparfaite. Ainsi, bien qu'il soit préférable de comparer les conditions EA et EAG à NE pour mesurer les différences en conditions réelles, étudier l'impact seul des schémas d'assistance proposés nécessite de prendre TR comme base (car EA et EAG viennent s'ajouter par-dessus TR). Une amélioration du contrôle transparent de l'exosquelette est donc nécessaire pour optimiser les performances de l'assistance en conditions réelles. Ensuite, l'ensemble des gains des contrôleurs sont fixes et ont été déterminés par essais et erreurs lors de la conception de l'expérience. Ils sont donc adaptés par l'expérimentateur. Or, il ne serait pas surprenant de constater que la personnalisation de ces gains serait bénéfique pour s'adapter aux préférences de chaque individu [214]. Par ailleurs, la valeur de la masse à porter était elle aussi fixe (1.5 kg). Les performances de la condition EAG sont donc moins facilement discernables pour les participants pour qui lever le bras nécessite un effort significativement supérieur au port de la masse. Une adaptation de sa valeur en fonction de la masse corporelle pourrait lisser ces différences. De plus, comme pour les précédentes études, celle-ci se réduit aux mouvements à deux degrés de liberté dans le plan parasagittal. Une diversification du mouvement permettrait donc d'étendre les résultats de cette étude. D'autre part, les participants ont passé un temps cumulé de quelques dizaines de minutes dans l'exosquelette. C'est un temps très limité qui ne permet pas réellement de construire une habitude sur le long terme. Les résultats d'une telle étude avec de multiples participations sur plusieurs jours ou semaines pourraient présenter des différences d'adaptation. Enfin, comme évoqué dans le résumé après l'étude, l'analyse par phase du mouvement n'a pas encore été réalisée mais semble prometteuse.

III.4 Perspectives

Les limitations des différentes études proposées laissent la porte ouverte à de multiples perspectives pour de futurs travaux dans la continuité de cette

thèse.

4.a Détection d'intention

Concernant la détection d'intention basée sur les signaux EMG, trois perspectives principales peuvent être poursuivies : l'utilisation de modèles de type réseaux de neurones, la prise en compte de la dégradation des signaux EMG, et l'optimisation de la calibration.

Comme présenté dans le cadre théorique, de multiples réseaux de neurones ont été proposés pour établir un modèle entre les signaux EMG et la cinématique ou la dynamique de l'humain. En profitant du *dataset* déjà établi, il serait donc adéquat de contribuer à leur conception et comparaison par rapport aux autres modèles proposés. Comparer les différents types de réseaux de neurones (LSTM, CNN, MLP, ..), et leur combinaison ou leur nombre pourrait permettre de dégager un modèle plus performant [220]. Par ailleurs, la structure des réseaux de neurones permet de facilement adapter le nombre d'entrées qu'ils possèdent. Il serait donc facile de tester différents ensembles de données d'entrée. Par exemple, comparer un modèle prenant en entrée les signaux EMG seuls avec un modèle prenant les EMG ainsi que les données cinématiques permettrait de se convaincre ou non de l'intérêt de ces dernières dans la prédiction du couple articulaire. L'analyse des résultats nécessitera cependant une certaine prudence. L'intégration aveugle des données cinématiques expose à ce que le modèle apprenne la tâche de calibration plutôt qu'une réelle relation EMG-vers-couples. En effet, étant donné que les couples sont le résultat d'un champ de force visqueux, le réseau de neurones pourrait en apprendre le coefficient de viscosité et ne pas se servir des EMG. Une régularisation de l'apprentissage avec des signaux nuls sera donc nécessaire pour éviter ce biais.

Une des limites habituelles de toute étude portant sur la détection d'intention à base de signaux EMG est l'absence de prise en compte de la dégradation du signal au cours du temps. Que ce soit dû à la fatigue musculaire [38] à une augmentation de l'impédance entre la peau et l'électrode, ou à un éventuel mouvement de l'électrode [259], le signal EMG va évoluer. Pour cette raison il est nécessaire d'évaluer l'impact de cette évolution sur la précision d'estimation des modèles EMG-vers-couples, afin d'en vérifier le degré, et de l'intégrer dans les modèles [262]. Une évolution de la méthode de filtrage ou un facteur correctif pourraient également être envisagés. De même une intégration de la mesure de l'impédance qui est proposée par certains constructeurs de capteurs EMG est une piste intéressante.

Enfin, la phase de calibration elle-même pourrait éventuellement être amé-

liorée. D'une part, comme évoqué plus haut dans cette section, une évolution du champ de force, incluant des champs élastiques et directionnels variables pourrait être bénéfique. D'autre part, une analyse de la sensibilité de la calibration au nombre de données utilisées pourrait facilement être effectuée à partir du *dataset*. Dans les trois études ce sont cinq trajectoires de 30 s qui ont été utilisées. Il serait possible de déterminer si cette quantité est adéquate en étudiant son impact sur le score de précision. Cela garantirait que la phase de calibration avant l'assistance assure une précision adéquate sans prendre plus de temps que nécessaire. À l'inverse, si elle s'avérait trop courte à l'heure actuelle, une prolongation pourrait permettre un gain de précision appréciable.

4.b Assistance au mouvement

Les contrôleurs d'assistance proposés actuellement, bien que prometteurs, ont une marge de progression qui semble importante.

Les gains sont le premier facteur limitant. Leur personnalisation semble être cruciale pour fournir un contrôle adapté aux attentes de l'utilisateur. Avec la plateforme expérimentale actuelle, il est envisageable de permettre aux participants de les faire évoluer en temps réel. Une future étude viserait à garder les deux premières conditions (sans exosquelette et en transparence), puis d'ajouter une condition EAG personnalisée. Pendant cette condition, les participants auraient un nombre limite de cycles de mouvement pour explorer différentes valeurs de gains d'assistance et de gravité à l'aide d'une télécommande. Une fois ce nombre limite atteint, le participant devra ensuite réaliser la tâche d'assistance classique avec ces gains personnalisés. Une analyse équivalente à celle présentée dans la troisième étude pourra alors être effectuée et il sera intéressant de voir jusqu'où peut aller le compromis effort-confort mis en avant lors de la troisième étude. À l'heure actuelle, l'effort est réduit sans impact sur le confort (par rapport à la transparence), jusqu'où peut-on alors réduire l'effort sans impacter le confort? Les participants arrêteront-ils de réduire l'effort une fois l'impact sur le confort perceptible? Si non, où se situerait ce compromis et quelle sera la variabilité entre les participants? Répondre à ces questions, en dehors de nourrir une certaine curiosité, contribuerait grandement au développement de systèmes d'assistance intuitifs.

D'autres approches de conception du contrôleur d'assistance pourraient être également envisagées. Après un entraînement sur le contrôleur actuel pour fournir une base, un réseau de neurones pourrait servir de modèle fournissant la force d'interaction nécessaire à l'assistance. Puis, en utilisant des techniques d'apprentissage automatique au cours du mouvement [180], ce

réseau pourrait être optimisé pour minimiser une fonction de coût incluant l'effort résiduel et un critère cinématique tel que le Jerk. Ainsi, en évaluant en permanence la qualité de l'assistance, d'un point de vue de l'effort comme du confort, le contrôleur pourrait s'adapter sans intervention du participant. Cette approche pourrait d'ailleurs bénéficier des réponses aux questions évoquées dans le paragraphe précédent : une fois le compromis acceptable déterminé, il ne reste qu'à pondérer la fonction de coût de manière à l'atteindre.

4.c Matériel

Pour finir, même si ces travaux de thèse ne portent pas sur le développement des dispositifs utilisés pour l'assistance, plusieurs évolutions du matériel utilisé sont à envisager pour se rapprocher d'un cas d'utilisation en situation réelle. D'une part, les capteurs EMG présentent trop de difficultés pour être posés par une personne non experte. Quand bien même une formation pourrait être dispensée aux utilisateurs, certaines précautions à suivre sont difficiles à appliquer quand les capteurs sont posés sur soi-même (e.g., dans un cadre industriel). Il est donc nécessaire de développer des solutions EMG portables, s'intégrant par exemple dans un textile, et facilement utilisables et lavables [2]. D'autre part, l'exosquelette ABLE est lourd et intransportable. Le développement de systèmes plus légers et confortables (e.g., exosuit [133], voir figure 1.5b) est une étape nécessaire à leur démocratisation en dehors des laboratoires.

Au final, ces technologies d'assistance embarquée semblent être proches d'une phase de transition dans leur développement. De nombreux travaux démontrent leur efficacité et leur limites, mais sont souvent restreints aux laboratoires ou aux petites cohortes. Se convaincre de leur utilité et finir d'évaluer leur efficacité va donc nécessiter une phase d'industrialisation qui opérera une transition de la recherche à l'industrie, et qui tranchera les compromis mis en avant dans ce manuscrit.

III.5 Conclusion

Durant cette thèse, nous avons poursuivi deux objectifs principaux. Le premier était d'évaluer et d'améliorer les techniques actuelles de détection des intentions à partir des signaux électromyographiques. Pour cela, nous avons mis en place un protocole expérimental permettant de recueillir des données lors de mouvements dynamiques représentatifs des gestes quotidiens [171]. Ensuite, nous avons évalué plusieurs modèles visant à estimer les couples articulaires du membre supérieur à partir des signaux électromyographiques [170]. Cette évaluation nous a conduits à développer un nouveau modèle en tirant parti des points forts des modèles existants [173]. Après avoir vérifié les performances de ce modèle, nous avons examiné diverses méthodes de filtrage des signaux électromyographiques pour étudier leur impact sur la précision de l'estimation et la latence associée [172]. Enfin, nous avons déterminé la sélection optimale des muscles afin d'obtenir une précision adéquate tout en minimisant le nombre de capteurs requis [172].

Dans un second temps, nous avons mis en œuvre ces connaissances dans le cadre d'une expérience d'assistance dans l'exosquelette ABLE. Nous avons conçu deux contrôleurs, l'un fusionnant les contrôleurs traditionnellement trouvés dans la littérature, et l'autre intégrant un élément gravitaire visant à imiter la planification motrice humaine. Ces contrôleurs ont alors été testés pendant la réalisation d'une tâche dynamique consistant à déplacer une masse d'un point à un autre. Nous avons alors montré que les deux contrôleurs permettent une réduction de la dépense énergétique au cours du mouvement. Cependant, tandis que le premier contrôleur a eu un impact important sur la cinématique, le second, malgré une réduction moindre du travail mécanique, a permis de maintenir un mouvement plus intuitif. Nous avons donc mis en évidence l'existence d'un compromis entre l'effort et le confort que peut apporter ce type de dispositif d'assistance.

Enfin, nous avons souligné les principales perspectives et les travaux à venir qui pourraient suivre cette recherche. L'amélioration de la calibration des modèles et la personnalisation des contrôleurs semblent être deux axes prometteurs pour créer des systèmes d'assistance performants et intuitifs.

Bibliographie

- [1] Troubles musculo-squelettiques, 2023. Ministère du travail. <https://travail-emploi.gouv.fr/sante-au-travail/prevention-des-risques-pour-la-sante-au-travail/article/troubles-musculo-squelettiques>.
- [2] Gizem Acar, Ozberk Ozturk, Ata Jedari Golparvar, Tamador Alkhidir El-boshra, Karl Böhringer, and Murat Kaya Yapici. Wearable and flexible textile electrodes for biopotential signal monitoring : A review. *Electronics*, 8(5) :479, apr 2019.
- [3] Ali Ameri, Ernest N. Kamavuako, Erik J. Scheme, Kevin B. Englehart, and Philip A. Parker. Support vector regression for improved real-time, simultaneous myoelectric control. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 22(6) :1198–1209, nov 2014.
- [4] K. N. An, K. Takahashi, T. P. Harrigan, and E. Y. Chao. Determination of muscle orientations and moment arms. *Journal of Biomechanical Engineering*, 106(3) :280–282, August 1984.
- [5] Alessandra Angelucci, Matteo Cavicchioli, Ilaria A. Cintorrino, Giuseppe Lauricella, Chiara Rossi, Sara Strati, and Andrea Aliverti. Smart textiles and sensorized garments for physiological monitoring : A review of available solutions and techniques. *Sensors*, 21(3) :814, jan 2021.
- [6] Chris Wilson Antuvan, Federica Bisio, Francesca Marini, Shih-Cheng Yen, Erik Cambria, and Lorenzo Masia. Role of muscle synergies in real-time classification of upper limb motions using extreme learning machines. *Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation*, 13(1), aug 2016.
- [7] Bastien Arnoux, Anaïs Farr, Vincent Boccara, and Nicolas Vignais. Evaluation of a passive upper limb exoskeleton in healthcare workers during a surgical instrument cleaning task. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 20(4) :3153, February 2023.
- [8] Gjulio Ashta, Serena Finco, Daria Battini, and Alessandro Persona. Passive exoskeletons to enhance workforce sustainability : Literature review and future research agenda. *Sustainability*, 15(9) :7339, April 2023.
- [9] Ju-Yeoul Baek, Jin-Hee An, Jong-Min Choi, Kwang-Suk Park, and Sang-Hoon Lee. Flexible polymeric dry electrodes for the long-term monitoring of eeg. *Sensors and Actuators A : Physical*, 143(2) :423–429, May 2008.

BIBLIOGRAPHIE

- [10] YunXu Bai, Xinjiang Lu, and Bowen Xu. A probabilistic fuzzy classifier for motion intent recognition. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 32(3) :1098–1107, March 2024.
- [11] Sivakumar Balasubramanian. Sparc github repository.
- [12] Sivakumar Balasubramanian, Alejandro Melendez-Calderon, Agnes Roby-Brami, and Etienne Burdet. On the analysis of movement smoothness. *Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation*, 12(1), December 2015.
- [13] S. J. Baltrusch, J. H. van Dieën, A. S. Koopman, M. B. Näf, C. Rodriguez-Guerrero, J. Babič, and H. Houdijk. Spexor passive spinal exoskeleton decreases metabolic cost during symmetric repetitive lifting. *European Journal of Applied Physiology*, 120(2) :401–412, December 2019.
- [14] John Basmajian. *Muscles alive : their functions revealed by electromyography*. Williams & Wilkins, Baltimore, 1985.
- [15] Simon Bastide, Nicolas Vignais, Franck Geffard, and Bastien Berret. Interacting with a “transparent” upper-limb exoskeleton : A human motor control approach. In *2018 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, volume 414, pages 4661–4666. IEEE, October 2018.
- [16] Alim Louis Benabid, Thomas Costecalde, Andrey Eliseyev, Guillaume Charvet, Alexandre Verney, Serpil Karakas, Michael Foerster, Aurélien Lambert, Boris Morinière, Neil Abroug, Marie-Caroline Schaeffer, Alexandre Moly, Fabien Sauter-Starace, David Ratel, Cecile Moro, Napoleon Torres-Martinez, Lilia Langar, Manuela Oddoux, Mircea Polosan, Stephane Pezzani, Vincent Auboiron, Tetiana Aksenova, Corinne Messtais, and Stephan Chabardes. An exoskeleton controlled by an epidural wireless brain-machine interface in a tetraplegic patient : a proof-of-concept demonstration. *The Lancet Neurology*, 18(12) :1112–1122, December 2019.
- [17] Daniel Berrar. *Cross-Validation*, pages 542–545. Elsevier, 2019.
- [18] Bastien Berret, Christian Darlot, Frédéric Jean, Thierry Pozzo, Charalambos Papaxanthis, and Jean Paul Gauthier. The inactivation principle : Mathematical solutions minimizing the absolute work and biological implications for the planning of arm movements. *PLoS Computational Biology*, 4(10) :e1000194, October 2008.
- [19] Manuela Besomi, Paul W. Hodges, Jaap Van Dieën, Richard G. Carson, Edward A. Clancy, Catherine Disselhorst-Klug, Aleš Holobar, François Hug, Matthew C. Kiernan, Madeleine Lowery, Kevin McGill, Roberto Merletti, Eric Perreault, Karen Søgaard, Kylie Tucker, Thor Besier, Roger Enoka, Deborah Falla, Dario Farina, Simon Gandevia, John C. Rothwell, Bill

- Vicenzino, and Tim Wrigley. Consensus for experimental design in electromyography (cede) project : Electrode selection matrix. *Journal of Electromyography and Kinesiology*, 48 :128–144, oct 2019.
- [20] Luzheng Bi, Aberham >Genetu Feleke, and Cuntai Guan. A review on emg-based motor intention prediction of continuous human upper limb motion for human-robot collaboration. *Biomedical Signal Processing and Control*, 51 :113–127, may 2019.
- [21] Andrew Biel. *Trail Guide to Movement : Bulding the Body in Motion*. BOOKS OF DISCOVERY, September 2019.
- [22] Andrew Biel. *Trail Guide to the Body*. Books of Discovery, September 2019.
- [23] Thomas S. Buchanan, David G. Lloyd, Kurt Manal, and Thor F. Besier. Neuromusculoskeletal modeling : Estimation of muscle forces and joint moments and movements from measurements of neural command. *Journal of Applied Biomechanics*, 20(4) :367–395, nov 2004.
- [24] Diana R Bueno and L Montano. Neuromusculoskeletal model self-calibration for on-line sequential bayesian moment estimation. *Journal of Neural Engineering*, 14(2) :026011, feb 2017.
- [25] Domenico Buongiorno, Michele Barsotti, Francesco Barone, Vitoantonio Bevilacqua, and Antonio Frisoli. A linear approach to optimize an EMG-driven neuromusculoskeletal model for movement intention detection in myo-control : A case study on shoulder and elbow joints. *Frontiers in Neurorobotics*, 12, nov 2018.
- [26] Domenico Buongiorno, Cristian Camardella, Giacomo Donato Cascarano, Luis Pelaez Murciego, Michele Barsotti, Irio De Feudis, Antonio Frisoli, and Vitoantonio Bevilacqua. An undercomplete autoencoder to extract muscle synergies for motor intention detection. In *2019 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)*. IEEE, jul 2019.
- [27] Etienne Burdet. *Human robotics : neuromechanics and motor control*. The MIT Press, Cambridge, Massachusetts, 2013.
- [28] Siqi Cai, Yan Chen, Shuangyuan Huang, Yan Wu, Haiqing Zheng, Xin Li, and Longhan Xie. Svm-based classification of semg signals for upper-limb self-rehabilitation training. *Frontiers in Neurorobotics*, 13, jun 2019.
- [29] Nicola Cairns, Kevin Murray, Jonathan Corney, and Angus McFadyen. Satisfaction with cosmesis and priorities for cosmesis design reported by lower limb amputees in the united kingdom : Instrument development and results. *Prosthetics Orthotics International*, 38(6) :467–473, December 2014.
- [30] Sylvain Calinon, Florent D’halluin, Eric Sauser, Darwin Caldwell, and Aude Billard. Learning and reproduction of gestures by imitation. *IEEE Robotics and Automation Magazine*, 17(2) :44–54, June 2010.

BIBLIOGRAPHIE

- [31] Cristian Camardella, Michele Barsotti, Domenico Buongiorno, Antonio Frisoli, and Vitoantonio Bevilacqua. Towards online myoelectric control based on muscle synergies-to-force mapping for robotic applications. *Neurocomputing*, 452 :768–778, sep 2021.
- [32] Cristian Camardella, Melisa Junata, King Chun Tse, Antonio Frisoli, and Raymond Kai-Yu Tong. How many muscles? optimal muscles set search for optimizing myocontrol performance. *Frontiers in Computational Neuroscience*, 15, oct 2021.
- [33] Stephanie L. Carey, Derek J. Lura, and M. Jason Highsmith. Differences in myoelectric and body-powered upper-limb prostheses : Systematic literature review. *Journal of Rehabilitation Research and Development*, 52(3) :247–262, 2015.
- [34] Craig Carignan, Jonathan Tang, and Stephen Roderick. Development of an exoskeleton haptic interface for virtual task training. In *2009 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*. IEEE, October 2009.
- [35] E.E. Cavallaro, J. Rosen, J.C. Perry, and S. Burns. Real-time myoprocessors for a neural controlled powered exoskeleton arm. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 53(11) :2387–2396, nov 2006.
- [36] Andrea Cavallo, Atesh Koul, Caterina Ansuini, Francesca Capozzi, and Cristina Becchio. Decoding intentions from movement kinematics. *Scientific Reports*, 6(1), November 2016.
- [37] P. R. Cavanagh and P. V. Komi. Electromechanical delay in human skeletal muscle under concentric and eccentric contractions. *European Journal of Applied Physiology and Occupational Physiology*, 42(3) :159–163, nov 1979.
- [38] Sourav Chandra, Mitsuhiro Hayashibe, and Asokan Thondiyath. Muscle fatigue induced hand tremor clustering in dynamic laparoscopic manipulation. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics : Systems*, 50(12) :5420–5431, December 2020.
- [39] Ryan M. Chapman, Michael T. Torchia, John-Erik Bell, and Douglas W. Van Citters. Assessing shoulder biomechanics of healthy elderly individuals during activities of daily living using inertial measurement units : High maximum elevation is achievable but rarely used. *Journal of Biomechanical Engineering*, 141(4), feb 2019.
- [40] Jiahao Chen and Hong Qiao. Muscle-synergies-based neuromuscular control for motion learning and generalization of a musculoskeletal system. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics : Systems*, 51(6) :3993–4006, jun 2021.

- [41] Andrea CHERUBINI, Benjamin NAVARRO, and Philippe FRAISSE. Robotique collaborative - État de l'art, défis, avenir. *Robotique*, December 2021.
- [42] Andrea Cimolato, Josephus J. M. Driessen, Leonardo S. Mattos, Elena De Momi, Matteo Laffranchi, and Lorenzo De Michieli. EMG-driven control in lower limb prostheses : a topic-based systematic review. *Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation*, 19(1), may 2022.
- [43] E.A Clancy, E.L Morin, and R Merletti. Sampling, noise-reduction and amplitude estimation issues in surface electromyography. *Journal of Electromyography and Kinesiology*, 12(1) :1-16, feb 2002.
- [44] CNAM. Rapport annuel assurance maladie - risques professionnels, 2017.
- [45] Annalisa Colucci, Mareike Vermehren, Alessia Cavallo, Cornelius Angehör, Niels Peekhaus, Loredana Zollo, Won-Seok Kim, Nam-Jong Paik, and Surjo R. Soekadar. Brain-computer interface-controlled exoskeletons in clinical neurorehabilitation : Ready or not? *Neurorehabilitation and Neural Repair*, 36(12) :747-756, nov 2022.
- [46] Frédéric Crevecoeur, Jean-Louis Thonnard, and Philippe Lefèvre. Optimal integration of gravity in trajectory planning of vertical pointing movements. *Journal of Neurophysiology*, 102(2) :786-796, August 2009.
- [47] Chenyun Dai, Berj Bardizbanian, and Edward A. Clancy. Comparison of constant-posture force-varying EMG-force dynamic models about the elbow. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 25(9) :1529-1538, sep 2017.
- [48] Heeransh D. Dave, Micah Shook, and Matthew Varacallo. Anatomy, skeletal muscle., Jan 2024.
- [49] Andrea d'Avella, Philippe Saltiel, and Emilio Bizzi. Combinations of muscle synergies in the construction of a natural motor behavior. *Nature Neuroscience*, 6(3) :300-308, feb 2003.
- [50] Michiel P. de Looze, Tim Bosch, Frank Krause, Konrad S. Stadler, and Leonard W. O'Sullivan. Exoskeletons for industrial application and their potential effects on physical work load. *Ergonomics*, 59(5) :671-681, October 2015.
- [51] Ioannis Delis, Stefano Panzeri, Thierry Pozzo, and Bastien Berret. A unifying model of concurrent spatial and temporal modularity in muscle activity. *Journal of Neurophysiology*, 111(3) :675-693, feb 2014.
- [52] S.L. Delp, J.P. Loan, M.G. Hoy, F.E. Zajac, E.L. Topp, and J.M. Rosen. An interactive graphics-based model of the lower extremity to study orthopaedic surgical procedures. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 37(8) :757-767, 1990.

BIBLIOGRAPHIE

- [53] Joshua T Dudman and John W Krakauer. The basal ganglia : from motor commands to the control of vigor. *Current Opinion in Neurobiology*, 37 :158–166, April 2016.
- [54] Guillaume Durandau, Dario Farina, Guillermo Asín-Prieto, Iris Dimbwadyo-Terrer, Sergio Lerma-Lara, Jose L. Pons, Juan C. Moreno, and Massimo Sartori. Voluntary control of wearable robotic exoskeletons by patients with paresis via neuromechanical modeling. *Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation*, 16(1), jul 2019.
- [55] Guillaume Durandau, Dario Farina, and Massimo Sartori. Robust real-time musculoskeletal modeling driven by electromyograms. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 65(3) :556–564, mar 2018.
- [56] J. M. N. Essers, A. Murgia, A. A. Peters, M. M. H. P. Janssen, and K. Meijer. Recommendations for studies on dynamic arm support devices in people with neuromuscular disorders : a scoping review with expert-based discussion. *Disability and Rehabilitation : Assistive Technology*, 17(5) :487–500, September 2020.
- [57] D Farina, R. Merletti, B. Indino, and T. Graven-Nielsen. Surface emg crosstalk evaluated from experimental recordings and simulated signals : Reflections on crosstalk interpretation, quantification and reduction. *Methods of Information in Medicine*, 43(01) :30–35, 2004.
- [58] Stefano Federici, Fabio Meloni, Marco Bracalenti, and Maria Laura De Filippis. The effectiveness of powered, active lower limb exoskeletons in neurorehabilitation : A systematic review. *NeuroRehabilitation*, 37(3) :321–340, nov 2015.
- [59] M. Flanders and U. Herrmann. Two components of muscle activation : scaling with the speed of arm movement. *Journal of Neurophysiology*, 67(4) :931–943, April 1992.
- [60] Christian Fleischer and Günter Hommel. A human–exoskeleton interface utilizing electromyography. *IEEE Transactions on Robotics*, 24(4) :872–882, aug 2008.
- [61] Aaron Fleming, Nicole Stafford, Stephanie Huang, Xiaogang Hu, Daniel P Ferris, and He (Helen) Huang. Myoelectric control of robotic lower limb prostheses : a review of electromyography interfaces, control paradigms, challenges and future directions. *Journal of Neural Engineering*, 18(4) :041004, jul 2021.
- [62] Raquel Flor, Jacqueline Gaspar, Carlos Fujão, and Isabel L. Nunes. *How Workers Perceive LAEVO Exoskeleton Use in Non-cyclic Tasks*, pages 147–154. Springer International Publishing, 2021.
- [63] Julien Frère and François Hug. Between-subject variability of muscle synergies during a complex motor skill. *Frontiers in Computational Neuroscience*, 6, 2012.

- [64] A. R. Fugl-Meyer, L. Jääskö, I. Leyman, S. Olsson, and S. Steglind. The post-stroke hemiplegic patient. 1. a method for evaluation of physical performance. *Scandinavian journal of rehabilitation medicine*, 7 :13–31, 1975.
- [65] Alessio Gallina, S. Jayne Garland, and James M. Wakeling. Identification of regional activation by factorization of high-density surface EMG signals : A comparison of principal component analysis and non-negative matrix factorization. *Journal of Electromyography and Kinesiology*, 41 :116–123, aug 2018.
- [66] Jessica Gantenbein, Jan Dittli, Jan Thomas Meyer, Roger Gassert, and Olivier Lambercy. Intention detection strategies for robotic upper-limb orthoses : A scoping review considering usability, daily life application, and user evaluation. *Frontiers in Neurorobotics*, 16, feb 2022.
- [67] Feng Gao, Michael Damsgaard, John Rasmussen, and Soren Torholm Christensen. Computational method for muscle-path representation in musculoskeletal models. *Biological Cybernetics*, 87(3) :199–210, September 2002.
- [68] P. Garrec, J.P. Friconeau, Y. Measson, and Y. Perrot. ABLE, an innovative transparent exoskeleton for the upper-limb. In *2008 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*. IEEE, sep 2008.
- [69] Philippe GARREC, Alain RIWAN, Olivier DAVID, and Yvan MEASSON. Téléopération – principes et technologies. *Robotique*, March 2010.
- [70] Jeremie Gaveau, Sidney Grospretre, Bastien Berret, Dora E. Angelaki, and Charalambos Papaxanthis. A cross-species neural integration of gravity for motor optimization. *Science Advances*, 7(15), April 2021.
- [71] Jérémie Gaveau, Bastien Berret, Laurent Demougeot, Luciano Fadiga, Thierry Pozzo, and Charalambos Papaxanthis. Energy-related optimal control accounts for gravitational load : comparing shoulder, elbow, and wrist rotations. *Journal of Neurophysiology*, 111(1) :4–16, January 2014.
- [72] R. Gentili, V. Cahouet, and C. Papaxanthis. Motor planning of arm movements is direction-dependent in the gravity field. *Neuroscience*, 145(1) :20–32, March 2007.
- [73] R. A. R. C. Gopura, Kazuo Kiguchi, and Yang Li. SUEFUL-7 : A 7dof upper-limb exoskeleton robot with muscle-model-oriented EMG-based control. IEEE, oct 2009.
- [74] Nils Grimmelsmann, Malte Mechtenberg, Wolfram Schenck, Hanno Gerd Meyer, and Axel Schneider. sEMG-based prediction of human forearm movements utilizing a biomechanical model based on individual anatomical/ physiological measures and a reduced set of optimization parameters. *PLOS ONE*, 18(8) :e0289549, aug 2023.

BIBLIOGRAPHIE

- [75] Sandra Groos, Marie Fuchs, and Karsten Kluth. *Determination of the Subjective Strain Experiences During Assembly Activities Using the Exoskeleton "Chairless Chair"*, pages 72–82. Springer International Publishing, June 2019.
- [76] Maria Hakonen, Harri Piitulainen, and Arto Visala. Current state of digital signal processing in myoelectric interfaces and related applications. *Biomedical Signal Processing and Control*, 18 :334–359, apr 2015.
- [77] Yahya M. Hamad, Yusuf Aydin, and Cagatay Basdogan. Adaptive human force scaling via admittance control for physical human-robot interaction. *IEEE Transactions on Haptics*, 14(4) :750–761, October 2021.
- [78] Sandra G. Hart. Nasa-task load index (nasa-tlx); 20 years later. *Proceedings of the Human Factors and Ergonomics Society Annual Meeting*, 50(9) :904–908, October 2006.
- [79] Sandra G. Hart and Lowell E. Staveland. *Development of NASA-TLX (Task Load Index) : Results of Empirical and Theoretical Research*, pages 139–183. Elsevier, 1988.
- [80] John P. Haverstock, Graham J.W. King, George S. Athwal, James A. Johnson, and G. Daniel G. Langohr. Elbow motion patterns during daily activity. *Journal of Shoulder and Elbow Surgery*, 29(10) :2007–2014, oct 2020.
- [81] Richard Heine, Kurt Manal, and Thomas S. Buchanan. Using hill-type muscle models and EMG data in a forward dynamic analysis of joint moment. *Journal of Mechanics in Medicine and Biology*, 03(02) :169–186, jun 2003.
- [82] Hermie J Hermens, Bart Freriks, Catherine Disselhorst-Klug, and Günter Rau. Development of recommendations for SEMG sensors and sensor placement procedures. *Journal of Electromyography and Kinesiology*, 10(5) :361–374, oct 2000.
- [83] Archibald Vivian Hill. The heat of shortening and the dynamic constants of muscle. *Proceedings of the Royal Society of London. Series B - Biological Sciences*, 126(843) :136–195, oct 1938.
- [84] Jocelyn Sze-wing Ho, Koko Shaau-yiu Ko, Sheung Wai Law, and Gene Chi-wai Man. The effectiveness of robotic-assisted upper limb rehabilitation to improve upper limb function in patients with cervical spinal cord injuries : a systematic literature review. *Frontiers in Neurology*, 14, August 2023.
- [85] Katherine R. S. Holzbaur, Wendy M. Murray, and Scott L. Delp. A model of the upper extremity for simulating musculoskeletal surgery and analyzing neuromuscular control. *Annals of Biomedical Engineering*, 33(6) :829–840, jun 2005.

- [86] Xiaomin Hu, Jiachun Lu, Yunyun Wang, Rizhao Pang, Jiancheng Liu, Xiang Gou, Xingang Bai, Anren Zhang, Hong Cheng, Qian Wang, Youjun Chang, Jie Yin, Cong Chang, Hua Xiao, and Wenchun Wang. Effects of a lower limb walking exoskeleton on quality of life and activities of daily living in patients with complete spinal cord injury : A randomized controlled trial. *Technology and Health Care*, 32(1) :243–253, January 2024.
- [87] Yingbai Hu, Zhijun Li, Guanglin Li, Peijiang Yuan, Chenguang Yang, and Rong Song. Development of sensory-motor fusion-based manipulation and grasping control for a robotic hand-eye system. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics : Systems*, pages 1–12, 2016.
- [88] Gan Huang, Zhien Xian, Zhiguo Zhang, Shunchong Li, and Xiangyang Zhu. Divide-and-conquer muscle synergies : A new feature space decomposition approach for simultaneous multifunction myoelectric control. *Biomedical Signal Processing and Control*, 44 :209–220, jul 2018.
- [89] Jin Huang, Guoxin Li, Hang Su, and Zhijun Li. Development and continuous control of an intelligent upper-limb neuroprosthesis for reach and grasp motions using biological signals. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics : Systems*, 52(6) :3431–3441, June 2022.
- [90] Yunxia Huo, Xiaohan Wang, Weihua Zhao, Huijing Hu, and Le Li. Effects of emg-based robot for upper extremity rehabilitation on post-stroke patients : a systematic review and meta-analysis. *Frontiers in Physiology*, 14, May 2023.
- [91] Samreen Hussain, Sarmad Shams, and Saad Jawaid Khan. *Impact of Medical Advancement : Prostheses*. IntechOpen, December 2019.
- [92] Dong Jin Hyun, KiHyeon Bae, Kyujung Kim, Seungkyu Nam, and Donghyun Lee. A light-weight passive upper arm assistive exoskeleton based on multi-linkage spring-energy dissipation mechanism for overhead tasks. *Robotics and Autonomous Systems*, 122 :103309, December 2019.
- [93] Auke Jan Ijspeert, Jun Nakanishi, Heiko Hoffmann, Peter Pastor, and Stefan Schaal. Dynamical movement primitives : Learning attractor models for motor behaviors. *Neural Computation*, 25(2) :328–373, February 2013.
- [94] INRS. Exosquelettes : Ce qu’il faut retenir, 2023.
- [95] Marko Jamsek, Tjasa Kunavar, Urban Bobek, Elmar Rueckert, and Jan Babic. Predictive exoskeleton control for arm-motion augmentation based on probabilistic movement primitives combined with a flow controller. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 6(3) :4417–4424, jul 2021.
- [96] Andrés Jaramillo-Yáñez, Marco E. Benalcázar, and Elisa Mena-Maldonado. Real-time hand gesture recognition using surface electromyography and machine learning : A systematic literature review. *Sensors*, 20(9) :2467, apr 2020.

BIBLIOGRAPHIE

- [97] Nathanael Jarrasse, Jamie Paik, Viviane Pasqui, and Guillaume Morel. How can human motion prediction increase transparency? In *2008 IEEE International Conference on Robotics and Automation*. IEEE, May 2008.
- [98] RB Jerard and SC Jacobsen. A method for quantitatively relating skeletal joint torques to electromyographic signals (for prosthesis control theory). In *Proc. 29th Annu. Conf. Eng. Med. Biol*, page 298, 1976.
- [99] Ning Jiang, Ivan Vujaklija, Hubertus Rehbaum, Bernhard Graimann, and Dario Farina. Is accurate mapping of emg signals on kinematics needed for precise online myoelectric control? *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 22(3) :549–558, May 2014.
- [100] Yongyu Jiang, Christine Chen, Xiaodong Zhang, Chaoyang Chen, Yang Zhou, Guoxin Ni, Stephanie Muh, and Stephen Lemos. Shoulder muscle activation pattern recognition based on semg and machine learning algorithms. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 197 :105721, dec 2020.
- [101] Mrinal Kalakrishnan, Sachin Chitta, Evangelos Theodorou, Peter Pastor, and Stefan Schaal. Stomp : Stochastic trajectory optimization for motion planning. In *2011 IEEE International Conference on Robotics and Automation*. IEEE, May 2011.
- [102] Mitsuo Kawato. Internal models for motor control and trajectory planning. *Current Opinion in Neurobiology*, 9(6) :718–727, December 1999.
- [103] Jacques Kerdraon, Jean Gabriel Previnaire, Maegan Tucker, Pauline Coignard, Willy Allegre, Emmanuel Knappen, and Aaron Ames. Evaluation of safety and performance of the self balancing walking system atalante in patients with complete motor spinal cord injury. *Spinal Cord Series and Cases*, 7(1), August 2021.
- [104] K. Kiguchi and Y. Hayashi. An EMG-based control for an upper-limb power-assist exoskeleton robot. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics)*, 42(4) :1064–1071, aug 2012.
- [105] K. Kiguchi, T. Tanaka, and T. Fukuda. Neuro-fuzzy control of a robotic exoskeleton with emg signals. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 12(4) :481–490, August 2004.
- [106] K. A. Z. U. O. Kiguchi. Active exoskeletons for upper-limb motion assist. *International Journal of Humanoid Robotics*, 04(03) :607–624, sep 2007.
- [107] Ergin Kilic. Emg based neural network and admittance control of an active wrist orthosis. *Journal of Mechanical Science and Technology*, 31(12) :6093–6106, December 2017.
- [108] Dongwon Kim, Kyung Koh, Giovanni Oppizzi, Raziye Baghi, Li-Chuan Lo, Chunyang Zhang, and Li-Qun Zhang. EMG-based simultaneous estimations of joint angle and torque during hand interactions with environments. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, pages 1–1, 2022.

- [109] Kang Soo Kim, Heung Ho Choi, Chang Soo Moon, and Chi Woong Mun. Comparison of k-nearest neighbor, quadratic discriminant and linear discriminant analysis in classification of electromyogram signals based on the wrist-motion directions. *Current Applied Physics*, 11(3) :740–745, May 2011.
- [110] Siyeon Kim, Sojung Lee, and Wonyoung Jeong. EMG measurement with textile-based electrodes in different electrode sizes and clothing pressures for smart clothing design optimization. *Polymers*, 12(10) :2406, oct 2020.
- [111] Peter Konrad. The abc of emg. *A practical introduction to kinesiological electromyography*, 1, 01 2005.
- [112] Kevin J. Krieger, J r my Liegey, Ellen M. Cahill, Nicky Bertollo, Madeleine M. Lowery, and Eoin D. O’Cearbhaill. Development and evaluation of 3d-printed dry microneedle electrodes for surface electromyography. *Advanced Materials Technologies*, 5(10) :2000518, aug 2020.
- [113] R Kusche, S Kaufmann, and M Ryschka. Dry electrodes for bioimpedance measurements—design, characterization and comparison. *Bio-medical Physics and Engineering Express*, 5(1) :015001, November 2018.
- [114] Pascal Laferriere, Edward D. Lemaire, and Adrian D. C. Chan. Surface electromyographic signals using dry electrodes. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 60(10) :3259–3268, oct 2011.
- [115] Pringgo Widyo Laksono, Takahide Kitamura, Joseph Muguro, Kojiro Matsushita, Minoru Sasaki, and Muhammad Syaiful Amri bin Suhaimi. Minimum mapping from emg signals at human elbow and shoulder movements into two dof upper-limb robot with machine learning. *Machines*, 9(3) :56, mar 2021.
- [116] Xavier Lamy. *Conception d’une Interface de Pilotage d’un Cobot*. Theses, Universit  Pierre et Marie Curie - Paris VI, March 2011.
- [117] Peter Langthorne, Fiona Coupar, and Alex Pollock. Motor recovery after stroke : a systematic review. *The Lancet Neurology*, 8(8) :741–754, August 2009.
- [118] Jessica Lanini, Alexis Duburcq, Hamed Razavi, Camille G. Le Goff, and Auke Jan Ijspeert. Interactive locomotion : Investigation and modeling of physically-paired humans while walking. *PLOS ONE*, 12(9) :e0179989, September 2017.
- [119] Jessica Lanini, Hamed Razavi, Julen Urain, and Auke Ijspeert. Human intention detection as a multiclass classification problem : Application in physical human–robot interaction while walking. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 3(4) :4171–4178, October 2018.

BIBLIOGRAPHIE

- [120] T. Lenzi, S. M. M. De Rossi, N. Vitiello, and M. C. Carrozza. Intention-based emg control for powered exoskeletons. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 59(8) :2180–2190, aug 2012.
- [121] Cunxin Li, Xiaodong Zhang, Hanzhe Li, and Haibo Xu. Continuous sEMG estimation method of upper limb shoulder elbow torque based on CNN-LSTM. In *2021 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics (ROBIO)*. IEEE, dec 2021.
- [122] Jianmin Li, Ruyi Wang, and Lizhi Pan. An enhanced EMG-driven musculoskeletal model based on non-negative matrix factorization. *Biomedical Signal Processing and Control*, 79 :104178, jan 2023.
- [123] Kexiang Li, Jianhua Zhang, Lingfeng Wang, Minglu Zhang, Jiayi Li, and Shancheng Bao. A review of the key technologies for sEMG-based human-robot interaction systems. *Biomedical Signal Processing and Control*, 62 :102074, sep 2020.
- [124] Li Li and Brian S. Baum. Electromechanical delay estimated by using electromyography during cycling at different pedaling frequencies. *Journal of Electromyography and Kinesiology*, 14(6) :647–652, December 2004.
- [125] Zhijun Li, Baocheng Wang, Fuchun Sun, Chenguang Yang, Qing Xie, and Weidong Zhang. semg-based joint force control for an upper-limb power-assist exoskeleton robot. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, 18(3) :1043–1050, may 2014.
- [126] Zhijun Li, Cuichao Xu, Qiang Wei, Chao Shi, and Chun-Yi Su. Human-inspired control of dual-arm exoskeleton robots with force and impedance adaptation. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics : Systems*, 50(12) :5296–5305, December 2020.
- [127] Yi-Xing Liu and Elena M. Gutierrez-Farewik. Muscle synergies enable accurate joint moment prediction using few electromyography sensors. In *2021 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*. IEEE, sep 2021.
- [128] David G Lloyd and Thor F Besier. An EMG-driven musculoskeletal model to estimate muscle forces and knee joint moments in vivo. *Journal of Biomechanics*, 36(6) :765–776, jun 2003.
- [129] Valeria Longatelli, Alberto Antonietti, Emilia Biffi, Eleonora Diella, Maria Grazia D’Angelo, Mauro Rossini, Franco Molteni, Marco Bocciolone, Alessandra Pedrocchi, and Marta Gandolla. User-centred assistive system for arm functions in neuromuscular subjects (useful) : a randomized controlled study. *Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation*, 18(1), January 2021.
- [130] Diego Lopez-Bernal, David Balderas, Pedro Ponce, and Arturo Molina. Education 4.0 : Teaching the basics of knn, Ida and simple perceptron

- algorithms for binary classification problems. *Future Internet*, 13(8) :193, July 2021.
- [131] Dylan P. Losey, Craig G. McDonald, Edoardo Battaglia, and Marcia K. O'Malley. A review of intent detection, arbitration, and communication aspects of shared control for physical human–robot interaction. *Applied Mechanics Reviews*, 70(1), January 2018.
- [132] Nicola Lotti, Michele Xiloyannis, Guillaume Durandau, Elisa Galofaro, Vittorio Sanguineti, Lorenzo Masia, and Massimo Sartori. Adaptive model-based myoelectric control for a soft wearable arm exosuit : A new generation of wearable robot control. *IEEE Robotics & Automation Magazine*, 27(1) :43–53, mar 2020.
- [133] Nicola Lotti, Michele Xiloyannis, Francesco Missiroli, Casimir Bokranz, Domenico Chiaradia, Antonio Frisoli, Robert Riener, and Lorenzo Masia. Myoelectric or force control? a comparative study on a soft arm exosuit. *IEEE Transactions on Robotics*, pages 1–17, 2022.
- [134] Longhai Lu, Qingcong Wu, Xi Chen, Ziyang Shao, Bai Chen, and Hongtao Wu. Development of a sEMG-based torque estimation control strategy for a soft elbow exoskeleton. *Robotics and Autonomous Systems*, 111 :88–98, jan 2019.
- [135] Ruikun Luo, Rafi Hayne, and Dmitry Berenson. Unsupervised early prediction of human reaching for human–robot collaboration in shared workspaces. *Autonomous Robots*, 42(3) :631–648, July 2017.
- [136] Ruyi Ma, Leilei Zhang, Gongfa Li, Du Jiang, Shuang Xu, and Disi Chen. Grasping force prediction based on semg signals. *Alexandria Engineering Journal*, 59(3) :1135–1147, June 2020.
- [137] Saman Madinei, Mohammad Mehdi Alemi, Sunwook Kim, Divya Srinivasan, and Maury A. Nussbaum. Biomechanical evaluation of passive back-support exoskeletons in a precision manual assembly task : “expected” effects on trunk muscle activity, perceived exertion, and task performance. *Human Factors : The Journal of the Human Factors and Ergonomics Society*, 62(3) :441–457, January 2020.
- [138] Jim Mainprice and Dmitry Berenson. Human-robot collaborative manipulation planning using early prediction of human motion. In *2013 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*. IEEE, nov 2013.
- [139] Jim Mainprice, Rafi Hayne, and Dmitry Berenson. Predicting human reaching motion in collaborative tasks using inverse optimal control and iterative re-planning. In *2015 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*. IEEE, may 2015.

BIBLIOGRAPHIE

- [140] Kurt Manal and Thomas S Buchanan. A one-parameter neural activation to muscle activation model : estimating isometric joint moments from electromyograms. *Journal of Biomechanics*, 36(8) :1197–1202, aug 2003.
- [141] Eloise Matheson, Riccardo Minto, Emanuele G. G. Zampieri, Maurizio Faccio, and Giulio Rosati. Human–robot collaboration in manufacturing applications : A review. *Robotics*, 8(4) :100, December 2019.
- [142] Tasha McFarland and Steven Fischer. Considerations for industrial use : A systematic review of the impact of active and passive upper limb exoskeletons on physical exposures. *IIEE Transactions on Occupational Ergonomics and Human Factors*, 7(3-4) :322–347, oct 2019.
- [143] R. Merletti and G. L. Cerone. Tutorial. surface emg detection, conditioning and pre-processing : Best practices. *Journal of Electromyography and Kinesiology*, 54 :102440, oct 2020.
- [144] R. Merletti and S. Muceli. Tutorial. surface EMG detection in space and time : Best practices. *Journal of Electromyography and Kinesiology*, 49 :102363, dec 2019.
- [145] Roberto Merletti. *Surface electromyography : physiology, engineering, and applications*. IEEE Press, Piscataway, NJ, 2016.
- [146] Matthew Millard, Thomas Uchida, Ajay Seth, and Scott L. Delp. Flexing computational muscle : Modeling and simulation of musculotendon dynamics. *Journal of Biomechanical Engineering*, 135(2), feb 2013.
- [147] Francesco Missiroli, Nicola Lotti, Michele Xiloyannis, Lizeth H. Sloom, Robert Riener, and Lorenzo Masia. Relationship between muscular activity and assistance magnitude for a myoelectric model based controlled exosuit. *Frontiers in Robotics and AI*, 7, dec 2020.
- [148] Tobias Moeller, Janina Krell-Roesch, Alexander Woll, and Thorsten Stein. Effects of upper-limb exoskeletons designed for use in the working environment—a literature review. *Frontiers in Robotics and AI*, 9, apr 2022.
- [149] Arash Mohammadi, Houshyar Asadi, Shady Mohamed, Kyle Nelson, and Saeid Nahavandi. OpenGA, a c++ genetic algorithm library. In *Systems, Man, and Cybernetics (SMC), 2017 IEEE International Conference on*, pages 2051–2056. IEEE, 2017.
- [150] Navid Mohammadi Foumani, Lynn Miller, Chang Wei Tan, Geoffrey I. Webb, Germain Forestier, and Mahsa Salehi. Deep learning for time series classification and extrinsic regression : A current survey. *ACM Computing Surveys*, 56(9) :1–45, April 2024.
- [151] Susan M Moore, Janet Torma-Krajewski, and Lisa J Steiner. Practical demonstrations of ergonomic principles. 2011.

- [152] Richard D. Morey. Confidence intervals from normalized data : A correction to Cousineau (2005). *Tutorials in Quantitative Methods for Psychology*, 4(2) :61–64, September 2008.
- [153] Abdulmajid Murad and Jae-Young Pyun. Deep recurrent neural networks for human activity recognition. *Sensors*, 17(11) :2556, November 2017.
- [154] Wendy M. Murray, Scott L. Delp, and Thomas S. Buchanan. Variation of muscle moment arms with elbow and forearm position. *Journal of Biomechanics*, 28(5) :513–525, May 1995.
- [155] Conor O’Mahony, Francesco Pini, Alan Blake, Carlo Webster, Joe O’Brien, and Kevin G. McCarthy. Microneedle-based electrodes with integrated through-silicon vias for biopotential recording. *Sensors and Actuators A : Physical*, 186 :130–136, oct 2012.
- [156] Uqba Othman and Erfu Yang. Human–robot collaborations in smart manufacturing environments : Review and outlook. *Sensors*, 23(12) :5663, June 2023.
- [157] Lizhi Pan, Dustin L. Crouch, and He Huang. Comparing EMG-based human-machine interfaces for estimating continuous, coordinated movements. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 27(10) :2145–2154, oct 2019.
- [158] Charalambos Papaxanthis, Thierry Pozzo, and Paul Stapley. Effects of movement direction upon kinematic characteristics of vertical arm pointing movements in man. *Neuroscience Letters*, 253(2) :103–106, September 1998.
- [159] Alexandros Paraschos, Gerhard Neumann, and Jan Peters. A probabilistic approach to robot trajectory generation. In *2013 13th IEEE-RAS International Conference on Humanoid Robots (Humanoids)*. IEEE, October 2013.
- [160] Xiangyu Peng and Leia Stirling. Examination of biofeedback to support the use of upper-extremity exoskeletons under proportional myoelectric control. *IEEE Transactions on Medical Robotics and Bionics*, pages 1–1, 2024.
- [161] Aldo Perotto. *Anatomical guide for the electromyographer : the limbs and trunk*. Charles C. Thomas, Springfield, Ill, 2011.
- [162] Luka Peternel, Tomoyuki Noda, Tadej Petrič, Aleš Ude, Jun Morimoto, and Jan Babič. Adaptive control of exoskeleton robots for periodic assistive behaviours based on EMG feedback minimisation. *PLOS ONE*, 11(2) :e0148942, feb 2016.
- [163] Angkoon Phinyomark, Rami N. Khushaba, and Erik Scheme. Feature extraction and selection for myoelectric control based on wearable EMG sensors. *Sensors*, 18(5) :1615, may 2018.

BIBLIOGRAPHIE

- [164] Angkoon Phinyomark, Pornchai Phukpattaranont, and Chusak Limsakul. Feature reduction and selection for emg signal classification. *Expert Systems with Applications*, 39(8) :7420–7431, jun 2012.
- [165] Minerva V. Pillai, Logan Van Engelhoven, and Homayoon Kazerooni. Evaluation of a lower leg support exoskeleton on floor and below hip height panel work. *Human Factors : The Journal of the Human Factors and Ergonomics Society*, 62(3) :489–500, March 2020.
- [166] Gabriel Poirier, Charalambos Papaxanthis, France Mourey, Mélanie Lebigre, and Jeremie Gaveau. Muscle effort is best minimized by the right-dominant arm in the gravity field. *Journal of Neurophysiology*, 127(4) :1117–1126, April 2022.
- [167] J.R. Potvin and S.H.M Brown. Less is more : high pass filtering, to remove up to 99% of the surface EMG signal power, improves EMG-based biceps brachii muscle force estimates. *Journal of Electromyography and Kinesiology*, 14(3) :389–399, jun 2004.
- [168] Tommaso Proietti, Vincent Crocher, Agnes Roby-Brami, and Nathanael Jarrasse. Upper-limb robotic exoskeletons for neurorehabilitation : A review on control strategies. *IEEE Reviews in Biomedical Engineering*, 9 :4–14, 2016.
- [169] Nur Achmad Sulistyoto Putro, Cries Avian, Setya Widyawan Prakosa, Muhammad Izzuddin Mahali, and Jenq-Shiou Leu. Estimating finger joint angles by surface emg signal using feature extraction and transformer-based deep learning model. *Biomedical Signal Processing and Control*, 87 :105447, January 2024.
- [170] Lucas Quesada, Dorian Verdel, Olivier Bruneau, Bastien Berret, Michel-Ange Amorim, and Nicolas Vignais. Comparison of emg-to-torque models using an upper-limb exoskeleton. abstracts 48th congress of the society of biomechanics. *Computer Methods in Biomechanics and Biomedical Engineering*, 26(sup1) :205–206, October 2023.
- [171] Lucas Quesada, Dorian Verdel, Olivier Bruneau, Bastien Berret, Michel-Ange Amorim, and Nicolas Vignais. A dataset for the investigation of upper limb torque prediction from emg signals. *Zenodo*, 2024.
- [172] Lucas Quesada, Dorian Verdel, Olivier Bruneau, Bastien Berret, Michel-Ange Amorim, and Nicolas Vignais. Emg feature extraction and muscle selection for continuous upper limb movement regression. *Preprint*, 2024.
- [173] Lucas Quesada, Dorian Verdel, Olivier Bruneau, Bastien Berret, Michel-Ange Amorim, and Nicolas Vignais. Emg-to-torque models for exoskeleton assistance : a framework for the evaluation of in situ calibration. *Biorxiv*, 2024.

- [174] Vijay R. EMG signal noise removal using neural networks. In *Advances in Applied Electromyography*. InTech, aug 2011.
- [175] Payam Refaeilzadeh, Lei Tang, and Huan Liu. Cross-validation. In *Encyclopedia of Database Systems*, pages 532–538. Springer US, 2009.
- [176] Sophie Ritchie, Sally Wiggins, and Alison Sanford. Perceptions of cosmesis and function in adults with upper limb prostheses : a systematic literature review. *Prosthetics Orthotics International*, 35(4) :332–341, December 2011.
- [177] Helen Rodgers, Helen Bosomworth, Hermano I Krebs, Frederike van Wijck, Denise Howel, Nina Wilson, Lydia Aird, Natasha Alvarado, Sreeman Andole, David L Cohen, Jesse Dawson, Cristina Fernandez-Garcia, Tracy Finch, Gary A Ford, Richard Francis, Steven Hogg, Niall Hughes, Christopher I Price, Laura Ternent, Duncan L Turner, Luke Vale, Scott Wilkes, and Lisa Shaw. Robot assisted training for the upper limb after stroke (RATULS) : a multicentre randomised controlled trial. *The Lancet*, 394(10192) :51–62, jul 2019.
- [178] Javier Rodriguez-Falces, Javier Navallas, and Armando Mal. EMG modeling. In *Computational Intelligence in Electromyography Analysis - A Perspective on Current Applications and Future Challenges*. InTech, oct 2012.
- [179] Antonio Rodríguez-Fernández, Joan Lobo-Prat, and Josep M. Font-Llagunes. Systematic review on wearable lower-limb exoskeletons for gait training in neuromuscular impairments. *Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation*, 18(1), February 2021.
- [180] Lowell Rose, Michael C. F. Bazzocchi, and Goldie Nejat. A model-free deep reinforcement learning approach for control of exoskeleton gait patterns. *Robotica*, 40(7) :2189–2214, December 2021.
- [181] J. Rosen, M. Brand, M.B. Fuchs, and M. Arcan. A myosignal-based powered exoskeleton system. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics - Part A : Systems and Humans*, 31(3) :210–222, may 2001.
- [182] Peter J. Rousseeuw and Mia Hubert. Robust statistics for outlier detection. *WIREs Data Mining and Knowledge Discovery*, 1(1) :73–79, January 2011.
- [183] Elmar Rueckert, Jernej Čamernik, Jan Peters, and Jan Babič. Probabilistic movement models show that postural control precedes and predicts volitional motor control. *Scientific Reports*, 6(1), June 2016.
- [184] Norman RW and Komi PV. Electromechanical delay in skeletal muscle under normal movement conditions. *Acta Physiologica Scandinavica*, 106(3) :241–248, jul 1979.
- [185] Padmini Sahu, Bikesh Kumar Singh, and Neelamshobha Nirala. An improved feature selection approach using global best guided gaussian

BIBLIOGRAPHIE

- artificial bee colony for emg classification. *Biomedical Signal Processing and Control*, 80 :104399, February 2023.
- [186] Massimo Sartori, Guillaume Durandau, Strahinja Došen, and Dario Farina. Robust simultaneous myoelectric control of multiple degrees of freedom in wrist-hand prostheses by real-time neuromusculoskeletal modeling. *Journal of Neural Engineering*, 15(6) :066026, oct 2018.
- [187] Massimo Sartori, Monica Reggiani, Dario Farina, and David G. Lloyd. EMG-driven forward-dynamic estimation of muscle force and joint moment about multiple degrees of freedom in the human lower extremity. *PLoS ONE*, 7(12) :e52618, dec 2012.
- [188] Massimo Sartori, Monica Reggiani, Antonie J. van den Bogert, and David G. Lloyd. Estimation of musculotendon kinematics in large musculoskeletal models using multidimensional b-splines. *Journal of Biomechanics*, 45(3) :595–601, feb 2012.
- [189] Massimo Sartori, Utku Ş. Yavuz, and Dario Farina. In vivo neuromechanics : Decoding causal motor neuron behavior with resulting musculoskeletal function. *Scientific Reports*, 7(1), oct 2017.
- [190] Katherine R. Saul, Xiao Hu, Craig M. Goehler, Meghan E. Vidt, Melissa Daly, Anca Velisar, and Wendy M. Murray. Benchmarking of dynamic simulation predictions in two software platforms using an upper limb musculoskeletal model. *Computer Methods in Biomechanics and Biomedical Engineering*, 18(13) :1445–1458, jul 2014.
- [191] Stephen H. Scott. Optimal feedback control and the neural basis of volitional motor control. *Nature Reviews Neuroscience*, 5(7) :532–545, July 2004.
- [192] Stephen H. Scott. The computational and neural basis of voluntary motor control and planning. *Trends in Cognitive Sciences*, 16(11) :541–549, November 2012.
- [193] A Searle and L Kirkup. A direct comparison of wet, dry and insulating bioelectric recording electrodes. *Physiological Measurement*, 21(2) :271–283, May 2000.
- [194] R.D Seidler, D.C Noll, and G Thiers. Feedforward and feedback processes in motor control. *NeuroImage*, 22(4) :1775–1783, August 2004.
- [195] Ajay Seth, Jennifer L. Hicks, Thomas K. Uchida, Ayman Habib, Christopher L. Dembia, James J. Dunne, Carmichael F. Ong, Matthew S. DeMers, Apoorva Rajagopal, Matthew Millard, Samuel R. Hamner, Edith M. Arnold, Jennifer R. Yong, Shrinidhi K. Lakshmikanth, Michael A. Sherman, Joy P. Ku, and Scott L. Delp. OpenSim : Simulating musculoskeletal dynamics and neuromuscular control to study human and animal movement. *PLOS Computational Biology*, 14(7) :e1006223, jul 2018.

- [196] R Shadmehr and FA Mussa-Ivaldi. Adaptive representation of dynamics during learning of a motor task. *The Journal of Neuroscience*, 14(5) :3208–3224, May 1994.
- [197] Peyman Fayyaz Shahandashti, Hamed Pourkheyrollah, Amir Jahanshahi, and Hassan Ghafoorifard. Highly conformable stretchable dry electrodes based on inexpensive flex substrate for long-term biopotential (EMG/ECG) monitoring. *Sensors and Actuators A : Physical*, 295 :678–686, aug 2019.
- [198] Michael A. Sherman, Ajay Seth, and Scott L. Delp. What is a moment arm? calculating muscle effectiveness in biomechanical models using generalized coordinates. In *Volume 7B : 9th International Conference on Multibody Systems, Nonlinear Dynamics, and Control*. American Society of Mechanical Engineers, aug 2013.
- [199] Di Shi, Wuxiang Zhang, Wei Zhang, and Xilun Ding. A review on lower limb rehabilitation exoskeleton robots. *Chinese Journal of Mechanical Engineering*, 32(1), aug 2019.
- [200] Patrick Slade, Mykel J. Kochenderfer, Scott L. Delp, and Steven H. Collins. Personalizing exoskeleton assistance while walking in the real world. *Nature*, 610(7931) :277–282, October 2022.
- [201] Lauren H. Smith, Levi J. Hargrove, Blair A. Lock, and Todd A. Kuiken. Determining the optimal window length for pattern recognition-based myoelectric control : Balancing the competing effects of classification error and controller delay. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 19(2) :186–192, April 2011.
- [202] Samuel J. Sober and Philip N. Sabes. Multisensory integration during motor planning. *The Journal of Neuroscience*, 23(18) :6982–6992, August 2003.
- [203] M. Solomonow, R. Baratta, M. Bernardi, B. Zhou, Y. Lu, M. Zhu, and S. Acierno. Surface and wire emg crosstalk in neighbouring muscles. *Journal of Electromyography and Kinesiology*, 4(3) :131–142, January 1994.
- [204] Tao Song, Zhe Yan, Shuai Guo, Yuwen Li, Xianhua Li, and Fengfeng Xi. Review of sEMG for robot control : Techniques and applications. *Applied Sciences*, 13(17) :9546, aug 2023.
- [205] Stanford Artificial Intelligence Laboratory et al. Robotic operating system.
- [206] Barry E. Stein and Terrence R. Stanford. Multisensory integration : current issues from the perspective of the single neuron. *Nature Reviews Neuroscience*, 9(4) :255–266, April 2008.
- [207] Irsa Talib, Kenneth Sundaraj, Chee Kiang Lam, Jawad Hussain, and Md. Asraf Ali. A review on crosstalk in myographic signals. *European Journal of Applied Physiology*, 119(1) :9–28, September 2018.

BIBLIOGRAPHIE

- [208] Gang Tang and Cheng-Tao Wang. A muscle-path-plane method for representing muscle contraction during joint movement. *Computer Methods in Biomechanics and Biomedical Engineering*, 13(6) :723–729, December 2010.
- [209] Zhichuan Tang, Kejun Zhang, Shouqian Sun, Zenggui Gao, Lekai Zhang, and Zhongliang Yang. An upper-limb power-assist exoskeleton using proportional myoelectric control. *Sensors*, 14(4) :6677–6694, apr 2014.
- [210] Tatsuya Teramae, Tomoyuki Noda, and Jun Morimoto. EMG-based model predictive control for physical human–robot interaction : Application for assist-as-needed control. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 3(1) :210–217, jan 2018.
- [211] Darryl G. Thelen. Adjustment of muscle mechanics model parameters to simulate dynamic contractions in older adults. *Journal of Biomechanical Engineering*, 125(1) :70–77, feb 2003.
- [212] Jean Theurel and Kevin Desbrosses. Occupational exoskeletons : Overview of their benefits and limitations in preventing work-related musculoskeletal disorders. *IIEE Transactions on Occupational Ergonomics and Human Factors*, 7(3-4) :264–280, jul 2019.
- [213] Benjamin Treussart. *Étude et conception d'un système de pilotage intuitif d'exosquelette pour l'assistance au port de charges*. PhD thesis, 2021.
- [214] Benjamin Treussart, Remi Caron, Franck Geffard, Frederic Marin, and Nicolas Vignais. Personalizing the control law of an upper-limb exoskeleton using emg signal. September 2021.
- [215] Benjamin Treussart, Franck Geffard, Nicolas Vignais, and Frederic Marin. Controlling an exoskeleton with EMG signal to assist load carrying : A personalized calibration. In *2019 International Conference on Mechatronics, Robotics and Systems Engineering (MoRSE)*. IEEE, dec 2019.
- [216] Benjamin Treussart, Franck Geffard, Nicolas Vignais, and Frederic Marin. Controlling an upper-limb exoskeleton by EMG signal while carrying unknown load. In *2020 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*. IEEE, may 2020.
- [217] Emilio Trigili, Lorenzo Grazi, Simona Crea, Alessandro Accogli, Jacopo Carpaneto, Silvestro Micera, Nicola Vitiello, and Alessandro Panarese. Detection of movement onset using emg signals for upper-limb exoskeletons in reaching tasks. *Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation*, 16(1), mar 2019.
- [218] Triwiyanto, Oyas Wahyunggoro, Hanung Adi Nugroho, and Herianto. Quantitative relationship between feature extraction of semg and upper limb elbow joint angle. In *2016 International Seminar on Application*

- for Technology of Information and Communication (ISemantic)*. IEEE, August 2016.
- [219] An-Chih Tsai, Tsung-Han Hsieh, Jer-Junn Luh, and Ta-Te Lin. A comparison of upper-limb motion pattern recognition using emg signals during dynamic and isometric muscle contractions. *Biomedical Signal Processing and Control*, 11 :17–26, may 2014.
- [220] An-Chih Tsai, Jer-Junn Luh, and Ta-Te Lin. A novel stft-ranking feature of multi-channel emg for motion pattern recognition. *Expert Systems with Applications*, 42(7) :3327–3341, may 2015.
- [221] Thomas K. Uchida. *Biomechanics of movement*. The MIT Press, Cambridge, Massachusetts, 2020.
- [222] Emre Ugur and Hakan Girgin. Compliant parametric dynamic movement primitives. *Robotica*, 38(3) :457–474, May 2019.
- [223] Khalil Ullah and Jung-Hoon Kim. A mathematical model for mapping EMG signal to joint torque for the human elbow joint using nonlinear regression. In *2009 4th International Conference on Autonomous Robots and Agents*. IEEE, feb 2009.
- [224] Loek A. van der Heide, Gert Jan Gelderblom, and Luc P. de Witte. Effects and effectiveness of dynamic arm supports : A technical review. *American Journal of Physical Medicine and Rehabilitation*, 94(1) :44–62, January 2015.
- [225] Ilse J.W. van Nes, Rosanne B. van Dijk, Frank H.M. van Herpen, Hennie Rijken, Alexander C.H. Geurts, and Noël L.W. Keijsers. Improvement of quality of life after 2-month exoskeleton training in patients with chronic spinal cord injury. *The Journal of Spinal Cord Medicine*, 47(3) :354–360, April 2022.
- [226] J.P.P van Vugt and J.G van Dijk. A convenient method to reduce crosstalk in surface emg. *Clinical Neurophysiology*, 112(4) :583–592, April 2001.
- [227] Dorian Verdel, Simon Bastide, Franck Geffard, Olivier Bruneau, Nicolas Vignais, and Bastien Berret. Reoptimization of single-joint motor patterns to non-earth gravity torques induced by a robotic exoskeleton. *iScience*, 26(11) :108350, November 2023.
- [228] Dorian Verdel, Simon Bastide, Nicolas Vignais, Olivier Bruneau, and Bastien Berret. An identification-based method improving the transparency of a robotic upper limb exoskeleton. *Robotica*, 39(9) :1711–1728, feb 2021.
- [229] Dorian Verdel, Simon Bastide, Nicolas Vignais, Olivier Bruneau, and Bastien Berret. Human weight compensation with a backdrivable upper-limb exoskeleton : Identification and control. *Frontiers in Bioengineering and Biotechnology*, 9, jan 2022.

BIBLIOGRAPHIE

- [230] Dorian Verdel, Olivier Bruneau, Guillaume Sahm, Nicolas Vignais, and Bastien Berret. The value of time in the invigoration of human movements when interacting with a robotic exoskeleton. *Science Advances*, 9(38), September 2023.
- [231] Dorian Verdel, Anais Farr, Thibault Devienne, Nicolas Vignais, Bastien Berret, and Olivier Bruneau. Human movement modifications induced by different levels of transparency of an active upper limb exoskeleton. *Frontiers in Robotics and AI*, 11, January 2024.
- [232] Dorian Verdel, Guillaume Sahm, Simon Bastide, Olivier Bruneau, Bastien Berret, and Nicolas Vignais. Influence of the physical interface on the quality of human–exoskeleton interaction. *IEEE Transactions on Human-Machine Systems*, 53(1) :44–53, feb 2022.
- [233] Dorian Verdel, Guillaume Sahm, Olivier Bruneau, Bastien Berret, and Nicolas Vignais. A trade-off between complexity and interaction quality for upper limb exoskeleton interfaces. *Sensors*, 23(8) :4122, apr 2023.
- [234] JUKKA T. VIITASALO and PAAVO V. KOMI. Interrelationships between electromyographic, mechanical, muscle structure and reflex time measurements in man. *Acta Physiologica Scandinavica*, 111(1) :97–103, January 1981.
- [235] Pauli Virtanen, Ralf Gommers, Travis E. Oliphant, Matt Haberland, Tyler Reddy, David Cournapeau, Evgeni Burovski, Pearu Peterson, Warren Weckesser, Jonathan Bright, Stéfan J. van der Walt, Matthew Brett, Joshua Wilson, K. Jarrod Millman, Nikolay Mayorov, Andrew R. J. Nelson, Eric Jones, Robert Kern, Eric Larson, C J Carey, İlhan Polat, Yu Feng, Eric W. Moore, Jake VanderPlas, Denis Laxalde, Josef Perktold, Robert Cimrman, Ian Henriksen, E. A. Quintero, Charles R. Harris, Anne M. Archibald, Antônio H. Ribeiro, Fabian Pedregosa, Paul van Mulbregt, and SciPy 1.0 Contributors. SciPy 1.0 : Fundamental Algorithms for Scientific Computing in Python. *Nature Methods*, 17 :261–272, 2020.
- [236] Tristan Vouga, Romain Baud, Jemina Fasola, Mohamed Bouri, and Hannes Bleuler. Twice — a lightweight lower-limb exoskeleton for complete paraplegics. In *2017 International Conference on Rehabilitation Robotics (ICORR)*. IEEE, July 2017.
- [237] Zijun Wei, Zhi-Qiang Zhang, and Sheng Quan Xie. Continuous motion intention prediction using semg for upper-limb rehabilitation : A systematic review of model-based and model-free approaches. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 32 :1466–1483, 2024.
- [238] Qingcong Wu and Ying Chen. Adaptive cooperative control of a soft elbow rehabilitation exoskeleton based on improved joint torque estimation. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 184 :109748, feb 2023.

- [239] Peng Xia, Jie Hu, and Yinghong Peng. Emg-based estimation of limb movement using deep learning with recurrent convolutional neural networks. *Artificial Organs*, 42(5), October 2017.
- [240] Zhen Gang Xiao and Carlo Menon. A review of force myography research and development. *Sensors*, 19(20) :4557, October 2019.
- [241] Michele Xiloyannis, Domenico Chiaradia, Antonio Frisoli, and Lorenzo Masia. Physiological and kinematic effects of a soft exosuit on arm movements. *Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation*, 16(1), February 2019.
- [242] Dawen Xu, Qingcong Wu, and Yanghui Zhu. Development of a sEMG-based joint torque estimation strategy using hill-type muscle model and neural network. *Journal of Medical and Biological Engineering*, 41(1) :34-44, jun 2020.
- [243] Liang Yan, Xiaoshan Gao, Xiongjie Zhang, and Suokui Chang. Human-robot collaboration by intention recognition using deep lstm neural network. In *2019 IEEE 8th International Conference on Fluid Power and Mechatronics (FPM)*. IEEE, April 2019.
- [244] Siboyang, Neha P. Garg, Ruobin Gao, Meng Yuan, Bernardo Noronha, Wei Tech Ang, and Dino Accoto. Learning-based motion-intention prediction for end-point control of upper-limb-assistive robots. *Sensors*, 23(6) :2998, March 2023.
- [245] Yuhang Ye, Chao Liu, Nabil Zemiti, and Chenguang Yang. Optimal feature selection for emg-based finger force estimation using lightgbm model. In *2019 28th IEEE International Conference on Robot and Human Interactive Communication (RO-MAN)*. IEEE, October 2019.
- [246] Masahiro Yoshikawa, Ryo Sato, Takanori Higashihara, Tsukasa Ogawara, and Noritaka Kawashima. Rehand : Realistic electric prosthetic hand created with a 3d printer. In *2015 37th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*. IEEE, August 2015.
- [247] Ho Yu, Il Seop Choi, Kyung-Lyong Han, Jae Yeon Choi, Goobong Chung, and Jinho Suh. Development of a upper-limb exoskeleton robot for refractory construction. *Control Engineering Practice*, 72 :104-113, March 2018.
- [248] Zhibin Yu and Minhoo Lee. Human motion based intent recognition using a deep dynamic neural model. *Robotics and Autonomous Systems*, 71 :134-149, September 2015.
- [249] Zhibin Yu, Dennis S. Moirangthem, and Minhoo Lee. Continuous timescale long-short term memory neural network for human intent understanding. *Frontiers in Neurorobotics*, 11, August 2017.

BIBLIOGRAPHIE

- [250] George I. Zahalak. *Modeling Muscle Mechanics (and Energetics)*, pages 1–23. Springer New York, 1990.
- [251] Chao Zhang, Cecilia W.P. Li-Tsang, and Ricky K.C. Au. Robotic approaches for the rehabilitation of upper limb recovery after stroke : a systematic review and meta-analysis. *International Journal of Rehabilitation Research*, 40(1) :19–28, March 2017.
- [252] Longbin Zhang, Zhijun Li, Yingbai Hu, Christian Smith, Elena M. Gutierrez Farewik, and Ruoli Wang. Ankle joint torque estimation using an emg-driven neuromusculoskeletal model and an artificial neural network model. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 18(2) :564–573, April 2021.
- [253] Longbin Zhang, Davit Soselia, Ruoli Wang, and Elena M. Gutierrez-Farewik. Lower-limb joint torque prediction using LSTM neural networks and transfer learning. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 30 :600–609, 2022.
- [254] Qiang Zhang, Krysten Lambeth, Ziyue Sun, Albert Dodson, Xuefeng Bao, and Nitin Sharma. Evaluation of a fused sonomyography and electromyography-based control on a cable-driven ankle exoskeleton. *IEEE Transactions on Robotics*, 39(3) :2183–2202, jun 2023.
- [255] Tie Zhang, Hubo Chu, Yanbiao Zou, and Hanlei Sun. A robust electromyography signals-based interaction interface for human-robot collaboration in 3d operation scenarios. *Expert Systems with Applications*, 238 :122003, March 2024.
- [256] Kunkun Zhao, Zhisheng Zhang, Haiying Wen, and Alessandro Scano. Intra-subject and inter-subject movement variability quantified with muscle synergies in upper-limb reaching movements. *Biomimetics*, 6(4) :63, October 2021.
- [257] Mingde Zheng, Michael S. Crouch, and Michael S. EGGLESTON. Surface electromyography as a natural human-machine interface : A review. *IEEE Sensors Journal*, 22(10) :9198–9214, may 2022.
- [258] Xianlian Zhou and Liying Zheng. Model-based comparison of passive and active assistance designs in an occupational upper limb exoskeleton for overhead lifting. *IIE Transactions on Occupational Ergonomics and Human Factors*, 9(3–4) :167–185, July 2021.
- [259] Bo Zhu, Daohui Zhang, Yaqi Chu, Yalun Gu, and Xingang Zhao. Senic : An open source dataset for semg-based gesture recognition in non-ideal conditions. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 30 :1252–1260, 2022.
- [260] Yanghui Zhu, Qingcong Wu, Bai Chen, Ziyue Zhao, and Conghui Liang. Physical human-robot interaction control of variable stiffness exoskele-

- ton with sEMG-based torque estimation. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, pages 1–10, 2023.
- [261] Zhenhua Zhu, Amrita Dutta, and Fei Dai. Exoskeletons for manual material handling – a review and implication for construction applications. *Automation in Construction*, 122 :103493, February 2021.
- [262] Amirreza Ziai and Carlo Menon. Comparison of regression models for estimation of isometric wrist joint torques using surface electromyography. *Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation*, 8(1) :56, 2011.
- [263] Yves Zimmermann, Alessandro Forino, Robert Riener, and Marco Hutter. Anyexo : A versatile and dynamic upper-limb rehabilitation robot. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 4(4) :3649–3656, October 2019.
- [264] Andrea Zonnino and Fabrizio Sergi. Model-based estimation of individual muscle force based on measurements of muscle activity in forearm muscles during isometric tasks. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 67(1) :134–145, jan 2020.