HAL open science

Analyse du contrôle moteur humain pour différents niveaux d'assistance induits par un exosquelette actif du membre supérieur

Dorian Verdel

▶ **To cite this version:**

Dorian Verdel. Analyse du contrôle moteur humain pour différents niveaux d'assistance induits par un exosquelette actif du membre supérieur. Neurosciences. Université Paris-Saclay, 2023. Français. NNT : 2023UPASW002 . tel-04069680

HAL Id: tel-04069680

https://theses.hal.science/tel-04069680

Submitted on 14 Apr 2023

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.

Analyse du contrôle moteur humain pour différents niveaux d'assistance induits par un exosquelette actif du membre supérieur

Analysis of human motor control through different levels of assistance provided by an active upper limb exoskeleton

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 l'unité de recherche CIAMS (Université Paris-Saclay), sous la direction de Bastien BERRET, professeur des universités, la co-direction d'Olivier BRUNEAU, professeur des universités.

Thèse soutenue à Paris-Saclay, le 15 Mars 2023, par

Dorian VERDEL

Composition du jury

Membres du jury avec voix délibérative

Étienne Burdet PU, Imperial College London	Président
Lionel Bringoux PU, Aix-Marseille Université	Rapporteur & Examinateur
Gentiane Venture PU, Université de Tokyo	Rapporteur & Examinatrice
Agnès Roby-Brami DR émérite, INSERM	Examinatrice

THÈSE DE DOCTORAT

NNT : 2023UPASW002

université PARIS-SACLAY

ÉCOLE DOCTORALE
Sciences du sport, de la motricité et du mouvement humain (SSMMH)

Titre : Analyse du contrôle moteur humain pour différents niveaux d'assistance induits par un exosquelette actif du membre supérieur

Mots clés : interaction humain-exosquelette, lois de contrôle, contrôle moteur, contrôle optimal.

Résumé : Les exosquelettes actifs sont des systèmes prometteurs, dont les nombreuses applications potentielles visent essentiellement à prévenir et traiter les déficiences motrices. Ce potentiel est, actuellement, sous-exploité. Les principales raisons de cette sous-exploitation sont, d'abord, les limites des exosquelettes, tant en termes de conception mécanique que de conception de modes de contrôle, ensuite, les limites des connaissances quant à l'adaptation du mouvement humain lors de l'interaction avec un exosquelette.

Ces travaux de thèse se basent sur l'hypothèse selon laquelle un développement conjoint des exosquelettes et des connaissances en contrôle moteur humain pourrait permettre d'améliorer la qualité de l'interaction. Nous montrerons notamment que, l'évaluation des exosquelettes par des métriques inspirées du contrôle moteur et la caractérisation de l'adaptation du mouvement humain, en réponse à des efforts appliqués par l'exosquelette, constituent un cercle vertueux.

Au cours de ces travaux, un mode transparent (*i.e.*, l'exosquelette suit le mouvement humain en le perturbant le moins possible) et un mode antigravitaire (*i.e.*, l'exosquelette compense le poids du membre humain) ont été développés et évalués sur un exosquelette de membre supérieur. Ces développements ont d'abord permis d'améliorer la transparence de l'exosquelette, par la conception d'une loi de contrôle puis d'interfaces humain-exosquelette. Ensuite, la prise en compte des défauts d'alignement articulaires entre l'humain et l'exosquelette a permis la conception d'un mode antigravitaire efficace et individualisé.

Ces développements ont ensuite été utilisés pour tester et étendre deux théories influentes en contrôle moteur : la théorie d'exploitation optimale de la gravité ambiante dans la planification du mouvement et la théorie du coût du temps. L'extension de ces deux théories pourrait avoir des implications intéressantes pour le développement futur des exosquelettes. D'abord, l'utilisation de champs gravitaires réduits est une méthode classique d'utilisation des exosquelettes en rééducation neuromotrice. Une meilleure compréhension de l'adaptation du mouvement humain à de tels champs pourrait donc, par exemple, permettre la conception de nouveaux protocoles de rééducation. Ensuite, l'extension de la théorie du coût du temps pourrait permettre de prédire la durée de mouvements arbitraires à partir d'une identification simple. Cela pourrait, notamment, permettre de mieux estimer les trajectoires autour desquelles le mouvement humain peut être assisté. Ces travaux de thèse ont d'abord permis de montrer que le mouvement humain s'adapte très rapidement et optimalement à des champs gravitaires arbitraires, y compris inversés (*i.e.*, dirigés vers le haut). Ensuite, un compromis optimal entre effort et temps de mouvement, sous-tendu par un coût du temps, a pu être mis en évidence et quantifié. Cela a notamment permis de montrer que l'interaction avec un exosquelette qui serait plus lent que les mouvements planifiés par l'humain, peut conduire ce dernier à dépenser des quantités importantes d'énergie pour gagner du temps, ce qui conduirait nécessairement à une fatigue prématurée et une baisse de l'acceptabilité du système lors d'une utilisation prolongée.

Ces travaux de thèse illustrent le cercle vertueux précédemment introduit et montrent ses effets bénéfiques, tant pour le développement et l'évaluation des exosquelettes que pour l'extension de théories sur le contrôle moteur humain. Ils ouvrent également de nombreuses perspectives pour le développement de nouveaux exosquelettes actifs, pour leur utilisation à large échelle en recherche sur le contrôle moteur humain et pour des applications en rééducation neuromotrice et en prévention des troubles musculo-squelettiques au travail.

Title : Analysis of human motor control through different levels of assistance provided by an active upper limb exoskeleton

Keywords : human-exoskeleton interaction, control laws, motor control, optimal control

Abstract : Active exoskeletons are promising devices with a wide range of potential applications, mainly in the prevention and treatment of motor deficiencies. This potential is currently under-exploited. The main causes of this under-exploitation are, firstly, the limitations of exoskeletons, both in terms of mechanical design and control mode design, and secondly, the limitations of knowledge regarding human movement adaptation during the interaction with an exoskeleton.

This thesis work is based on the hypothesis that a joint development of exoskeletons and knowledge regarding human motor control could improve the quality of interaction. We will show that, the evaluation of exoskeletons using metrics inspired by motor control and the analysis of the adaptation of human movement in response to efforts applied by the exoskeleton constitute a virtuous circle.

In the course of this work, a transparent mode (*i.e.*, the exoskeleton follows the human movement while disturbing it as little as possible) and an antigravity mode (*i.e.*, the exoskeleton compensates for the weight of the human limb) were developed and evaluated on an upper limb exoskeleton. These developments first allowed to improve the transparency of the exoskeleton, by improving the control law and the human-exoskeleton interfaces. Then, the consideration of joint misalignments between the human and the exoskeleton allowed the design of an efficient and individualised antigravity mode.

These developments were then used to test and extend two influential theories in motor control : the theory of optimal exploitation of ambient gravity in motion planning and the theory of the cost of time. The extension of these two theories could have interesting implications for the future development of exoskeletons. Firstly, the use of reduced gravity fields is a conventional method of using exoskeletons in neuromotor rehabilitation. A better understanding of the adaptation of human movement to such fields could, therefore, allow the design of new rehabilitation protocols. Secondly, the extension of the cost of time theory could make it possible to predict the duration of arbitrary movements from a simple identification procedure. This could, in particular, allow a better estimation of the trajectories around which human movement can be assisted. This thesis work first showed that human movement adapts very quickly and optimally to arbitrary gravity fields, including inverted ones (*i.e.*, upwards). Then, an optimal trade-off between effort and movement time, subtended by a cost of time, was highlighted and quantified. In particular, it was possible to show that interaction with an exoskeleton slower than the human's planned movements can lead the latter to spend significant amounts of energy to save time, which would necessarily lead to premature fatigue and reduced acceptability of the device during extended utilisation.

This thesis work has established the previously introduced virtuous circle and shown its beneficial effects, both for the development and evaluation of exoskeletons, and for the extension of theories regarding human motor control. They also pave the path for the development of new active exoskeletons, for their widespread use in human motor control research, and for applications in neuromotor rehabilitation and prevention of musculoskeletal disorders at work.

Remerciements

Mes premiers remerciements vont à mes directeurs de thèse, Bastien, Nicolas et Olivier. Merci pour la qualité humaine et scientifique de votre encadrement qui m'a permis d'apprendre énormément de choses.

Merci à Caroline Theulier et Pedro Rodriguez-Ayerbe pour avoir participé à mes comités de suivi, pour vos conseils et remarques et votre bienveillance.

Merci à Etienne Burdet d'avoir effectué le déplacement depuis Londres pour présider mon jury. Merci à Lionel Bringoux d'avoir effectué le déplacement depuis Marseille et d'avoir accepté de rapporter mes travaux de thèse. Merci à Gentiane Venture d'avoir accepté de rapporter mes travaux de thèse et d'avoir participé au jury. Merci à Agnès Roby-Brami d'avoir accepté d'examiner mes travaux de thèse.

La suite de mes remerciements va à ceux avec qui il m'a été donné de travailler pendant cette thèse. Merci à Simon pour m'avoir introduit au contrôle moteur et accueilli quand j'étais stagiaire. Merci à Wahbi, Lucas et Waldez pour votre engagement et pour les discussions intéressantes autour de l'exosquelette. Merci à Anais, Erwan, Guillaume, Laurie, Thibault et Wahbi pour les travaux que nous avons pu réaliser ensemble pendant vos stages respectifs. Merci à Baptiste et Antoine pour les discussions ponctuées de lancers de pièces. Merci à Arianne pour les discussions salées mais dans la bonne humeur. Merci à Elodie et Ombeline pour l'accueil et la bonne ambiance du laboratoire à laquelle vous avez beaucoup participé. Merci à tous les autres membres du CIAMS pour la bonne ambiance générale du laboratoire.

Enfin, je me dois de remercier ceux qui ont partagé ma vie pendant ces années. Merci à Emilie pour ta présence et ton soutien sans failles depuis plus de cinq ans déjà. Merci à Jean-Do et Laurent pour les discussions cyber-pizza du Dimanche. Merci à Julia pour les séances d'escalade et les randos en Italie. Merci à ma famille, en particulier mes parents, pour tout ce que vous m'avez donné depuis ma naissance. Si j'ai pu arriver au bout de ces longues études, c'est grâce à vous. Je vous remercie également d'avoir pris le temps de relire et corriger mon manuscrit.

Publications réalisées

Les contributions associées à ces travaux de thèse seront présentées sous la forme d'articles publiés ou en cours de préparation. L'ensemble des communications découlant de mes travaux est présenté ci-dessous, celles incluses dans ce manuscrit sont suivies du numéro de chapitre auquel elles sont introduites.

Publications dans une revue :

- Verdel D., Bastide S., Vignais N., Bruneau O. and Berret B. An identification-based method improving the transparency of a robotic upper-limb exoskeleton. *Robotica* 39(9), pp. 1711–1728. Feb. 2021. doi : 10.1017/S0263574720001459 (Chapitre 6).
- Verdel D., Sahm G., Bastide S., Bruneau O., Berret B. and Vignais N. Influence of the Physical Interface on the Quality of Human–Exoskeleton Interaction. *IEEE Transactions on Human-Machine Systems*, Jun. 2022. doi : 10.1109/THMS.2022.3175415 (Chapitre 6).
- Verdel D., Bastide S., Vignais N., Bruneau O. and Berret B. Human Weight Compensation With a Backdrivable Upper-Limb Exoskeleton : Identification and Control. *Frontiers in Bioengineering and Biotechnology* 9, pp. 1–16, Jan. 2022. doi : 10.3389/fbioe.2021.796864 (Chapitre 7).
- Verdel D., Bastide S., Geffard F., Bruneau O., Vignais N. and Berret B. Fast reoptimization of human motor patterns in non-Earth gravity fields locally induced by a robotic exoskeleton. *bioRxiv*, Nov. 2022. doi : 10.1101/2022.11.10.516038 (Chapitre 8).
- Verdel D., Bruneau O., Sahm G., Vignais N. and Berret B. The value of time in the invigoration of human movements when interacting with a robotic exoskeleton. *bioRxiv*, Mar. 2023. doi : 10.1101/2023.03.21.533648 (Chapitre 9).

Autres communications :

- Verdel D., Bastide S., Vignais N., Bruneau O. and Berret B. Evaluation of a new control law improving the transparency of an exoskeleton. *Workshop on Integrating Multidisciplinary Approaches to Advance Physical Human-Robot Interaction – ICRA 2020 Workshop*, 2020.
- Verdel D., Bastide S., Vignais N., Bruneau O. and Berret, B. Improving and quantifying the transparency of an upper-limb robotic exoskeleton with a force sensor and electromyographic measures. 46eme *Congès Société Biomécanique. Computer Methods in Biomechanics and Biomedical Engineering.* 24 :sup1, pp. 261–263. 2021 (Chapitre 6).
- Verdel D., Sahm G., Bastide S., Bruneau O., Berret B. and Vignais N. Human-exoskeleton interfaces design and their impact on interaction. *4th Workshop on Integrating Multidisciplinary Approaches to Advance Physical Human-Robot Interaction – ICRA 2022 Workshop*, 2022.
- Verdel D., Bastide S., Geffard F., Bruneau O., Vignais N. and Berret B. Humans can quickly and optimally adapt to non-Earth gravity fields locally induced by a robotic exoskeleton. *Neural Control of Movement*, Jul. 2022 (Poster).

Prix de thèse :

- Lauréat du prix de la Fédération Demenÿ-Vaucanson 2020 : Verdel D., Bastide S., Vignais N., Bruneau O. and Berret, B. Performance index and identification method improving the transparency of a robotic orthosis. Fédération Demenÿ-Vaucanson (2020).

Table des matières

I Cadre théorique 11

1 Les exosquelettes et leurs applications 12
1.1 Définition, classification et principales applications . . . 12
1.1.1 Définition . . . 12
1.1.2 Classification des exosquelettes . . . 13
1.2 Principaux modes de contrôle des exosquelettes actifs . . . 18
1.2.1 Contrôle transparent . . . 19
1.2.2 Contrôle antigravitaire . . . 24
1.2.3 Modes de contrôle adaptatifs . . . 30
1.2.4 Applications à l'analyse du contrôle moteur humain . . . 35

2 Contrôle moteur et théories investiguées 37
2.1 Généralités sur le contrôle moteur . . . 37
2.1.1 Composantes neuronales de la génération du mouvement . . . 37
2.1.2 Théorie du contrôle optimal . . . 42
2.2 Intégration de la gravité dans la planification motrice . . . 44
2.2.1 Composantes neuronales de l'intégration de la gravité . . . 44
2.2.2 Hypothèse de compensation de la gravité . . . 46
2.2.3 Hypothèse d'intégration optimale de la gravité . . . 47
2.3 Vigueur du mouvement et cas du compromis temps-effort . . . 61
2.3.1 Origines et définition . . . 61
2.3.2 Composantes neuronales de la modulation de la vigueur . . . 64
2.3.3 Approches comportementales et optimalité . . . 66

3 Conclusion et objectifs des travaux 74

II Méthodologie générale 75

4 Tâche expérimentale et variables d'intérêt 76
4.1 Tâche expérimentale . . . 76
4.1.1 Participants . . . 76
4.1.2 Mouvements de pointage à un degré de liberté . . . 76
4.2 Moyens de mesure du mouvement . . . 77
4.2.1 Mesures de la cinématique . . . 77
4.2.2 Mesures des activités musculaires . . . 79

5 Plateforme expérimentale et exosquelette ABLE 82
5.1 Présentation de l'exosquelette ABLE . . . 82
5.2 Évolutions successives apportées à l'exosquelette . . . 84
5.2.1 Implémentation de capteurs d'efforts . . . 84
5.2.2 Conception d'interfaces humain-exosquelette . . . 85
5.3 Structure de la plateforme . . . 85

III Contributions sur l'interaction humain-exosquelette 87

6 Amélioration et évaluation de la transparence 89
6.1 Lois de contrôle 89
6.2 Interfaçage physique 111

7 Conception et évaluation d'une commande antigravitaire dynamique 122

IV Contributions sur le contrôle moteur 142

8 Adaptation humaine à des champs gravitaires induits par un exosquelette 144

9 Coût du temps et trajectoire d'assistance au mouvement 183

V Discussion générale 212

10 Interaction humain-exosquelette et perspectives 213
10.1 Amélioration de la transparence 213
10.2 Mode antigravitaire 215
10.3 Perspectives pour l'interaction humain-exosquelette 217

11 Théories du contrôle moteur et perspectives 219
11.1 Exploitation optimale de la gravité 219
11.2 Théorie du coût intrinsèque du temps 222
11.3 Perspectives pour l'analyse du contrôle moteur humain 224

12 Conclusion générale 227

Introduction

L'être humain, à l'instar des autres animaux, est capable de se mouvoir dans l'espace, sans même y prêter attention, avec une facilité déconcertante en regard de la complexité biomécanique et physiologique du corps humain. Cette dichotomie est d'autant plus criante lorsque nous essayons de mettre en mouvement des systèmes complexes, créés par la main humaine, tels que des robots humanoïdes ou des robots interagissant avec l'humain. La mise en mouvement efficace de tels systèmes est complexe, coûteuse en termes de temps de calcul, et demande de nombreux développements techniques pour exploiter de manière cohérente les données pouvant être mesurées dans l'environnement via différents capteurs. Au contraire, le cerveau humain est capable, en un laps de temps très court, d'accumuler de grandes quantités d'informations, provenant de sources très différentes (visuelles, vestibulaires, proprioceptives, et bien d'autres), pour réaliser des tâches complexes de manière efficiente. Comme nous le verrons par la suite, cette notion d'efficience est très prononcée dans le mouvement humain, à tel point qu'il est possible de le modéliser et de le prédire via des modèles supposant une optimalité, par exemple énergétique, dans sa réalisation [1].

Ces modèles sont issus de la théorie du contrôle optimal [2, 3], qui repose sur la formulation de fonctions de coût qu'il convient de minimiser pour obtenir une action optimale. Cette notion d'optimalité a guidé la recherche en contrôle moteur durant les dernières décennies, en montrant des résultats prometteurs, bien que toujours orphelins d'une théorie unificatrice décrivant la totalité du processus de planification, d'exécution et de contrôle du mouvement [4]. Nous proposons ici de détourner les fonctions initiales des exosquelettes, qui sont des systèmes en pleine expansion dans le champ de la collaboration humain-machine, afin de mieux comprendre le contrôle moteur humain, en générant des situations inédites, pour étendre et valider expérimentalement certaines lois issues du champ du contrôle optimal.

Les exosquelettes ont initialement été développés dans un but d'assistance au mouvement humain, sur la base de structures cinématiques reproduisant la cinématique humaine. Ce choix de conception biomimétique pour assister le mouvement humain – d'autres méthodes toutes aussi efficaces sont également très développées dans le champ de la robotique collaborative – offre des possibilités uniques pour étendre les connaissances en contrôle moteur tout en développant les exosquelettes eux-mêmes. En effet, cette similarité cinématique permet d'abord de dégager une symétrie mécanique entre les exosquelettes, notamment motorisés, et les humains qui les portent, l'ensemble formant une chaîne fermée avec tous les problèmes de compatibilité cinématique que cela induit [5]. Elle génère ensuite une forme de symétrie dans la méthode de contrôle, les exosquelettes pouvant être contrôlés pour assister l'humain dans la réalisation de tâches diverses. Nous argumenterons que cette symétrie permet d'améliorer la conception mécanique et le contrôle des exosquelettes, notamment en utilisant les lois connues du mouvement humain,

découlant d'une forme d'optimalité dans leur exécution naturelle, pour évaluer l'impact de ces exosquelettes sur le mouvement humain. Par ailleurs, elle permet également de généraliser et de valider certaines théories issues du contrôle optimal via des situations inédites ou inhabituelles, de surcroit en employant des méthodes relativement simples au regard de celles pouvant être déployées plus classiquement.

Cette notion de symétrie dans l'étude du contrôle moteur, sous le prisme de sa potentielle optimalité, et le développement des exosquelettes formalise et prolonge des travaux pré-existants visant à la conception d'une interaction humain-exosquelette symbiotique [6], approche initiée par le projet ANR EXOMAN. Elle permet également d'introduire une circularité entre ces deux éléments, reflet de la structure cinématique fermée constituée par l'humain et l'exosquelette, que nous adopterons dans la suite comme méthodologie de recherche. Cette méthodologie est résumée en Figure 1.

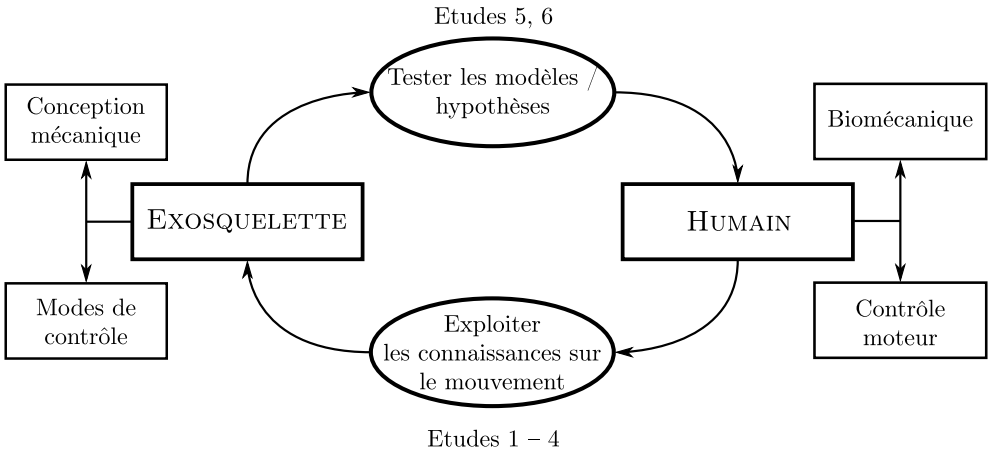


Figure 1 – Démarche de recherche employée au cours des travaux.

Dans une première partie, nous détaillerons les connaissances existantes qui nous permettront de mettre en application notre démarche de recherche. Étant donné le caractère pluridisciplinaire de notre démarche, cette revue de littérature sera divisée en trois chapitres. Dans un premier temps nous nous attacherons à décrire les connaissances relatives aux exosquelettes, notamment ceux assistant les membres supérieurs qui servent de support à nos travaux, à leurs domaines d'applications ainsi qu'à leurs modes de fonctionnement principaux (Chapitre 1). Dans un second temps, nous décrirons les fondamentaux du contrôle moteur ainsi que le détail des théories de contrôle moteur que nos travaux visent à prolonger ou valider, en cohérence avec les modes de fonctionnement principaux des exosquelettes (Chapitre 2). Finalement, cette revue de littérature sera conclue par la formulation précise des objectifs de recherche de nos travaux (Chapitre 3).

Dans une seconde partie, nous présenterons la méthode générale appliquée aux cours de nos travaux, en cohérence avec la démarche de recherche introduite en Figure 1. Cette méthode générale sera également divisée en deux chapitres. Dans un premier temps, nous présenterons l'approche expérimentale commune à toutes les études réalisées, notamment en termes de tâche motrice et de moyens de mesure (Chapitre 4). Dans un second temps, nous présenterons l'essentiel des développements matériels et logiciels réalisés, ainsi que la structure finale de la plateforme expérimentale conçue au cours des travaux (Chapitre 5).

Dans une troisième partie, nous détaillerons les contributions réalisées pour permettre des études du contrôle moteur humain. Cette partie, correspondant à la branche inférieure du cycle présenté en Figure 1, sera également divisée en deux chapitres. Dans un premier temps, nous présenterons nos travaux ayant trait à l'amélioration, logicielle et matérielle, de la transparence – définie dans le Cadre Théorique – de notre exosquelette (Chapitre 6, études 1–3). Dans un second temps, nous présenterons nos travaux détaillant la conception d'un mode antigravitaire dynamique en termes de loi de contrôle (Chapitre 7, étude 4).

Dans une quatrième partie, nous détaillerons les extensions et validations de théories de contrôle moteur que nous avons pu réaliser à l'aide d'un exosquelette. Cette partie, correspondant à la branche supérieure du cycle présenté en Figure 1, sera également divisée en deux chapitres. Dans un premier temps, nous présenterons nos travaux traitant de l'intégration optimale de la gravité dans la planification du mouvement par le système nerveux central (Chapitre 8, étude 5). Dans un second temps, nous présenterons nos travaux apportant des éléments de preuve quant à l'existence d'un coût intrinsèque du temps de mouvement, régulant la vitesse préférentielle, notamment dans le cadre de l'interaction humain-exosquelette (Chapitre 9, étude 6).

Enfin, dans une cinquième partie centrée sur l'analyse et la discussion de nos résultats, nous commencerons par discuter ceux obtenus sur l'interaction humain-exosquelette dans les modes de contrôle que nous avons développés (Chapitre 10). Dans un second temps, nous analyserons les résultats obtenus dans le cadre des extensions de théories du contrôle moteur réalisées à l'aide d'un exosquelette actif (Chapitre 11), avant une conclusion générale (Chapitre 12).

Première partie :

Cadre théorique

1 - Les exosquelettes et leurs applications

Les objectifs généraux de recherche présentés en Introduction reposent sur une utilisation originale des exosquelettes. Ces dispositifs d'assistance s'inscrivent dans le champ de la collaboration humain-machine, qui connaît un développement très important depuis deux décennies (voir Figure 1.1, [7]).

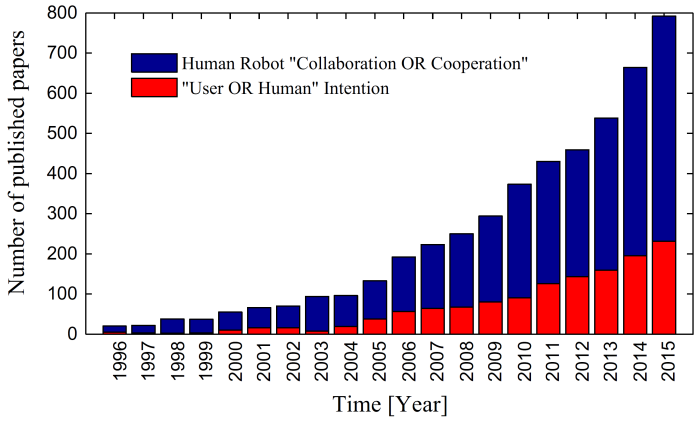


Figure 1.1 – Évolution du nombre de publications dédiées à l'étude de la collaboration humain-machine et à la détection de l'intention humaine (figure extraite de [7]).

Nous commencerons donc ce manuscrit par une revue de la littérature (non-exhaustive) concernant ces dispositifs afin de positionner nos travaux dans le champ de la collaboration humain-machine. En premier lieu, nous rappellerons la définition, la classification et recenserons les principales applications usuelles des exosquelettes (Section 1.1). Nous détaillerons ensuite les principaux modes de contrôle des exosquelettes actifs, sur lesquels sont basés nos travaux (Section 1.2). Finalement, nous conclurons cette revue par une analyse des applications potentielles de ces systèmes pour les recherches sur le contrôle moteur humain (Section 1.2.4).

1.1. Définition, classification et principales applications

1.1.1. Définition

Les exosquelettes sont des dispositifs appartenant au champ de la robotique collaborative. Leurs caractéristiques distinctives sont d'être portés par l'humain et de reproduire la cinématique des membres qu'ils assistent (*i.e.*, dispositif à contention [8]), contrairement aux autres robots collaboratifs (voir Figure 1.2). Ils partagent de nombreuses caractéristiques communes avec les squelettes externes (également appelés exosquelettes) observés chez certains animaux, tels que la carapace articulée du crabe lui permettant de se protéger de l'environnement tout en renvoyant des informations sensorielles [9].

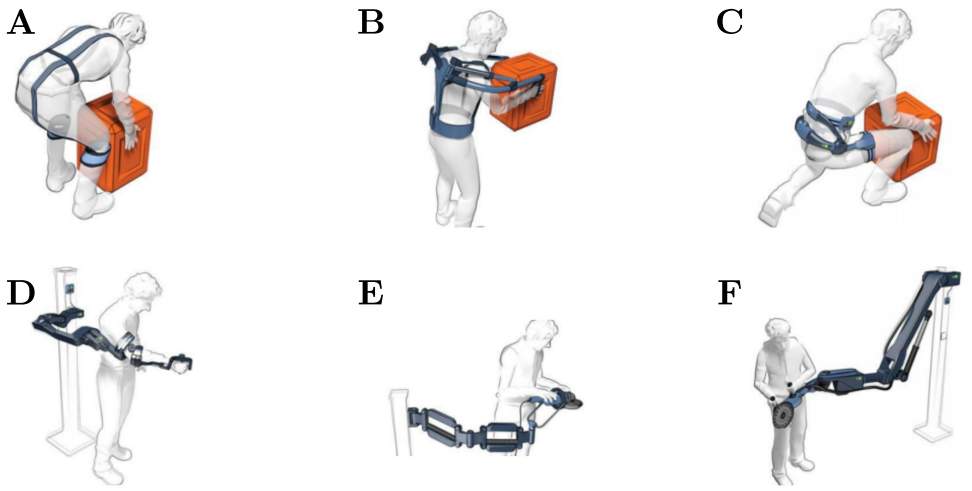


Figure 1.2 – Illustrations de différents dispositifs collaboratifs. **A–D.** Exemples d'exosquelettes permettant d'assister différents types de mouvements et différentes articulations. **E,F.** Exemples de robots collaboratifs n'appartenant pas à la classe des exosquelettes car n'étant pas des dispositifs à contention. Images extraites de [8].

Une autre différence fondamentale entre les exosquelettes et les autres robots collaboratifs réside dans la forme des efforts d'interaction. Lors de l'interaction entre un humain et un bras d'assistance, seules les mains de l'humain sont en contact avec le robot, et il est difficile d'estimer comment les efforts d'interaction se répartissent dans les différentes articulations humaines sans mesures complémentaires. Cela est notamment dû à leur redondance cinématique [10,11]. À contrario, les exosquelettes, en reproduisant la cinématique humaine, permettent de maîtriser précisément les couples appliqués à chaque articulation, ce qui est une propriété intéressante pour réaliser des études en contrôle moteur.

1.1.2. Classification des exosquelettes

Les exosquelettes sont généralement répartis dans deux catégories : les exosquelettes dits passifs, n'incluant pas de motorisation, et les exosquelettes dits actifs, motorisés et programmables. Ces deux catégories présentent chacune des avantages et inconvénients que nous détaillerons ci-dessous.

Les exosquelettes passifs

Ces exosquelettes fournissent une assistance généralement limitée à quelques postures bien précises telles que du port de charge. Ils sont d'ailleurs essentiellement conçus comme des dispositifs pour l'industrie, visant notamment à prévenir les troubles musculosquelettiques (TMS) et la fatigue au travail. Leur principe général de fonctionnement est le suivant : pour une tâche donnée, l'exosquelette va accumuler de l'énergie mécanique pendant une partie de la tâche (via des ressorts ou des lames déformables) et restituer cette énergie pendant le reste la tâche, la rendant moins pénible. Un exemple très récent est l'évaluation d'un exosquelette

de membres supérieurs par *Pacifico et al.* [12] durant une tâche de nettoyage de fenêtre en milieu industriel (*i.e.*, situation réelle). Durant cette tâche, l'exosquelette utilisé était l'exosquelette MATE [13] (voir Figure 1.3A). Le principe de fonctionnement est le suivant : des ressorts spirale sont pré-chargés dans l'espace de travail, ce qui permet de réduire les efforts liés à la gravité en statique. Lorsque l'humain bouge son bras vers le bas, les ressorts stockent de l'énergie en se comprimant, ce qui crée une sensation de gravité réduite. En revanche, lorsque l'humain se déplace vers le haut, les ressorts fournissent une assistance en se relâchant. Globalement, cet exosquelette permet donc de fournir des couples d'assistance articulaire dépendant de la position et réduisant les effets néfastes de la gravité en termes de fatigue et de risque de TMS. Dans cette tâche l'introduction d'un exosquelette permettait de réduire significativement l'activité musculaire nécessaire et de réduire la fatigue. L'introduction de tels systèmes a également été évaluée ou suggérée dans d'autres domaines industriels telles que la construction [14, 15], la mine [16], les chaînes de production [13] ou encore l'agriculture [17–20].

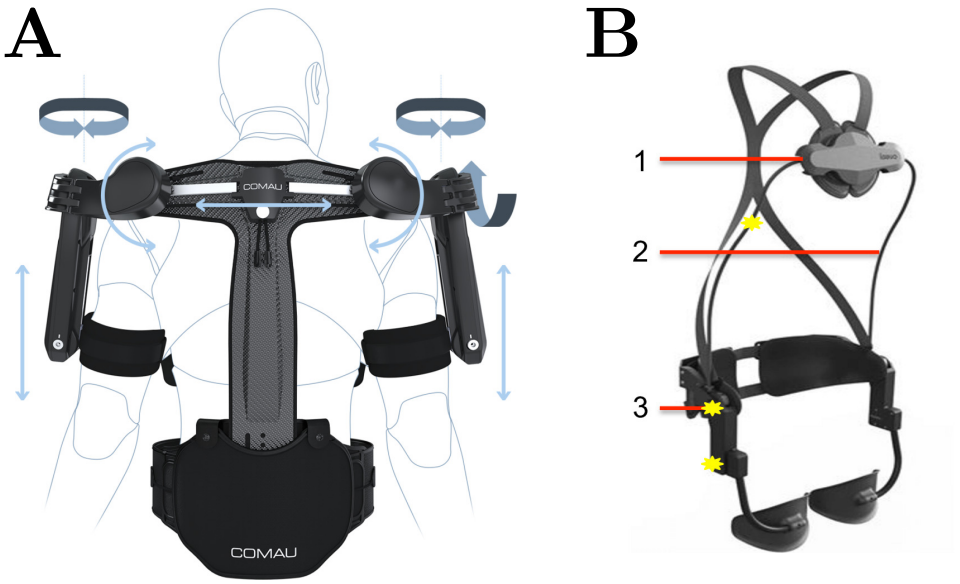


Figure 1.3 – Exemples d'exosquelettes passifs. **A.** Exosquelette de membres supérieurs MATE utilisé dans [12, 13]. **B.** Exosquelette de tronc Laevo. 1. Point de contact de l'exosquelette avec le torse. 2. Lames déformables stockant de l'énergie lors de la flexion du buste et la restituant lors de son extension. 3. Point de flexion des lames déformables. Cet exosquelette a été évalué dans plusieurs tâches allant du port de charge à la manipulation de patients atteints du CoViD-19 [21–23].

De nombreux travaux ont également été conduits en laboratoire ou en hôpital pour évaluer l'impact potentiel de différents exosquelettes lors de tâches spécifiques, industrielles ou de rééducation, et pour différentes articulations [24–32].

Principaux avantages

Les exosquelettes passifs disposent de plusieurs avantages majeurs dans la comparaison avec leurs analogues actifs. Ils sont, en règle générale, plus légers, moins encombrants et sont plus faciles à enfiler et utiliser. Par ailleurs, ils n'embarquent pas ou peu (parfois quelques moyens de mesure) d'électronique, ce qui les rend complètement indépendants d'une batterie ou d'une alimentation fixe en énergie.

Tous ces avantages sont les raisons principales du succès actuel de ces systèmes et de leur déploiement de plus en plus large dans l'industrie.

Principales limites

Les avantages des exosquelettes passifs sont à l'origine de leurs principales limites. L'absence d'actionneurs au sein de ces systèmes permet leur facilité d'utilisation et leur encombrement réduit, mais induit un manque de versatilité : chaque exosquelette est adapté à une tâche précise et, le plus souvent, dans une plage de fonctionnement spatiale limitée. De surcroit, l'effort à fournir par l'humain peut être augmenté lors de la phase de stockage de l'énergie. Finalement, il n'est en général pas possible d'adapter précisément l'assistance fournie à chaque humain utilisant le système car le comportement de l'exosquelette est entièrement "stéréotypé" de par sa structure mécanique.

Ces limites expliquent en partie le déploiement très limité de ces systèmes en rééducation fonctionnelle. En effet, les programmes de rééducation nécessitent une capacité d'adaptation initiale au patient et à sa pathologie ainsi qu'une capacité d'évolution du niveau d'assistance au fur et à mesure de ses progrès. Finalement, l'objectif de ces travaux de thèse étant d'analyser le contrôle moteur humain dans plusieurs situations inédites (cela requiert de surcroit de s'adapter à chaque humain impliqué), il est difficile d'imaginer la conception de plusieurs exosquelettes pour tester chaque théorie. De la même manière que pour la rééducation, le manque de versatilité des exosquelettes passifs rend difficile leur utilisation dans ce domaine.

> **Cette dernière limite,** concernant les études en contrôle moteur, est à l'origine du choix d'utiliser un exosquelette actif et de développer une plateforme dédiée à la mesure du mouvement humain dans nos travaux. Le reste de ce cadre théorique, concernant les exosquelettes, sera donc essentiellement dédié aux exosquelettes actifs qui, comme explicité ci-dessous, sont beaucoup plus adaptables et versatiles.

Les exosquelettes actifs

Ces exosquelettes sont programmables et motorisés. Plusieurs solutions de motorisation ont été introduites dans la littérature pour l'assistance au mouvement des membres supérieurs (voir [33] pour une revue), qu'elles soient hydrauliques [34–38], pneumatiques [39–43] ou, majoritairement, électriques [44–51]. Ces mêmes solutions ont été employées pour assister le mouvement des membres inférieurs [52–59] et du tronc [60–63].

Parmi les exosquelettes de membres supérieurs (support de nos travaux) les plus récents, il est possible de citer le modèle AnyExo, développé par *Zimmerman & al.* [64] (voir Figure 1.4). Cet exosquelette est motorisé à l'aide d'actionneurs

élastiques ANYdrive [65], permettant de fournir des couples élevés (aux alentours de $40\ \mathrm{Nm}$) tout en évitant les écueils classiques liés à l'utilisation de réducteurs à engrenages. Notamment, la présence d'un ressort spirale dans le réducteur permet une bonne absorption des chocs et améliore sensiblement la sensation de réversibilité du système. Par ailleurs, cet exosquelette inclut 7 degrés de liberté (6 pour l'épaule et 1 pour le coude) motorisés pour reproduire la cinématique de l'épaule et du coude, ce qui lui permet de s'adapter aux déplacement de la scapula. Finalement, cet exosquelette offre un grand espace de travail, largement supérieur à celui d'exosquelettes n'intégrant que 4 degrés de liberté (3 pour l'épaule et 1 pour le coude) [48, 49, 66], ou encore seulement 2 degrés de liberté (1 pour l'épaule et 1 pour le coude) [67–69]. En conclusion, ce système est l'un des plus prometteurs développés ces dernières années en matière d'exosquelette fixe (*i.e.*, non portable).

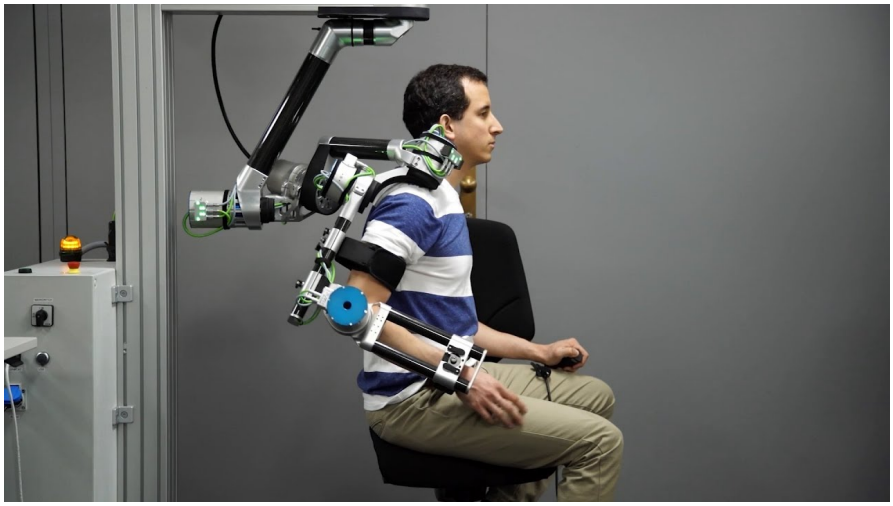


Figure 1.4 – Exosquelette de membre supérieur à 7 degrés de libertés actifs ANYExo (source : *ETH Zürich research collection*).

Le principal domaine d'application des exosquelettes actifs, dans l'état actuel de leur développement, est la rééducation neuromotrice (voir [70–76] pour de nombreuses revues de littérature), notamment car ces systèmes sont souvent fixes. Leur introduction dans un cadre industriel de prévention des TMS est également envisagée (voir [7, 25, 27] pour des revues de littérature évoquant cette introduction), bien qu'elle soit beaucoup moins avancée que celle de leurs analogues passifs.

Principaux avantages

Le principal avantage des exosquelettes actifs est leur versatilité. Il est possible d'utiliser un même exosquelette de manières très différentes, que ce soit pour implémenter différents niveaux et/ou formes d'assistance ou, dans notre cas, induire des modifications de la dynamique humaine pour tester des théories de contrôle moteur. Cette versatilité permet par exemple d'adapter le comportement de l'exosquelette au niveau de la déficience motrice d'un patient, que ce soit par l'implémentation

de différents protocoles de rééducation ou encore par le niveau d'assistance ou de résistance fourni dans un protocole donné.

Par ailleurs, les exosquelettes actifs les plus récents, tels que le ANYExo présenté précédemment, sont capables de fournir des couples articulaires très importants et maîtrisables articulation par articulation. Cela est rarement le cas des exosquelettes passifs, dont les capacités en termes de génération de force/couple sont généralement bien inférieures. Cela s'explique principalement par le fait qu'un exosquelette passif développant de tels niveaux de force dans l'espace de travail, les développerait en continu pour une posture donnée, ce qui le rendrait difficilement utilisable. Au contraire, les exosquelettes actifs sont capables de déployer cette puissance ponctuellement, pour un besoin spécifique.

Principales limites

Les principales limites des exosquelettes actifs résident dans leur manque d'autonomie et de portabilité. En effet, ces systèmes sont généralement plus lourds que leurs analogues passifs et ne peuvent se passer d'une source d'énergie (une batterie pour les systèmes portables ou une alimentation fixe). Dans le cadre des exosquelettes de membre supérieur, ces problèmes d'encombrement entraînent une redistribution des charges compensées et du poids de l'exosquelette sur les membres qui ne sont pas assistés [77], ce qui pourrait entraîner un déplacement du risque de TMS dans le cadre industriel et une impossibilité d'utilisation chez des patients déjà affaiblis musculairement. Ces systèmes sont donc généralement fixes, ou, pour certaines applications, offrent un niveau d'assistance relativement faible pour pouvoir alléger la structure mécanique et limiter la consommation énergétique.

Néanmoins, les limites associées à l'utilisation des exosquelettes actifs ne sont finalement pas impactantes dans le cadre de notre travail. En effet, les mouvements étudiés en contrôle moteur sont, la plupart du temps, des mouvements simples n'impliquant que peu de degrés de liberté dans des tâches bien calibrées en laboratoire. Dans ce cadre, il n'est donc pas nécessaire que les participants puissent se déplacer en portant l'exosquelette. En revanche, il est nécessaire de pouvoir maîtriser précisément les efforts transitant entre l'humain et l'exosquelette, ce qui conduira au développement d'une plateforme expérimentale de mesure du mouvement humain incluant des capteurs de force au niveau des points d'interaction (voir Méthode Générale).

Dans la suite, nous nous attacherons à détailler les principaux modes de contrôle des exosquelettes actifs et leurs effets sur l'humain.

1.2. Principaux modes de contrôle des exosquelettes actifs

Il existe plusieurs modes de contrôle principaux des exosquelettes actifs. Ces modes de contrôle sont basés sur des approches différentes du rôle de l'humain dans la réalisation d'une tâche pour répondre à des besoins différents.

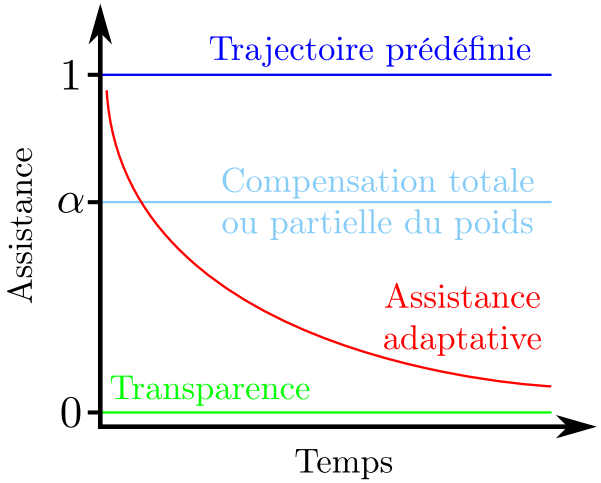


Figure 1.5 – Illustration du niveau d'assistance fourni dans le cadre des modes de contrôle principaux présents dans la littérature. Dans le cadre de la transparence, l'exosquelette suit le mouvement sans l'assister, ce qui correspond à un niveau d'assistance de 0. Dans le cadre d'une trajectoire prédéfinie et suivie par le robot le niveau d'assistance est de 1. Dans le cadre d'une compensation totale ou partielle du poids, l'exosquelette fournit une assistance constante notée α. Finalement, pour illustrer une assistance adaptative, nous avons représenté une évolution décroissante, ce qui pourrait correspondre à un cas où l'humain apprend la tâche et a de moins en moins besoin de l'exosquelette. En réalité, cette courbe pourrait prendre des valeurs arbitraires au cours du temps en fonction de la performance humaine dans la tâche.

Dans un premier temps, il existe des modes de contrôle dans lesquels l'humain est le seul décisionnaire quant à l'objectif poursuivi et à la manière de le réaliser. Dans ces modes de contrôle, le niveau d'assistance est constant. Leurs applications les plus répandues sont les modes de contrôle transparent (pour lequel l'exosquelette est supposé suivre le mouvement de l'humain sans le perturber) et la compensation totale ou partielle du poids humain (pour laquelle seul un changement paramétrique dans la dynamique du membre humain assisté est effectué).

Dans un second temps, il est possible de distinguer les modes de contrôle dits "adaptatifs", pour lesquels l'humain et l'exosquelette partagent une tâche commune (souvent matérialisée par une trajectoire à suivre). Dans ce cadre, une co-adaptation de l'humain et de l'exosquelette permet la collaboration/coopération (ou éventuellement la compétition dans certaines tâches de rééducation).

Finalement, il est également envisageable pour un exosquelette de réaliser la tâche seul, sans tenir compte de la motricité humaine (via un asservissement de position par exemple). Ce type de contrôle pourrait par exemple être utilisé chez

des patients paralysés pour atteindre des objectifs décidés par le regard (voir par exemple les études réalisées avec l'exosquelette Atalante de la société Wandercraft [78, 79]). La forme de l'assistance fournie par l'exosquelette au cours du temps en fonction de son type est illustrée en Figure 1.5.

Dans la suite de ce document, nous présenterons les différents modes de contrôle introduits, leurs applications et la littérature qui leur est associée. Nous présenterons dans un premier temps les modes de contrôle transparents (Section 1.2.1) et les modes de compensation du poids (également appelés antigravitaires, Section 1.2.2). Enfin, nous présenterons quelques méthodes existantes pour réaliser des modes de contrôle adaptatifs (Section 1.2.3).

1.2.1. Contrôle transparent

Définition et applications

Un exosquelette est dit transparent s'il n'oppose aucune résistance au mouvement humain et n'induit pas de modification de ce mouvement que ce soit en termes de trajectoire ou d'activité musculaire [7]. Dans une situation de transparence parfaite, les efforts d'interaction entre l'humain et l'exosquelette seraient nuls. Si une situation de transparence parfaite est inatteignable en pratique (notamment en raison de la variabilité intrinsèque du mouvement humain), il existe de nombreuses situations dans lesquelles une transparence optimisée est requise pour permettre l'utilisation des exosquelettes. *Lamy & al.* [80] mettent par exemple en avant la nécessité d'un mode transparent lors de l'apprentissage d'une trajectoire enseignée par l'humain au robot. Par ailleurs, *Pirondini & al.* [81], suggèrent que ce mode de contrôle peut permettre, s'il est bien réalisé, de mesurer la cinématique du mouvement humain sans introduire de moyens de mesure supplémentaires (motion capture,...). Cela permettrait, par exemple, de quantifier objectivement les progrès d'un patient au cours d'un protocole de rééducation.

Dans le cadre de nos travaux, cette deuxième application sera la plus importante. Nous utiliserons principalement le mode de contrôle transparent pour quantifier le comportement de référence de l'humain dans l'exosquelette et ainsi générer une base de comparaison avec d'autres modes de contrôle.

L'amélioration de la transparence pour permettre ces comparaisons repose sur trois facteurs principaux que nous décrirons successivement dans la suite de cette section. Dans un premier temps, il est nécessaire de définir des paramètres permettant d'évaluer précisément le niveau de transparence. Dans un second temps, des développements en termes de lois de contrôle peuvent être réalisés, par exemple pour réduire les frictions ou l'inertie ressentie. Finalement, l'amélioration de la conception mécanique des exosquelettes est un vecteur important de l'amélioration de la qualité de l'interaction avec l'humain de manière générale, la transparence étant le mode de contrôle naturel pour évaluer ces améliorations de conception [82, 83].

Évaluation de la transparence

Disposer de critères d'évaluation objectifs du niveau de transparence est fondamental pour la cohérence des développements logiciels ou matériels visant à l'améliorer. Pourtant, cette évaluation est souvent négligée et très limitée, au pro-

fit de développements logiciels ou matériels mieux détaillés. Néanmoins, plusieurs études ont établi des méthodes d'évaluations objectives, centrées sur le mouvement humain, et intégrant de nombreux paramètres.

Une première étude, conduite par *Jarrassé & al.* [84], a permis d'établir la pertinence de plusieurs critères cinématiques et temporels pour l'évaluation de l'impact d'un exosquelette sur les membres supérieurs. Notamment, la durée de mouvement, la courbure de la trajectoire, l'intégrale du jerk ou encore la symétrie du profil de vitesse (voir Figure 1.6A pour un exemple).

Les paramètres introduits dans l'étude précédente peuvent également être complétés par des analyses inspirées du contrôle moteur humain, telles que celles proposées par *Bastide & al.* [85]. Dans cette étude, il est proposé d'introduire une évaluation de la transparence tenant compte des lois connues du contrôle moteur humain et de quantifier leurs éventuelles altérations. Par exemple, le principe d'isochronie – principe mal nommé pour décrire les relations affines entre amplitude et durée du mouvement – caractéristique du mouvement humain (voir Figure 1.6B). Par ailleurs, il est également proposé d'utiliser des théories telles que celle de l'intégration de la gravité dans la planification du mouvement (génératrice d'asymétries sur les profils de vitesse, voir Section 2.2) ou encore celle du coût du temps (permettant de prédire la durée du mouvement, voir Section 2.3) pour évaluer finement l'impact de l'exosquelette transparent sur le mouvement.

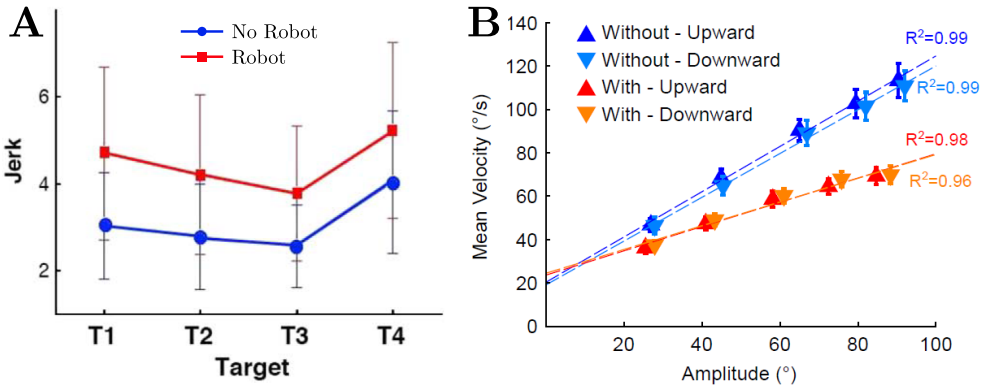


Figure 1.6 – Exemples de métriques pour la transparence. **A.** Intégrale du jerk avec et sans robot (figure extraite de *Jarrassé & al.* [84]). Les mouvements minimisant le jerk sont connus pour être proches de ceux réalisés par l'humain [86, 87]. **B.** Conservation des relations affines entre amplitude et durée de mouvement avec ("*with*") l'exosquelette en mode transparent (figure extraite de *Bastide & al.* [85]). Les relations sont conservées pour les mouvements vers le haut et vers le bas.

Finalement, il est également utile d'introduire des métriques plus globales, basées sur des échelles ergonomiques (RULA [88] ou REBA [89] par exemple), afin d'évaluer l'impact de l'exosquelette sur le confort et la posture. Cette approche a récemment été développée par *Figueredo & al.* [90], ce qui a permis de montrer que l'humain prend naturellement des postures ergonomiques selon ces échelles lors de l'interaction avec un exosquelette.

Les développements précédents, et plus généralement les approches basées sur la mesure du mouvement humain, constituent un champ très important pour l'évaluation des améliorations des lois de contrôle et de la conception mécanique présentées dans la suite.

Amélioration de la transparence par le contrôle

De nombreuses études se sont intéressées à la conception de lois de contrôle induisant des modes de contrôle transparents [81, 85, 91–95]. Nous détaillerons ici le processus le plus commun aboutissant à des niveaux de transparence élevés.

Dans un premier temps, il est souvent nécessaire de réaliser une identification des paramètres dynamiques de l'exosquelette [96]. Une formulation très classique (voir [96–100]) de la dynamique du robot est la suivante,

$$\mathcal{M}(\mathbf{q})\ddot{\mathbf{q}} + \mathcal{C}(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}) + \mathcal{G}(\mathbf{q}) + sign(\dot{\mathbf{q}})\boldsymbol{\mu_C} + \boldsymbol{\mu_v}\dot{\mathbf{q}} = \boldsymbol{\tau_m} \tag{1.1}$$

où $\mathbf{q}$ (respectivement $\dot{\mathbf{q}}$ et $\ddot{\mathbf{q}}$) est le vecteur des positions (respectivement vitesses et accélérations) articulaires de l'exosquelette. Les paramètres à identifier sont alors $\mathcal{M}(\mathbf{q})$ la matrice d'inertie du système, les produits masse$\times$longueur compris dans le terme $\mathcal{G}(\mathbf{q})$ représentant les couples gravitaires au niveau de chaque articulation et le frottement, souvent séparé en un coefficient de frottement sec $\boldsymbol{\mu_C}$, dit de Coulomb, et un coefficient de frottement visqueux $\boldsymbol{\mu_v}$. Le vecteur des couples moteurs du robot est représenté par $\boldsymbol{\tau_m}$. Dans la littérature, des lois de contrôle transparentes uniquement basées sur de l'identification paramétrique ont été évaluées [85, 96]. Ces études ont montré que de telles lois de contrôle menaient à un ralentissement significatif du mouvement humain de l'ordre de 30% en moyenne. Néanmoins, *Bastide & al.* [85], ont montré que, malgré ce ralentissement, les invariant connus du contrôle moteur introduits précédemment (voir évaluation de la transparence) étaient conservés.

La réduction de ce ralentissement, principalement imputable à des erreurs d'identification entraînant des efforts d'interaction mal maîtrisés, passe souvent par l'introduction de capteurs d'efforts au niveau des points d'interaction entre l'humain et l'exosquelette pour réaliser un contrôle en admittance. Par exemple, *Kim & al.* [101], ont introduit une prédiction de la posture à atteindre à partir de données de tels capteurs d'efforts (en résolvant un problème de cinématique inverse sous contrainte). Cette méthode à permis de réduire l'énergie échangée au niveau des points d'interaction de plus de 10% par rapport à un mode transparent basé sur de l'identification. Dans une approche complémentaire, *Zimmerman & al.* [102], ont également intégré des données de centrales inertielles. Leur méthode permet de fournir une estimation assez précise de l'accélération articulaire à atteindre en temps réel, et ainsi de réduire les efforts d'interaction. La seule faiblesse de cette étude réside dans la phase de validation, n'ayant pas impliqué de participants naïfs pour évaluer la loi de contrôle proposée. Par ailleurs, *Just & al.* [103] ont introduit un observateur basé sur la vitesse pour compenser au mieux l'inertie en se passant de données de centrale inertielle. Cet observateur, couplé à des données de capteurs d'efforts, était perçu comme plus performant par les participants et permettait de réduire significativement les efforts d'interaction.

Cette compensation de l'inertie est une des limites de la plupart des modes de contrôle transparent. Une autre méthode, introduite par *Jarrassé & al.* [104], permet également de réduire les efforts d'interaction en les compensant sur la base d'un apprentissage de la trajectoire, fournissant un terme prédictif au contrôle. L'introduction de termes prédictifs est au cœur de la compensation de l'inertie, comme montré par *Lamy & al.* [80].

Finalement, il est également possible de citer les travaux de *Sommerhalder & al.*[105], qui ont introduit des champs répulsifs pour éviter les collisions entre l'humain et l'exosquelette (implémentés sur l'exosquelette ANYExo précédemment présenté). Cette dernière amélioration permet de prendre en compte des aspects de sécurité dans la conception des lois de contrôle (entre autre transparentes). Cependant, la phase de validation n'incluait, encore une fois, aucun participant naïf.

Amélioration de la transparence par la conception mécanique

L'amélioration de la conception mécanique des exosquelettes permet non-seulement d'augmenter le niveau de transparence, par la diminution des efforts d'interaction non-désirés, mais également de mieux maîtriser les efforts appliqués par l'exosquelette sur l'humain de manière générale. Deux variables principales permettent d'adapter la conception mécanique des exosquelettes à l'interaction avec l'humain. La première de ces variables est l'amélioration de la transmission entre le moyen d'actionnement et le point d'interaction. La seconde est l'amélioration de la structure cinématique, par l'ajout de degrés de liberté, pour réduire l'hyperstatisme de la connection humain-exosquelette. Nous présenterons la littérature associée à ces deux solutions dans la suite, en mettant particulièrement l'accent sur la structure cinématique, dont la modification est plus accessible.

Conception de la transmission

Il existe plusieurs critères de performance de la transmission associés aux conditions particulières de l'interaction avec un humain. Habituellement, dans le cadre de la robotique industrielle, les transmissions les plus rigides possibles sont préférées. Ce choix permet une meilleure qualité de l'asservissement en position des robots, très utilisé sur les chaînes de production. Dans ce cadre, la flexibilité de la transmission est un problème qu'il convient d'identifier pour le compenser [106–109].

Au contraire, dans le cas des robots interagissant avec les humains, en particulier les exosquelettes, il est très intéressant d'utiliser des transmissions flexibles pour éviter, par la mécanique, d'opposer une résistance rigide au mouvement humain. Par ailleurs, la réversibilité est une seconde caractéristique importante des transmissions, pouvant être implémentée pour améliorer la qualité d'interaction avec l'humain. Elle permet de transmettre les efforts induits par l'humain aux actionneurs et de réduire la résistance au mouvement (notamment au démarrage) due aux délais des lois de commande. Plusieurs revues de littérature sont disponibles sur cet aspect de la conception des exosquelettes [9, 33]. Cet aspect ayant également été abordé précédemment par la présentation du système ANYdrive [65], il sera uniquement approfondi dans le cas particulier de l'exosquelette ayant servi de support à nos travaux dans le Chapitre 5.

Conception des interfaces humain-exosquelette

La conception des interfaces permettant de connecter l'humain à l'exosquelette est le deuxième volet d'amélioration de l'interaction humain-exosquelette par la conception mécanique. Plusieurs problèmes importants sont à prendre en compte lors de leur conception. Ces problèmes sont principalement liés aux inévitables défauts d'alignements des articulations humaines avec celles de l'exosquelette (voir [5, 82, 110]). Ces défauts, couplés à la géométrie particulière des articulations humaines (voir [111] pour l'exemple du coude), entraînent un hyperstatisme de la connexion humain-exosquelette. Notamment, il a été souligné récemment dans une revue de littérature, par *Bessler & al.* [112], qu'une mauvaise conception de ces interfaces entraîne des dégradations importantes du confort, l'application d'efforts de cisaillement et de flexion indésirables sur le membre humain et l'augmentation de la pression de contact (voir également [113–116]). Le degré d'hyperstatisme, source de nombreux problèmes de connexion humain-exosquelette, peut être calculé de la manière suivante,

$$h = m + 6\gamma - I_c \tag{1.2}$$

où h est le degré d'hyperstatisme, m est la mobilité du système couplé (*i.e.*, les mouvements théoriquement possibles pour la cinématique humain-exosquelette couplée), γ est le nombre cyclomatique (*i.e.*, le nombre de boucles dans le système couplé, ce qui pour un exosquelette est égal au nombre de connexions avec l'humain) et I_c est le nombre d'inconnues cinématiques (*i.e.*, le nombre de degrés de liberté cumulé de toutes les articulations prises individuellement). Plus le degré d'hyperstatisme h est élevé, plus le système couplé est contraint et plus les efforts d'interaction auront tendance à augmenter, même en statique. Il est possible d'aller plus loin dans l'analyse pour détecter les sources du degré d'hyperstatisme. Une méthode classique est de réaliser une fermeture cinématique pour chacun des cycles de la chaîne globale,

$$\sum_{i=0}^{N-1} \left\{ \mathscr{V}_{i/i+1} \right\}_0 = \mathbf{0}, \text{ où } \left\{ \mathscr{V}_{i/i+1} \right\}_0 = \left\{ \begin{array}{c} \boldsymbol{\omega}_{i/i+1} \\ \mathbf{V}_{M,i/i+1} \end{array} \right\}_0 \tag{1.3}$$

où N est le nombre d'articulations du cycle et $\left\{ \mathscr{V}_{i/i+1} \right\}_0$ est le torseur cinématique permettant d'exprimer la vitesse (rotation et translation) du i^{eme} solide de la chaîne par rapport au $i+1^{eme}$ solide de la chaîne (le N^{eme} solide étant le même que le 0eme solide) dans le repère 0 (un autre pourrait être utilisé tant que les torseurs sont tous exprimés dans un seul et même repère) et en un point M quelconque. Cette équation décrit un système de 6 équations (3 en rotation, 3 en translation) pour chaque cycle du système. Le système total est donc décrit par une matrice $\mathscr{M}_{6\gamma,I_c}$ permettant de calculer la mobilité théorique du système,

$$m = I_c - rg(\mathscr{M}) \tag{1.4}$$

où $rg(\mathscr{M})$ est le rang de la matrice décrivant le système (*i.e.*, le nombre de lignes/colonnes indépendantes). Plusieurs modèles théoriques ont été proposés

pour évaluer *a priori* les défauts d'alignements à compenser et leurs effets en termes d'efforts d'interaction. En particulier, des modèles géométriques ont été proposés par *Schiele & al.* [117, 118], pour réaliser cette estimation dans le cas particulier d'exosquelettes à deux degrés de liberté. Un modèle plus général, proposé par *Jarrassé & Morel* [82], est basé sur la théorie des mécanismes (*i.e.*, les équations précédemment introduites) et permet de définir *a priori* quels degrés de liberté passifs peuvent être introduits pour compenser en continu les défauts d'alignement articulaires.

De nombreuses introductions de redondances cinématiques permettant de compenser les défauts d'alignement articulaires ont été réalisées dans la littérature et ce, pour des exosquelettes visant à assister des membres très différents. En effet, cette problématique étant très générale, elle a été traitée pour la majorité des membres importants pour lesquels les exosquelettes sont conçus, que ce soit la hanche [30, 119, 120], le genou [58, 121], l'épaule [122, 123], le coude [82, 83, 124] ou encore le membre supérieur de manière générale [82].

Conclusion et positionnement des travaux

La transparence est un mode de contrôle de base des exosquelettes (et autres robots collaboratifs), nécessaire dans de nombreuses applications. Ce mode de contrôle peut principalement être évalué et amélioré par l'introduction de métriques quantifiant précisément l'impact de l'exosquelette sur l'humain, par l'amélioration des contrôleurs et par la conception de mécanismes tenant compte, dès les phases initiales, de la finalité d'interaction avec l'humain.

Dans le cadre de nos travaux sur l'analyse du contrôle moteur humain à l'aide d'un exosquelette, il est nécessaire d'implémenter un mode de contrôle transparent le plus abouti possible. Pour cela, nous nous attacherons à développer les trois aspects permettant l'amélioration de la transparence, que ce soit l'évaluation par la proposition d'une nouvelle métrique (voir Section 4.2.2), par l'amélioration des lois de contrôle fournies avec notre exosquelette (voir Section 6.1) ou encore par l'amélioration de la conception des interfaces physiques connectant l'humain à l'exosquelette (voir Section 6.2). La phase de conception de la transmission mécanique interne de l'exosquelette que nous utilisons ayant été particulièrement poussée, au service de la qualité d'interaction (voir [48, 125] et Section 5.1), nous ne proposerons pas de développements dans ce domaine.

Dans la section suivante, nous nous attacherons à décrire les modes de contrôles antigravitaires existants, prolongement naturel de la transparence. Nous détaillerons également les effets potentiellement bénéfiques de leur utilisation en rééducation neuromotrice.

1.2.2. Contrôle antigravitaire

Définition et applications

Les contrôles antigravitaires ont pour objectif de compenser le poids des membres humains en plus de la dynamique du robot, ce qui correspond à la formulation de la dynamique suivante,

$$\mathcal{M}(\mathbf{q})\ddot{\mathbf{q}} + \mathcal{C}(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}) + \mathcal{G}(\mathbf{q}) + sign(\dot{\mathbf{q}})\boldsymbol{\mu_C} + \boldsymbol{\mu_v}\dot{\mathbf{q}} + \mathcal{G}_h(\mathbf{q}) = \boldsymbol{\tau_m} \qquad (1.5)$$

où la dynamique de l'exosquelette est formulée comme en Equation 1.1 et inclut un terme de compensation des couples dûs à la gravité au niveau des articulations humaines $\mathcal{G}_h(\mathbf{q})$. Dans la plupart des cas, cette compensation est réglable, y compris par des méthodes passives telles que l'ajout de ressorts pour certains exosquelettes hybrides [26, 126], ce qui permet de compenser partiellement ou de surcompenser les effets de la gravité [127–129]. Ce mode de contrôle est particulièrement répandu en rééducation neuromotrice car il permet d'améliorer considérablement le répertoire moteur des patients, notamment atteints d'hémiparésie, et de travailler en réduisant l'impact des déficiences motrices.

Plusieurs échelles permettant d'estimer le niveau des déficiences motrices et sensorielles sont utilisées classiquement par les thérapeutes. En particulier, l'échelle de Fugl-Meyer est l'une des plus répandues [130]. Cette échelle comprend 226 points répartis en 5 domaines principaux : fonctions motrices, sensorielles, équilibre, espace atteignable (en terme d'angles articulaires) et évaluation de la douleur. Les patients évalués reçoivent une note allant de 0 à 2 sur chacun de ces 226 points :

— **0 :** ne réussit pas la tâche,
— **1 :** réussit partiellement la tâche,
— **2 :** réussit complètement la tâche.

Pour un grand nombre d'articulations, les capacités motrices sont évaluées séparément en fonction de la direction de mouvement, avec et sans résistance au mouvement et en termes de réflexes. Une autre échelle très répandue est celle de Chedoke-McMaster, déclinée spécifiquement pour les membres supérieurs : "*Chedoke Arm and Hand Activity Inventory (CAHAI)*" [131]. Cette échelle spécifique sert uniquement à quantifier les progrès des patients lors d'un protocole de rééducation des membres supérieurs, via 13 points. Chacun des points est évalué sur une échelle de 1 (paralysie complète du membre) à 7 (mouvement normal). Certaines améliorations du comportement moteur des patients quand ils sont assistés par un mode antigravitaire peuvent donc être quantifiées via ces échelles. Néanmoins, ces échelles n'incluant pas de mesure des activités musculaires, elles ne permettent pas de décrire complètement l'impact d'une assistance au mouvement fournie par un exosquelette.

Un des premiers avantages potentiels du mode antigravitaire est l'augmentation de l'espace atteignable par des patients souffrant de faiblesse musculaire ou de spasticité. Ce résultat a été montré à plusieurs reprises par *Ellis & al.* [127, 128]. Notamment, l'effet du port du bras sur l'aire atteignable par la main dans un plan horizontal est fortement impactée par le niveau d'assistance. En effet, l'aire atteignable lors d'essais réalisés à vitesse lente (pour minimiser les effets de la spasticité) était largement supérieure dans le cas où le poids du membre était complètement compensé par rapport aux cas sans compensation, ou, pire, avec une augmentation du poids. Cette augmentation de l'aire atteignable était logiquement associée avec une amélioration des scores sur l'échelle de Fugl-Meyer. Un exemple de ces résultats est fourni en Figure 1.7. L'application d'un mode antigravitaire a également été associée avec une meilleure dextérité dans la réalisation de tâches de dessin de formes géométriques simples (cercle, carré,...) en réalité virtuelle par *Frisoli & al.* [132]. Sans cette compensation, les patients n'étaient pas capables

de réaliser la tâche. Au contraire, avec cette compensation, les patients pouvaient exécuter la tâche normalement. Ces résultats ont été reproduits et approfondis par *Frisoli & al.* [133]. Dans cette étude, en plus de l'amélioration des scores de Fugl-Meyer, il est également montré qu'au cours du temps (expérience conduite sur 6 semaines) les mouvements des participants deviennent plus fluides et lisses. Ces résultats en termes d'amélioration de l'espace atteignable et de la fluidité des mouvements durant l'interaction avec un exosquelette antigravitaire ont été soulignés et reproduits dans d'autres études [134–138].

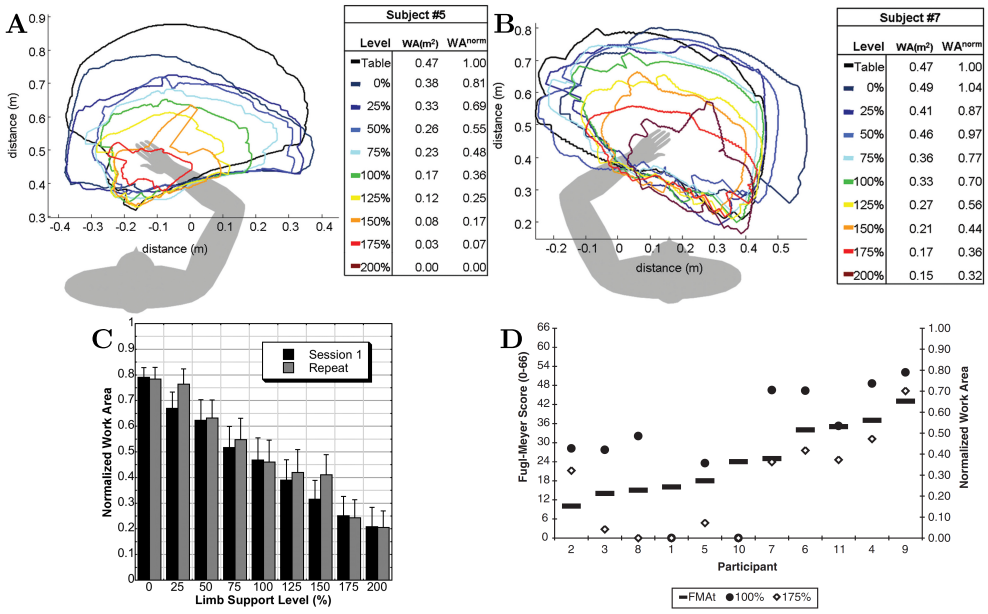


Figure 1.7 – Illustrations de l'amélioration des capacités motrices de patients assistés par un mode antigravitaire (figures issues de [127]). Les différents niveaux d'assistance vont de 0% (compensation complète du poids) à 200% (doublement des effets dus à la gravité), en passant par 100% (le participant porte le poids de son bras). **A,B**. Frontières de l'espace atteignable par des participants représentatifs (numérotés 5 et 7) illustrant une augmentation de l'aire atteignable avec le mode antigravitaire. **C**. Aire de l'espace atteignable en fonction du niveau d'assistance pour l'ensemble des 11 participants (les barres représentent l'erreur standard). **D**. Illustration montrant une corrélation globale entre l'aire de l'espace atteignable par un participant et son score de Fugl-Meyer.

Par ailleurs, comme souligné dans les limites des échelles d'évaluation des patients, les modes de contrôle antigravitaires ont des effets importants sur les activités musculaires des patients et utilisateurs d'exosquelettes. Dans le cadre médical, la compensation du poids est souvent réalisée par des dispositifs passifs. En effet, l'objectif étant de réduire l'effort à fournir par les patients, la précision du suivi antigravitaire en dynamique n'est pas une nécessité absolue. Par exemple, *Prange & al.* [134, 135], ont mis en évidence l'influence de la compensation du poids chez des patients post-AVC et chez des personnes âgées en bonne santé. Dans ces deux

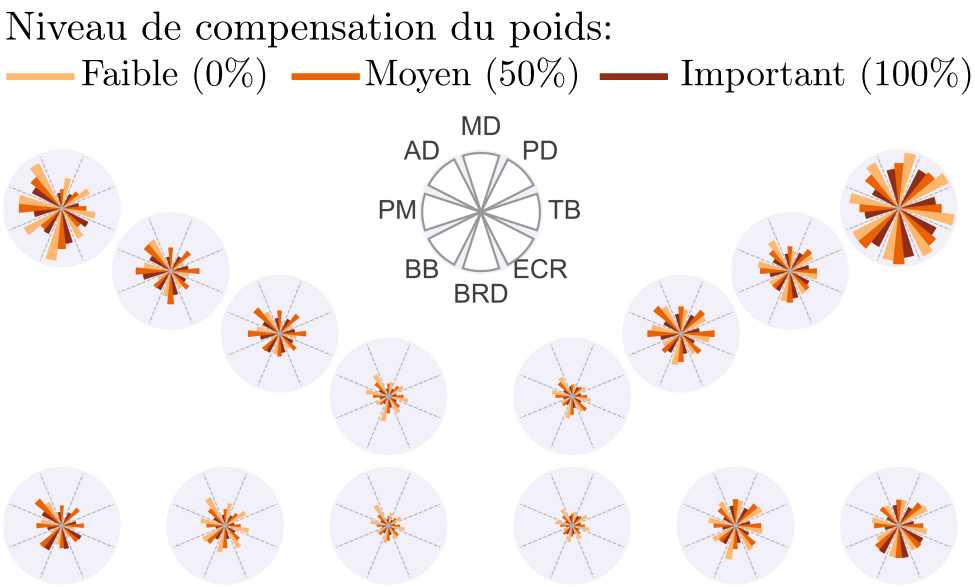


Figure 1.8 – Illustrations de la réduction d'activité musculaire moyenne chez des patients présentant une déficience motrice sévère, assistés par un mode antigravitaire d'intensité variable (figures issues de [143]). Les muscles représentés sont : **AD** Deltoïde antérieur, **MD** Deltoïde médian, **PD** Deltoïde postérieur, **TB** Tête latérale du triceps brachial, **ECR** Extenseur long du carpe radial, **BRD** Brachio-radial, **BB** Biceps brachial et **PM** Tête claviculaire du pectoral majeur. La tâche réalisée était une tâche de pointage dans l'espace vers 14 cibles plus ou moins éloignées du torse et réparties latéralement.

études, des réductions significatives de l'activité musculaire sont mises en évidences pour la plupart des muscles mesurés. Néanmoins, l'activité des muscles peu utilisés lors des mouvements naturels (par exemple le triceps lors de l'exension du bras) n'était pas impactée ou négativement impactée. Ce résultat peut s'expliquer par le fait que les humains utilisent habituellement la gravité pour accélérer lorsque cela est possible [139–142] (voir Section 2.2). Ces résultats ont été reproduits par *Puchinger & al.* [126], qui ont également lié ces réductions d'activité musculaire avec une réduction des couples articulaires. Finalement, *Runnalls & al.* [143] ont confirmés ces résultats (voir Figure 1.8) et ont montré que l'application d'une compensation du poids pouvait augmenter le nombre de synergies musculaires (*i.e.*, le nombre de groupes de muscles travaillant ensemble au cours du temps et dans l'espace des muscles mesurés).

Ce mode de contrôle est également utile en milieu industriel pour aider au port de charge. Dans ce cadre, l'exosquelette supporte également la masse à déplacer en plus de sa dynamique et de la masse humaine. Avec un exosquelette passif remplissant cette fonction [77], une diminution de l'activité des muscles travaillant contre la gravité (*i.e.*, produisant une force vers le haut) était réduite. Au contraire, et comme pour les exemples précédents en rééducation neuromotrice, l'activité

des muscles travaillant avec la gravité (*i.e.*, produisant de la force vers le bas) était augmentée. Dans une approche inverse, il est possible de citer les travaux de *Semper-Escudero & al.* [144], visant à ré-implémenter une gravité réduite à l'aide d'un exosquelette flexible pour combattre les effets néfastes de l'exposition prolongée à la microgravité dans l'espace.

L'implémentation d'un mode antigravitaire pour les exosquelettes actifs repose sur une identification individualisée de la masse du membre à compenser et sur la conception de lois de contrôle permettant de minimiser les erreurs de suivi du modèle antigravitaire en dynamique. Ce deuxième point, rarement abordé dans les applications de rééducation neuromotrice, est particulièrement important dans notre cadre général de travail visant à l'analyse de l'intégration de la gravité locale dans la planification motrice humaine. La suite de cette section s'attachera à décrire les méthodes existantes pour réaliser ces deux étapes principales.

Méthodes d'identification de la dynamique humaine

L'identification des caractéristiques dynamiques des membres humains est un sujet de recherche ancien en biomécanique. Une des approches pour estimer ces paramètres a été leur mesure sur des cadavres, notamment réalisée par *Chandler & al.* [145] dans les années 1970. Ces mesures ont permis de construire des tables anthropométriques permettant de calculer la longueur, la masse, la position du centre de masse et l'inertie d'un membre en fonction des caractéristiques morphologiques (poids et taille) de la personne, notamment par *Winter* et *De Leva & al.* [146–148]. Ces tables, bien qu'elles soient un outil encore très utilisé, que ce soit pour le contrôle [137, 149] ou la simulation [85, 150], ne sont pas une solution envisageable pour réaliser un mode antigravitaire précis. Principalement car elles ne rendent compte que d'une moyenne de la population, sans pouvoir représenter la variabilité inter-individuelle inhérente.

D'autres méthodes classiques consistent à utiliser des tables montées sur des capteurs de force pour estimer la position du centre de masse du corps. Cette méthode a par exemple été employée par *Virmavirta & al.* [151] pour estimer la position du centre de masse chez des groupes de participants pratiquant différentes activités physiques et à différents niveaux. Les résultats ainsi obtenus mettent en évidence les limites de tables anthropométriques évoquées précédemment et renforcent les arguments allant dans le sens d'une identification individualisée.

Cette identification individuelle peut être réalisée de plusieurs manières. Il est par exemple possible d'identifier les paramètres de la dynamique humaine à l'aide d'imagerie médicale comme montré par *Hatze* [152]. Ces techniques sont très précises mais requièrent du matériel lourd, ne pouvant être utilisé qu'en présence de professionnels qualifiés. Elles ne sont donc pas envisageables dans notre cas.

De nombreux travaux ont également été menés pour identifier ces paramètres via des données de mesure du mouvement et de plateformes de forces. Ces travaux ont notamment été menés par *Venture & al.* [153–158]. Globalement, les méthodes employées dans ces travaux reposait soit sur l'introduction des méthodes classiques d'identification utilisées en robotique dans le champ de la biomécanique, soit sur une méthode d'identification basée sur des mesures de plateforme de force et des trajectoires. Une des principales difficultés est que les couples articulaires humains

ne peuvent pas être estimés dans le cas général, contrairement aux couples moteurs fournis par un robot. Des essais réalisés en demandant aux participants de se détendre (en contrôlant l'absence de couple musculaire via des EMGs), permettent de créer de courtes situations de chute libre pour lesquelles les paramètres (propriétés visco-élastiques, masses, inerties,...) deviennent identifiables [153]. Dans un second temps, des méthodes ne nécessitant pas d'estimer ces couples articulaires ont été introduites [155–158]. Par ailleurs, *Todorov & al.* [159], ont introduit un modèle stochastique permettant notamment l'identification de la géométrie des segments en tenant compte de la déformation de la peau. Finalement, des extensions de ces travaux ont permis de générer automatiquement des trajectoires optimales en termes d'observabilité (*i.e.*, possibilité d'identifier les paramètres) et d'identifier en temps réel les modèles des segments [160–163]. Ces méthodes sont très utiles pour réaliser des simulations (certaines valeurs utilisées dans nos simulations en sont d'ailleurs extraites, voir Chapitres 8 et 9). Leur principal inconvénient est la nécessité d'introduire un système de capture du mouvement et des plateformes de forces pour obtenir les paramètres à identifier, ce qui n'est pas nécessairement possible dans un cadre clinique ou industriel. Ces cadres étant les plus répandus pour l'utilisation des exosquelettes, et en particulier du mode antigravitaire, il serait intéressant de proposer une méthode permettant l'identification *in-situ* sans autre matériel que l'exosquelette lui-même.

Une telle méthode a été proposée par *Hwang & al.* [164], pour identifier les paramètres dynamiques des membres inférieurs. Le protocole reposait sur la réalisation de mouvements sinusoïdaux par l'exosquelette avec un participant relâché. Des mesures des couples et positions articulaires du robot étaient ensuite utilisées comme base pour l'identification. Dans notre cas, il nous faudra adapter ce protocole aux membres supérieurs et à des mesures de force réalisées au niveau de points d'interaction, ce qui rejoint des protocoles introduits notamment par *Just & al.* [137]. Nous devrons également prendre explicitement en compte les défauts d'alignement articulaires entre l'humain et le robot car les efforts dus à la gravité dépendent de l'orientation du membre humain, et pas de celle du robot qui est disponible directement via les encodeurs.

Stratégies de contrôle antigravitaire existantes

Plusieurs méthodes ont été introduites pour réaliser une compensation antigravitaire du poids du membre humain. Dans un premier temps, des études se sont basées sur des modèles calculés à partir de tables anthropométriques. Par exemple, *Sugar & al.* [41] ont mené une étude dans laquelle un exosquelette pneumatique est contrôlé pour supporter le poids du bras humain en plus du sien en fonction de l'effort fourni par l'humain. Dans cette étude, un modèle basé sur Open Sim [165], est utilisé pour estimer les longueurs et masses des segments humains puis une boucle de rétroaction calcule la compensation du poids à appliquer pour suivre une trajectoire. Cette méthode est finalement assez proche des méthodes adaptatives présentées plus bas et n'est pas adaptée pour l'étude de l'impact de la gravité sur la planification motrice. Par la suite, d'autres travaux se sont basées sur la mesure du couple à fournir par le robot pour maintenir une position donnée, en faisant l'hypothèse que le participant était détendu. Cette méthode a notamment

été appliquée au contrôle d'un exosquelette à câbles (un câble attaché au poignet et un au coude) pour réaliser une compensation du poids dans le plan sagittal par *Knuth & al.* [166]. De la même manière que dans l'étude précédente, une trajectoire de référence était ensuite donnée comme objectif au participant et l'exosquelette compensait un pourcentage du poids pour assister le mouvement en fonction de la performance du participant.

Finalement, d'autres études suivant le même principe de couple à fournir en statique en fonction de la posture humaine, menées par *Just & al.* [137, 167], ont permis de concevoir un mode antigravitaire dynamique basé sur le modèle ainsi obtenu. Ces études sont plus proches de nos besoins pour analyser l'impact de la gravité sur la planification motrice. Néanmoins, elles n'intègrent pas de boucle de rétroaction permettant d'assurer un suivi le plus précis possible du modèle du poids.

Conclusion et positionnement des travaux

Le mode de contrôle antigravitaire est un mode de base du contrôle des exosquelettes, très utile en rééducation neuromotrice pour améliorer les capacités fonctionnelles des patients. Il trouve également des applications, couplé au port de charge, en industrie. Un mode antigravitaire idéal repose sur une identification de la masse du membre humain à assister ainsi que sur un suivi dynamique d'un modèle de compensation du poids.

Dans le cadre de nos travaux concernant l'adaptation motrice à différents champs gravitaires, il est nécessaire de reproduire le plus fidèlement possible l'effet d'un champ gravitaire modifié. Pour cela, il est nécessaire de tenir compte des éventuels défauts d'alignements entre les articulations humaines et celles de l'exosquelette. En effet, les effets de la gravité en termes d'efforts sont dépendants de la posture humaine, il n'est donc pas possible de faire une hypothèse d'alignement parfait. Nous nous attacherons donc à introduire un protocole d'identification répondant à ces problématiques. Par ailleurs, nous aborderons le problème du suivi dynamique du modèle antigravitaire en introduisant à la fois des termes de rétroaction et des termes prédictifs basés sur des mesures de l'erreur de suivi au sein de la population (voir Section 7).

Dans la suite, nous introduirons les modes de contrôle dits adaptatifs, qui représentent la dernière grande catégorie de modes de contrôle des exosquelettes. Cette dernière catégorie est la plus importante du point de vue du nombre de méthodes de contrôle envisageables.

1.2.3. Modes de contrôle adaptatifs

Les modes de contrôle collaboratifs, basés sur une adaptation en temps réel de la commande aux intentions et contributions de l'utilisateur à la tâche, représentent un champ de recherche très large, que ce soit pour des applications aux exosquelettes ou à la robotique collaborative en général. Ces modes de contrôle permettent donc d'exploiter pleinement la versatilité des exosquelettes actifs. Nos travaux ne nous ayant pas conduits à intégrer des contrôles de ce type pour analyser leur impact sur le contrôle moteur, la revue de littérature associée sera limitée

à la présentation (non exhaustive) de quelques modes de contrôle principaux. L'assistance fournie par l'exosquelette peut être une assistance aidant l'humain à suivre une trajectoire donnée (via de la commande en impédance, ...) ou une assistance en effort sans connaissance de trajectoire (souvent basée sur une estimation du couple articulaire humain via des signaux EMGs). Une des premières questions, dans le cadre des assistances autour d'une trajectoire, est la manière dont cette trajectoire est choisie ou calculée parmi toutes celles possibles. Les méthodes d'aide au suivi sont ensuite très nombreuses et dépendent de la tâche à réaliser et de l'objectif poursuivi (assistance pour réduire la fatigue au travail, rééducation neuromusculaire,...). Une revue de littérature récente s'est attachée à détailler une partie des méthodes actuelles pour l'estimation de la trajectoire d'assistance et le contrôle [168]. Dans la suite, nous présenterons successivement certains aspects de ces deux points principaux.

Détermination de la trajectoire d'assistance

La détermination de la trajectoire d'assistance et la capacité à s'adapter à un changement de trajectoire de la part de l'utilisateur sont des étapes importantes pour l'assistance au mouvement humain. Ces étapes s'inscrivent dans le cadre général de la détection et de la prédiction de l'intention humaine. Nos travaux en lien avec le coût du temps (voir Chapitre 9) pourraient avoir un intérêt dans le cadre de l'estimation de ces trajectoires, en lien avec les méthodes basées sur du contrôle optimal décrites ci-dessous. Nous nous attacherons donc ici à décrire succintement quelques méthodes permettant d'inférer la trajectoire autour de laquelle il faudra assister le mouvement.

Contrôle optimal

Une première approche se base directement sur les connaissances en contrôle moteur. En effet, la théorie du contrôle optimal est un moyen classique d'obtenir des trajectoires en contrôle moteur. Différents modèles basés sur cette théorie sont présentés en Section 2.1.2. Il convient ici uniquement de retenir qu'une telle approche présente l'avantage d'être très générale et de ne reposer que sur la formulation d'une fonction de coût, dont les composantes peuvent être estimées pour chaque individu. Cette démarche est plus précisément appelée contrôle optimal inverse.

Primitives dynamiques du mouvement

Une seconde approche repose sur la représentation du mouvement par des primitives dynamiques (DMP). Ces primitives peuvent être exprimées dans l'espace articulaire ou dans l'espace des tâches par une somme d'équations différentielles non-linéaires. Ces équations, inspirées par les connaissances sur le mouvement humain, peuvent par exemple être définies séparément pour des mouvements discrets, typiques des tâches de pointage, et des mouvements rythmiques [169]. Une des principales problématiques est la génération de l'ensemble d'équations servant à représenter le mouvement. Cette problématique a notamment été traitée par des méthodes d'apprentissage à partir d'un ensemble de trajectoires initial et d'analyses d'erreurs par rapport à des critères d'optimisation [170, 171]. Finalement, ces DMP constituent une méthode générale de représentation pouvant être utilisée en

contrôle moteur chez l'humain ou en robotique humanoïde et par conséquent, rejoignant des problématiques de nos travaux, dans le contrôle des exosquelettes [172]. Plusieurs exemples récents d'utilisation des DMP dans le contrôle des exosquelettes ont montré des résultats prometteurs. Notamment, *Qiu & al.* [173], ont utilisé cette représentation pour apprendre et prédire en temps réel l'intention humaine pendant la marche. Par ailleurs, cette représentation a également été utilisée pour estimer la trajectoire des membres supérieurs dans des tâches rythmiques [174], comme base d'une assistance visant à minimiser les signaux EMG et dans des tâches discrètes. Cela a notamment permis d'améliorer l'ergonomie calculée sur la bases d'échelles précédemment introduites (voir Section 1.2.1) [175], de représenter des trajectoires enseignées par l'humain [176] ou encore d'alimenter un contrôle fournissant une assistance basée sur un champ visqueux [177]. Finalement, des versions probabilistes de ces DMP ont été utilisées pour encoder également la variance du mouvement humain [177].

Oscillateurs adaptatifs

Une troisième approche, la dernière présentée ici, est basée sur des oscillateurs adaptatifs et vise l'estimation, et l'extrapolation, de la trajectoire pour des mouvements rythmiques. De nombreux oscillateurs ont été introduits pour estimer la fréquence et l'amplitude de mouvements périodiques ou pseudo-périodiques en quelques itérations [178]. Ces oscillateurs ont ensuite été appliqués au contrôle de la marche d'un robot bipède [179] et à la réalisation de tâches rythmiques par un robot humanoïde [180], ce qui a permis de suggérer de nombreuses applications futures, dont le contrôle des exosquelettes [181]. Dans les années suivantes, plusieurs études ont mis en application ces suggestions, notamment pour le contrôle d'exosquelettes de membres inférieurs, ce qui est naturel car la marche est la tâche rythmique la plus évidente chez l'humain [53, 54, 56, 182–188]. Les estimations de trajectoire basées sur ces oscillateurs ont notamment permis de réduire légèrement le coût énergétique de la marche, sur la base de signaux d'entrée arbitraires présentant une pseudo-périodicité. Ces approches ont également été employées pour l'assistance à des mouvements rythmiques des membres supérieurs [149, 174, 189, 190]. La principale limite de ces oscillateurs est la restriction à des mouvements rythmiques, pour lesquels peu d'applications sont envisageables en pratique dans le cadre des membres supérieurs.

Assistances autour d'une trajectoire de référence

De très nombreuses méthodes d'adaptation au mouvement humain ont été étudiées dans la littérature. Ces méthodes n'étant pas en lien direct avec nos travaux nous mentionnerons ici uniquement l'existence des plus répandues et prometteuses ainsi que quelques études associées. Le choix de l'une ou l'autre de ces méthodes est dépendant de la tâche à réaliser et de l'objectif global poursuivi, ce qui peut induire des situations allant de la collaboration/coopération à la compétition en passant par l'apprentissage [168, 191].

Les contrôles en impédance, introduits dans les années 1980 par *Hogan* [192–194], comptent parmi les méthodes d'assistance les plus utilisées. Ils permettent de concevoir assez simplement un contrôleur fournissant une assistance minimisant

les efforts d'interaction autour d'une trajectoire donnée (*i.e.*, transparence) tout en appliquant une force lorsque l'humain s'écarte de ladite trajectoire . Dans les approches récentes, l'impédance est variable et optimisée au cours de la trajectoire pour, par exemple, maximiser la stabilité, minimiser les efforts appliqués sur l'humain, améliorer les capacités d'accélération humaines ou encore adapter l'assistance à différentes phases du mouvement [195–202]. Cette approche est d'autant plus naturelle qu'elle a montré de bons résultats dans l'analyse du comportement de deux humains en situation de collaboration, reliés par différentes impédances matérialisées par des élastiques [203, 204].

Une autre famille de lois d'assistance, encore peu exploitée dans le contrôle des exosquelettes, repose sur une co-adaptation, basée sur la théorie des jeux différentiels [205], de l'humain et de l'exosquelette, pour réaliser une tâche dans différentes situations (collaboration ou compétition). Cette méthode, notamment développée pour l'interaction entre plusieurs robots [206–209], a été employée récemment dans le cadre de l'interaction humain-machine [191, 210, 211]. Néanmoins cette méthode nécessite d'identifier la fonction de coût de l'humain, ce qui consiste essentiellement en une approche de contrôle optimal inverse. Elle nécessite aussi une connaissance de la dynamique du système humain-robot.

Finalement, nous introduisons dans la suite des exemples de modes de contrôle adaptatifs ne reposant pas sur la connaissance d'une trajectoire de référence, notamment basés sur des signaux EMGs.

Assistances sans connaissance de la trajectoire

De nombreuses méthodes d'assistance sans trajectoire de référence se basent sur l'activité musculaire des utilisateurs pour contrôler l'exosquelette. Le signal EMG présente l'avantage majeur de permettre une prédiction de l'intention par le biais du délai électromécanique (*i.e.*, le signal EMG est en avance sur le mouvement, voir Section 2.1.1 pour plus de détails). Plusieurs approches basées sur ce délai ont été introduites. Il est d'abord possible d'opérer une classification du mouvement ou de la direction du mouvement sur la base des signaux collectés juste avant son démarrage [212–214]. Cela permet notamment de démarrer le mouvement de l'exosquelette plus tôt et de réduire son inertie apparente. Une seconde approche très courante est d'estimer les couples articulaires humains à venir à partir des signaux EMG et de modèles neuromusculaires ou multilinéaires [59, 174, 215–219]. Ensuite, il est par exemple possible de les minimiser ou d'en compenser un pourcentage donné pour réduire l'effort humain. Par ailleurs, il est également possible d'utiliser le niveau de co-contraction (*i.e.*, activation simultanée des muscles agonistes et antagonistes), par exemple pour optimiser les gains d'un contrôleur en admittance [220].

Pour conclure, la plupart de ces méthodes peuvent être réglées pour créer des situations de compétition avec, ou de résistance à, l'utilisateur plutôt que des situations de collaboration/coopération. Ces situations de compétition sont notamment utilisées dans les protocoles de rééducation neuromotrice, leurs effets bénéfiques sur l'amélioration du comportement moteur et la motivation des patients ayant été mis en évidence [70, 221–223].

Dans la suite, nous montrerons comment les connaissances en contrôle moteur humain, par ailleurs nécessaires à l'exploitation des exosquelettes actifs, pourraient être approfondies à l'aide des possibilités offertes par ces systèmes.

1.2.4. Applications à l'analyse du contrôle moteur humain

Dans cette revue de littérature, nous avons mis en avant les applications potentielles des exosquelettes actifs qui sont les plus répandues dans la littérature : la prévention des TMS au travail [7,25,27] et, majoritairement, la rééducation neuromotrice [70–76,224]. Cela nous a montré que, pour concevoir des assistances adaptatives répondant aux besoins humains, des connaissances en contrôle moteur sont indispensables. Il faut, en effet, pouvoir prédire l'intention et les stratégies motrices de l'utilisateur, ce qui implique de disposer de théories et modèles computationnels traduisant le comportement d'un humain en interaction avec un exosquelette.

Dans ces travaux de thèse, nous proposons donc d'étudier les éventuelles adaptations motrices humaines apparaissant lors du port d'un exosquelette actif, contrôlé dans les modes classiques précédemment introduits. Ces adaptations seront analysées sous le prisme des théories actuelles en contrôle moteur humain, permettant ainsi la mise en œuvre du cercle vertueux à la base de notre démarche de recherche. Cette utilisation des exosquelettes est une approche originale, peu développée dans la littérature, correspondant aux perspectives actuelles d'interfaces entre robotique et neurosciences [225]. De nombreuses études, notamment issues du champ de l'adaptation motrice, ont employé une approche relativement similaire en se limitant souvent à des mouvements dans un plan horizontal, perturbés par un champ de force prédéfini (*i.e.*, dépendant de la vitesse de l'effecteur) appliqué par un bras robotique ou un exosquelette (notamment le KinArm [226]), très similaire dans les différentes études [227–234]. Au cours de précédents travaux, *Bastide & al.* [6, 85, 235], ont commencé à introduire des notions de contrôle moteur pour évaluer l'impact d'un exosquelette transparent sur le mouvement humain. Notamment, la préservation d'invariants bien connus du mouvement humain lors de cette interaction a été vérifiée : asymétries directionnelles de mouvement (dues à la gravité, voir Section 2.2), relation linéaire entre amplitude et durée de mouvement ou encore forme des profils de vitesse. Par ailleurs, la théorie du coût du temps (CoT, voir Section 2.3) a été utilisée pour prédire l'effet d'une augmentation de l'inertie due à l'exosquelette sur la durée du mouvement humain. Il est également possible de citer les travaux de *Mistry & al.* [236]. Dans ces travaux, le paradigme bien connu en contrôle moteur déjà introduit (voir Section 2.1 pour plus de détails) – soit l'application d'une perturbation dépendante de la vitesse – est utilisé lors de l'interaction avec un exosquelette et dans le cadre de mouvements complexes (*i.e.*, ne se limitant pas à un plan). Les résultats ainsi obtenus rejoignent ceux d'autres études en montrant une adaptation relativement rapide au champ de force avec une persistance de l'adaptation pendant une courte durée après l'exposition à la perturbation. Finalement, une étude visant à analyser l'optimalité de la marche chez l'humain, conduite par *Selinger & al.* [237], a permis de montrer une adaptation optimale des patterns de marche pendant l'exposition à une perturbation induite par un exosquelette (voir Section 2.3, pour une présentation détaillée de cette étude).

Conclusions et positionnement des travaux :

Nous proposons donc de poursuivre l'approche décrite précédemment afin d'étendre les connaissances en contrôle moteur en nous basant sur les modes de contrôle les plus répandus des exosquelettes. Notamment, les résultats obtenus par *Bastide & al.* [85] concernant la conservation des asymétries directionnelles et la prédiction de la durée de mouvement, sont prometteurs pour étendre certaines théories fondamentales au cas de l'interaction humain-exosquelette. Par exemple, la théorie d'une intégration optimale de la gravité dans la planification du mouvement (lien avec le mode antigravitaire) ou encore la théorie d'un coût intrinsèque associé au temps de mouvement, influençant sa planification par le SNC (lien avec les modes d'assistance autour d'une trajectoire de référence). Les travaux ainsi réalisés correspondent à la branche supérieure de la méthodologie de recherche présentée en Introduction (voir Figure 1). De surcroit, pour pouvoir tester et éventuellement étendre ces théories, plusieurs développements matériels et logiciels ont été réalisés, tant concernant la transparence que la compensation précise du poids. Ces travaux sont dans la continuité des travaux de *Bastide & al.* [6, 85, 235], et correspondront donc à la branche inférieure de notre démarche de recherche.

Les deux théories du contrôle moteur évoquées ci-dessus présentent l'avantage d'avoir des implications potentielles assez importantes pour le contrôle des exosquelettes dans leurs domaines d'applications habituels (*i.e.*, rééducation et prévention des TMS). En effet, l'intégration de la gravité dans la planification du mouvement impacte directement les potentiels bénéfices liés à la compensation du poids humain, qui est un mode de contrôle de base des exosquelettes (présenté en détail en Section 1.2.2). Ensuite, l'existence d'un coût intrinsèque lié au temps, qui définirait la durée du mouvement, pourrait avoir un impact important sur la conception des trajectoires d'assistance qui sont à la base de nombre de commandes adaptatives (présentées en Section 1.2.3). Les implications de nos études se situeraient donc dans la partie inférieure de la méthodologie de recherche présentée en Introduction (voir Figure 1), complétant ainsi une boucle vertueuse entre les exosquelettes et le contrôle moteur humain.

Par conséquent, dans la suite de ce cadre théorique, nous introduirons de manière générale le domaine du contrôle moteur en Section 2.1, puis nous présenterons plus précisément les deux théories qui seront analysées dans le cadre de l'interaction humain-exosquelette en Section 2.2, pour l'intégration de la gravité, et en Section 2.3, pour la théorie du coût du temps.

2 - Contrôle moteur et théories investiguées

Ce chapitre à pour objectif de décrire les études associées aux théories de contrôle moteur que nous avons étudiées aux cours de ces travaux. Pour cela, nous commencerons par un rapide rappel des connaissances concernant l'exécution du mouvement et des modèles de contrôle optimal associés (Section 2.1). Nous présenterons ensuite en détail les deux théories testées à l'aide de notre exosquelette : la théorie d'intégration optimale de la gravité dans la planification du mouvement (Section 2.2) et la théorie du coût du temps (Section 2.3).

2.1. Généralités sur le contrôle moteur

Nous aborderons ici les principes généraux de l'exécution du mouvement en commençant par des rappels anatomiques et de modélisation concernant la chaîne permettant cette exécution (Section 2.1.1). Finalement, nous introduirons le champ du contrôle optimal, visant à modéliser les principes computationnels (au sens des niveaux d'analyse de *Marr* [238]) régissant cette exécution (Section 2.1.2).

2.1.1. Composantes neuronales de la génération du mouvement

Voies principales du système sensorimoteur

La réalisation d'une tâche motrice par un humain est le fruit d'un processus complexe mettant en jeu de nombreux sous-systèmes souvent regroupés sous l'appellation de système sensorimoteur. Il est impossible d'être exhaustif ici tant le contrôle neuronal du mouvement est complexe. Le lecteur pourra lire les nombreuses revues de littérature que nous introduirons sur ce sujet pour plus de détails. Brièvement, ce que nous retiendrons dans le cadre de ces travaux de thèse est que ce système est notamment composé de "capteurs", permettant de construire une représentation de l'environnement, et d'unités de calculs, appelées neurones. Une représentation schématique de son anatomie est fournie en Figure 2.1.

Deux voies principales sont distinguées dans la planification et le contrôle du mouvement. Il y a d'abord les voies dites ascendantes, partant des "capteurs" permettant à l'humain de construire une représentation de l'environnement et de la tâche à effectuer. Elles entrent aussi en jeu pour la régulation en ligne du mouvement (*i.e.*, réflexes, corrections d'erreurs). Lesdits capteurs fournissent des informations de nombreux types, allant de la vision au sens du toucher. Pour ce qui concerne les tâches motrices, les informations les plus impliquées sont visuelles, somatosensorielles et vestibulaires. Les informations somatosensorielles regroupent notamment le toucher et des informations internes comme l'allongement des muscles et les positions articulaires. Le système vestibulaire permet notamment de mesurer les accélérations, ce qui permet au SNC de réaliser le contrôle postural et de construire une représentation de la gravité (voir Section 2.2). Il y a ensuite les voies dites descendantes, partant du cortex, puis se dirigeant vers le tronc cérébral et la moelle épinière, pour finalement agir sur le système musculo-squelettique.

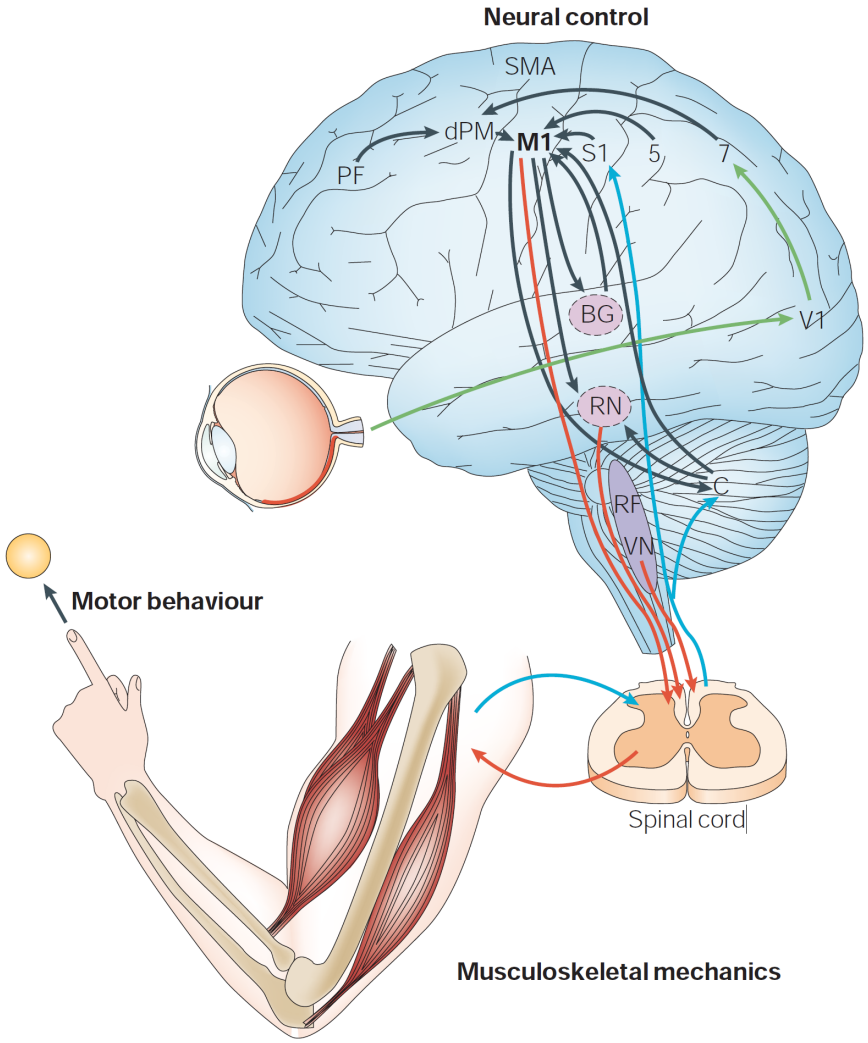


Figure 2.1 – Représentation schématique du système sensorimoteur (extraite de [239]). Les voies ascendantes sont représentées en bleu et en vert pour les voies ascendantes visuelles. Les voies descendantes sont représentées en rouge. Nous distinguons ici trois grands ensembles de la chaîne de planification et d'exécution du mouvement : cortex, tronc cérébral et moelle épinière. Les différentes régions du cortex représentées sont le cortex moteur (M1), le cortex pré-frontal (PF), le cortex pré-moteur dorsal (dPM), le cortex visuel primaire (V1), le cortex somatosensoriel primaire (S1), l'aire motrice supplémentaire (SMA), les aires 5 et 7 du cortex pariétal $(5, 7)$ et les noyaux rouges (RN). Les ganglions de la base (BG) et le cervelet (C) sont également représentés. Des représentations plus précises de l'anatomie des BG et de leur rôle dans la génération du mouvement sont disponibles en Figures 2.9 et 2.10 en Section 2.3. Les différentes régions du tronc cérébral représentées sont la formation réticulaire (RF) et les noyaux vestibulaires (VN), dont le rôle dans la perception des accélérations et, notamment, de la gravité, est discuté en Section 2.2.

L'unité de base permettant le fonctionnement de ces voies sensorimotrices est le neurone. Son fonctionnement repose sur sa capacité à se charger et se décharger électriquement, appelé potentiel d'action, à différentes fréquences. Lorsque qu'un neurone est excité, la fréquence de ses cycles de décharge augmente. Ces unités de base fonctionnent par groupes, regroupés dans des régions remplissant un ou plusieurs rôles spécifiques, et communiquent via les synapses. Une région est dite excitée si les fréquences de décharge des neurones la constituant augmentent de manière simultanée. De manière générale, une action ou une perception (d'origine vestibulaire, somatosensorielle,...) est toujours le résultat de l'excitation d'une région et pas d'un unique neurone.

Il est aujourd'hui admis que la planification des mouvements dirigés vers une cible est réalisée dans le cortex. En particulier, les informations sensorielles issues de voies ascendantes sont projetées sur les ensembles corticaux (voir Figure 2.1) et certains ensembles sous-corticaux tels que les ganglions de la base, ce qui permet de planifier le mouvement (voir [239–241] pour des revues). Le résultat de cette planification est ensuite transmis au tronc cérébral, qui régule notamment l'équilibre postural et les cycles de la marche, puis à la moelle épinière, qui est capable de regrouper toutes les sorties du processus de planification et de générer les commandes motrices transmises au système musculo-squelettique via les motoneurones. La moelle épinière inclut également des boucles réflexes permettant la réaction rapide à des informations sensorielles, sans passer par le système de planification central (*i.e.*, le cortex). Il n'est pas encore clairement établi que la planification centrale encode la cinématique du mouvement exécuté plutôt que les commandes motrices sous-jacentes (*i.e.*, les forces musculaires).

L'ensemble de ce processus de planification et d'exécution est donc régi par des transmissions d'informations via des signaux électrochimiques, intrinsèquement bruités et relativement lents. Ce bruit, appelé bruit sensorimoteur (pouvant se décomposer en un bruit sensoriel sur les entrées sensorielles et un bruit moteur dû aux cycles de décharges neuronales), joue un rôle important dans la variabilité du mouvement humain [242–245]. Cette variabilité entraîne naturellement des déviations par rapport à l'objectif de la tâche. Ces déviations sont traitées comme des erreurs, dont la correction est réalisée en ligne via la projection des informations sensorielles, notamment visuelles, dans le cervelet. Il semble que le cervelet joue le rôle de correcteur dans l'exécution du mouvement, notamment via une représentation de la cinématique inverse qui permettrait de calculer des erreurs en termes articulaires [246, 247].

Incertitudes et délais dans le système sensorimoteur

La capacité à planifier rapidement et exécuter précisément des mouvements complexes est, entre autres, conditionnée par la complexité de la dynamique de l'environnement. En particulier, les environnements introduisant des incertitudes et des perturbations mécaniques sont connus pour générer des phases d'adaptation relativement longues [227]. Une source inhérente d'incertitude et de perturbation est le bruit sensorimoteur précédemment introduit. Dans notre cadre d'étude, l'exosquelette sera également une source de perturbations mécaniques et de bruit.

En dépit d'une vitesse de transmission de l'information assez lente dans le SNC (comparée à celle des robots) et de la complexité du système musculo-squelettique, il est intéressant de noter que ces processus complexes sont réalisés très rapidement chez l'humain, du moins dans des environnements simples. Notamment, pour des mouvements de pointage vers des cibles sans exosquelette, les délais de prise et de traitement des informations sensorielles sont de l'ordre de $200\ \mathrm{ms}$ à $300\ \mathrm{ms}$ avant le début du mouvement de la main [248] (bien que cela puisse changer en fonction de l'urgence de la tâche et des instructions données aux participants). Pour les saccades oculaires, ce délai tourne autour de $200\ \mathrm{ms}$ [249]. Il serait physiologiquement possible pour les yeux de démarrer les mouvements plus rapidement, cependant les travaux de *Carpenter* suggèrent qu'une partie de ce délai est en fait associée à la prise de décision [249, 250]. Ces délais sont calculés comme le temps s'écoulant entre l'apparition du stimulus (*i.e.*, les cibles) et le début du mouvement. Ce temps est également appelé temps de réaction. Si la tâche à réaliser n'implique pas de prise de décision mais plutôt des réflexes visuomoteurs, le temps de réaction peut descendre aux alentours de 90–$110\ \mathrm{ms}$ avant le début du mouvement de la main [251, 252]. Par ailleurs, le temps de réaction varie peu lorsque la phase de planification est dé-corrélée du début du mouvement de la main (en affichant les stimuli avant de donner un signal de départ par exemple). Cela suggère que la planification motrice en elle-même, c'est-à-dire le calcul de la politique de contrôle à utiliser (*e.g.*, le plan d'activation des motoneurones), pourrait représenter une part très faible du temps de réaction, aux alentours de $30\ \mathrm{ms}$ pour une tâche de pointage de cibles [248], ce qui est très court au vu de la complexité et de la dimension du problème à résoudre. Par ailleurs, la physiologie des contractions musculaires entraîne un délai entre le début de l'activation et le début du mouvement, appelé délai électromécanique, de l'ordre de $100\ \mathrm{ms}$ pour les muscles des membres supérieurs [140].

Notion de modèle interne

L'hypothèse selon laquelle le cerveau est capable de construire une représentation interne de son environnement, appelée modèle interne, lui permettant de faire des prédictions sur les situations à venir, a été à la base de nombreux travaux fondateurs en neurosciences [253–256].

Ces modèles stipulent en général que le cerveau estime l'état du système et les paramètres de l'environnement sur la base de l'état probable de l'environnement estimée via une intégration multi-sensorielle [257, 258], qui est représentée par des statistiques Bayesiennes dont l'équation fondatrice est la suivante :

$$p(x_0|y) = \frac{p(y|x_0)p(x_0)}{p(y)} \tag{2.1}$$

où $p(x_0|y)$ est la probabilité de justesse de la représentation de l'environnement x_0 calculée par le cerveau pour des données mesurées y, $p(y|x_0)$ est la probabilité d'observation de données y pour une représentation de l'environnement x_0 donnée, $p(x_0)$ est la crédence initiale (*i.e.*, crédibilité *a priori*) associée à la représentation de l'environnement considérée et, finalement, $p(y) = \sum_{x \in \mathcal{X}} p(y|x)p(x)$ est la probabilité d'observation totale des données y. Cette probabilité d'observation totale

est calculée à partir de l'ensemble des représentations possibles de l'environnement $\mathcal{X}$. Plus précisément, elle est calculée comme la somme des probabilités d'observation des données y pour toutes les représentations $x \in \mathcal{X}$ de l'environnement notée $p(y|x)$, multipliée par la crédence initiale associée à chaque représentation de l'environnement. Les représentations de l'environnement peuvent notamment tenir compte des lois de la physique (gravité,...) et du bruit moteur précédemment introduit, pour planifier le mouvement à réaliser. Une fois le mouvement planifié, il est contrôlé en ligne pour corriger les erreurs de planification et tenir compte d'éventuelles perturbations, ce qui est souvent modélisé par du contrôle optimal avec boucles de rétroaction (voir Section 2.1.2). Plusieurs revues de littérature et études récentes s'intéressent à détailler les connaissances et hypothèses les plus répandues sur ces modèles internes [259–262].

Dans notre cadre de travail, une problématique associée à cette notion sera de vérifier si les exosquelettes, en mode transparent ou antigravitaire, induisent uniquement des changements paramétriques (*i.e.*, des changements d'un ou plusieurs termes de la dynamique) dans la représentation de l'environnement construite par le cerveau. Dans ce cas, les adaptations du mouvement à l'exosquelette devraient être rapides. Si des adaptations plus longues sont observées, cela suggèrera que l'humain a besoin de temps pour construire une nouvelle représentation de l'environnement, tenant compte de l'exosquelette. Ce dernier cas est peu probable, au moins pour ce qui est de la transparence, car la dynamique et le comportement de l'exosquelette y sont très majoritairement simples et déterministes. Prédire l'adaptation qui sera observée en mode antigravitaire est moins évident et ce point sera discuté dans nos travaux. Enfin, dans le cas d'une assistance autour d'une trajectoire, la perturbation induite va au-delà d'une modification structurelle de la dynamique humaine. La manière dont l'humain va s'adapter n'est donc pas claire.

Pour conclure, nous avons ici détaillé les différents ensembles impliqués dans la planification, l'exécution et le contrôle du mouvement. Notamment, la planification est un processus impliquant de nombreuses régions corticales et sous-corticales, tandis que l'exécution des commandes motrices transite nécessairement par la moelle épinière et que la correction des erreurs au cours du mouvement semble déléguée au cervelet. Ce dernier jouerait ainsi un rôle crucial dans les adaptations motrices et la construction des représentations internes de l'environnement. Nous avons également détaillé les différents délais, très courts, inhérents à la mise en œuvre de l'ensemble de ces processus. Finalement, nous avons introduit la notion de modèle interne, permettant de mieux se représenter comment le cerveau pourrait interpréter et modéliser son environnement.

Dans la suite, nous évoquerons la notion de contrôle optimal. En particulier, nous présenterons la formulation générale d'un problème de contrôle optimal. Par ailleurs, nous présenterons les modèles musculaires les plus répandus en contrôle moteur et discuterons leurs limites.

2.1.2. Théorie du contrôle optimal

Le contrôle optimal est un cadre de travail permettant de formaliser les modèles internes introduits plus haut. La théorie la plus répandue actuellement pour expliquer le mouvement humain est celle du contrôle optimal avec boucles de rétroaction, dont la formulation mathématique a notamment été réalisée par *Todorov & Li* [243,263–265]. Le cadre du contrôle optimal, en contrôle moteur, stipule que le mouvement humain est régi par la minimisation d'une fonction coût, produisant une politique de contrôle incluant ou non des boucles de rétroaction et imposant ainsi une trajectoire dans l'espace musculaire et, par extension, dans l'espace des tâches. Nos travaux, visant à prédire le comportement humain et sa potentielle optimalité lors de l'interaction avec un exosquelette, que ce soit du point vue de l'intégration de la gravité ambiante ou de la durée des mouvements, s'expriment naturellement dans ce cadre. Ci-dessous nous introduirons de manière générale la formulation d'un problème de contrôle optimal sans boucle de rétroaction, puis nous introduirons quelques modèles musculaires très utilisés pour simuler la dynamique de génération des couples articulaires.

Modélisation basée sur la minimisation de fonctions de coût

Un problème de contrôle optimal repose d'abord sur la définition d'une variable de contrôle, conventionnellement appelée $\mathbf{u}$. Une des manières les plus classiques de définir $\mathbf{u}$ dans la cadre de l'analyse du mouvement humain est de poser $\mathbf{u} \triangleq \dot{\boldsymbol{\tau}}$, où $\boldsymbol{\tau}$ est le vecteur des couples articulaires humains. Il est également possible de définir $\mathbf{u} \triangleq \boldsymbol{\tau}$, ou encore, comme nous le verrons dans le paragraphe suivant traitant des modèles musculaires, $\mathbf{u} \triangleq \mathbf{a}$, où $\mathbf{a}$ est le vecteur des activations des muscles modélisés.

Le choix de la définition de $\mathbf{u}$ entraîne une définition de l'état $\mathbf{x}$ du système considéré. Par exemple, dans le cas $\mathbf{u} \triangleq \dot{\boldsymbol{\tau}}$, cela entraîne $\mathbf{x} = (\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}, \boldsymbol{\tau})$.

La résolution du problème repose ensuite sur la formulation de la dynamique du système considéré, que nous appellerons $\mathbf{f}(\mathbf{x}, \mathbf{u})$ dans le cas général. Ici nous ne considérerons que des dynamiques déterministes mais le cas général peut considérer des dynamiques stochastiques. Les modèles déterministes sont surtout pertinents pour expliquer le comportement moyen d'un individu dans une tâche motrice bien apprise. Finalement, il est nécessaire de faire l'hypothèse que l'humain cherche à minimiser un certain nombre de paramètres, notamment énergétiques ou de précision. Cette hypothèse entraîne la formulation de fonctions coûts composites, connues pour donner d'assez bonnes prédictions du mouvement humain [1]. Ces fonctions coûts composites prennent la forme suivante :

$$C(\mathbf{x}, \mathbf{u}, \boldsymbol{\alpha}) = \sum_{i=1}^{\#\mathcal{F}} \alpha_i \int_{t=0}^{t_f} l_i(\mathbf{x}, \mathbf{u}, t)\, dt \tag{2.2}$$

où $C(\mathbf{x}, \mathbf{u}, \boldsymbol{\alpha})$ est le coût total à minimiser, $\boldsymbol{\alpha}$ est le vecteur des pondérations associées aux différentes composantes du coût total (*i.e.*, α_i est une composante de $\boldsymbol{\alpha}$), $\#\mathcal{F}$ est le cardinal de l'ensemble $\mathcal{F}$ des composantes considérées, t_f est la durée du mouvement simulée (pouvant être contrainte ou libre) et $l_i(\mathbf{x}, \mathbf{u}, t)$ est la i^{eme} fonction coût composante du coût total. Ces fonctions sont nécessairement

positives. De nombreuses composantes $l_i(\mathbf{x}, \mathbf{u}, t)$ coexistent dans la littérature : minimum-jerk [87, 194], variation du couple [266, 267], couple [268], travail absolu [140, 269] et bien d'autres [270].

Les modèles déterministes produisent généralement une commande en boucle ouverte $\mathbf{u}(t)$, ce qui signifie qu'ils n'intègrent pas de boucle de rétroaction tenant compte des différentes entrées sensorielles au cours du mouvement. En conséquence, ils décrivent uniquement des trajectoires potentiellement planifiées par le SNC et donc comparables à des trajectoires expérimentales moyennées à travers de nombreuses répétitions pour atténuer l'effet des fluctuations liées au bruit. Les prédictions de ces modèles sont donc en général plus crédibles et plus pertinentes sur des paramètres locaux intervenant tôt dans le mouvement, tels que le temps relatif au pic d'accélération ou au pic de vitesse, ou sur des paramètres décrivant le mouvement de manière globale, tels que le temps de mouvement ou l'énergie totale dépensée.

Au cours de nos travaux, nous nous sommes limités à décrire cette planification motrice, en faisant l'hypothèse que le comportement moyen ou initial la reflètera, sans prise en compte des corrections en ligne du mouvement. Ce choix de modélisation est lié à la répétabilité et à la simplicité des tâches effectuées où la précision finale n'est pas un critère majeur et est peu contrainte. En effet, une fois que les participants étaient adaptés au comportement de l'exosquelette, les éventuelles corrections en ligne étaient supposées ne pas venir d'une erreur de planification mais des différentes sources de bruit affectant la réalisation de chaque essai (ces dernières étant atténuées par une moyennisation sur plusieurs essais).

Il est intéressant de noter qu'il est tout à fait possible de compléter cette approche en boucle ouverte par l'introduction de boucles de rétroaction et de termes stochastiques. Cela peut notamment être implémenté par linéarisation [271, 272]. Dans ce cadre, une estimation de l'état du système $\hat{\mathbf{x}}$ est réalisée à chaque itération, ce qui implique une ré-estimation en ligne du contrôle $\hat{\mathbf{u}}$ localement optimal à appliquer. Ces modèles incluant des boucles de rétroaction, sont aujourd'hui dominants dans la littérature [239, 273–275]. L'autre solution est d'utiliser une approche de commande optimale prédictive à horizon fuyant pour résoudre une séquence de problèmes de contrôle optimal, en prenant l'instant courant comme état initial [276].

Différents modèles du muscle pour le contrôle optimal

Il est intéressant de noter qu'il est possible d'intégrer différents modèles du système musculo-squelettique dans la dynamique $\mathbf{f}(\mathbf{x}, \mathbf{u})$. Ces différents modèles reposent sur le constat que les muscles se comportent comme des filtres passe-bas, ce qui permet notamment une atténuation naturelle du bruit moteur. Dans ce cadre, plusieurs modèles, basés sur des filtres du premier [140] ou du second ordre [244], ont été proposés. Les modèles les plus aboutis à l'heure actuelle sont les modèles de Hill, par exemple utilisés en contrôle optimal par *Li & al.* [265, 277] ou encore *Ueyama & Miyashita* [275]. Il est également possible de trouver des paramétrages de ces modèles dans la littérature [278].

Au cours de nos travaux, nous n'avons pas introduit de modèle du muscle car les phénomènes que nous nous attachons à prédire, que ce soit l'exploitation de la gravité ou la notion de vigueur, n'ont, à ce jour, pas été corrélés avec une dynamique musculaire particulière mais semblent résulter d'un processus central où la commande s'adapterait pour produire les forces musculaires voulues.

En pratique, les modèles musculaires, en particulier les modèles de Hill, sont complexes à utiliser en raison du grand nombre de paramètres biomécaniques (souvent mal connus) qu'ils font intervenir. L'identification précise de ces paramètres, pour pouvoir utiliser ces modèles dans un cadre de contrôle optimal, est une problématique qui peut donner lieu à des études de sensibilités laborieuses. Pour ce travail de thèse, nous considèrerons donc des modèles plus simples sans paramètres libres.

Dans la suite, nous introduirons et détaillerons les deux théories du contrôle moteur auxquelles nous nous sommes intéressés, en cohérence avec les modes de contrôle principaux des exosquelettes actifs précédemment introduits.

2.2. Intégration de la gravité dans la planification motrice

2.2.1. Composantes neuronales de l'intégration de la gravité

La gravité est une composante centrale et immuable de la dynamique de l'environnement humain sur Terre. Comme précédemment abordé (voir Section 1.2.2), les efforts induits par la gravité sont une contrainte importante pour les patients post-AVC [134, 137, 138, 279–282], également souvent impliqués dans l'apparition de troubles musculo-squelettiques au travail (port de charge, maintien de posture,...) [14, 283–285] ou encore chez les patients atteints d'obésité [286, 287]. Un autre sujet central lié à l'impact de la gravité sur le mouvement est l'effet d'une exposition prolongée à la microgravité chez les astronautes, générant notamment des modifications anatomiques du cerveau et de la faiblesse musculaire [288–294]. L'omniprésence de la gravité en fait un sujet d'étude central pour comprendre la planification du mouvement humain et imaginer des solutions pour remédier aux problèmes précédents [295].

De nombreuses études se sont intéressées à l'intégration de la gravité dans le processus de planification du mouvement et à sa représentation interne (voir notion de modèle interne en Section 2.1.1) par le cerveau [296–301]. Au niveau neuronal, *Angelaki & al.* [302] ont montré que des neurones du cervelet et du tronc cérébral encodent les lois de Newton, ce qui permet de construire une représentation interne des équations du mouvement. Cette démonstration reposait notamment sur l'application de différentes combinaisons d'accélérations chez un singe tout en mesurant la réponse des neurones afférents des otolithes et du noyau vestibulaire (qui sont des composantes de l'oreille interne). La fréquence de décharge de ces neurones montre une forte dépendance à l'accélération ambiante et, notamment, une absence de réaction dans le cas où la combinaison d'accélérations résulte en une accélération nulle (voir Figure 2.2).

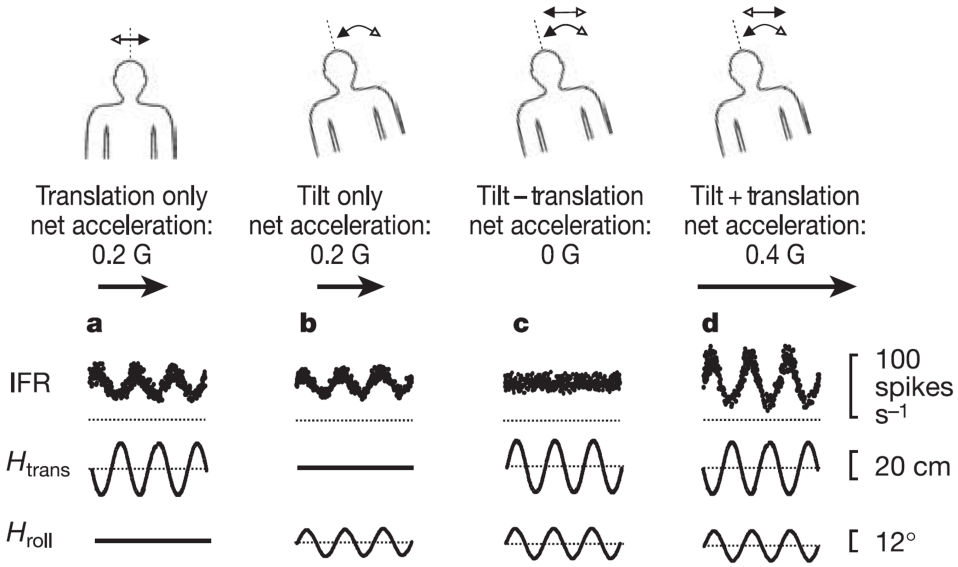


Figure 2.2 – Réponse neuronale en nombre de décharges par seconde (IFR) en fonction de l'accélération totale due à la rotation et à la translation (image partielle extraite de [302]). L'IFR observé dans les cas ou les accélérations se compensent (c) est constant et non-modulé. Au contraire, si les accélérations ne se compensent pas (a,b,d), l'activité neuronale est modulée en fonction de la somme des accélérations (H_{trans} et H_{roll}) au cours du temps.

Une étude complémentaire, menée par *Indovina & al.* [303], a permis de montrer l'influence de la perception de la gravité sur les activités neuronales du cortex somatosensoriel, du cortex pré-moteur ventral et du système vestibulaire chez l'humain. La perception de la gravité était influencée par des stimuli visuels induisant une perception normale de la gravité ($1\mathrm{g}$) et une perception inversée de la gravité (-$1\mathrm{g}$). Les stimuli visuels étaient présentés aux participants pendant un enregistrement de l'activité neuronale par imagerie par résonance magnétique fonctionnelle (IRMf). Au delà des zones impactées par la gravité, cette étude a détaillé comment ces zones sont également impliquées dans la représentation interne des membres supérieurs [304, 305], confirmant l'hypothèse de la capacité de calcul multimodale du système vestibulaire et son importance dans l'estimation de la gravité [306, 307]. Par ailleurs, une étude de *Laurens & al.* [308] a permis de distinguer deux groupes de cellules de Purkinje (une classe de neurones du cervelet semblant commander les coordinations motrices [309, 310]) encodant séparément les accélérations dues à des translations (telles que la gravité) et à des rotations. Finalement, une seconde étude de *Laurens & al.* [311] a montré l'existence de neurones dans le Thalamus dont l'activité est modulée par les rotations de la tête changeant son orientation par rapport à la gravité.

Pour conclure, la représentation de la gravité dans le cerveau est un processus complexe impliquant de nombreuses zones et de nombreuses entrées sensorielles (visuelles, somatosensorielles, vestibulaires,...). Cependant, ces résultats ne permettent pas d'expliquer comment ces connaissances de l'environnement gravitaire sont ensuite utilisées par le cerveau pour planifier le mouvement ni de discuter l'importance relative de ces différentes entrées. Deux hypothèses principales et contradictoires ont été avancées dans la littérature et seront décrites dans la suite de ce cadre théorique : l'hypothèse de compensation (voir Section 2.2.2) et l'hypothèse d'utilisation optimale. Pour cette dernière, nous présenterons l'importance des différentes entrées sensorielles pour l'optimisation (voir Section 2.2.3).

2.2.2. Hypothèse de compensation de la gravité

Cette hypothèse assez ancienne est aujourd'hui fortement remise en question. Elle stipule que le mouvement humain et les activités musculaires associées comprennent deux parties distinctes : une première partie dite "tonique" de compensation statique la gravité en tout point et une partie dite "phasique" permettant la réalisation du mouvement et la compensation des effets inertiels, de Coriolis et de frottement. Cette hypothèse est d'abord avancée par *Hollerbach & Flash* [312] sur la base d'observations réalisées dans le plan horizontal. Ils relèvent notamment que, si les effets de la gravité sont négligés (ou compensés), le couple nécessaire pour réaliser un même mouvement avec plusieurs vitesses différentes est une simple remise à l'échelle dépendant de cette vitesse. Cela simplifie grandement la planification du mouvement et pourrait éviter au cerveau de résoudre les mêmes équations du mouvement pour chaque vitesse. Dans une étude consécutive, *Atkeson & Hollerbach* [313] ont tenté de valider cette hypothèse permettant de simplifier la planification motrice en analysant des mouvements verticaux, impactés par des variations des efforts liés à la gravité. Leurs analyses les conduisent à remarquer que les profils de vitesse semblent invariants en forme, une fois normalisés par la durée et la vitesse maximale, et ce indépendamment de la courbure de la trajectoire de la main (voir Figure 2.3). Cette invariance est interprétée comme un marqueur validant la théorie d'une simplification de la planification motrice par la compensation indépendante de la gravité et des autres composantes de la dynamique.

Finalement, une troisième étude fondatrice de cette hypothèse conduite par *Flanders & Herrman* [314], a montré que les signaux EMG pouvaient se décomposer en deux : une composante tonique compensant la gravité et une phasique permettant la réalisation du mouvement (voir Chapitre 8 pour le détail de la procédure de séparation). Après cette séparation, la mise à l'échelle de la composante phasique en fonction de la vitesse de mouvement a été mise en évidence, en accord avec des résultats précédents sur la relation entre amplitude des signaux EMG et vitesse de mouvement [315].

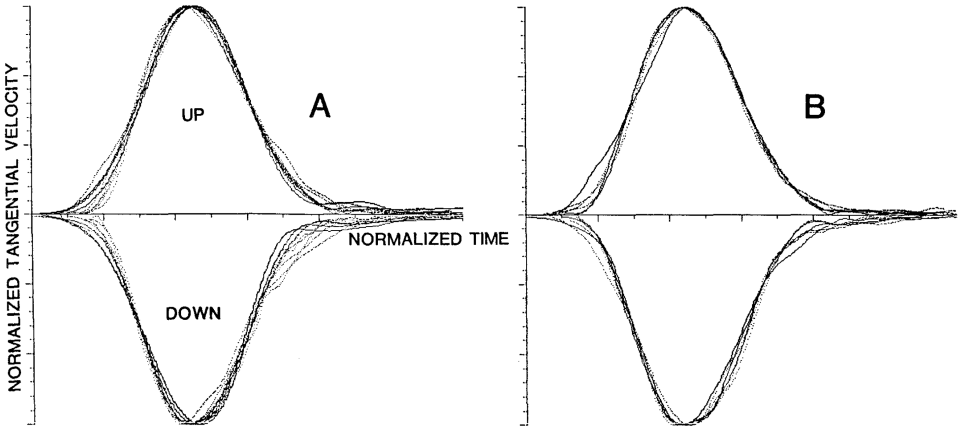


Figure 2.3 – Superposition des profils de vitesse pour des mouvements vers le haut vers le bas normalisés en temps et en vitesse tangentielle pour un participant représentatif (image partielle extraite de [313]). **A.** Mouvements réalisés à différentes vitesses de lentes à rapides. **B.** Le phénomène est également mis en évidence pour des mouvements réalisés avec et sans une masse tenue par le participant.

Pour conclure, bien que cette hypothèse de remise à l'échelle des profils de vitesse et des couples articulaires semble aujourd'hui très improbable (voir Section 2.2.3 pour le détail), les recherches associées sont toujours très utilisées pour traiter les signaux EMG. Notamment, la séparation entre EMG "tonique" et EMG "phasique", bien qu'elle ne soit plus associée à une séparation de ces efforts dans la planification du mouvement par le SNC, est devenue une méthode d'analyse classique dont l'utilité sera mise en évidence dans la suite [135, 140, 316–318].

2.2.3. Hypothèse d'intégration optimale de la gravité

Comme précisé précédemment, l'hypothèse de compensation de la gravité, reposant notamment sur l'invariance de la forme des profils de vitesse, semble aujourd'hui très improbable. La première raison de cette remise en question est que cette invariance des profils de vitesse n'est en réalité pas vérifiée. En effet, si la forme globalement en cloche des profils de vitesse semble effectivement être un invariant du mouvement humain, les caractéristiques plus locales de ces profils se sont avérés variables. Notamment, le temps relatif au pic de vitesse (rtPV), se calculant comme le temps s'écoulant entre le début du mouvement et le maximum de la vitesse divisé par la durée totale du mouvement (voir Figure 4.2 en Section 4.2.1 pour la définition de ces paramètres), est un paramètre particulièrement sensible à la direction du mouvement par rapport à la gravité comme démontré par de nombreuses études [140, 273, 319–326]. Nous nous attacherons dans la suite de cette Section à décrire les effets de la gravité sur la planification du mouvement et les potentielles implications de ces effets en termes d'optimalité de l'utilisation de la gravité.

L'empreinte de la gravité sur le contrôle sensorimoteur

Les asymétries directionnelles se réfèrent à la différence des profils de vitesse entre des mouvements verticaux vers le haut et vers le bas. Elles sont une des empreintes de la gravité sur le contrôle sensorimoteur les plus robustes et étudiées dans la littérature. Une étude pionnière, menée par *Papaxanthis & al.* [325], a en effet mis en évidence que la durée de la phase d'accélération (rtPV) des mouvements vers le haut est, de manière robuste, plus courte que le rtPV des mouvements vers le bas. De manière cohérente, les durées des phases de décélérations des mouvements vers le haut sont plus longues que celles des mouvements vers le bas. Ces résultats ont été montrés à vitesse naturelle et à vitesse rapide et avec ou sans une masse de $500\ \mathrm{g}$ tenue par les participants (voir Figure 2.4).

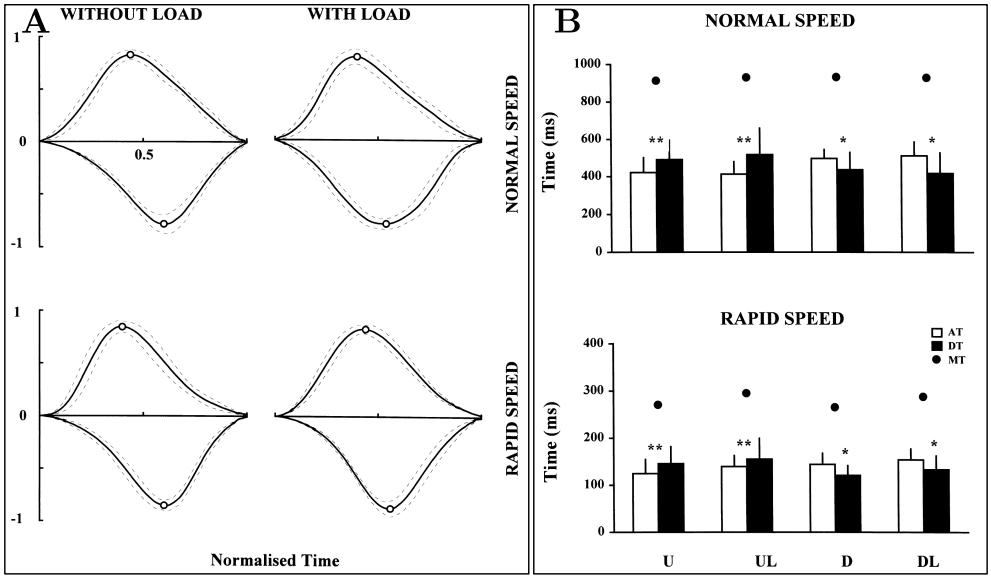


Figure 2.4 – Asymétries directionnelles des profils de vitesse (image extraite de [325]). **A.** Profils de vitesse moyens normalisés (vitesses positives vers le haut et négatives vers le bas) et écarts-types en pointillés. Le pic de vitesse est signalé par un cercle noir. Les mêmes tendances sont observées pour des mouvements rapides et à vitesse naturelle et avec et sans masse. **B.** Détail des durées des phases d'accélération et de décélération. **U** correspond aux mouvements vers le haut, **D** aux mouvements vers le bas, **L** à la présence de la masse. Les durées des phases d'accélération **AT** sont représentées par les rectangles blancs et les durées des phases de décélération **DT** par les rectangles noirs.

Ces résultats pionniers ne permettent toutefois pas d'affirmer que ces différences de durées des phases d'accélération et de décélération sont dues à la gravité. En effet, si ces résultats devaient être reproduits sur des mouvements horizontaux, cela signifierait que leur origine est différente. Par exemple, elle pourrait être due aux caractéristiques propres des différents groupes musculaires. *Gentili & al.* [319] se sont spécifiquement intéressés à cette question en demandant à des participants de réaliser des mouvements de pointage mono-articulaires de l'épaule dans un plan

sagittal et dans un plan horizontal. Cette étude a montré que, bien que les pics de vitesse et les durées de mouvement soient équivalentes pour les deux types de mouvements, les asymétries directionnelles n'étaient présentes qu'entre les mouvements réalisés dans le plan sagittal (*i.e.*, mouvements verticaux). De nombreuses études ont ensuite reproduit ces résultats [140, 323, 327, 328]. Par ailleurs, *Gaveau & al.* [321], ont montré que ces asymétries étaient présentes pour des mouvements mono-articulaires de flexion/extension de l'épaule, de flexion/extension du coude et de flexion/extension du poignet dans un plan sagittal, avec une amplitude d'asymétrie croissante avec la masse du membre déplacé (*i.e.*, plus le membre déplacé est lourd plus les différences entre mouvements vers le haut et vers le bas sont marquées). Cette prise en compte semble par ailleurs persister, et même s'accroitre, avec l'âge [329, 330]. Comparer des mouvements verticaux et des mouvements horizontaux est un moyen simple de faire varier les efforts liés à la gravité au cours des mouvements (variables dans le cas vertical et constants dans le cas horizontal) afin d'en révéler l'impact. Néanmoins, cette méthode souffre de biais importants, notamment des changements de muscles impliqués dans la génération du mouvement, ou encore des changements de posture (passage de la position debout à la position allongé). En conséquence, de nombreux paradigmes expérimentaux, que nous détaillons dans la suite, ont été introduits pour analyser l'impact de la gravité sur le mouvement en la modifiant réellement. Ces paradigmes ont notamment permis de montrer que dans une situation de microgravité, les asymétries directionnelles de mouvement tendent à disparaître, rendant les mouvements verticaux similaires à ceux réalisés dans un plan horizontal [322, 331].

Microgravité simulée par immersion sous l'eau

Le premier des ces paradigmes est la réalisation de mouvements sous l'eau, qui est d'ailleurs un moyen courant pour entraîner les astronautes à la microgravité. Un exemple est l'étude de *Dalecki & al.* [332], qui ont altéré uniquement les informations proprioceptives de la perception de la gravité et pas les informations vestibulaires ou visuelles (par immersion). Dans ce cadre, les participants tendent à utiliser plus de force qu'en dehors de l'eau pour réaliser une même tâche isométrique. Une autre étude, conduite par *Macaluso & al.* [331], a permis de montrer qu'en immergeant des plongeurs professionnels tout en maintenant une situation de flottabilité neutre (la poussée d'Archimède et le poids se compensent), les caractéristiques cinématiques des mouvements étaient proches de celles observées en situation de microgravité.

Ce paradigme n'est pas très utilisé dans la littérature en contrôle moteur, notamment en raison de sa complexité de mise en œuvre. En effet, immerger des participants présente non seulement des difficultés pour leur recrutement mais également des difficultés matérielles car la plupart des moyens de mesure modernes ne sont pas submersibles.

Hypergravité simulée par centrifugation

La centrifugation est un moyen commun et historique de créer une hypergravité sur Terre. Tout comme le travail en immersion sous l'eau, c'est un moyen d'entraînement répandu chez les astronautes. Des travaux pionniers, menés par *DiZio & Lackner* [333], on permis de montrer que les humains sont capables de s'adapter aux effets de la centrifugation pour réaliser une tâche de pointage d'une cible. En particulier, ces travaux ont montré qu'après une période assez courte, les participants étaient capables d'atteindre la cible avec des trajectoires en ligne droite, alors même que les trajectoires étaient courbées et qu'une forte erreur de pointage était observée sur les premiers essais. Ces résultats étaient préservés sur une large plage de vitesses de rotation, avec néanmoins une période d'adaptation de plus en plus longue avec l'augmentation de cette vitesse. Ces résultats suggèrent que les humains sont capables de s'adapter à des situations d'hypergravité. Des travaux plus récents, menés par *White & al.* [334], se sont intéressés à la capacité d'anticipation de participants soumis à différents champs d'hypergravité. Pour cela, des participants ont réalisé une tâche consistant à attraper une masse puis à la soulever sous des champs gravitaires pré-définis : $1\mathrm{g}$, $1.5\mathrm{g}$, $2\mathrm{g}$, $2.5\mathrm{g}$, $2\mathrm{g}$, $1.5\mathrm{g}$, $1\mathrm{g}$. Les participants étaient capables d'anticiper correctement la force nécessaire pour attraper la masse, notamment lors des augmentations de la gravité ambiante. Lors des diminutions de la gravité, les participants tendaient à surestimer la force nécessaire mais diminuaient tout de même leur force de préhension. Une étude consécutive conduite par *White & al.* [335], a permis de montrer que la capacité de résistance à une exposition à un champ hypergravitaire était liée à la pression artérielle moyenne. Pour cela, la réponse hémodynamique et la force de préhension étaient mesurées pendant l'exposition à un champ hypergravitaire de $2.4\mathrm{g}$ au niveau des pieds. Les données ainsi obtenues ont permis d'associer une pression artérielle plus faible avec une meilleure capacité de résistance à l'exposition.

Ce paradigme, bien que plus répandu que l'immersion sous l'eau, est également difficile à mettre en œuvre et présente plusieurs limites. Il y a d'abord les contraintes de santé pour le recrutement des participants (un examen de santé est requis avant l'inclusion dans l'étude). Ensuite, le champ gravitaire généré par centrifugation n'est pas homogène, il est plus précis de dire que les participants sont soumis à un gradient d'hypergravité car l'accélération centripète associée à la rotation est proportionnelle au rayon de la rotation. Par exemple, dans l'étude de *White & al.* [335], quand les participants sont soumis à une gravité de $2.4\mathrm{g}$ au niveau des pieds, ils sont soumis à une gravité plus faible de $1.3\mathrm{g}$ au niveau de la tête. De plus, les effets de Coriolis, tangentiels au cercle décrit par les participants, affectent également les retours sensoriels. Finalement, les champs gravitaires appliqués par centrifugation, bien qu'ils soient un bon moyen d'entraînement, sont trop limités pour analyser précisément la cinématique du mouvement et isoler l'empreinte de la gravité.

Impact de l'exposition à la microgravité chez des astronautes

L'exposition prolongée à la microgravité est un problème particulièrement important chez les astronautes, notamment du point de vue physiologique. En effet, il a été montré par IRMf que cette exposition entraîne une modification de l'anatomie du cerveau, notamment, des déplacements du fluide intracrânien, des changements dans la structure de la matière grise et une réduction de la quantité de matière blanche (voir [293] pour une revue de littérature).

Les conséquences motrices de cette exposition ont été étudiées à plusieurs reprises. Notamment, *McIntyre & al.* [336], ont montré que, pour attraper un objet en train de "tomber", les astronautes déclenchent leurs mouvements plus tôt en microgravité que dans le champ gravitaire Terrestre. Par ailleurs, *Papaxanthis & al.* [337], ont observé une persistance des différences cinématiques au début de l'exposition à la microgravité dans l'espace (après 18 jours sur une mission de 6 mois). Cette absence de modification du comportement moteur au début des missions spatiales a également été rapportée par *McIntyre & al.* dans une revue de littérature [338].

Finalement, les mesures sur les astronautes sont très importantes du point de vue des modifications physiologiques. Elles sont en revanche moins fiables du point de vue de l'adaptation motrice, particulièrement du point de vue de la cinématique, en raison du très faible nombre d'astronautes impliqués, de l'importante variabilité inter-individuelle sur le rtPV et de sa sensibilité [339].

Hyper-, hypo- et microgavités simulées durant des vols paraboliques

Les vols paraboliques présentent de nombreux avantages comparés aux protocoles précédents, notamment une maîtrise plus précise du champ gravitaire effectivement appliqué aux participants ainsi qu'une exposition plus proche, au niveau sensoriel, de celle de l'espace (voir [340] pour une revue de la littérature). Cela a notamment été démontré dans une étude conduite par *Karmali & Shelhamer* [341]. Dans cette étude, il est montré que la courbure de la trajectoire de l'avion est très réduite lors de trajectoires paraboliques, en comparaison avec la courbure plus importante lors d'une centrifugation. Cette courbure plus faible est associée à des déviations, par rapport au champ gravitaire souhaité, trop faibles pour être perçues par le système vestibulaire (voir Section 2.2.1 pour le rôle du système vestibulaire dans la perception de la gravité). Globalement, les vols paraboliques permettent de générer des phases d'hypergravité, de microgravité et d'hypogravité (telles que la gravité Lunaire ou Martienne) en fonction de la phase de la parabole [342].

Les études précédentes s'intéressant à la force de préhension (réalisées en centrifugeuses) ont été généralisées durant des vols paraboliques par *Augurelle & al.* [343]. Cette étude a permis de montrer que, dans des situations générant des champs gravitaires plus "réalistes", la force de préhension des participants s'ajustait rapidement. En particulier, après 5 paraboles, la force juste nécessaire pour tenir l'objet était appliquée par les participants. Ces résultats suggèrent une représentation centrale du champ gravitaire environnant.

Par ailleurs, plusieurs études se sont intéressées à la perception de la verticalité durant un vol parabolique, inspirées par le fait que la perception du "haut" et du "bas" est essentiellement due à la présence du champ gravitaire sur Terre. Cette question est assez ancienne et, comme précisé dans le paragraphe concernant les mesures effectuées sur les astronautes, était déjà évoquée par *Lackner & DiZio* [344] au début des années 2000, dans une revue de littérature concernant les effets de l'absence de gravité. Une étude pionnière sur cette question dans le cadre de vols paraboliques a été menée par *Carriot & al.* [345]. L'idée originale de cette étude a été d'appliquer une pression sous les pieds des participants, équivalente à celle perçue sur Terre. Il était demandé aux participants d'indiquer ce qu'ils percevaient comme l'horizon, avec et sans cette pression. L'observation principale reportée était que les participants tendaient à indiquer un horizon plus bas que celui habituel (*i.e.*, quand soumis à la gravité Terrestre) sans la pression sous les pieds et plus proche de l'horizon normal avec la pression sous les pieds. Cette observation met en évidence l'importance des informations de toucher dans la perception de la gravité (*i.e.*, importance des informations somatosensorielles, voir plus bas). Une seconde étude, menée par *de Winkel & al.* [346], s'est intéressée au seuil à partir duquel la perception de la verticalité est faussée par l'absence ou l'insuffisance de gravité. Comme attendu, pendant les phases d'hypergravité et de gravité normale, les participants étaient capables d'aligner la verticalité perçue avec le champ gravitaire. Cependant, lors des phases de microgravité, les participants tendaient à aligner la verticalité perçue avec l'axe longitudinal de leur coprs (*i.e.*, axe tête-pieds). Une variabilité importante dans le seuil à partir duquel la perception était affectée a également été reportée, étonnamment corrélée avec l'âge des participants (voir le paragraphe dédié au contrôle optimal pour des pistes expliquant cette corrélation).

Une étude importante de *Gaveau & al.* [322] s'est attachée à observer précisément l'évolution des asymétries directionnelles, uniquement durant les phases de microgravité des vols paraboliques. Durant cette étude, les participants devaient réaliser une tâche de pointage par flexion/extension de l'épaule dans un plan sagittal (voir Figure 2.5A). Leur résultat principal concernant ces asymétries était leur disparition progressive de parabole en parabole, jusqu'à une disparition presque complète au bout de 5 paraboles (*i.e.*, 75 flexions/extensions de l'épaule, voir Figure 2.5C–E). Ces résultats, cohérents avec les observations réalisées en immersion sous l'eau [331], suggèrent également que lorsque le système vestibulaire est le principal moyen d'appréciation de la gravité (*i.e.*, pas d'information de contact), l'adaptation est plus longue. Ces résultats sont par ailleurs cohérents avec les observations réalisées chez des astronautes [337, 338], ou durant d'autres vols paraboliques [347].

Finalement, plusieurs études se sont intéressées à l'effet de la compensation des différents champs gravitaires associés aux vols paraboliques sur les asymétries directionnelles de mouvement (*i.e.*, application d'un effort simulant le champ gravitaire Terrestre durant un vol parabolique). Par exemple, *Bringoux & al.* [348], ont montré que le rtPV était impacté non seulement lors des épisodes de microgravité, mais également durant les épisodes d'hypergravité. La précision des mouvements de pointage était également impactée, avec des mouvements trop grands pendant

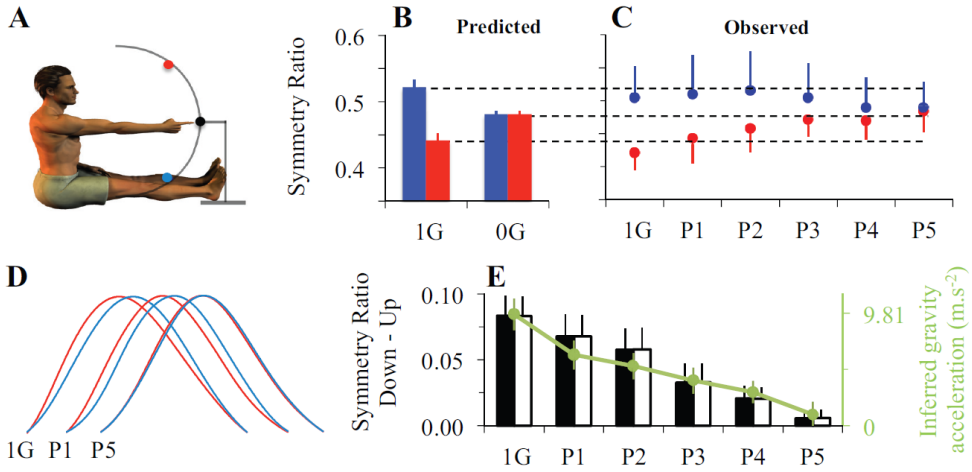


Figure 2.5 – Évolution et prédiction des asymétries directionnelles des profils de vitesse (image extraite de [322]). **A.** Représentation de la tâche de flexion/extension de l'épaule, les cibles sont représentées par le point rouge et le point bleu. Sur les autres figures du panel, les mouvements vers le bas sont représentés en bleu et les mouvements vers le haut en rouge **B.** Prédictions du rtPV dans le champ gravitaire Terrestre et en microgravité. **C.** Évolution des rtPV observés pour les deux directions de mouvement sur Terre puis pendant les paraboles successives. **D.** Évolution des profils de vitesse au cours des paraboles. Après 5 paraboles, les profils se superposent. **E.** Évolution de la différence de rtPV au cours des différentes paraboles et gravité estimée par le CNS correspondante, selon le modèle Smooth-Effort (voir Équation 2.5).

les épisodes d'hypergravité et trop petits pendant les épisodes de microgravité. Par ailleurs, l'application d'une force reproduisant approximativement la gravité terrestre lors des épisodes de gravité altérée (via un système d'élastiques), a permis d'annuler complètement les effets de ces altérations. Ces résultats ont été étendus dans une étude de *Kunavar & al.* [349], en utilisant cette fois un système robotisé pour compenser plus précisément les effets du vol parabolique. Cette étude a permis de montrer que les résultats de l'étude précédente étaient également maintenus pour la courbure des trajectoires, qui redevient la même que sur Terre en activant le système, et pour les activités musculaires. La principale limite de ces deux études est la précision des champs gravitaires appliqués par les systèmes de compensation. En effet, que ce soit le système robotique ou les élastiques, le champ est uniquement appliqué au niveau de l'avant-bras alors que les mouvements impliquent le coude et l'épaule. Pour réellement simuler une gravité Terrestre, il faudrait également appliquer une force au niveau du bras. En outre, il n'est pas clair que la dépendance posturale des couples gravitationnels aux articulations soit bien reproduite. Par exemple, aucune évaluation de la qualité de suivi du modèle de compensation du poids par le système robotique n'est fournie par *Kunavar & al.* [349], alors même qu'il a été récemment montré que ce suivi n'est pas trivial [129].

Pour conclure, les vols paraboliques ont été un moyen expérimental prépondérant pour comprendre comment la gravité est intégrée dans la planification du mouvement et dans la perception de l'orientation. Ils présentent l'avantage majeur de pouvoir recréer des conditions d'hyper-, d'hypo- et de microgravité réalistes dans la même expérience. Néanmoins ils présentent plusieurs limites importantes. Notamment, la présence obligatoire de plusieurs champs gravitaires dans la même expérience peut se révéler être un inconvénient. En effet, lors d'un vol parabolique, le SNC n'est pas soumis à un champ gravitaire constant et il est difficile d'estimer l'impact de l'alternance de phases d'hypergravité, d'hypogravité et de microgravité. Par ailleurs, ces vols sont très difficiles à mettre en œuvre et impliquent des contraintes de sécurité particulièrement lourdes. Finalement, ils sont très coûteux pour un nombre de participants impliqués souvent réduit (aux alentours d'une quinzaine dans le meilleur des cas).

Corrélat musculaire des asymétries directionnelles

Les observations des asymétries directionnelles de mouvement, réalisées dans les paradigmes expérimentaux précédents, semblent être une trace robuste de l'impact de la gravité sur le comportement moteur humain. L'hypothèse principale est qu'elles ne sont que la conséquence de différences potentiellement profondes dans la planification du mouvement. Ces différences ne peuvent être appréhendées sans des mesures plus physiologiques, telles que des mesures d'activité musculaire par EMG. En effet, les activités musculaires sont des mesures directes de la stratégie motrice mise en œuvre par le SNC (voir Section 2.1), en conséquence, elles devraient permettre une compréhension plus profonde des stratégies motrices sous-tendant les asymétries directionnelles de mouvement.

Une étude pionnière, conduite par *Furuya & al.* [139], a commencé à soulever cette question. Dans cette étude, les activités musculaires de pianistes novices et experts étaient mesurées pendant une tâche de frappe sur un clavier de piano. Chez les novices, l'activité des muscles gravitaires (*i.e.*, accélérant le membre dans le même sens que la gravité), notamment le triceps, était clairement visible lors de frappes. Au contraire, chez les pianistes experts, l'activité des muscles gravitaires était proche du repos tandis que l'activité des muscles antigravitaires (*i.e.*, permettant de contrer l'accélération de la gravité pour bouger vers le haut) diminuait pour laisser la gravité accélérer le membre et ainsi appuyer sur les touches. De surcroit, ce contrôle de l'activité des muscles antigravitaires était suffisamment fin pour générer différentes forces de frappe correspondant aux différents niveaux de puissance sonore requis pour l'interprétation de la musique. Ce comportement peut être interprété comme une exploitation astucieuse de la gravité par le SNC pour accélérer tout en réduisant l'effort fourni par les muscles, et donc le coût énergétique associé à la tâche. La principale limite de cette étude réside dans la complexité de la tâche qui ne permettait pas aux novices d'exploiter la gravité de la même manière que les experts. Elle ne permet donc pas de tirer une conclusion générale quant à l'exploitation de la gravité chez l'humain.

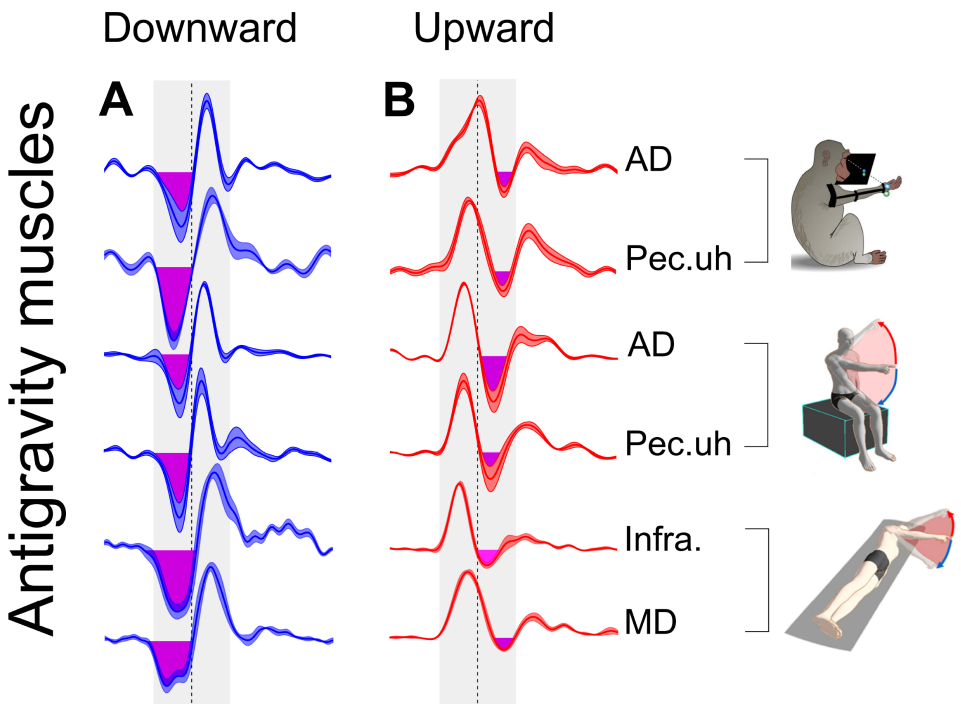


Figure 2.6 – Phases négatives des signaux EMG phasiques des muscles antigravitaires (*i.e.*, inactivation) chez le singe et l'humain (image extraite de [140]). Dans la position assise les muscles antigravitaires sont le deltoïde antérieur (AD) et la partie supérieure du pectoral majeur (Pec.uh). Dans la position allongée, ce sont l'infra-épineux (Infra.) et le deltoïde moyen (MD). **A.** L'aire d'inactivation des muscles antigravitaires pour initier les mouvements vers le bas est colorée en magenta. **B.** De la même manière, l'aire d'inactivation des muscles antigravitaires sur la fin du mouvement pour ralentir à l'aide de la gravité est représentée en magenta.

Une étude majeure pour répondre à ces questions d'activation musculaire, plus récente et considérant une tâche de pointage bien connue et contrôlée, a été conduite par *Gaveau & al.* [140]. Dans cette étude l'activité musculaire de participants humains et de singes a été mesurée par EMG pendant des mouvements verticaux et horizontaux. Les participants humains réalisaient les mouvements assis et allongés (voir Figure 2.6 pour les positions). La comparaison des asymétries directionnelles entre les mouvements horizontaux et verticaux a permis de reproduire les résultats précédemment présentés et de les étendre au singe. Les signaux EMG étaient décomposés selon la méthode de *Flanders & Herrman* [316] en une partie "tonique" et une partie "phasique". Selon l'hypothèse de compensation (présentée en Section 2.2.2), l'activité phasique est celle permettant de générer le mouvement, ce qui implique sa positivité. Or, dans l'étude de *Gaveau & al.* [140], des phases de négativité de cette activité phasique sont clairement mises en évidence lors des mouvements verticaux, que ce soit chez l'humain ou chez le singe (voir Figure 2.6). En particulier, lors des mouvements vers le bas, les mouvements sont déclenchés

par une aire négative de l'activité phasique (nommée inactivation dans le reste des travaux présents). Lors des mouvements vers le haut, une inactivation des muscles antigravitaires est observée durant la phase de décélération, ce qui permet au SNC de prendre avantage de la gravité pour ralentir. Ces résultats suggèrent une forme d'optimalité dans la prise en compte de la gravité par le SNC et fournissent une potentielle explication du mécanisme sous-jacent générant les asymétries directionnelles. En effet, les rtPV différents entre mouvements vers le haut et vers le bas semblent *in fine* être une conséquence de la stratégie musculaire d'initiation du mouvement (*i.e.*, activation vers le haut et inactivation vers le bas).

Finalement, ces résultats ont été récemment reproduits dans une étude de *Poirier & al.* [330], qui a par ailleurs montré que les aires de négativité de l'EMG phasiques étaient plus prononcées chez les personnes âgées. Ces observations suggèrent que l'affaiblissement musculaire lié à l'âge pourrait entraîner une prise en compte encore plus importante de la gravité par le SNC pour planifier le mouvement. La méthode de séparation entre EMG tonique et phasique, initialement introduite pour démontrer l'hypothèse de compensation de la gravité [316], a donc conduit à l'invalider en raison de la fréquente négativité des EMGs phasiques résultantes [140, 141].

Influence des différentes entrées sensorielles

Comme explicité en Section 2.2.1, il est connu depuis les années 1990 que la perception de la gravité est influencée par de nombreuses entrées sensorielles, notamment la vision, les mesures vestibulaires (mesures des accélérations) et les entrées somatosensorielles (toucher, informations proprioceptives,...). Dans une revue de littérature, *White & al.* [339] ont proposé le schéma présenté en Figure 2.7 pour résumer cette situation. Les informations afférentes des différents systèmes sensoriels sont combinées pour former un modèle interne, qui est utilisé par le SNC pour estimer la gravité. Cette estimation est ensuite utilisée pour générer des commandes motrices prenant en compte la gravité dans la réalisation d'une tâche. Cette estimation multifactorielle de la gravité est considérée comme une source d'approximations pour le SNC, ce qui explique des adaptations souvent partielles à des contextes gravitaires différents. Plusieurs autres revues de littérature se sont intéressées à cette question. Historiquement, une revue pionnière de *Bock* [350] soulevait le problème de la récolte de données cohérentes et comparables pour comprendre la perception de la gravité et son intégration dans la planification du mouvement. Comme détaillé précédemment, ce problème a été partiellement dépassé à l'aide des moyens modernes mais est toujours présent (études incluant peu de participants,...). Une autre revue conduite par *Lacquaniti & al.* [351] s'est attachée à détailler l'impact de ces différentes informations sensorielles, et notamment de leur potentielle repondération par le SNC en fonction du contexte, sur la perception de la verticale. Nous détaillerons donc ici un nombre limité d'études pour discuter de cette éventuelle repondération dans le cadre de la planification motrice.

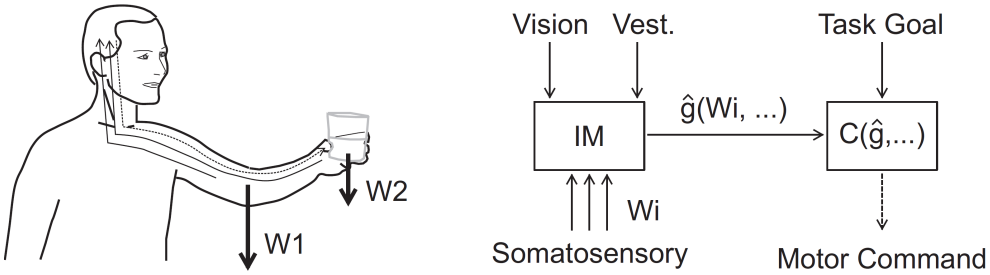


Figure 2.7 – Représentation schématique des différentes entrées sensorielles permettant la perception de la gravité et son intégration dans la planification motrice (image extraite de [339]). Les informations somatosensorielles W_1 et W_2 correspondent aux poids des membres et de l'objet tenu en main. Elles sont combinées avec les informations visuelles et les accélérations mesurées par le système vestibulaire pour construire un modèle interne (IM). Ce modèle permet une estimation de la gravité $\hat{\mathrm{g}}(W_i, ...)$, probablement en pondérant l'importance des différentes informations. Cette estimation est ensuite utilisée, de même que les informations relatives à la tâche, par les générateurs des commandes motrices $\mathrm{C}(\hat{\mathrm{g}}, ...)$ pour réaliser une tâche donnée.

Dans un premier temps, l'influence des informations visuelles et proprioceptives (*i.e.*, somatosensorielles) sur la perception de la gravité a été étudiée par *Le Seach & McIntyre* [323]. Dans cette étude, les participants ont réalisé des mouvements de pointage verticaux et horizontaux, debout et allongé sur le côté et avec et sans vision. Dans un premier temps, en position debout, cette étude a permis de reproduire les observations d'asymétries directionnelles pour les mouvements verticaux uniquement, que ce soit avec ou sans vision. Dans un second temps, en position allongée sur le côté, des asymétries directionnelles ont été observées dans les mouvements horizontaux (*i.e.*, en direction de la tête et des pieds) pour la condition sans vision mais pas pour la condition avec. Dans cette même position, les mouvements verticaux n'étaient pas impactés par l'absence de vision et les asymétries directionnelles étaient présentes dans tous les cas. Ces résultats suggèrent une influence importante de la vision dans l'estimation de la verticale, et donc de la gravité, tout en montrant que l'adaptation est possible sur la base d'informations somatosensorielles et vestibulaires sans vision (les mouvements verticaux en position allongée n'étaient pas affectés). Dans une étude complémentaire, *Sciutti & al.* [327] ont montré qu'une rotation visuo-motrice (*i.e.*, les participants réalisent des mouvements horizontaux mais ils sont représentés verticaux visuellement) pouvait impacter significativement les asymétries directionnelles. Ces résultats ont été prolongés, dans le même paradigme de rotation visuo-motrice, par *Toma & al.* [328]. Cette seconde étude a notamment montré l'absence d'effet post-expositions, suggérant une capacité d'intégration très rapide des informations proprioceptives et visuelles dans la planification du mouvement par rapport au champ gravitaire. Ces résultats ont également été prolongés en appliquant cette fois une rotation au participant directement [324].

Dans un second temps, l'influence d'informations haptiques a été mise en évidence dans l'étude de *Carriot & al.* [345] présentée précédemment. En effet, dans cette étude, le seul contact avec une plaque simulant le poids sous les pieds avait une influence sur la perception de la verticalité, et donc de la gravité. Par ailleurs, les différentes études conduites sur la force de préhension ont montré une capacité d'adaptation rapide à différents champs gravitaires, que ce soit en centrifugeuse ou en vol parabolique (dans les deux cas le système vestibulaire est impacté par les accélérations externes) [334, 335, 343]. La préhension mettant principalement en jeu des retours somatosensoriels, il semblerait que ces informations permettent une adaptation rapide de la planification motrice par le SNC. Enfin, une étude conduite par *Rousseau & al.* [352], a montré que les informations de contact (dans ce cas un maintien du bras par un support) disponibles avant le début du mouvement avaient un impact sur les patterns d'activation musculaire initiaux et les profils d'accélération (notamment le temps relatif au pic d'accélération). Ces observations étaient robustes, indépendamment de la vitesse de mouvement imposée aux participants. Dans cette étude, la planification motrice était donc impactée uniquement sur la base d'informations somatosensorielles, sans modification des informations vestibulaires ni visuelles, avant l'initiation du mouvement.

Enfin, les travaux de *Gaveau & al.* [322], présentés en Figure 2.5 ont montré que l'adaptation du mouvement était relativement longue en situation de microgravité induite par un vol parabolique. Dans cette situation, le système vestibulaire est la principale source d'information : il ne mesure plus l'accélération de la gravité. Le système somatosensoriel est également impacté car le poids des membres n'est plus ressenti de la même manière.

> **Pour conclure,** il semblerait que chacune des sources d'information précédemment introduites puisse, en elle-même, impacter significativement la planification motrice et la perception de la gravité. Néanmoins, l'adaptation de la planification semble plus longue quand les informations vestibulaires sont fortement impactées ou que plusieurs entrées sensorielles changent simultanément. Cela pourrait s'expliquer par le fait que le système somatosensoriel est particulièrement efficace pour s'adapter à de nouvelles dynamiques externes [353]. Finalement, il semblerait que lors d'une exposition prolongée à la microgravité, le SNC soit capable de repondérer les informations vestibulaires et somatosensorielles avec une augmentation relative du poids de ces dernières [354].

Optimalité de l'intégration de la gravité : le modèle Smooth-Effort

Comme introduit en Section 2.1.2, de nombreux modèles de contrôle optimal (*i.e.*, de nombreuses formulations du coût du mouvement) coexistent actuellement dans la littérature, que ce soient des modèles basés sur la minimisation du jerk [86, 87], de la variation de couple [266, 267], ou bien d'autres [150, 227, 355]. Concernant l'intégration de la gravité, et la reproduction des asymétries directionnelles, un modèle très utilisé a été proposé par *Berret & al.* [269]. Ce modèle se base sur la minimisation du travail absolu. Pour des mouvements assez rapides, ce coût génère des périodes d'inactivation des couples articulaires ou des forces musculaires. Pendant ces périodes, la gravité est exploitée comme une force motrice,

que ce soit pour accélérer ou décélérer des mouvements vers le bas ou vers le haut respectivement. Cette propriété est particulièrement intéressante car elle reproduit ainsi les périodes d'inactivation musculaire, précédemment détaillées (voir Figure 2.6 ou [139, 140]), permettant au SNC d'utiliser efficacement la gravité pour économiser de l'énergie. Ce modèle sera nommé "Smooth-Effort" dans la suite de ce manuscrit. Nous détaillerons ici ce modèle dans un cas simple, proche des travaux réalisés en Chapitre 8.

Dans le cadre de mouvements de pointage impliquant un seul degré de liberté, la dynamique du mouvement peut se représenter de la manière suivante,

$$I_h\ddot{\theta} = \tau_h - m_h l_h g \cos(\theta) - B\dot{\theta} \tag{2.3}$$

où I_h est l'inertie du membre considéré, m_h est sa masse et l_h est la distance entre l'articulation impliquée dans le mouvement et le centre de gravité de l'ensemble en mouvement. Par ailleurs, $\ddot{\theta}$ (respectivement $\dot{\theta}$ et θ) représente l'accélération angulaire (respectivement la vitesse et la position angulaires) du membre en mouvement et τ_h est le couple net généré par les muscles au niveau de l'articulation impliquée pour réaliser le mouvement. Finalement, B est un terme représentant le frottement visqueux au niveau de l'articulation. Le couple humain net peut être séparé en deux contributions : celle des muscles agonistes (générant un couple moteur) et celle des muscles antagonistes (générant un couple de freinage ou de la coactivation), le couple net s'écrit alors,

$$\tau_h = \tau_{ag} - \tau_{ant} \tag{2.4}$$

où $\tau_{ag} \geqslant 0$ est le couple généré par les muscles agonistes et $\tau_{ant} \geqslant 0$ est celui généré par les antagonistes. La dynamique du système étant posée, il est possible de définir plusieurs variables de contrôle u. Usuellement, il est possible de choisir $u = \tau_h$, $u = \dot{\tau}_h$, ou encore de séparer en deux variables de contrôle dans le cas d'un contrôle dissocié des muscles agonistes et antagonistes. Cela s'écrirait par exemple $u_1 = \dot{\tau}_{ag}$ et $u_2 = \dot{\tau}_{ant}$, ces deux variables de contrôle étant ensuite utilisées simultanément pour résoudre le problème. Pour exprimer le problème de manière générale, nous noterons dans la suite la variable de contrôle $\mathbf{u}$ où $\mathbf{u} \in \Re^n$ sans hypothèse sur la dimension. Par ailleurs, l'état du système sera noté $\mathbf{x}$ (si $\mathbf{u} = \dot{\boldsymbol{\tau}}_{\boldsymbol{h}}$ alors $\mathbf{x} = (\theta, \dot{\theta}, \boldsymbol{\tau}_{\boldsymbol{h}})$). La fonction coût associée au modèle Smooth-Effort s'écrit,

$$C(\mathbf{u}, t_f) = \int_0^{t_f} l_s(\mathbf{x}, \mathbf{u})dt + A_w \tag{2.5}$$

où t_f est la durée du mouvement, souvent issue de mesures, $l_s(\mathbf{x}, \mathbf{u})$ est une fonction de coût permettant d'assurer la partie "Smooth" de la solution et A_w est le coût associé au travail absolu. La fonction $l_s(\mathbf{x}, \mathbf{u})$ peut, par exemple, minimiser le jerk au carré [86, 87] (voir également les travaux présentés en Chapitre 8) ou encore $\mathbf{u}^2$ comme dans les modèles de minimisation du couple ou de la variation de couple [266, 267]. La partie associée au travail absolu, quant à elle, peut s'écrire des manières suivantes,

$$A_w = \int_0^{t_f} \mid \tau_h \dot{\theta} \mid dt \;\; \text{ou bien, } A_w = \int_0^{t_f} \mid \tau_{ag} \dot{\theta} \mid + \mid \tau_{ant} \dot{\theta} \mid dt \qquad (2.6)$$

selon le choix qui est fait quant à la séparation du couple articulaire net en un couple provenant des muscles agonistes et un couple provenant des muscles antagonistes. Il est par ailleurs possible d'intégrer un modèle du muscle régulant la génération des couples (voir Section 2.1.2 pour une rapide introduction à différents modèles musculaires). La résolution de tels problèmes est, *in fine*, réalisée en utilisant des solveurs numériques.

Ce modèle a été éprouvé à de nombreuses reprises dans la littérature [140, 320–322]. Notamment, des résultats de simulation sur les asymétries directionnelles et le champ gravitaire simulé correspondant sont présentés en Figure 2.5B,E. Il est important de relever que ce modèle vise à refléter une potentielle planification motrice par le SNC, il n'inclut donc pas de feedback provenant des différentes informations sensorielles. Une étude de *Crevecoeur & al.* [273], est pour sa part basée sur un modèle plus classique de minimisation de $\mathbf{u}^2$. Elle s'est intéressée à l'effet de l'introduction d'un bruit moteur Gaussien et de boucles de rétroaction visant à la correction des erreurs sur l'état par rapport à la trajectoire optimale non-perturbée (*i.e.*, en absence de bruit). Bien qu'une telle modélisation génère une asymétrie des profils de vitesse (*i.e.*, le pic de vitesse n'est pas au milieu du mouvement), il n'est pas mis en évidence qu'elles correspondent aux asymétries directionnelles obtenues en comparant les mouvements vers le haut et vers le bas. Notamment, il est possible qu'elles soient plutôt dues à un compromis entre vitesse et précision du mouvement [356].

Conclusion et positionnement des travaux

De nombreuses limites aux connaissances actuelles concernant l'intégration de la gravité dans la planification du mouvement ont été évoquées. Ces limites sont principalement liées à la complexité de mise en œuvre des différents paradigmes expérimentaux permettant de faire varier la gravité. Elles sont également liées au nombre restreint de champs gravitaires différents pouvant être testés dans ces paradigmes, ou à leurs différences importantes avec des champs gravitaires réels.

Nous proposons donc de réaliser une étude originale pour mettre à l'épreuve l'hypothèse d'une intégration optimale de la gravité par le SNC dans la planification du mouvement. Pour cela, nous utiliserons un exosquelette pour générer de nombreux champs gravitaires les plus réalistes possibles (en termes de forme du champ). Par ailleurs, nous introduirons des champs gravitaires négatifs (orientés vers le haut sur Terre), pour lesquels l'adaptation humaine n'a jamais été étudiée en termes de planification (une étude sur la stabilité des mouvements rythmiques en -$1\mathrm{g}$ est à notre connaissance la seule à utiliser de tels champs [357]). Ce nouveau paradigme expérimental pourrait offrir des possibilités très larges en matière de champs testables, tout en étant relativement simples à mettre en œuvre. Par ailleurs, le type d'informations sensorielles fournies au

SNC dans un tel paradigme (*i.e.*, uniquement somatosensorielles), pourrait être comparé avec les entrées multiples impactées dans les autres paradigmes. Cette comparaison pourrait apporter des éléments intéressants quant à la pondération des différentes entrées sensorielles liées à la gravité dans la planification du mouvement.

Cette proposition d'étude utilisant un exosquelette n'est pas sans rappeler de nombreux travaux précédents sur la locomotion humaine, en hypogravité et microgravité, conduits à l'aide de tapis de course à pieds et de harnais portant partiellement ou complètement les participants [295, 358–361]. De la même manière que dans notre proposition, le champ gravitaire ambiant appliqué aux participants pouvait être modifié simplement à l'aide d'un unique paramètre. La différence principale avec ces études est que, dans notre cas, le champ gravitaire sera appliqué articulation par articulation, ce qui permet une reproduction plus réaliste de situations gravitaires arbitraires (*i.e.*, pour n'importe quelle valeur d'accélération gravitaire choisie, y compris négative).

Dans un premier temps, la loi de contrôle et le modèle utilisé seront détaillés et validés (voir Chapitre 7), puis l'étude de l'adaptation humaine sera réalisée (voir Chapitre 8). Dans la suite de ce cadre théorique, nous introduirons et détaillerons la notion de vigueur du mouvement. Notamment, nous détaillerons les théories associées à cette notion qui permettent de prédire la durée des mouvements en fonction du contexte.

2.3. Vigueur du mouvement et cas du compromis temps-effort

2.3.1. Origines et définition

Les études présentées dans la section précédente se basent sur des mouvements relativement rapides (notamment plus rapides que la vitesse préférentielle des participants), ce qui permet une meilleure optimisation de la gravité [329]. Il est généralement admis que la minimisation de l'énergie dépensée fait partie du processus de génération de mouvement. Par exemple, il a été montré à de nombreuses reprises en laboratoire que les individus tendent à stabiliser leurs vitesses naturelles de marche, et de course, autour d'un optimal énergétique [237, 362–364]. En particulier, *Selinger & al.*[237] ont montré, à l'aide d'un exosquelette de membres inférieurs, que les individus étaient également capables d'adapter en continu leur fréquence de marche, et ainsi de minimiser l'énergie consommée. Pour cela, ils ont imposé des pénalités dépendant de la fréquence de marche (via un couple résistant proportionnel à cette fréquence) et entraînant un décalage de la fréquence optimale du point de vue énergétique, vers des fréquences plus élevées ou plus faibles. Cela leur a permis de générer les courbes de consommation énergétique présentées en Figure 2.8.

Néanmoins, la vitesse naturelle de mouvement des humains n'est pas cohérente avec des mouvements minimisant uniquement l'énergie dépensée, ce qui suggère qu'il existe d'autres facteurs régulant la vigueur (définie plus loin). Par exemple, de nombreuses observations de terrain ont montré que la vitesse de marche naturelle

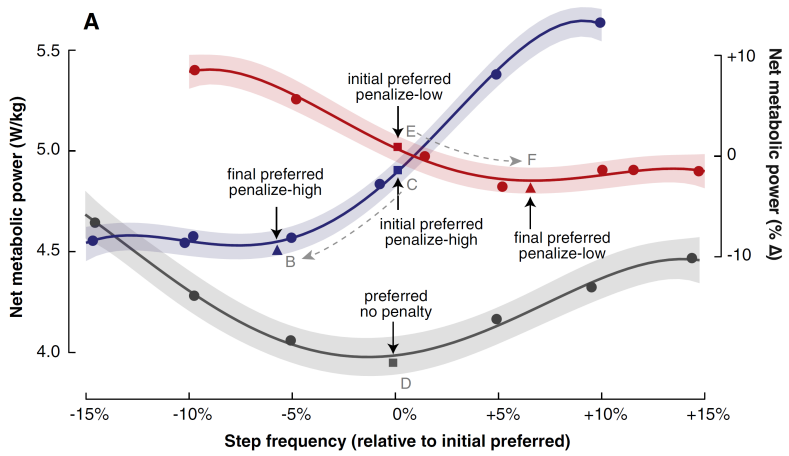


Figure 2.8 – Consommation énergétique en fonction de la fréquence de marche choisie par les individus et du type de pénalité (image extraite de [237]). En gris, la consommation énergétique en fonction de la différence entre la fréquence de marche imposée et la fréquence préférentielle des individus (l'exosquelette est transparent dans cette condition), le minimum de consommation est très proche de la fréquence préférentielle (point D). En rouge, les mêmes données en introduisant un exosquelette pénalisant les fréquences de marche basses, la consommation minimale est décalée vers les fréquences plus élevées (shift du point E vers F). Finalement, en bleu, les mêmes données en pénalisant cette fois les fréquences de marche élevée, la consommation minimale est alors décalée vers les fréquences basses (shift du point C vers B).

des individus est très variable et dépendante du contexte. Par exemple *Bornstein & Bornstein* [365] ont montré que la vitesse de marche était positivement corrélée à la population des villes. Pour expliquer cette variabilité, des paramètres psychosociaux, tels qu'une surcharge d'interaction sociale, qui conduiraient à des mécanismes d'évitement (*i.e.*, reflétés par des vitesses de marche plus élevées) ont été mis en avant. De la même manière, *Knoblauch & al.* [366] ont mis en évidence une grande variabilité de vitesse chez des individus traversant une route. Les causes avancées par les auteurs sont notamment : le contexte urbain (*i.e.*, largeur de la route, présence d'un passage piéton,...), le contexte personnel (*i.e.*, personne chargée, avec des enfants,...) ou encore l'âge et le sexe des individus. Assez logiquement, le fait de ne pas respecter les feux était également associé avec une plus grande vitesse de marche, ce qui était alors interprété comme une tentative de réduire les risques. La question qui subsiste pourrait être formulée de la manière suivante : pourquoi une personne prendrait-elle le risque de traverser sans respecter la signalisation, en marchant plus vite ? Bien que certains paramètres triviaux puissent être avancés (*i.e.*, obligations ponctuelles,...), ils n'expliquent pas complètement ce comportement. Certaines explications ont par exemple été avancées en tenant compte du confort de réalisation du mouvement ou encore des contraintes de précision [272, 355, 367–369]

Les études précédentes impliquent qu'augmenter sa vitesse de marche, ce qui peut être réalisé soit par une augmentation de la fréquence soit par une augmentation de la longueur des pas, conduit à une augmentation de la consommation d'énergie. Par ailleurs, il a également été montré que lors d'une tâche de marche sur une pente descendante, les humains tendent à privilégier la stabilité de mouvement, ce qui est sous-optimal du point de vue énergétique [367]. Cet exemple, au même titre que le fait de traverser une route en marchant plus vite que d'habitude sans respecter la signalisation, suggère que, dans certaines situations, les humains pourraient optimiser d'autres paramètres que l'énergie dépensée. Par ailleurs, il a été montré que les mouvements de pointage (réalisés avec les membres supérieurs) sont généralement plus rapides que les mouvements prédits par des modèles minimisant uniquement la consommation énergétique [370]. La question précédente peut donc se reformuler plus généralement comme suit : Quels sont les déterminants de la vitesse préférentielle de mouvement chez l'humain (autre que l'énergie consommée) et comment sont-ils pondérés ?

Cette question a donné naissance au concept de *vigueur* [371], c'est-à-dire la vitesse préférentielle de mouvement ou encore son corrélat direct pour une amplitude donnée, la durée de mouvement. Plusieurs études suggèrent que la vigueur serait une particularité individuelle. Elle a notamment été corrélée avec la tendance à l'ennui [372], estimée selon une échelle introduite par *Farmer & Sundberg* [373]. Par ailleurs, une certaine robustesse des différences inter-individuelles de vigueur a été démontrée pour différentes tâches : marche, pointage avec le bras dominant et le bras non-dominant et saccades oculaires [374, 375]. Le score défini par *Labaune & al.* [375] est une manière, inspirée de *Reppert & al.* [376], de classer les individus en fonction de leur vigueur. Il se calcule comme suit pour une population donnée,

$$\mathrm{k}_n = \frac{\sum_{\mathbf{A}} \mathbf{PV}_{n,A} \times \mathbf{PV}_A}{\sum_{\mathbf{A}} \mathbf{PV}_A^2} \tag{2.7}$$

où k_n est le score de vigueur de la n^{ieme} personne, $\mathbf{A}$ est l'ensemble des amplitudes de mouvement testées, $\mathbf{PV}_{n,A}$ est le pic de vitesse moyen de la n^{ieme} personne sur une amplitude donnée et $\mathbf{PV}_A$ est le pic de vitesse moyen de la population testée sur cette même amplitude. Ce score permet de classer les individus selon leur vigueur autour de la moyenne de la population (*i.e.*, $\mathrm{k} = 1$), les individus les plus vigoureux présentant les scores de vigueur les plus élevés (*i.e.*, $\mathrm{k} > 1$) et les individus les moins vigoureux présentant les scores de vigueur les plus faibles (*i.e.*, $\mathrm{k} < 1$). Les différentes explications et observations résumées dans la suite de cette section ont été décrites de manière plus approfondie et exhaustive par *Shadmehr & Ahmed* [377].

2.3.2. Composantes neuronales de la modulation de la vigueur

Dans un premier temps, il est nécessaire de détailler le processus neuronal à l'origine de la vigueur et qui sous-tend la modulation de la vitesse de mouvement. Même si ce point ne sera pas central dans les travaux réalisés, il est toutefois important pour comprendre la vigueur de manière globale et non uniquement par des mesures comportementales. Il y a actuellement de nombreuses études qui suggèrent que la vigueur est modulée par les ganglions de la base et que c'est une de leurs fonctions principales [241]. Anatomiquement, les ganglions de la base forment un ensemble de noyaux sous-corticaux principalement constitués du striatum dorsal (composé du noyau caudé et du putamen), du striatum ventral (composé du noyau accumbens et de tubercules olfactifs), du pallidum (composé du globus pallidus interne et externe), du noyau sous-thalamique et de la substance noire (voir anatomie simplifiée en Figure 2.9, ou [378] pour une version détaillée). Les travaux précédents semblent notamment remettre en cause les théories précédentes selon lesquelles les ganglions de la base – et en particulier le striatum – seraient principalement impliqués dans la mémoire procédurière et la création des habitudes [379–381]. La fonction des ganglions de la base reste néanmoins un sujet d'étude important en neurosciences du mouvement.

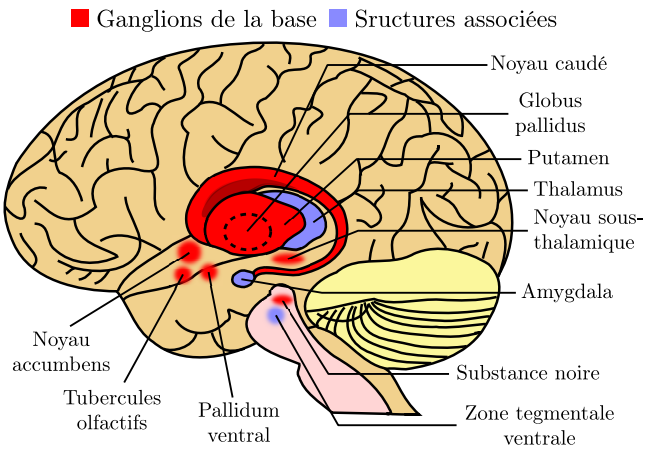


Figure 2.9 – Anatomie simplifiée des ganglions de la base (inspiré de Wikipedia).

Une description simplifiée du processus neuronal permettant la réalisation de saccades oculaires, incluant en particulier le positionnement et le rôle des ganglions de la base, est fournie en Figure 2.10. Ce processus peut se décomposer en plusieurs étapes. D'abord, le stimulus visuel excite les neurones du cortex visuel primaire (V_1) ainsi que des neurones du cortex pariétal (voir 2.10 pour les zones impactées) et les niveaux superficiels du colliculus supérieur. Ensuite, V_1 transmet une "carte" d'importance des stimuli visuels vers les niveaux superficiels du colliculus supérieur sous la forme de décharges neuronales (les zones les plus importantes entraînent les décharges à plus hautes fréquences). Dans le même temps, l'hypothèse actuelle est que les champs oculaires frontal et supplémentaire calculent une

"utilité" associée au stimulus (reflétant son importance). Finalement, si le stimulus a une importance suffisante, le cortex cérébral et le cortex pariétal permettent aux ganglions de la base de désinhiber le colliculus supérieur, qui peut alors commander les générateurs de bouffées, ce qui aboutit à la génération d'une saccade vers le stimulus. Le rôle des ganglions de la base est central dans ce processus, tant que le stimulus n'est pas jugé comme suffisamment important, ils inhibent le colliculus supérieur et empêchent le déclenchement d'un mouvement. Chez des animaux, il a été montré qu'une suppression de cette fonction entraîne des saccades erratiques dès l'apparition du moindre stimulus [382].

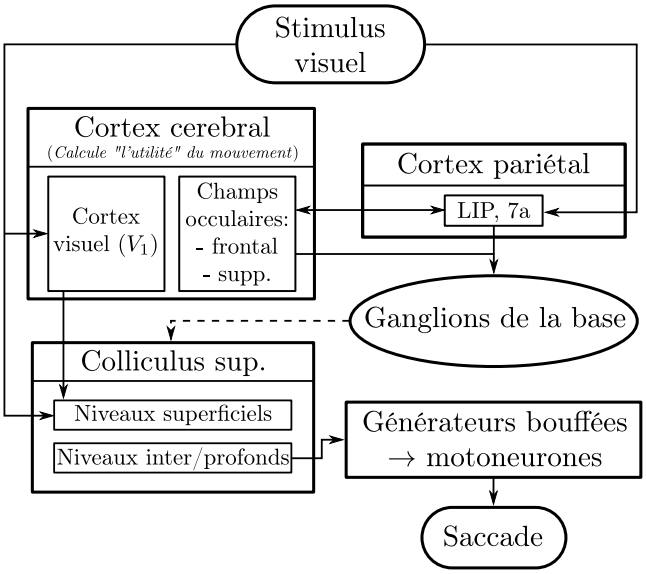


Figure 2.10 – Processus neuronal de génération des saccades et de la modulation de leur vigueur tel que décrit par *Shadmehr & Ahmed* [377], les boucles de rétroaction impliquant le cervelet (principalement dédiées à la correction des erreurs) ne sont pas représentées. Les flèches pleines correspondent à des interactions excitant les neurones. La flèche en pointillé correspond à une action inhibitrice des ganglions de la base sur le colliculus supérieur. Ce processus se généralise à la réalisation d'autres mouvements tels que des mouvements de pointage ou à la marche. Néanmoins, l'exécution de tels mouvements passe également par la moelle épinière, ce qui rend leur description plus complexe.

Par ailleurs, le taux de désinhibition a été directement associé à l'équilibre dopamine/sérotonine dans les ganglions de la base, la première tendant à rendre les mouvements, plus vigoureux (*i.e.*, plus de désinhibition) tandis que la deuxième pousse à la lenteur (*i.e.*, moins de désinhibition) [383–389]. Concrètement, plus la présence de dopamine est forte, plus le taux de désinhibition est élevé et plus les mouvements exécutés seront rapides. Cette chaîne causale semble être à l'origine de la bradykinésie, qui est un des symptômes principaux de la maladie de Parkinson, et qui résulterait d'un manque de dopamine [390–393].

Pour conclure cette rapide introduction à la modulation de la vigueur par les ganglions de la base, il convient de signaler que les phénomènes décrits semblent principalement résulter du niveau d'activité des neurones dans le striatum dorsal [387, 394–396], et dans le striatum ventral [386, 397, 398]. Comme explicité, ce niveau d'activité semble dépendre principalement de l'équilibre entre dopamine et sérotonine dans les ganglions de la base et cet équilibre semble être régulé par un processus cortical. Dans le cas des saccades oculaires, ce processus cortical implique principalement certaines zones du cortex pariétal et du cortex cérébral.

2.3.3. Approches comportementales et optimalité

Lien vigueur – récompense

Une manière très classique d'analyser la modulation de la vigueur est d'introduire des récompenses dans la tâche. En effet, de nombreux éléments laissent penser que la récompense estimée par le cerveau est un déterminant de la production de dopamine, ce qui aboutit finalement à une modulation de la vigueur du mouvement [383, 386, 388, 389]. Les études précédentes ont été réalisées chez l'animal, principalement en raison de la grande difficulté expérimentale et éthique que représenterait la réalisation de telles mesures invasives chez l'humain. Notamment, elles ont été réalisées chez le singe [383, 386, 388] et chez la souris ou le rat [389]. Cette remarque est également valable pour la plupart des études citées en Section 2.3.2.

Chez l'humain, plusieurs études se sont d'abord intéressées à quantifier l'évaluation de la récompense, sans mesurer directement les neurones impliqués. Par exemple, *Jimura & al.* [399] ont montré que la dévaluation d'une récompense au cours du temps chez l'humain est comparable à celle observée chez l'animal. Pour cela, ils ont créé un dispositif permettant de donner une récompense liquide sous la forme de la boisson favorite choisie par les participants. La quantité de liquide donnée dépendait du temps que les participants étaient prêts à attendre pour l'obtenir : en attendant plus longtemps, ils obtenaient une plus grande récompense. Ils ont ainsi pu montrer que les humains dévaluent la valeur subjective d'une récompense au cours du temps suivant une hyperbole. Des résultats similaires avaient été obtenus lors d'expérimentations ou la récompense était modélisée par une valeur monétaire hypothétique (*i.e.*, par des faux billets) [400]. Ces résultats ont été complétés par *Smits & al.* [401] dans une étude montrant que les participants les plus sensibles à l'ennui (selon une échelle connue [373]) tendaient à dévaluer plus rapidement la récompense que les participants les moins sensibles.

De nombreuses études se sont également attachées à quantifier l'impact de la récompense sur la vigueur du mouvement, et ce pour plusieurs tâches motrices. Par exemple, *Xu-Wilson & al.* [402] ont montré que la valeur d'une information visuelle impacte significativement la vitesse et la durée de saccades oculaires vers cette information (voir Figure 2.11). Durant leurs expérimentations, les participants tendaient à déplacer plus rapidement leur regard vers une image de visage (*i.e.*, information de haute valeur impliquant une grande récompense implicite) que vers des pixels aléatoires (*i.e.*, information de basse valeur impliquant une récom-

pense implicite faible). Ce résultat pour les saccades oculaires a été complété par *Reppert & al.* [403] dans une étude introduisant des récompenses monétaires avec un délai. Deux choix était offerts aux participants via des stimuli visuels : 1) une petite récompense immédiate 2) une récompense plus élevée mais obtenue après un délai de 30 jours. Pendant une phase de délibération, les participants effectuaient des saccades entre les deux options. Le résultat principal de cette étude est que les saccades vers le stimulus de plus haute valeur (celui finalement choisi par le participant) étaient plus rapides que celles vers le second stimulus pendant la phase de prise de décision. Par ailleurs, la fin de la phase de prise de décision était visible par un retour à des saccades de même vitesse vers les deux stimuli puis par une fixation du stimulus choisi. Ces résultats ont été récemment reproduits dans une étude suggérant également que, pour les saccades, les mêmes circuits neuronaux pourraient être impliqués dans la prise de décision et dans la réalisation du mouvement [404]. Des résultats comparables ont été obtenus en indiquant la récompense via un signal sonore [405, 406]. Finalement, une étude réalisée par *Manohar & al.* [407] a montré que le niveau de précision des saccades augmentait en parallèle d'une réduction du bruit moteur pour les mouvement les plus rapides, associés à des récompenses plus élevées. Ce dernier résultat est particulièrement intéressant car il montre comment l'introduction d'une récompense peut conduire à une violation de la loi de Fitts [356], qui définit un compromis entre la vitesse d'un mouvement et sa précision (*i.e.*, plus un mouvement est rapide, plus il y a de bruit moteur et moins le mouvement est précis).

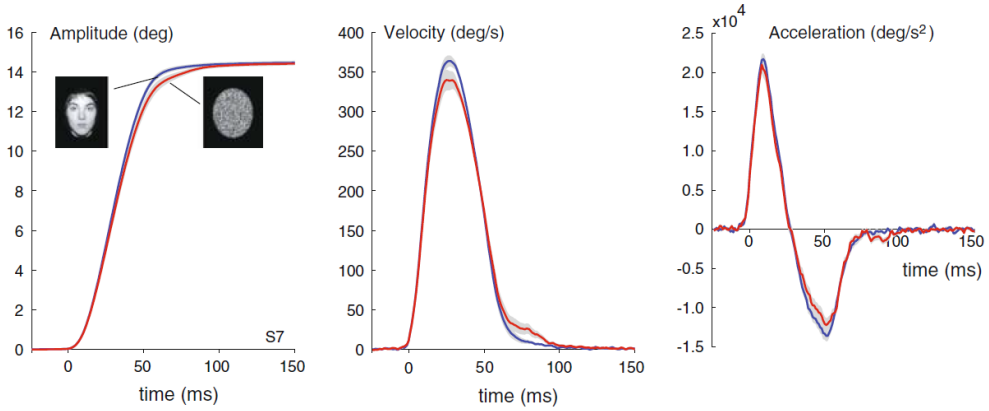


Figure 2.11 – Effet de la valeur intrinsèque du stimulus (récompense) sur la trajectoire (position, vitesse et accélération) de saccades oculaires [402]. En bleu, la trajectoire pour des saccades vers un visage. En rouge, la trajectoire pour des saccades vers un nuage de pixels aléatoires.

Des résultats similaires ont été obtenus dans le cadre de mouvements du bras dirigés vers un objectif précis. En particulier, *Sackaloo & al.* [408] ont montré que la vigueur est impactée par le niveau de préférence associé à la récompense. Pour cela, ils ont demandé à des participants d'attraper différentes sucreries, classées par niveau de préférence. De manière cohérente avec les résultats sur les saccades, les participants étaient plus rapides pour attraper leurs sucreries préférées.

La vigueur : un compromis effort-temps modulé par la récompense

Les résultats précédemment décrits sont très importants pour comprendre l'effet de la récompense subjective sur la vigueur. Il sont donc une partie de la réponse à la question posée en Section 2.3.1 sur les déterminants de la vigueur, au même titre que les éléments décrivant la modulation réalisée par les ganglions de la base. Cependant, ces résultats ne permettent pas directement de faire le lien avec une autre composante majeure qui semble définir le mouvement humain, à savoir l'énergie consommée (que nous désignerons sous le terme plus général d'effort dans le reste de ces travaux de thèse).

L'impact de l'effort sur la vigueur a notamment été formalisé par *Shadmehr & al.* [409] dans une étude impliquant plusieurs espèces. Cette étude fournit un cadre théorique pour définir l'utilité d'une action en fonction d'un coût en termes d'effort et de la récompense subjective, tous deux dévalués au cours du temps. Ce cadre complet impliquant une récompense n'étant pas le centre des travaux réalisés, sa description mathématique ne sera pas donnée ici. Par ailleurs, *Schweighofer & al.* [410] ont montré que le choix d'utiliser le bras dominant ou non-dominant pour réaliser une action peut être vu comme le résultat d'un compromis entre effort et récompense, tout en étant soumis à un biais de latéralité. Pour cela, des participants droitiers ont réalisé une tâche de pointage vers un ensemble de cibles petites et grandes, d'abord en alternant obligatoirement entre le bras utilisé puis librement. Cette étude a permis de montrer que l'utilisation moins fréquente du bras non-dominant est principalement liée au biais de latéralité, qui entraîne un taux d'échec plus élevé. Cela suggère une représentation commune de l'effort et de la récompense pour le bras dominant et le bras non-dominant. Finalement, une étude réalisée par *Summerside & al.* [411] sur une tâche de pointage, a permis de reproduire la violation de la loi de Fitts observée dans le cadre des saccades, tout en montrant que l'effort augmentait également en présence de récompense, ce qui n'est pas cohérent avec un principe unique de minimisation de l'effort.

Modulation sans récompense explicite : le coût intrinsèque du temps

La modulation du compromis temps-effort en l'absence de récompense explicite et l'existence potentielle d'un coût intrinsèque du temps n'ont pas été étudiées dans les études précédentes. C'est cette dernière composante qui nous intéressera particulièrement dans les travaux présents. En effet, en l'absence d'une quelconque récompense, le coût associé à l'effort devrait devenir largement prédominant. Dans un tel cadre, le fait de minimiser l'effort est une récompense en soi [412]. Pourtant, dans le cadre de tâches de pointage, réellement minimiser l'effort supposerait de bouger plus lentement que les mouvements réalisés naturellement par des participants. En effet, il semblerait que les participants considèrent comme plus coûteux de se déplacer lentement, alors même que du point de vue énergétique le coût serait plus faible [413,414]. Ces résultats suggèrent que même lors de mouvements sans récompense explicite, il existe un coût associé à la durée de mouvement, que nous désignerons comme CoT dans le reste de ces travaux. Plusieurs modèles et méthodes ont été proposés pour identifier ce coût du temps. Il a notamment été proposé que ce coût puisse être linéaire [415,416], hyperbolique [406,417,418], exponentiel [419], quadratique [406] ou, plus récemment, sigmoïdal [150,372,420].

Une illustration de cette dernière théorie, sur la base des données collectées au cours des expérimentations décrites en Section 9, est fournie en Figure 2.12.

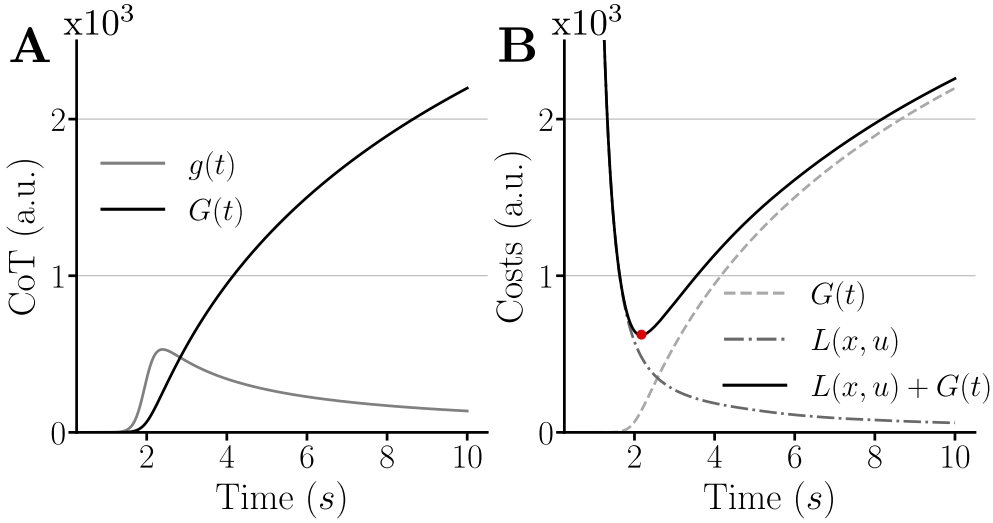


Figure 2.12 – Illustration de la théorie du coût du temps. **A.** Allure du coût du temps infinitésimal $g(t)$ et de sa version intégrale $G(t)$ en fonction de la durée de mouvement. **B.** Résultat du compromis (représenté en trait plein noir) entre le coût du temps ($G(t)$) et le coût associé à l'effort ($L(x,u) = \int_0^t u^2 dt$, où x est l'état du système et $u = \dot{\tau}_h$ est la variable de contrôle dans un cadre classique de minimisation de la variation du couple humain [266, 267]). La durée optimale due à ce compromis est signalée par le point rouge. Pour les besoins de l'illustration, le coût associé à l'effort a été remis à l'échelle.

Cette dernière théorie est le résultat d'une procédure d'identification pré-existante, introduite par *Berret & Jean* [150], sur laquelle nous nous sommes basés dans le cadre de ces travaux de thèse. Cette procédure peut être résumée de la manière suivante :

Soit un système dont la dynamique peut être représentée sous la forme d'un état $\dot{\mathbf{x}} = \mathbf{f}(\mathbf{x}, \mathbf{u})$ où $\mathbf{u}$ est une variable de contrôle permettant de commander le système (voir Équation 2.3 en Section 2.2.3 pour un exemple sur 1 degré de liberté). Dans le cas du contrôle moteur, $\mathbf{u}$ est souvent défini comme la variation du couple fourni par une articulation $\dot{\boldsymbol{\tau}}$. Si l'on fait l'hypothèse que ce système se déplace de manière optimale vis-à-vis d'un coût du temps et d'un coût associé à la réalisation de la trajectoire, alors la fonction coût peut s'écrire comme suit,

$$C(\mathbf{u}, t_f) = \int_0^{t_f} l(\mathbf{x}, \mathbf{u}) + g(t) dt \tag{2.8}$$

où $C(\mathbf{u}, t_f)$ est la fonction à minimiser, $l(\mathbf{x}, \mathbf{u})$ est une fonction positive représentant le coût associé à la trajectoire et $g(t)$ est une fonction positive représentant le coût du temps. Pour un tel problème de contrôle optimal, il est possible

de démontrer à l'aide du principe du maximum de Pontryagin (voir [150]) que le coût du temps est égal à l'opposé du Hamiltonien du problème simulé avec un *temps final fixe*,

$$g(t_f) = -\mathcal{H}\left(t_f, \mathbf{x}\left(t_f\right), \mathbf{p}\left(t_f\right), \mathbf{u}\left(t_f\right), \lambda\right) \tag{2.9}$$

où le Hamiltonien $\mathcal{H}(t_f, \mathbf{x}(t_f), \mathbf{p}(t_f), \mathbf{u}(t_f), \lambda)$ peut se calculer de la manière suivante,

$$\mathcal{H}\left(t_f, \mathbf{x}\left(t_f\right), \mathbf{p}\left(t_f\right), \mathbf{u}\left(t_f\right), \lambda\right) = \mathbf{p}^T f\left(\mathbf{x}\left(t_f\right), \mathbf{u}\left(t_f\right)\right) + \lambda l\left(\mathbf{x}\left(t_f\right), \mathbf{u}\left(t_f\right)\right) \tag{2.10}$$

où $\mathbf{p}$ est l'unique vecteur adjoint pour lequel $\lambda = 1$ (voir [2, 3] pour plus de détails). **En conséquence, pour identifier le coût du temps, la première étape consiste à faire réaliser des trajectoires simples (n'incluant souvent qu'un degré de liberté), de différentes amplitudes, à des participants. Cela permet d'en déduire une relation affine entre amplitude et durée de mouvement (ce résultat est bien connu en contrôle moteur [85, 95, 150, 372, 421, 422]). À partir de cette relation et de la dynamique des mouvements réalisés, il est possible de simuler les trajectoires en temps fixe $\mathbf{t_f}$ (dépendant de l'amplitude). Cela permet de calculer autant de valeurs du Hamiltonien que d'amplitudes réalisées, puis d'appliquer un "fitting" sigmoïdal qui représentera le coût du temps. Cette procédure aboutit à des courbes similaires à celles présentées en Figure 2.12A.**

Le coût du temps ainsi identifié a permis d'effectuer des prédictions précises dans plusieurs situations allant de simples mouvements réalisés à vitesse naturelle [150, 372], à des mouvements réalisés en interaction avec un exosquelette transparent modifiant l'inertie humaine [85] ou encore à une tâche isométrique ou le mouvement était celui d'un point sur un écran, déplacé par les participants [420]. Cette dernière étude est à la base des travaux présentés dans cette thèse.

Dans ce travail, *Berret & Baud-Bovy* [420] ont mis en évidence que des participants sont prêts à dépenser de l'énergie pour déplacer un point virtuel, et ce même quand le point se déplace automatiquement pour réaliser la tâche. Pour cela, ils ont commencé par demander aux participants de faire bouger le-dit point entre deux cibles à l'aide d'un joystick fixe équipé d'un capteur de force. La dynamique du point virtuel était régie de la manière suivante,

$$m\ddot{y} = F - B\dot{y} \tag{2.11}$$

où m était le masse virtuelle du point, F était la force appliquée par les participants sur le joystick, B était un frottement visqueux virtuel et $\ddot{y}$ et $\dot{y}$ étaient respectivement l'accélération et la vitesse du point virtuel. Sur la base des données récoltées avec différentes distance entre les deux cibles, les auteurs ont pu identifier le coût du temps de chaque participant. Il sont ensuite ajouté une force virtuelle F_d à la dynamique présentée en Équation 2.11, permettant au curseur d'atteindre la cible avec des durées de mouvement fixées à 1 s, 2 s, 4 s et 6 s pour deux amplitudes,

0.2 m et 0.4 m. Cette force virtuelle permettait donc aux participants de réaliser la tâche avec un coût énergétique nul et une précision parfaite (le point ne peut pas rater la cible). Si les participants minimisaient seulement un coût lié à l'effort, ils devraient donc être passifs dans une telle tâche. Au contraire, si un coût associé au temps était également impliqué, les participants devraient appliquer un effort sur le joystick pour se déplacer plus rapidement.

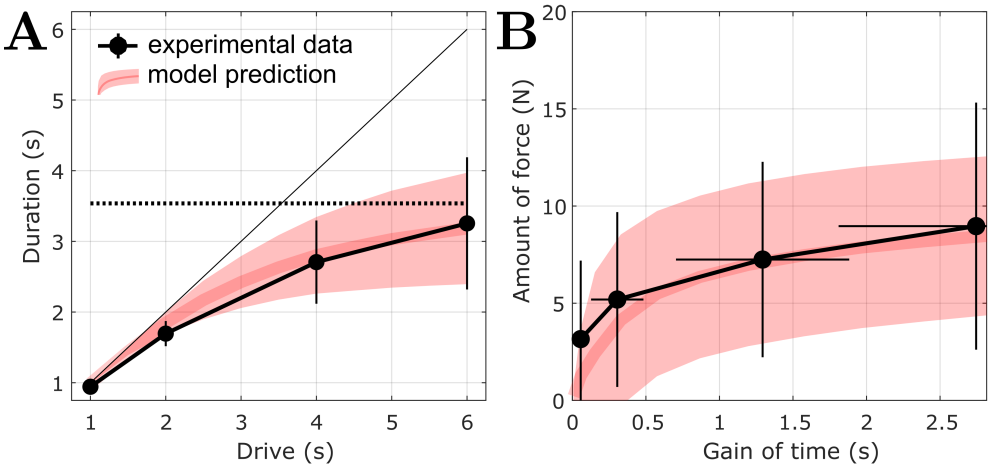


Figure 2.13 – Résultats moyennés sur l'ensemble des participants pour l'amplitude de 0.4 m obtenus par *Berret & Baud-Bovy* [420]. **A.** Durée du mouvement en fonction de la durée planifiée par la force virtuelle. Le tracé en pointillés représente la durée de mouvement moyenne des participants en l'absence de force virtuelle. La droite représente le comportement qui serait observé si les participants étaient restés inactifs. **B.** Force appliquée par les participants en fonction du temps gagné pour chaque durée planifiée par la force virtuelle.

Les résultats introduits en Figure 2.13 montrent que les participants appliquaient une force pour se déplacer plus vite que ne le permettait la force virtuelle. De plus, un modèle de contrôle optimal, incluant une partie effort basée sur une minimisation de la variation de force [266, 267] et une partie coût du temps identifiée suivant la méthode précédemment introduite, a d'abord permis de reproduire les données moyennées en simulation. Ces premiers résultats renforcent l'hypothèse d'un coût du temps intrinsèque dans la planification du mouvement. Dans un second temps, les auteurs ont pu montrer que le temps gagné par les participants et la quantité de force appliquée sur le joystick était corrélée à la vigueur des participants (calculée selon l'Équation 2.7). Par ailleurs, le même modèle de contrôle optimal, basé cette fois-ci sur le coût du temps propre à chaque participant, a également permis de reproduire les données observées au niveau individuel. Ces résultats sont illustrés en Figure 2.14.

Les résultats précédents tendent également à montrer l'existence d'un coût du temps intrinsèque, bien que potentiellement modulé par une récompense implicite (par exemple le gain de temps), dans la planification du mouvement par le cerveau. Néanmoins, il y a plusieurs limites à cette étude. D'abord, aucun mouvement réel

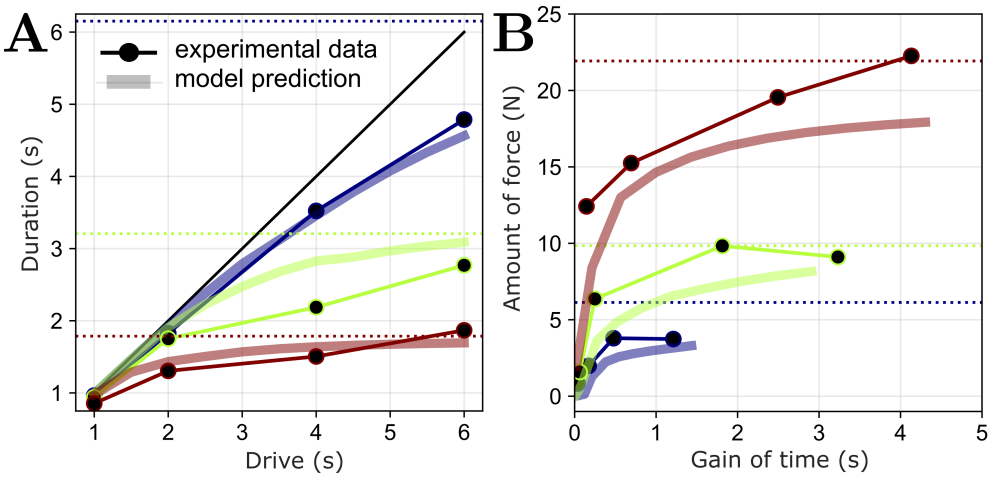


Figure 2.14 – Résultats de quelques participants représentatifs pour l'amplitude de $0.4\ \mathrm{m}$ obtenus par *Berret & Baud-Bovy* [420]. **A.** Durée du mouvement en fonction de la durée planifiée par la force virtuelle. Les tracés en pointillés représentent la durée de mouvement moyenne de chaque participant en l'absence de force virtuelle. La droite représente le comportement qui serait observé si les participants restaient inactifs. **B.** Force appliquée par chacun des participants en fonction du temps gagné pour chaque durée planifiée par la force virtuelle.

n'était réalisé par les participants. Ensuite, la quantité d'énergie à dépenser pour gagner du temps restait assez faible, avec une force maximale appliquée sur le joystick inférieure à $10\ \mathrm{N}$ (et inférieure à la force nécessaire en l'absence de force virtuelle) en moyenne. Cette critique est, par ailleurs, applicable à de nombreuses études du domaine dans lesquelles la dépense supplémentaire, d'une condition à l'autre, n'est due qu'à la dynamique intrinsèque des membres humains (à l'exception notable des travaux de *Morel & al.* [414] dans lesquels une résistance constante pouvant aller jusqu'à $16\ \mathrm{N}$ était appliquée). Finalement, les durées de mouvement observées avec la force virtuelle sont presque systématiquement inférieures aux durées de mouvement préférentielles des participants, et ce pour une force appliquée inférieure. Ces résultats, bien qu'ils mettent en évidence le CoT ne permettent donc pas de conclure quant à son importance par rapport au coût associé à l'effort et dans la planification de mouvements réels. Cette théorie pourrait avoir des implications critiques pour les interactions humain-exosquelette, notamment en termes d'estimation de la vigueur à implémenter pour les trajectoires d'assistance.

Conclusions et positionnement des travaux :

Les travaux présentés dans cette section mettent en évidence l'existence d'un trait individuel appelé *vigueur*, régulant la vitesse des mouvements humains en fonction d'un compromis temps-effort modulé par la récompense, dont la source semble être le niveau de dopamine dans les ganglions de la base. Par ailleurs, l'existence d'un coût associé au passage du temps a été suggéré, en particulier dans une tâche isométrique et avec de faibles niveaux d'efforts.

Nos travaux sur ce pan du contrôle moteur, présentés en Section 9, auront pour objectif de généraliser les résultats précédents. En particulier, nous nous concentrerons sur une tâche de pointage dans laquelle le gain de temps sera soit associé à une importante consommation d'énergie, soit associé à une inactivité. Cela permettra de valider ou remettre en cause la théorie dans des situations "extrêmes" (au sens de la plage d'effort atteignable). Par ailleurs, nous proposons d'homogénéiser la difficulté et la perception de la tâche en fonction de mesures physiologiques propres à chaque participant (*i.e.*, durées préférentielles de mouvement et force isométrique maximale). Cette normalisation permettra d'analyser la persistance des différences inter-individuelles lors d'une tâche voulue comme similaire, au sens de sa représentation interne, pour tous les participants. Par ailleurs, la tâche étant réalisée dans un plan sagittal, nous pourrons analyser comment les efforts liés à la gravité peuvent impacter le compromis temps-effort. En particulier, il sera possible de gagner du temps en forçant contre la gravité pour les mouvements vers le haut ou en laissant agir la gravité pour les mouvements vers le bas. Cette dernière analyse permettra de faire le lien avec les travaux existants dans la littérature concernant l'intégration de la gravité dans la planification motrice, présentés en Section 2.2, ainsi qu'avec nos propres travaux dans des conditions expérimentales proches, présentés en Section 8.

3 - Conclusion et objectifs des travaux

Dans les chapitres précédents, nous avons commencé par présenter les exosquelettes et leurs potentielles applications. Notamment, nous avons détaillé comment les exosquelettes actifs, supports de nos travaux en raison de leur versatilité, pourraient s'intégrer dans des contextes de prévention des TMS au travail ou de rééducation neuromotrice. Nous avons également détaillé les trois modes de contrôle principaux de ces exosquelettes dans le cas des membres supérieurs. Nous avons en premier lieu défini la notion de transparence, brique de base utile dans de nombreuses applications et nécessaire à la construction et l'évaluation des autres modes de contrôle. Nous avons, dans un second temps, défini et détaillé les effets connus de la compensation du poids des membres supérieurs, notamment chez des patients post-AVC. Finalement, nous avons abordé le vaste champ des modes de contrôle dits adaptatifs, pour lesquels le niveau d'assistance au mouvement est dépendant du comportement de l'utilisateur dans la tâche effectuée et est amené à évoluer au cours du temps.

Un premier constat important à l'issue du Chapitre 1, détaillant les notions évoquées ci-dessus, est le manque d'études s'intéressant en détail aux effets des différents modes de contrôle des exosquelettes sur le mouvement humain. Pourtant, il nous semble qu'une compréhension fine de l'adaptation motrice et du comportement humain pendant l'exposition à ces modes de contrôle est indispensable pour améliorer la qualité de l'interaction humain-exosquelette. De surcroit, la versatilité des exosquelettes actifs pourrait permettre d'investiguer plusieurs théories du contrôle moteur humain, via des variations des modes de contrôle principaux. Les éléments ainsi collectés pourraient ensuite permettre de faire de meilleures prédictions sur le contrôle moteur humain en interaction avec un exosquelette, et ainsi en améliorer le contrôle. Notre hypothèse de travail est donc que **l'amélioration des modes de contrôle des exosquelettes passe par l'évaluation de leur impact sur le contrôle moteur humain, ce qui peut également permettre d'étendre les théories du contrôle moteur pour mieux prédire le comportement humain dans ce contexte** (résumé par la Figure 1). Dans le Chapitre 2, nous avons détaillé deux théories du contrôle moteur pertinentes pour l'interaction humain-exosquelette : l'exploitation optimale de la gravité dans la planification du mouvement et la théorie du CoT. Finalement, les objectifs spécifiques de cette thèse peuvent se décliner de la manière suivante :

1. Concevoir et évaluer des modes de contrôle non-adaptatifs classiques.
2. Investiguer des théories actuelles du contrôle moteur humain à l'aide de ces modes de contrôle.

Deuxième partie :

Méthodologie générale

4 - Tâche expérimentale et variables d'intérêt

L'approche adoptée au cours de ces travaux de recherche est inspirée de la littérature en contrôle moteur, tant pour concevoir et évaluer des modes de contrôle que pour tester des théories qui en sont issues (*i.e.*, intégration optimale de la gravité et existence d'un compromis effort-temps). Puisque ces travaux de thèse étudient le même type de mouvement, avec des moyens de mesure et des méthodes d'analyse similaires, nous détaillerons la base commune des différents protocoles expérimentaux mis en œuvre en Section 4.1 et les moyens de mesure associés en Section 4.2.

4.1. Tâche expérimentale

4.1.1. Participants

L'ensemble des expérimentations réalisées a impliqué des participants humains, majeurs et en bonne santé : étaient exclus les participants prenant tout médicament ayant un impact sur le cerveau (*i.e.*, psychotropes,...) et tous les participants faisant état de douleurs ou blessures sur les membres supérieurs. Par ailleurs, l'exosquelette utilisé permettant uniquement de travailler sur le membre supérieur droit, les participants gauchers étaient également exclus.

Le consentement éclairé des participants a été recueilli comme exigé par la déclaration d'Helsinki [423]. Par ailleurs, l'ensemble des protocoles expérimentaux a été validé par le comité d'éthique de la recherche de l'Université Paris-Saclay :

— Études 1, 2, 4 et 6 : Université Paris-Saclay, 2017-34
— Études 3 et 5 : CER-Paris-Saclay-2021-048

4.1.2. Mouvements de pointage à un degré de liberté

La plupart des études en contrôle moteur sur les membres supérieurs sont basées sur des paradigmes expérimentaux incluant peu de degrés de liberté, ce qui est une nécessité pratique pour analyser finement le comportement moteur humain (notamment les activités musculaires). Les études réalisées sur les théories traitées aux cours de ces travaux, introduites en Sections 2.2 et 2.3, reposent souvent sur des mouvements n'impliquant qu'un degré de liberté sur des tâches de pointage [140, 321, 322, 372, 375]. En conséquence, nous utiliserons un paradigme similaire de tâche de pointage, réalisée dans notre cas par des mouvements de flexion/extension du coude. Ce choix est également dans la continuité des travaux conduits avec le même exosquelette par *Bastide & al.* [85]. Ce paradigme est décrit, de manière idéalisée sans prendre en compte les défauts d'alignement articulaires, par la Figure 4.1.

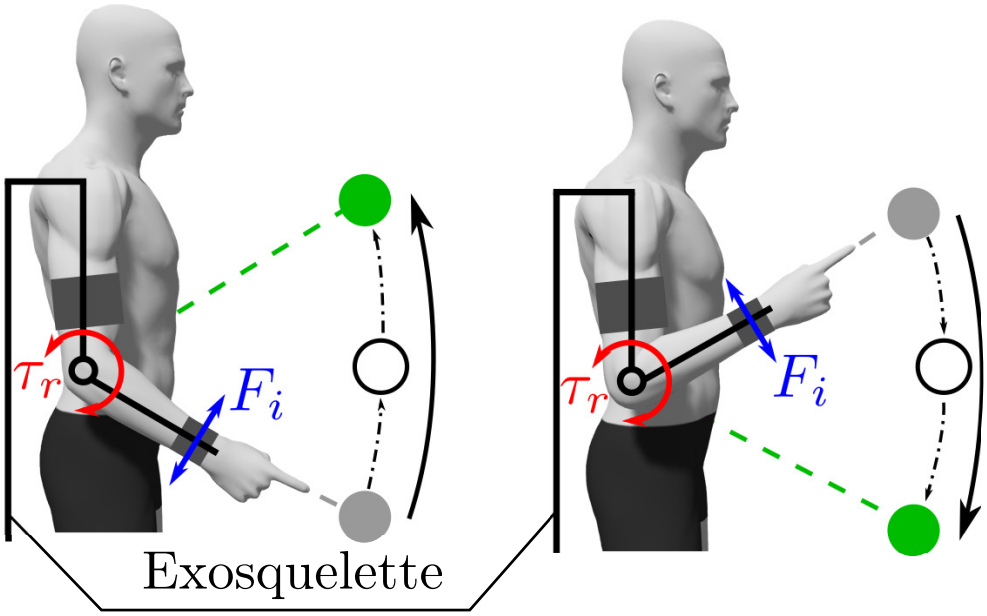


Figure 4.1 – Paradigme expérimental de flexion/extension du coude utilisé dans les différentes études. La cible de départ est représentée en gris, celle d'arrivée en vert. Les éventuelles cibles intermédiaires sont représentées par un cercle noir. Le couple fourni par le robot au niveau de son coude est représenté en rouge par τ_r, il peut être positif ou négatif et assistif ou résistif selon l'étude considérée. Les efforts d'interaction au niveau du poignet sont représentés en bleu par F_i. Ils incluent trois forces et trois couple mesurés par un capteur d'effort (voir Section 5.2.1).

Ce paradigme permet de faire varier plusieurs variables de manière indépendante, notamment : l'amplitude du mouvement, la direction (tous les mouvements ne sont pas nécessairement étudiés), le nombre de cibles différentes, la durée de mouvement imposée et, finalement, le couple τ_r fourni par le robot.

4.2. Moyens de mesure du mouvement

4.2.1. Mesures de la cinématique

Système Qualisys

Durant les différentes études réalisées, le système opto-électronique Qualisys (Qualisys, Gôteborg, Sweden) était utilisé pour capturer le mouvement humain. Ce système est très répandu dans la littérature en contrôle moteur et en biomécanique. Il permet de mesurer la position dans l'espace de marqueurs réfléchissants (de diamètre $3\ \mathrm{mm}$ ou $10\ \mathrm{mm}$). Ces marqueurs réfléchissent les rayons infrarouges émis par des caméras (Oqus $500+$ dans notre cas). Lors de notre première étude [95], 8 caméras étaient utilisées pour trianguler la position des marqueurs. Dans les études suivantes [83, 129, 424], 10 caméras étaient utilisées pour permettre la capture de marqueurs obstrués par le robot (capture de l'axe du coude humain) et augmenter

la précision de triangulation (plus le nombre de caméras "voyant" un marqueur est élevée, meilleure est la précision). Le logiciel associé à ce système permet la labelisation des marqueurs et le pré-traitement des données (auto-complétion des trajectoires, non-utilisée dans nos études). Le positionnement actuel (fixe) des caméras est présenté en Figure 5.3.

Traitement des données cinématiques

Les traitements des données de position issues du système Qualisys ont été réalisés à l'aide de scripts personnalisés (Python 3.8, Matlab R2021a). De manière usuelle, ces données on été filtrées par un filtre passe-bas (Butterworth, fréquence de coupure 5 Hz, ordre 5, bibliothèque *scipy*) avant d'être numériquement dérivées pour obtenir les vitesses et accélérations de la main associées. À partir des trajectoires ainsi obtenues il est possible de calculer un certain de nombre de paramètres, généralement utilisés pour quantifier le mouvement humain (résumés en Figure 4.2).

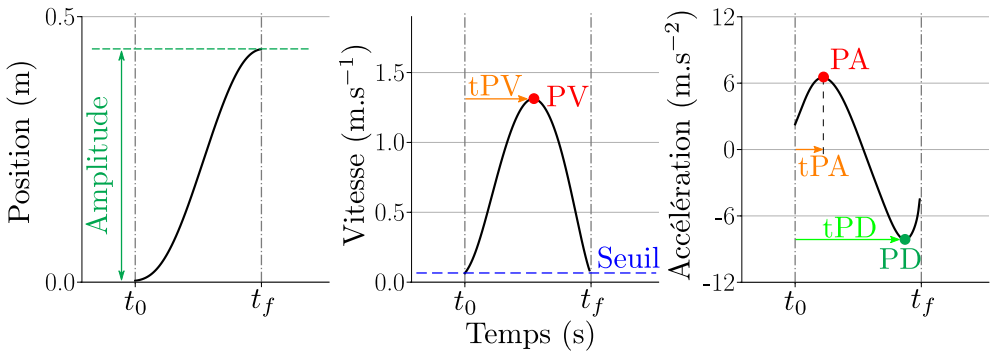


Figure 4.2 – Paramètres cinématiques caractérisant les trajectoires dans les différentes études.

Notamment, les mouvements de pointage humain étant caractérisés par une forme en cloche, il est possible de calculer le pic de vitesse de chaque mouvement (PV), qui est la valeur maximale de la valeur absolue de la vitesse du mouvement. Ce PV est ensuite utilisé pour calculer précisément la durée du mouvement (MD). Dans nos travaux, le mouvement est défini entre le premier et le dernier instant pour lesquels la vitesse est supérieure à 5% de PV, comme usuellement en contrôle moteur [1, 269, 319, 320]. À partir de MD, il est possible de calculer l'amplitude de mouvement comme la différence de position entre l'instant initial et l'instant final. Il est également possible de caractériser les profils d'accélération par le pic d'accélération (PA), valeur positive maximale de l'accélération, et le pic de décélération (PD), valeur négative minimale de l'accélération. Ces paramètres permettent de caractériser globalement la forme du mouvement.

Finalement, d'autres paramètre permettent de caractériser finement la structure temporelle des profils de vitesse et d'accélération. Notamment, le temps au pic de vitesse (tPV) caractérise la durée s'écoulant entre l'instant initial et l'instant auquel PV est atteint. Son pendant normalisé par la durée totale du mouvement est le temps relatif au pic de vitesse (rtPV), qui est un paramètre très employé pour étudier l'impact de la gravité sur le mouvement humain (voir Section 2.2.3 du Cadre Théorique). De surcroit, la structure temporelle des profils d'accélération est caractérisée de manière similaire par le temps au pic d'accélération, tPA (respectivement au pic de décélération, tPD) et par leurs pendants normalisés, le temps relatif au pic d'accélération, rtPA (respectivement au pic de décélération, rtPD). Le rtPA est également un paramètre fortement impacté par la gravité et étudié en conséquence.

4.2.2. Mesures des activités musculaires

Muscles mesurés

Les différentes études réalisées traitant toutes du même type de mouvements (*i.e.*, flexion/extension du coude), en conséquence, celles pour lesquelles les activités musculaires étaient collectées mesuraient les mêmes muscles. Notamment, les principaux muscles impliqués dans les flexions/extensions du coude peuvent être séparés en deux groupes fonctionnels : les fléchisseurs (antigravitaires dans le champ terrestre) et les extenseurs (gravitaires dans le champ terrestre). En terme de fléchisseurs, les muscles mesurés étaient le brachio-radial et le biceps brachial. En termes d'extenseurs, les muscles mesurés étaient les têtes longue et latérale du triceps brachial. Les activités musculaires étaient enregistrées à l'aide d'électrodes de surface (Wave Plus, Wireless EMG, $2\ \mathrm{kHz}$; Cometa, Bareggio, Italie). Les électrodes étaient positionnées selon les recommandations du SENIAM pour les muscles concernés [425] (voir Figure 4.3A,B). Avant le placement des électrodes, un rasage local était réalisé et une solution hydro-alcoolique était appliquée.

Traitement des données EMG

Les traitements appliqués aux signaux EMG sont issus d'études dédiées dans la littérature [426–428]. Dans un premier temps, les signaux sont filtrés par un passe-bande (Butterworth, fréquences de coupure $[20, 450]\ \mathrm{Hz}$, ordre 4). Le signal est ensuite centré (soustraction de sa valeur moyenne) et rectifié (valeur absolue). L'enveloppe du signal est finalement obtenue par l'application d'un filtre passe-bas (Butterworth, fréquence de coupure $10\ \mathrm{Hz}$, ordre 5). Un exemple de l'effet de ces traitements est fourni en Figure 4.3C,D.

Dans chaque étude, pour pouvoir réaliser des comparaisons entre les différentes conditions, les signaux centrés et rectifiés de chaque participants étaient normalisés par la valeur maximale mesurée dans l'étude considérée. Une fois cette normalisation réalisée, il est possible de calculer un certain nombre de paramètres généraux. Notamment, il est possible de calculer le maximum d'activation (que ce soit sur la base de l'enveloppe normalisée ou du signal centré rectifié normalisé).

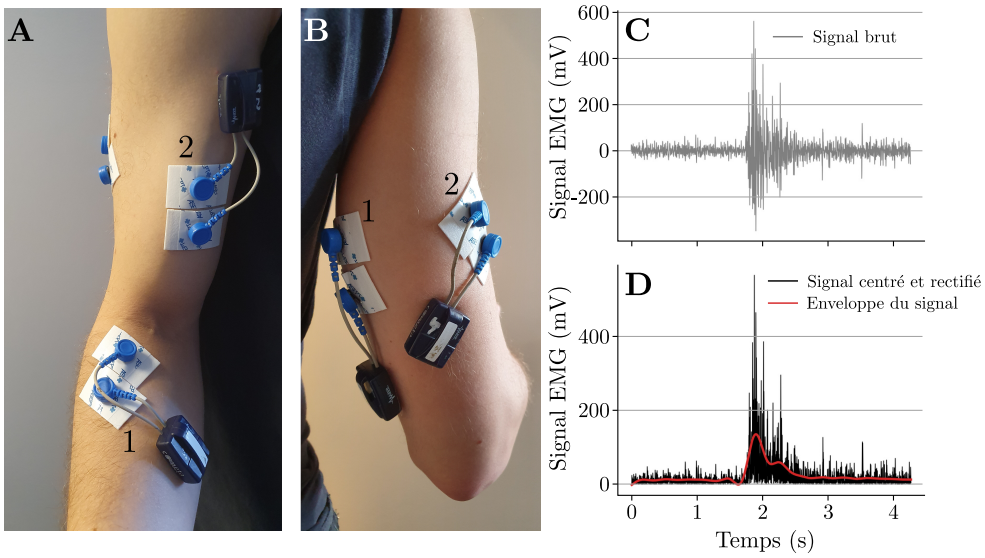


Figure 4.3 – Positionnement des électrodes et exemple d'effets des traitements appliqués aux signaux EMG (à partir de [6]). **A.** Positionnement des électrodes sur les fléchisseurs du coude : 1. Brachio-radial, 2. Biceps brachial. **B.** Positionnement des électrodes sur les extenseurs du coude : 1. Tête longue du triceps brachial, 2. Tête latérale du triceps brachial. **C.** Exemple de signal EMG brut. **D.** Exemple de signal EMG centré et rectifié et d'enveloppe.

Il est également très commun de calculer la "Root Mean Square" (RMS) du signal,

$$\mathrm{EMG}_{\mathrm{RMS}} = \sqrt{\frac{1}{N}\sum_{i=0}^{N-1}\mathrm{EMG}_i^2} \tag{4.1}$$

où N est le nombre de mesures réalisées sur un muscle donné et EMG_i est la i^{ieme} valeur du signal centré rectifié normalisé. Cette métrique est très utilisée pour quantifier l'activation totale d'un muscle sur une période donnée.

Nouvelle métrique de transparence

Une des utilités de l'approche basée sur le contrôle moteur est la possibilité de définir de nouveaux indices d'évaluation de l'impact de l'exosquelette sur le mouvement. Au cours des travaux sur la transparence, nous avons notamment introduit une notion de "rendement relatif" basé sur un ratio entre l'activation des muscles agonistes (moteurs) et le pic d'accélération résultant. Ce rendement relatif peut être calculé de la manière suivante,

$$\mathrm{EMG/Acc} = \frac{\mathrm{PA}_{\mathrm{NE}}}{\mathrm{RMS}_{ag,\mathrm{NE}}}\left(\frac{\mathrm{RMS}_{ag}}{\mathrm{PA}}\right) - 1 \tag{4.2}$$

où $\mathrm{EMG/Acc}$ est le rendement relatif, $\mathrm{PA_{NE}}$ est le pic d'accélération moyen du participant en dehors de l'exosquelette, $\mathrm{RMS}_{ag,\mathrm{NE}}$ est la RMS moyenne des muscles agonistes du participant en dehors de l'exosquelette, RMS_{ag} est la RMS moyenne des muscles agonistes du participant dans la condition évaluée et PA est le pic d'accélération moyen du participant dans la condition évaluée. Lorsque ce rendement relatif est égal à 0, cela signifie que l'exosquelette n'impacte pas du tout la relation entre RMS et PA (il est connu que ces grandeurs sont corrélées [315]). À contrario, lorsqu'il est supérieur à 0, cela signifie que le participant, avec l'exosquelette, utilise proportionnellement plus d'activation musculaire pour obtenir la même accélération que sans l'exosquelette. Finalement, lorsqu'il est inférieur à 0, cela signifie que le participant, avec l'exosquelette, utilise proportionnellement moins d'activation musculaire pour obtenir la même accélération que sans l'exosquelette. Cet indice ayant été utilisé pour quantifier la **transparence**, cette dernière situation ne devrait pas se présenter (elle sous-entendrait que l'exosquelette produit une assistance au mouvement). Un des objectifs, au cours des travaux conduits sur la transparence, a été de rapprocher le plus possible la valeur de ce paramètre de 0, soit une transparence parfaite selon ce critère.

5 - Plateforme expérimentale et exosquelette ABLE

Un des pré-requis de ces travaux était la mise en place d'une plateforme expérimentale d'analyse du mouvement humain autour de l'exosquelette ABLE [48]. La plupart de ces développements ont été réalisés au cours de ma thèse et pour réaliser les expériences souhaitées. Cette plateforme devait intégrer les moyens de mesure présentés en Section 4.2, ainsi que des évolutions majeures de l'exosquelette pour le rendre facilement exploitable pour les futures expérimentations (y compris postérieures aux présents travaux). Dans la suite, nous présenterons donc d'abord l'exosquelette ABLE en lui-même (voir Section 5.1), puis nous présenterons les différentes évolutions ayant été implémentées (voir Section 5.2), finalement, nous présenterons la structure globale actuelle de la plateforme (voir Section 5.3).

5.1. Présentation de l'exosquelette ABLE

L'exosquelette ABLE est un exosquelette actif de membre supérieur, initialement conçu par *Garrec & al.* [48] au CEA, actuellement produit et commercialisé par la société Haption. Il a initialement été conçu pour de la téléopération dans le domaine nucléaire, néanmoins ses caractéristiques mécaniques permettent son utilisation dans les champs d'application classiques des exosquelettes, que ce soit en réhabilitation [74, 75] ou dans l'industrie pour la prévention des TMS [429]. De nombreux développements théoriques ont également été réalisés en utilisant cet exosquelette comme support, que ce soit autour de l'évaluation de l'impact de l'exosquelette [84], de la conception des interfaces humain-exosquelette [82] ou encore de la transparence [104]. L'architecture cinématique globale de la version d'ABLE utilisée en support de ces travaux de thèse, incluant quatre degrés de liberté actifs (trois rotations pour l'épaule : flexion/extension, abduction/adduction et rotation interne/externe, et une rotation en flexion/extension pour le coude) ainsi qu'une glissière passive au niveau de l'attache du poignet (suite aux recommandations de *Jarrassé & al.* [82]) est présentée en Figure 5.1. Nativement, cet exosquelette renvoie uniquement ses positions articulaires et ses courants moteurs (en termes de données cinématiques et dynamiques) ainsi qu'un certain nombre de paramètres liés à la sécurité du système. La position de la glissière passive n'est pas mesurée.

La principale particularité de cet exosquelette est son système d'actionnement "SCS" (*Screw and Cable System*, voir Figure 5.2 ou [125]). Ce système d'actionnement présente de nombreux avantages inhérents aux systèmes à câbles : une transmission souple, absorbant mieux les chocs que les réducteurs classiques et à haut rendement. De surcroit, il est possible d'imaginer des architectures très complexes à l'aide de renvois de câbles. Cela permet notamment de réduire les masses et inerties de certains segments en déportant les moteurs et moyens de

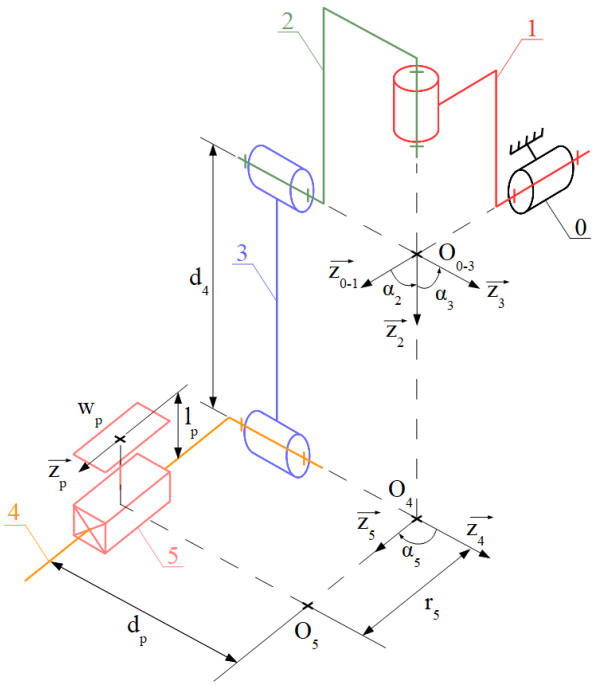


Figure 5.1 – Schéma cinématique d'ABLE. Un paramétrage minimal est fourni à titre d'exemple pour montrer que les trois axes de l'épaule sont concourants (ils ne sont en revanche pas orthogonaux en pratique).

transmission dans le socle de l'exosquelette. Néanmoins, cet avantage mécanique peut également complexifier l'identification et la commande. En effet, ce type de conception peut par exemple impliquer des couplages entre les différentes articulations ainsi que des difficultés pour modéliser finement le système et identifier le modèle (ces difficultés sont d'ailleurs abordées en Section 6.1, [95]). D'autres avantages du système SCS lui sont plus spécifiques. Notamment, ce système est capable de transmettre des efforts importants de manière très linéaire et intuitive pour l'humain. Par ailleurs, la liaison vis-écrou à la base du système a été conçue de manière à être très réversible (*i.e.*, l'effort est transmis de manière équivalente du robot vers l'humain et de l'humain vers le robot) et à minimiser les frottements. Finalement, ce système permet un débattement important de la vis et du câble car l'ensemble n'est pas associé à un guidage en translation rigide comme dans une liaison classique. Au contraire, une liaison souple permet juste de limiter le débattement sans chercher à complètement l'annuler. Ce choix de conception permet de limiter l'impact des défauts de fabrication de la vis et de l'écrou (notamment le défaut de rectitude des axes et les défauts de formes des filets).

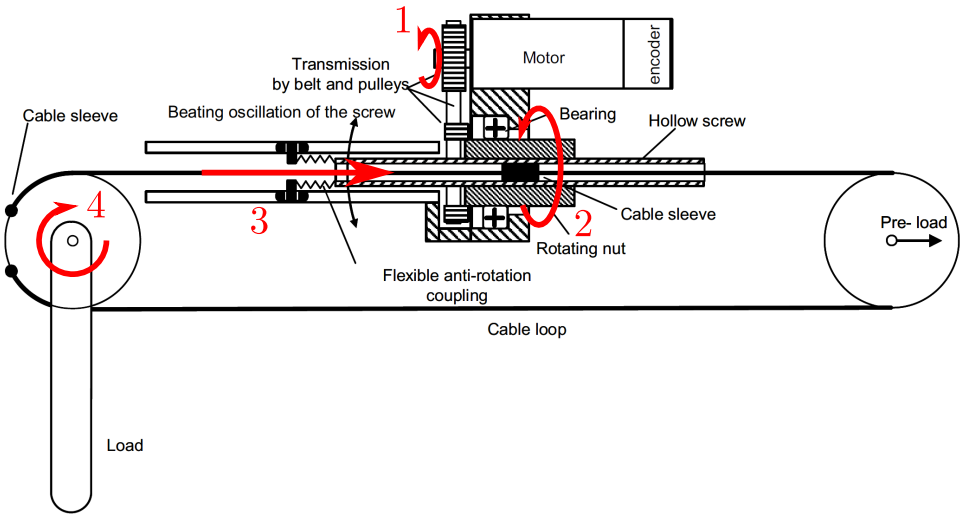


Figure 5.2 – Illustration du système SCS à la base de l'actionnement d'ABLE (extraite de [125]). Le moteur entraîne d'abord en rotation une liaison poulie courroie (1), entraînant la rotation d'un écrou (2). Ensuite, la rotation de cet écrou entraîne la translation d'une vis à l'intérieur de laquelle est fixé un câble (3). Finalement, la translation du câble ainsi générée entraîne en rotation une poulie de sortie (4), sur laquelle est fixé le segment de l'exosquelette. En pratique, un joint de cardan est implémenté entre le moteur et la liaison poulie courroie en raison des contraintes d'encombrement.

5.2. Évolutions successives apportées à l'exosquelette

Plusieurs améliorations de cet exosquelette ont été implémentées au cours de ces travaux de thèse. Notamment, des capteurs d'efforts ont été introduits au niveau des interfaces entre le bras humain et l'exosquelette (voir Section 5.2.1) et ces interfaces ont été re-conçues (voir Sections 5.2.2 et 6.2, [83]).

5.2.1. Implémentation de capteurs d'efforts

L'implémentation de capteurs d'efforts au niveau des interfaces entre l'humain et l'exosquelette présente de nombreux avantages. D'abord elle permet d'évaluer objectivement et directement en termes d'efforts les contraintes et assistances appliquées par l'exosquelette sur le bras humain, ce qui est une information précieuse pour concevoir et évaluer des lois de commande et, plus généralement, adapter la conception mécanique des exosquelettes. Dans le cadre de lois de commande, nous montrons comment cette information peut-être utilisée pour concevoir et évaluer une commande transparente (en Section 6, [83, 424]) ou une commande antigravitaire (en Section 7, [129]).

Dans notre cas, les capteurs implémentés au niveau des interfaces humain-exosquelette sont des capteurs 6-axes (3 forces et 3 couples), ce qui permet d'avoir une information complète sur les efforts d'interaction. Ces capteurs d'efforts (1010 Digital FT, ATI, fréquence d'échantillonnage maximale 7 kHz) sont produits par

ATI Industrial Automation (Apex, North-Carolina, USA). Les données mesurées par ces capteurs sont récupérées indépendamment des données de l'exosquelette, via une lecture de port série sur une carte RS-485. Elles sont ensuite synchronisées avec les données directement issues de l'exosquelette via de la programmation multi-thread.

L'implémentation de capteurs d'efforts dans les exosquelettes est rarement réalisée par les constructeurs. Pourtant ils représentent un atout considérable en termes d'évaluation et de maîtrise de leur comportement, qui constituent des nécessités pratiques pour assurer la sécurité des utilisateurs et l'acceptabilité du système sur le long terme. Généraliser l'implémentation de ces moyens de mesure pourrait être une étape importante vers la diffusion des exosquelettes de manière industrielle.

5.2.2. Conception d'interfaces humain-exosquelette

Cette partie étant discutée et analysée en détail en Section 6.2 [83], nous soulignerons ici uniquement que la conception de ces interfaces a été réalisée en collaboration avec Pommier orthopédie, société spécialiste en appareillage orthopédique. Cette collaboration nous a permis de passer de simples sangles pour attacher le bras humain à l'exosquelette à des orthèses thermoformées (voir Figure 5.3).

5.3. Structure de la plateforme

La structure finale de la plateforme développée au cours de ces travaux de thèse est présentée en Figure 5.3. Cette figure répertorie les différents moyens de mesure et leur connexion à l'ordinateur dédié aux expérimentations. Le robot et les capteurs de force sont commandés en C++ et synchronisés via de la programmation multithreads. Les mesures des caméras et des EMGs sont synchronisées via l'interface fournie par Qualisys. Elles sont également récupérées en temps réel via des code Python. Cela permet deux fonctionnalités principales : transmettre les données de position et EMGs en temps réel via un serveur pour commander le robot (non-utilisé dans le cadre de ces travaux de thèse) et réaliser la projection des stimuli et d'informations liées à la tâche sur l'écran positionné face aux participants. Cette dernière utilisation a notamment permis la réalisation des expériences présentées en Sections 6.1 et 9 [95].

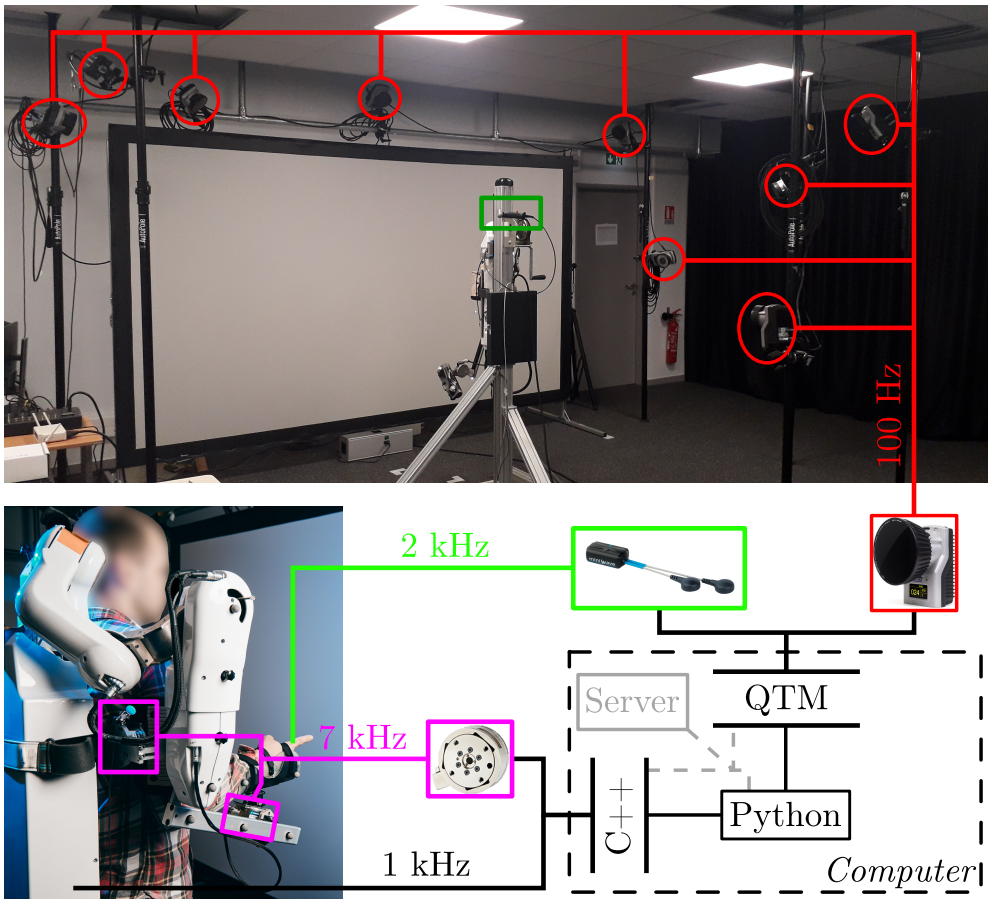


Figure 5.3 – Illustration de la structure de la plateforme de mesure du mouvement sous sa forme actuelle. Les cercles rouges illustrent le positionnement des 10 caméras (la dixième n'est pas visible sur la figure). Le rectangle vert au centre de la vue large signale la présence d'une poignée de sécurité tenue par les participants (lâcher cette poignée coupe l'alimentation du robot). Les carrés violets illustrent le positionnement des capteurs d'effort. Le carré vert clair, pointant vers l'humain, fait référence aux EMGs. Dans le coin en bas à droite, les différents langages et interfaces utilisés pour faire fonctionner la plateforme son répertoriés (QTM correspond à *Qualisys Track Manager*, l'interface du système Qualisys).

Troisième partie :

Contributions sur l'interaction humain-exosquelette

Comme précédemment abordé, ces travaux de thèse se sont d'abord concentrés sur le développement d'outils robotiques par et pour l'analyse du contrôle moteur humain en vue de la validation expérimentale de théories importantes du contrôle moteur. Ce premier chapitre de contributions rassemble les travaux effectués dans le développement desdits outils robotiques dans une approche centrée sur l'humain. Notamment, les procédés de validation des outils développés s'inspirent des connaissances en contrôle moteur humain et en biomécanique. Ces études s'intègrent donc dans la démarche globale d'amélioration de l'interaction humain-exosquelette présentée en Introduction, et notamment dans leur branche inférieure comme mis en valeur en Figure 5.4.

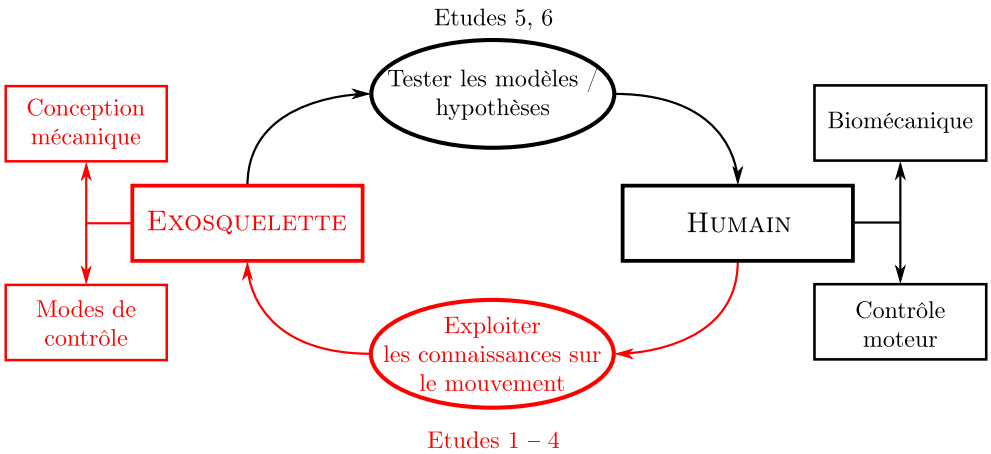


Figure 5.4 – Rappel de la démarche de recherche employée au cours des travaux. Dans cette partie les études réalisées correspondent à la branche inférieure du schéma, ici en rouge.

Plus précisément, lors des quatre premières études réalisées, nous nous sommes intéressés au développement d'une situation de transparence ayant le moins d'impact possible sur le mouvement humain. Cette situation servira de base dans la suite des travaux. En particulier, les deux premières études traitent le développement du mode de contrôle, dit transparent, de l'exosquelette (voir Section 6.1). La troisième étude, quant à elle, traite le problème de conception mécanique résultant de la connexion du bras humain à l'exosquelette. Un indice de performance issus des connaissances en biomécanique est introduit dans ces trois études pour évaluer la qualité de l'interaction et des analyses sont réalisées sur la base des connaissances liées à la vigueur du mouvement. Finalement, la quatrième étude traite du développement d'un mode de contrôle antigravitaire tenant compte de la biomécanique humaine et des défauts d'alignements associés à la connexion de l'humain à l'exosquelette. Ce mode de contrôle est développé en vue d'une extension de la validation expérimentale de la théorie d'intégration optimale de la gravité dans la planification du mouvement.

6 - Amélioration et évaluation de la transparence

Dans ce Chapitre, nous présentons l'ensemble des travaux réalisés traitant de l'amélioration de la transparence, d'abord par les lois de contrôle (Section 6.1) puis par la conception des interfaces humain-exosquelette (Section 6.2).

6.1. Lois de contrôle

Dans cette Section nous présentons les travaux réalisés en termes de lois de contrôle pour l'amélioration de la transparence de l'exosquelette ABLE. L'amélioration de la transparence s'est concentrée sur l'axe du coude d'ABLE comme présenté dans la méthode générale. Ces travaux se sont d'abord basés sur une identification de la dynamique introduisant des modèles différenciés selon la direction de mouvement pour compenser l'utilisation d'un modèle de frottement simplifié, par rapport à l'existant [430], et pour réduire le nombre d'essais à réaliser.

Par ailleurs, et comme explicité au Chapitre 5, nous avons ensuite intégré un capteur d'efforts au niveau de l'attache du poignet, ce qui nous a permis d'améliorer notre loi de contrôle en introduisant un terme de rétroaction. Les différentes lois de contrôle testées sont, entre autres, évaluées via un nouvel indice de performance assimilable à un rendement, permettant une description hybride (à la fois basée sur l'activité musculaire et sur la cinématique) du mouvement, évitant ainsi certains écueils d'analyses séparées de ces paramètres. Dans la suite, nous présentons la publication dans un journal et la communication dans un congrès traitant de ces sujets.

Publications associées :

- Verdel D., Bastide S., Vignais N., Bruneau O. and Berret B. An identification-based method improving the transparency of a robotic upper-limb exoskeleton. *Robotica* 39(9), pp. 1711–1728. Feb. 2021. doi : 10.1017/S0263574720001459
- Verdel D., Bastide S., Vignais N., Bruneau O. and Berret, B. Improving and quantifying the transparency of an upper-limb robotic exoskeleton with a force sensor and electromyographic measures. 46eme *Congès Société Biomécanique. Computer Methods in Biomechanics and Biomedical Engineering.* 24 :sup1, pp. 261–263. 2021.

Robotica: page 1 of 18. © The Author(s), 2021. Published by Cambridge University Press.
doi:10.1017/S0263574720001459

An Identification-Based Method Improving the Transparency of a Robotic Upper Limb Exoskeleton

Dorian Verdel†‡¶*[a], Simon Bastide‡¶[a], Nicolas Vignais‡¶, Olivier Bruneau† and Bastien Berret‡¶§

†*Université Paris-Saclay, ENS Paris-Saclay, LURPA, 94235 Cachan, France*
E-mail: olivier.bruneau@ens-paris-saclay.fr
‡*Université Paris-Saclay, CIAMS, 91405 Orsay, France*
E-mails: simon.bastide@universite-paris-saclay.fr, nicolas.vignais@universite-paris-saclay.fr, bastien.berret@universite-paris-saclay.fr
¶*CIAMS, Université d'Orléans, 45067 Orléans, France*
§*Institut Universitaire de France, Paris, France*

(Accepted December 14, 2020)

SUMMARY
Over the past decade, research on human–robot collaboration has grown exponentially, motivated by appealing applications to improve the daily life of patients/operators. A primary requirement in many applications is to implement highly "transparent" control laws to reduce the robot impact on human movement. This impact may be quantified through relevant motor control indices. In this paper, we show that control laws based on careful identification procedures improve transparency compared to classical closed-loop position control laws. A new performance index based on the ratio between electromyographic activity and limb acceleration is also introduced to assess the quality of human exoskeleton interaction.

KEYWORDS: Control laws; Identification; Human/Robot interaction; Transparency indices; Motor control.

1. Introduction

Over the past decade, exoskeletons encountered a large success, mainly for handling and rehabilitation applications. Exoskeleton-type assistive devices aim at providing efforts to one or several segments in order to assist the user in achieving specifics tasks. Amongst the different types of exoskeletons, active robotic devices are especially promising because they offer a great versatility that cannot be equalled by passive devices. They may be useful to support injured or disabled people in recovering and performing the movements required in daily living activities.[1] They may as well reduce joint efforts and prevent the development of musculoskeletal disorders at work.[2,3] For instance, improvements of rehabilitation protocols were envisioned by using upper limbs powered exoskeletons.[4,5] Benefits in terms of prevention of workers' musculoskeletal disorders[6] and metabolic energy savings[7] could also be expected with this type of powered assistance. However, despite these potential benefits, the concrete usability of powered assistive exoskeletons is hampered by the absence of evidence for *in situ* efficiency. Indeed, meta-analyses do not yet highlight any clear consensus on the positive effects of robot-assisted therapies compared to conventional ones.[8]

[a]These authors contributed equally.

* Corresponding author. E-mail: dorian.verdel@ens-paris-saclay.fr

Downloaded from https://www.cambridge.org/core. IP address: 193.55.29.171, on 22 Feb 2021 at 14:13:14, subject to the Cambridge Core terms of use, available at https://www.cambridge.org/core/terms. https://doi.org/10.1017/S0263574720001459

Furthermore, the possible industrial applications may be challenged by the evidence of an average 30% movement slowdown when wearing a robotic "transparent" exoskeleton (see below) of the upper limb,[9,10] which could result in a critical decrease in productivity. Besides hardware and technical issues, their lack of concrete usability is mainly due to the fact that only few exoskeleton devices allow a symbiotic interaction with humans. Exoskeleton research and development have recently been interested in evaluating exoskeletons from a more human-centred point of view, by taking into account the human response to interaction with an exoskeleton as a critical feature of human/exoskeleton interactions (HEI).[11–17] Indeed, how humans adapt their motor control to the interaction forces induced by wearing a robotic exoskeleton implementing some control laws should drive the development of new and more intuitive control laws.

The ability of an exoskeleton not to change or influence human movement is called transparency.[18] Theoretically, a perfect transparency would be reached if the interaction forces between the exoskeleton and the user are equal to zero. In reality, achieving perfect transparency is impossible, especially because human movements cannot be fully predicted.[19] Getting as close as possible to this situation is desired in many applications[20] as it may improve the quality of the interaction and contribute to better master task-dependent control laws. In general, a transparent exoskeleton should be able to compensate its own weight, friction, inertia and, in the case of load carrying, the weight and inertia of the mass being carried. Alternatively, if a sufficient degree of transparency is not achieved in baseline experiments without loads, an acceptable compensation of interactions with external objects will not be possible and the user will have to manage a combination of flawed compensations of the exoskeleton and of the carried load. In other words, a lack of transparency means that unwanted or uncontrolled interaction forces will appear, which may induce a motor adaptation from the user and/or prevent the acceptability of the device. Therefore, transparency is a primary and crucial step towards both industrial and medical applications in the sense that it provides a baseline setting for more advanced scenarios such as compensation for the weight of the user's arm or any other control law modifying the interaction forces. Overall, we argue that transparency is a necessary condition towards more symbiotic HEI.

2. State of the Art

2.1. Assess and improve transparency

The assessment of transparency has generally been done by comparing movement indices under natural conditions (without wearing exoskeletons) and while wearing the exoskeleton.[10,21] Often, these studies have focused on movements involving many degrees of freedom such as pointing movements performed with the whole upper limb thereby making it difficult to understand non-linear phenomena that may occur during the interaction in such complex movements. Moreover, this approach tends to contrast with an important part of the literature on human motor control, which has largely focused on simpler movements involving one[22,23] or two degrees of freedom.[24,25] Human motor control studies have often focused on simple movements because of the variability that can appear between subjects when achieving complex movements. This variability makes the derivation of explanatory models far more complicated. Moreover, the interpretation of physiological measures for complex movements, such as electromyographic (EMG) signals, can be very challenging. As our objective is to design new control laws that impact as little as possible the human motor control (i.e., that maximise transparency), it appears relevant to investigate their effects on well-known and widely documented human movements. Therefore, our approach is to reduce the complexity of the studied movement to a simple movement involving only one degree of freedom to carefully assess the quality of different transparent control laws.

Traditional methods employed to improve transparency have primarily focused on the mechanical design of exoskeletons' joints[26,27] and connections with the user. Indeed, the system $\{human + exoskeleton\}$ is highly hyperstatic with simple connections and therefore implies unwanted interaction forces. Transparency and comfort have been improved by adding passive degrees of freedom, that release hyperstatic constraints, in the connections' design.[14,28,29] Furthermore, approaches based on human movement prediction are promising for previously known[19] or repetitive movements,[30] but their extension to a wider range of behaviours is still a challenge due to the difficulty of predicting the user's intended movement in general settings. In

Downloaded from https://www.cambridge.org/core. IP address: 193.55.29.171, on 22 Feb 2021 at 14:13:14, subject to the Cambridge Core terms of use, available at https://www.cambridge.org/core/terms. https://doi.org/10.1017/S0263574720001459

another approach, the use of force sensors could be relevant to allow the exoskeleton to follow the user's movements by directly minimising the interaction forces.[19,31] Nevertheless, this method is not often used because few exoskeletons include force sensors as standard equipment. More often, the robot's control is based on a closed-loop position control[1,9,19,21] as most robotic devices use incremental encoders as on-board sensors. Thus, the most direct solution for a better transparency appears to be controlling the robot so that it compensates its own dynamics. To make this solution reliable, a coherent model of the robot has to be designed and its parameters have to be known as precisely as possible. Yet, few studies addressed the role of identification to improve exoskeletons' transparency.

Our premise is that an accurate identification of the robot, possibly introducing direction-dependent models, may improve transparency. Indeed, direction-dependent models allow to take into account phenomena that are not described by classical rigid body dynamics.[32] Nevertheless, this type of model is very rarely studied in the literature. This approach is quite different, but complementary, from current methods adopted in the literature such as identifying the parameters of the interaction between humans and robots instead of identifying the robot itself.[33]

2.2. Identification methodologies

Identification is a large field of robotics that has been extensively studied over the past decades. A great variety of models and experiments can be used in order to identify a robot, but all of them can be classified into one of the two methods, direct identification of all parameters or step-by-step identification of groups of parameters.[34] Then, two approaches co-exist, one non-parametric and one parametric.[35,36] The first approach consists in considering the system as a black box following a general structure to identify, such as the general linear model structure.[36,37] One of the limitations of this approach is the lack of interpretation that can be made after the identification, which is why the present study is not based on it. The second approach consists in identifying a model arising from classical mechanical models such as direct or inverse geometrical models to improve the robot positioning.[38–40] Currently, identifications often need to describe the dynamics of robots, therefore Newton's equations are often a basis for identification models.[41,42] The main limit of this approach is that in order to take into account all the possible phenomena, the number and observability of parameters can be an issue. Nevertheless, as our study focuses on one degree of freedom, this approach is the one retained in the present study. Newton's equations involve mainly consensual physical interactions and parameters (inertia, Coriolis effect,...), but most of the the time friction is taken into account to model robots. The models used to describe friction are far more diverse and directly depend on the application.[43] The most widely spread model is a non-linear model combining a Coulomb dry friction and a viscous friction proportional to velocity.[19,41,44,45] This model is simple and involves very few parameters, however, it can be inaccurate in certain applications. More complex models, dependent on the load, the sign of velocity and the output power have then been developed.[32] These dependencies can, for instance, capture the changes of contact surfaces and loads in the transmission when the sign of the power changes. The drawback is that such models involve more parameters and are, consequently, more difficult to identify. Nevertheless, they can be better suited when working with systems that are highly backdriveable and flexible. As presented in the next section, the exoskeleton used in the present study belongs to this category, therefore, models taking into account unusual dependencies such as the sign of velocity are potentially relevant to model it accurately.

The rest of this paper is hence organised as follows: In Section 3, the identification methodology, adapted to the characteristics of the ABLE upper limb exoskeleton,[27] is outlined and the obtained results are analysed. Then, in Section 4, the experimental protocol testing the influence of the proposed control laws on human motor control is described and a new performance index based on EMG signals and accelerations is introduced. Finally, the results of these experimental tests are exposed and discussed in Section 5.

3. Identification

3.1. Presentation of ABLE

This study is conducted on an ABLE upper limb exoskeleton (see Fig. 1) with four actuated joints and one free translation that cannot be directly monitored (in terms of position and velocity).

Downloaded from https://www.cambridge.org/core. IP address: 193.55.29.171, on 22 Feb 2021 at 14:13:14, subject to the Cambridge Core terms of use, available at https://www.cambridge.org/core/terms. https://doi.org/10.1017/S0263574720001459

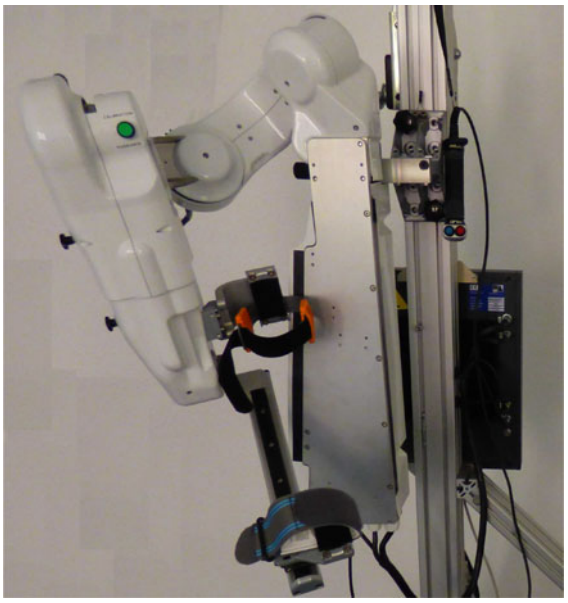


Fig. 1. Picture of the 4D ABLE exoskeleton used in this study.

These four actuated joints correspond to the three rotations of the human shoulder (internal/external rotation, flexion/extension and abduction/adduction) and to the rotation of the human elbow (flexion/extension). The free joint is the last one of the chain and takes the form of a slider (i.e., a prismatic joint) moving on a rail to adapt the distance between the robot elbow and the human wrist during the movement. The presence of this joint is motivated by ergonomic considerations. The release of translations along the main axis of the limb segment prevents the development of a hyperstatic force.[14] This robot has promising capacities in terms of transparency[26,27] because of high levels of backdriveability. Nevertheless, these high levels of backdriveability can lead to complex processes of identification of the dynamics of the robot, starting with friction.

3.2. Geometric and dynamic models

The need for high levels of transparency implies, in our approach, a high quality of identification of the dynamic parameters of the robot. The objective is to provide an accurate compensation of the robot's dynamics. Nevertheless, this step is often neglected to the benefit of a closed-loop "black box" control.

General dynamic approach. In ABLE's case, the transmission is designed to be particularly compliant[26] and, therefore introduces a lot of flexibilities and assembly gaps that generate a lot of friction differences between the different directions of movement. As described in Section 2.2, a lot of friction models already exist in the literature. In particular, the model developed in ref. [32] seems adapted to our situation as it takes into account the sign of the output power and the load. Nevertheless, this model is particularly complex to identify as its identification requires multiple pre-identified external payloads and many trials. In order to limit the number of different coefficients to identify, and therefore improve their observability, and to limit the number of trials, a differentiated identification is performed for upward and downward movements. Finally, the classical model $\tau_f = sign(\dot{q})\tau_C + \nu\dot{q}$ and its static part expressed as $\tau_f = \tau_{adh}$, are used for this study because of their limited number of coefficients. As this model does not take into account all dependencies of friction in ABLE, differences of identification between upward and downward movements will be accounted for by the other coefficients, such as the gravitational torque as described in Section 3.4.

Dynamical effects other than friction also affect the transparency, particularly the gravity-related efforts and the inertia of the system. Therefore, the generic dynamic model[45] presented in Eq. (1) is identified by considering two sets of the parameters, based on the sign of the velocity, as described previously:

$$\mathcal{M}(\mathbf{q})\ddot{\mathbf{q}} + \mathcal{C}(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}) + \mathcal{G}(\mathbf{q}) + sign(\dot{\mathbf{q}})\tau_C + \nu\dot{\mathbf{q}} = \tau_{\mathbf{m}}, \tag{1}$$

Downloaded from https://www.cambridge.org/core. IP address: 193.55.29.171, on 22 Feb 2021 at 14:13:14, subject to the Cambridge Core terms of use, available at https://www.cambridge.org/core/terms. https://doi.org/10.1017/S0263574720001459

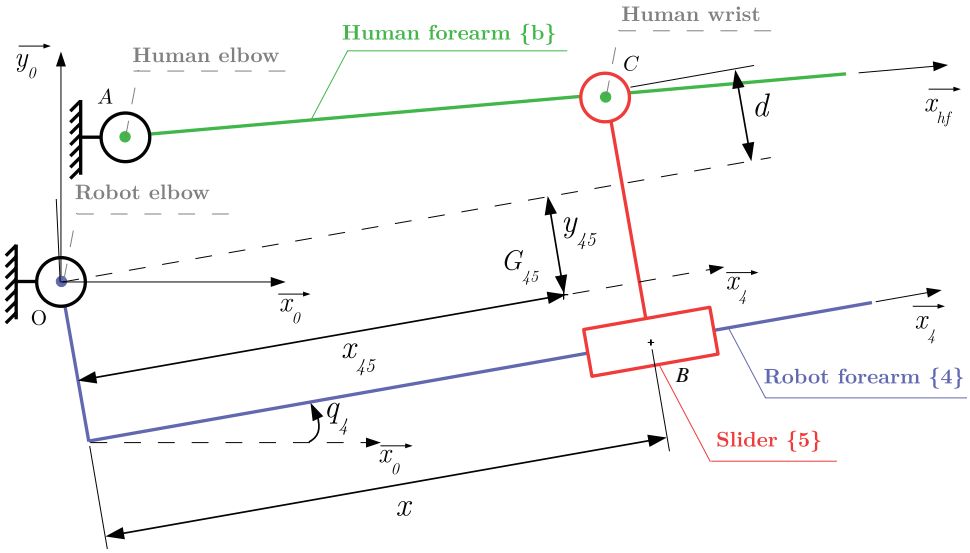


Fig. 2. Kinematic model of the last axis of ABLE with human forearm.

where $\mathcal{M}(\mathbf{q})$ is the inertia matrix, $\mathcal{C}(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}})$ is the vector containing the Coriolis/centripetal terms, $\mathcal{G}(\mathbf{q})$ is the vector containing the gravitational torques, τ_C is the Coulomb dry friction torque, ν is the viscous friction coefficient, $\tau_{\mathbf{m}}$ is the actuators torques vector, $\ddot{\mathbf{q}}$ is the joint accelerations vector, $\dot{\mathbf{q}}$ is the joint velocities vector and $\mathbf{q}$ is the joint positions vector.

As a conclusion, our approach is a new hybrid approach between a non-parametric identification and a parametric identification (see Section 2.2) in the sense that the values held by the identified coefficients are not the "real values" but the form of the model itself arises from Newton's equations.

Identification restrictions. In agreement with previous motor control studies, human elbow flexion/extension movements are of special interest in the present study (see Section 2.1 for the rationale). As a consequence, we shall focus on the identification of the model of ABLE's elbow, which is dependent on the position x of the slider {5} (see Fig. 2). The position of this slider is the main identification problem regarding the present ABLE exoskeleton. As this position is not measurable by internal means, an external measure is needed. The coupled kinematic model integrating both human upper limb and ABLE is presented in Fig. 2.

In this model, G_{45} is the centre of gravity of the group $\{4+5\}$. This kinematic model is used to write two models, a geometric model that is used to estimate the position of the point C in the frame $(O, \overrightarrow{x_4}, \overrightarrow{y_4})$, which is the robot frame, and a dynamic model that contains all parameters influencing the transparency as described in Section 3.1. The geometric model is written in Eq. (2); the two parameters of this model (x and d) should be identified to estimate the position of the slider:

$$\begin{cases} X = x\cos(q_4) - d\sin(q_4) \\ Y = x\sin(q_4) + d\cos(q_4), \end{cases} \tag{2}$$

where X and Y are the coordinates of the point C in the frame $(O, \overrightarrow{x_0}, \overrightarrow{y_0})$, which is the opto-electronic system frame of reference translated to the point O and q_4 is the angular ABLE's elbow position.

The dynamic model derived from Eq. (1) and Fig. 2 is written as in Eq. (3) to describe the behaviour of ABLE's last actuated joint:

$$\tau_{m,4} = \left(m_{45}g\,(x_{45}(x)\cos(q_4) + y_{45}(x)\sin(q_4)) + \nu_4\dot{q}_4 + J_{eq}(x)\ddot{q}_4 + sign(\dot{q}_4)\tau_{dry,4}\right)\frac{1}{r_4}, \tag{3}$$

where $\tau_{m,4} = k_t i_4$ is the torque of the fourth motor estimated with the motor current i_4 and the motor constant k_t. The first parameters that must be identified are $m_{45}x_{45}(x)$ and $m_{45}y_{45}(x)$. They will allow to design an accurate gravity compensation taking into account the position of the slider. Then, the following parameters must be identified: $\tau_{dry,4}$ for the Coulomb friction compensation, ν_4 for

Downloaded from https://www.cambridge.org/core. IP address: 193.55.29.171, on 22 Feb 2021 at 14:13:14, subject to the Cambridge Core terms of use, available at https://www.cambridge.org/core/terms. https://doi.org/10.1017/S0263574720001459

the viscous friction compensation and $J_{eq}(x)$, which is the equivalent inertia of segments {4} and {5} at the joint level, for the inertial compensation. Finally, r_4 is the reduction ratio given by the constructor for the last actuated axis. The inertial coefficient $J_{eq}(x)$ is dependent on the slider position by a second degree relation arising from the Huygens theorem. Therefore, this moment of inertia is described by three coefficients, as written in Eq. (4).

$$J_{eq}(x) = a_0 + a_1 x + a_2 x^2. \tag{4}$$

3.3. Identification methodology

The identification methodology that is applied is a step-by-step methodology. The main advantage of this methodology is to ensure the best possible observability of the different parameters on a mono-axis identification by isolating them and identifying them in different trials. This method also allows to work on more configurations of the device than just the classical sinusoidal and trapezoidal motions and, therefore, to describe other possible behaviours. The inconvenient of this type of method is the risk of accumulating errors on each step of identification, therefore multiple identifications of each coefficients are achieved. A three-step protocol is implemented to conduct the identification. The first step of this protocol consists in acquiring current and position measures while holding static positions in order to achieve a first identification of the gravity torque and Coulomb adherence coefficients. The second step is the acquisition of current, position and velocity measures during constant velocities movements in order to identify again the gravity torque model, to minimise errors accumulation, and identify the Coulomb and viscous frictions compensations. Finally, a wave excitation of the last axis is implemented and measured in order to identify the inertial coefficients presented in Eq. (4). Another method, that is not retained in the present study, is to identify all the parameters in one or two trials (as described in Section 2.2). This method gives slightly less accurate results on our robot but reduces drastically the number of trials. As our study focuses on one degree of freedom, the solution giving the better results is retained.

As explained in Section 3.2, the position x of the slider during the trials must be known in order to obtain a fine identification of ABLE. As this position cannot be measured by internal means, an optoelectronic system, composed of eight infrared cameras and 3 mm reflective markers placed on the robot, has been used to estimate it (©Qualisys, Göteborg, Sweden).

The different protocols implemented are described below.

- Static task (position control loop implemented with a Proportional Integral (PI) correction at 1 kHz):
  - Twenty positions distributed equally across the whole angular capacity of the last joint for six different positions of the slider distributed equally along the rail to cover the whole working space.
  - Each position is maintained for 5 s in order to collect large amounts of data and to make sure that the system has reached a stable position.
- Constant velocities and dynamic tasks (velocity control loop implemented with a PI correction at 1 kHz):
  - Five different control velocities distributed equally across the interval [1, 11] (rev/s) and 25 s of sinusoidal wave excitation for the same positions of the slider as in the static experiment.
  - Each constant velocity is used for one upward and one downward movement.

The sinusoidal wave used for the identification of the inertia follows the expression presented in Eq. (5):

$$q_4(t) = A\sin(\omega(t)t)\ , \quad \text{where} \quad \omega(t) = 1 + 3\frac{t}{T}, \tag{5}$$

where the amplitude is $A = 0.5$ rad, the duration is $T = 25$ s and the pulsation $\omega(t)$ is expressed in rad/s.

For all the tasks, the motor current and the angular position of the motor are measured at 1 kHz. Additionally, the angular velocity and acceleration are estimated by numerical differentiation and the position of the slider is estimated thanks to optoelectronic measures (179 Hz). Least squares methods are used to estimate the axis of rotation of the elbow. All the current measures provided by ABLE's

Downloaded from https://www.cambridge.org/core. IP address: 193.55.29.171, on 22 Feb 2021 at 14:13:14, subject to the Cambridge Core terms of use, available at https://www.cambridge.org/core/terms. https://doi.org/10.1017/S0263574720001459

Table I. Statistics on mean absolute error.

Method	**Mean**	**Standard deviation**	**Min**	**Median**	**Max**
Without dissociation (A)	0.159	0.0712	0.0713	0.142	0.268
With dissociation (A)	0.0473	0.0252	0.0288	0.0429	0.131

controller and all position measures provided by the optoelectronic system are filtered by a low-pass filter (based on a sliding mean on n values with $n = 100$ for the current measures and $n = 40$ for the position measures). All the estimations of parameters are then performed thanks to the "*lsqnonlin*" function from the *Optimization Toolbox* of ©MATLAB (MathWorks, Natick, MA, USA).

Methodology validation. As described previously, our approach consists in a dissociated identification according to the sign of velocity. This choice is made to simplify the model to identify (and therefore simplify the identification process) while describing accurately the behaviour of the robot. To support this methodology, we conduct an analysis on 18 trials carried out under 3 conditions. The 6 sinusoidal trials and the 6 constant velocities trials previously performed for the identification (see the tasks description above) are used and 6 trials at low constant velocity (10 upward and 10 downward movements each at 1 rev/s) with 6 different positions of the slider are added to the analysis. Then, for each trial, the mean absolute model error is computed without dissociation and with dissociation as presented in Eq. (6),

$$e = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^{N} |i_{4,j} - \hat{i}_{4,j}|, \tag{6}$$

where e is the mean absolute model error in amperes, N is the number of measures of the trial, $i_{4,j}$ is the jth measure of the motor current, $\hat{i}_{4,j}$ is the jth estimation of the motor current and "4" is the number of the considered joint (elbow). The estimation of the motor current is obtained with Eq. (3) and measurements of the position, velocity and acceleration of the robot.

After gathering data on these trials, a statistical analysis is conducted. Classical indices are computed and a paired t-test is carried out between the 2 sets of 18 values of the model error (one set with dissociation and one set without). The significance value of the t-test is fixed at $p < 0.05$.

3.4. Results

Validation. As expected given the friction model presented previously,[32] differences appeared between the models identified for upward and downward movements. Due to the choice of model made in Section 3.1, these differences are passed on to all the identified coefficients. Furthermore, an identification based only on one model without dissociation between upward and downward movements would not be satisfying. The results of the methodological validation are presented in Table I.

The result of the comparison of the two sets with a paired t-test shows a significant difference ($t = 5.422$, $p = 4.572 \times 10^{-5}$). A boxplot representing these data and an example of the improvement in the identification accuracy with the direction-dependent identifications are given in Fig. 3.

All these results show that our method greatly improves the accuracy of the identification process. Indeed, overall, the mean model error is approximately divided by a factor 3.4 and the reduction of model error was significant on 18 trials. Moreover, these results show that a classical identification without dependency on movement direction results in a relatively large model error, making a purely compensatory law unreliable. Our method could also be applied with a different approach regarding the step-by-step procedure. Indeed, all coefficients could be identified at once as long as the system is solicited in both movement directions with numerous different velocities and accelerations.

Identified values. All the identification parameters obtained through the previous process are reported into the Table II below.

As it can be seen in Table II, our approach increases the number of parameters compared to a non-dissociated approach. As previously stated, this does not increase the number of trials to achieve the identification. Nevertheless, it does increase the complexity of the implementation because of the

Downloaded from https://www.cambridge.org/core. IP address: 193.55.29.171, on 22 Feb 2021 at 14:13:14, subject to the Cambridge Core terms of use, available at https://www.cambridge.org/core/terms. https://doi.org/10.1017/S0263574720001459

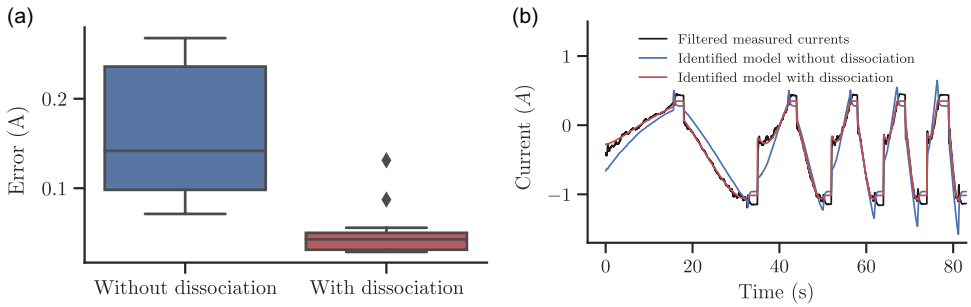


Fig. 3. Results of the validation procedure. (a) Boxplot representing the distribution of errors across trials for both methods. (b) Motor current for a variable velocity command. The red line shows an identification improvement.

Table II. Results obtained through the identification process (x: slider position in m).

Movement direction	$x_{45}m_{45}$ **(m.kg)**	$y_{45}m_{45}$ **(m.kg)**	$\tau_{adh,4}$ **(N.m)**	$\tau_{dry,4}$ **(N.m)**	ν_4 **(m.kg/s)**
Downward	$0.98x - 0.45$	-0.13		0.047	0.018
Static	$0.46x - 0.19$	-0.069	-0.12		
Upward	$1.68x - 0.57$	-0.36		0.028	0.0052

Movement direction	a_0 **(kg.m^2)**	a_1 **(kg.m)**	a_2 **(kg)**
Downward	-0.0019	-0.043	-0.081
Static			
Upward	-0.00063	-0.050	-0.096

number of parameters to take into account. For a n-degrees of freedom serial robot with p parameters to identify in each joint (p being the number of parameters with dissociated identification) and by considering coupling between all axes and directions, the total number of parameters to identify would be,

$$N = p \sum_{i=0}^{n-1} 2^i = p(2^n - 1), \tag{7}$$

where N is the total number of parameters and $2^n - 1$ is the number of directional sets to identify. This exponential result seems acceptable for upper limb exoskeletons that often have a maximum of seven degrees of freedom but it may be a limiting factor for whole-body robots where dozens of degrees of freedom are used.

4. Experimental Protocol

4.1. Materials and task

Participants. Six healthy right-handed young adults (*three* females, *three* males, 25 ± 1.3 years, 175.5 ± 5.6 cm height, 63.5 ± 6.1 kg weight) participated in this study. All the participants were naive to the purpose of the experiment. Written informed consent was obtained from each participant as required by Helsinki declaration.[46] The ethical committee for research (Université Paris-Saclay, 2017-34) approved the experimental protocol.

Materials. The experimentations are conducted on the ABLE exoskeleton identified in Section 3. The Qualisys optoelectronic system is used to track the human and robot limbs during movements and therefore to extract the kinematical characteristics of the movement. Reflective markers are placed as

Downloaded from https://www.cambridge.org/core. IP address: 193.55.29.171, on 22 Feb 2021 at 14:13:14, subject to the Cambridge Core terms of use, available at https://www.cambridge.org/core/terms. https://doi.org/10.1017/S0263574720001459

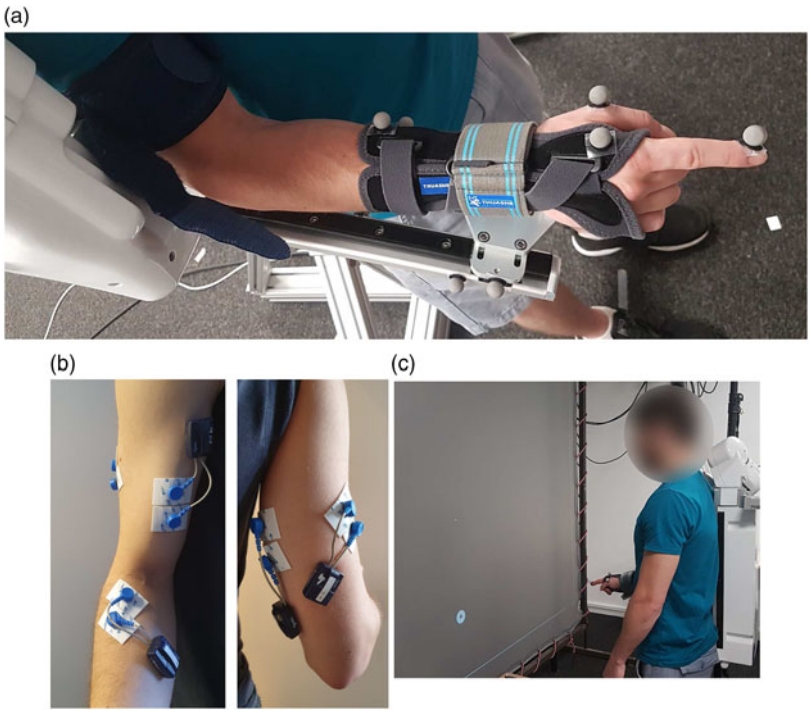


Fig. 4. Description of the experimental setup. (a) Markers on the forearms (human and robot). (b) EMGs on the human arm. (c) Target pointing example.

illustrated in Fig. 4(a). Two markers are placed on the index in order to compute the index direction and three markers are placed on the splint in order to compute the forearm direction. A total of eight infrared cameras are placed around the robot. During the experiment, the evolution of the angular position of the human elbow and the evolution of the angular position of the robot elbow are tracked respectively by the motion capture device and the incremental encoder of the robot. Four electromyographs (EMG) (Cometa, Wave Plus wireless EMG system, Rue de Laval, 53210 Soulgé-sur-Ouette) are placed on the participants as described in Fig. 4(b). The activity of two elbow flexor muscles (biceps brachial and brachioradialis) and two elbow extensor muscles (triceps brachial lateral head and triceps brachial long head) is recorded. The location of the EMG sensors follows the SENIAM recommendations.[47]

Task. The task consisted of point-to-point reaching movements in the sagittal plane involving elbow flexion–extension only. Goals are displayed as targets on a large screen in front of participants as described in Fig. 4(c). A pointer representing the human index forearm line projection is also displayed in real time. Participants are asked to position and keep the pointer on the target location for around 2 s. Once this condition is satisfied, the current target disappears and a new target is displayed. The 0 degree reference is 30 degrees below the horizontal. Five amplitudes of movements are imposed: 12, 24, 36, 48 and 60 degrees rotations around the elbow axis. Movements are performed under four different conditions. Both conditions and amplitudes are randomised accross participants. For each condition, trials consisted of 10 upward and 10 downward movements per amplitude, resulting in 400 movements per participant in total. Participants take a 2 min pause every 50 movements. Two sets of movements are thus performed per condition. One control condition is carried out without ABLE and the three others with ABLE, involving different control laws (details are given in Section 4.2). The participants are standing straight, their back leaning against the rigid base of the exoskeleton. In case of movements performed with ABLE, the right forearm is attached to the robotic device as described in Fig. 4(a). The participant is wearing a splint to ensure the wrist immobilisation and improve interaction via a contact area augmentation.[14]

Downloaded from https://www.cambridge.org/core. IP address: 193.55.29.171, on 22 Feb 2021 at 14:13:14, subject to the Cambridge Core terms of use, available at https://www.cambridge.org/core/terms. https://doi.org/10.1017/S0263574720001459

4.2. Transparent laws implemented

Three control laws are implemented. The first law is a closed-loop position control and the second and third laws are open-loop controls purely based on compensations of the dynamic model developed in Eq. (3). In the second law, the friction compensation is not taken into account in order to test the effect of an incomplete identification. Only the third law includes a complete compensation of the dynamic model of the last joint of ABLE given in Eq. (3). These choices are made to ensure that very different levels of transparency are compared during the experimentations.

The first implemented law is a closed-loop position control developed by the constructor (named CLPC in the rest of this paper). The position control is combined with a partial identification of the robot including the Coulomb friction and the gravity torque compensations. The other parameters of the dynamic model are not taken into account, in particular, there are no compensation of the viscous friction, no compensation of the inertia and no difference of compensation between upward and downward movements. This law is used as a representative of basic identifications, without dependency on movement direction, coupled to closed-loop control to compensate model error. Furthermore, the position control is achieved by estimating the next position of the robot based on the current estimation of the velocity derived from encoder positions and the sampling frequency of the control panel (1 kHz). The estimation of velocity derived from encoders is known to be problematic, particularly for low velocities as described in ref. [48], and could therefore lead to a decrease in transparency near movement initiation. This law is used as a basis for augmented reality tasks by the constructor and provides a first level of transparency. A difference in experimental conditions between the experimentations with this law and with the other conditions is the reference position of the robot that could not be locked for this control law because the implementation provided by the constructor does not allow to mix a classic position control for the shoulder and a transparent control for the elbow. In order to reduce the bias linked to this behaviour, the robot is manually maintained in position during the experimentation. This bias is in favour of this law for the comparison because of its tendency to decrease the overall rigidity of the system, and therefore allow small unwanted movements of the participants.

The two other laws rely on pure compensation of the dynamic model of the elbow of the robot. There is no feedback loop to ensure that the efforts estimated by the identified model are consistent with the input of the user like for the CLPC law and its position feedback. In this sense, these laws can be qualified of open loop. They are based on the results of the identification process (see Section 3), one taking into account the friction law identified to compensate its effects (named FC as Full Compensation) and one not compensating friction (named PCFr as Partial Compensation without Friction). For these two laws, the reference position of the upper arm is locked thanks to a position control of the shoulder based on position measurements and a PI correction to avoid static errors. The full compensation of the inertia is not possible without anticipating the compensation thanks to feedforward architectures.[42] Moreover, obtaining a correct estimation of the acceleration derived from the discrete positions of the encoders can be very complicated, particularly for low velocities. Therefore, a control law simulating the inertial effects is applied directly on the velocity, this law is described in Eq. (8):

$$\hat{M}(x, \dot{q}_{meas}) = J_{eq}(x)\dot{q}^{k}_{meas}, \tag{8}$$

where $\hat{M}(x, \dot{q}_{meas})$ is the estimated inertia torque appearing in blue in Fig. 5, $J_{eq}(x)$ is the identified inertia of the last joint, $\dot{q}_{meas}$ is the articular velocity of the robot derived from position measures, x is the slider position and k is a tuning parameter whose average value is based on participants' sensitivity. For upward movements, the value $k = -1$ is chosen whereas for downward movements, the value providing best results is $k = -1.9$. Preliminary tests, involving five participants different from the main experiment, were performed to adjust the value of k. The tuning was based on subjective feelings reported by the tested participants in an attempt to minimise shaking and resistance to movement. Participants of the main experiment reported no discomfort, blockage or vibration with this tuning. The law presented in Eq. (8) tends to increase the motor current at low velocities to overcome the inertia and to decrease the motor currents linked to inertia at high velocities when accelerations of the human movements are minimal (see Fig. 6). The control schemes implemented for the different conditions of the experiment are described in Fig. 5.

Downloaded from https://www.cambridge.org/core. IP address: 193.55.29.171, on 22 Feb 2021 at 14:13:14, subject to the Cambridge Core terms of use, available at https://www.cambridge.org/core/terms. https://doi.org/10.1017/S0263574720001459

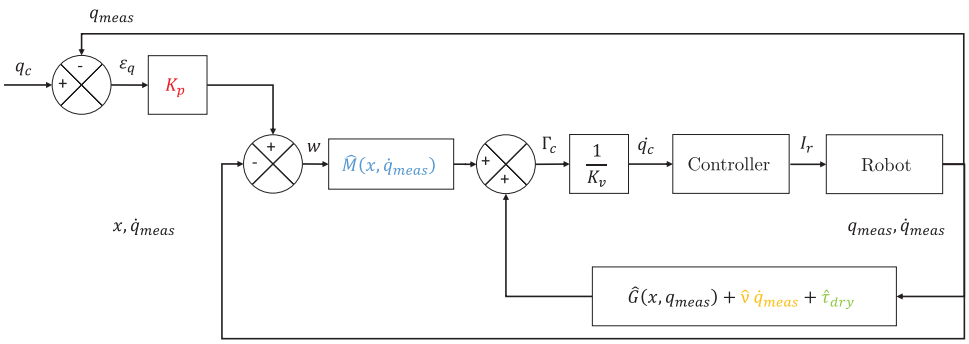


Fig. 5. Control schemes of ABLE implemented. Red: $K_p = 0$ for the FC and PCFr laws. Blue: $\hat{M}(x, \dot{q}_{meas}) = 1$ for the CLPC law. Orange: $\hat{\nu} \neq 0$ for the FC law. Green: $\tau_{dry} = 0$ for the PCFr law.

4.3. Data processing

The angular position of the human elbow is computed as the angle of the forearm made with the vertical. Angular velocity and acceleration are obtained by numerical differentiation of the low-pass filtered (*fourth*-order Butterworth, 3 Hz cut-off frequency) angular elbow position. The start and end of the effective movements are identified as the first and last frame, when the elbow angular velocity is above 5% of maximum velocity. The movement duration is simply computed as the time difference between the first and last frame of the movement. EMGs' signals are filtered using a bandpass filter (*fourth*-order Butterworth, [20, 450] Hz cut-off frequency), centred and rectified.[49] For each subject and each muscle, EMG signals are normalised by the maximal activity reached during the experiment. EMGs signals start and end are advanced of 0.1 s compared to kinematic signals because of the electromechanical delay[50] and to better capture the EMGs burst that causes the instantaneous acceleration.

4.4. Transparency assessment

The transparency of the laws presented in Section 4.2 must be assessed in order to determine the influence of the identification process. As a consequence, the impact of the implemented laws needs to be evaluated on the basis of pre-existing indices.[10] These indices are based on global kinematic characteristics of one movement, whether based on the duration of the movement, on the symmetry of the velocity profile and on its smoothness.

Overall kinematics. The pointing task performed by the participants has been accomplished without velocity or duration constraints. As previously observed,[22] typical unrestrained arm reaching movements are characterised by bell-shaped velocity profiles. Then, basic movement parameters such as movement duration and maximal velocity are a first relevant description of the motion kinematics. It is known that individuals have a preferred movement pace which may be optimally determined by a trade-off between energy and time costs.[51] Furthermore, movement duration and maximal velocity are both known to increase with the amplitude of movement. Affine fits capture quite well these dependencies. The fact that movement velocity increases with amplitude to limit the associated increase in movement time is sometimes referred to as the isochrony principle (although there is no exact isochrony).[52] It has been shown that the wearing of a "transparent" exoskeleton tends to slow down the movement whatever the amplitude.[9] Therefore, we assume that simple indices such has movement duration and maximal velocity are relevant for a macroscopic approach in order to assess the transparency of the tested control laws and their effects on human movement kinematics. We also assume that the conservation of the "isochrony" principle (i.e., approximately affine relationships between amplitude and duration or velocity) is necessary to deem a control law as "transparent".

Muscle activation-based index. None of the previous indices can assess the link between motor command and the resulting acceleration of the human forearm even though it is a critical point to assess the transparency. Indeed, it is important to know how the wearing of the exoskeleton impacts the ratio conversion between these two variables. It has been shown that a high correlation exists between acceleration duration phase and agonist muscle burst duration for forearm flexion and extension.[53] Furthermore, the amount of activation during the two agonist muscle bursts involved in a typical

Downloaded from https://www.cambridge.org/core. IP address: 193.55.29.171, on 22 Feb 2021 at 14:13:14, subject to the Cambridge Core terms of use, available at https://www.cambridge.org/core/terms. https://doi.org/10.1017/S0263574720001459

Table III. Results obtained on movement durations. Ctrl: Control condition without wearing the exoskeleton. FC: Full compensation based on identification. PCFr: Partial Compensation based on identification without Friction compensation. CLPC: Closed-loop position control.

Condition	Mean duration (s)	Standard deviation (s)	Min (s)	Median (s)	Max (s)
Ctrl	0.957	0.199	0.782	0.870	1.281
FC	0.980	0.203	0.793	0.900	1.271
PCFr	1.150	0.260	0.829	1.065	1.520
CLPC	1.135	0.283	0.834	1.060	1.494

triphasic-pattern is also correlated with the acceleration of a rapid movement.[54] In addition, the maximal acceleration is a good indicator of the movement plan because motor corrections from sensory feedback have little time to come into play. An EMG-based transparency index is thus defined as the ratio between the agonists Root Mean Square (RMS) activation and the maximal acceleration during the movement phase. We then subtracted and normalised the obtained value with the control condition value (without exoskeleton). A value equal to zero reflects that the RMS activation of agonists muscles create the same acceleration than without exoskeleton. This index is called "EMG/Acc" and reflects the muscle activation yield. This index may provide useful information because it integrates measures that participate in the initialisation of the movement and, therefore, are good indicators of the planning of the movement operated by the participants and of the potential perturbation induced by the exoskeleton. As previously shown,[55,56] the planning of the movement is strongly influenced by exterior perturbations that are internally modelled by humans such as, in this case, an exoskeleton. Therefore, this index reflects how hard the participants expect the movement to be. The expression of this index is given in Eq. (9):

$$EMG/Acc = \frac{1}{C}\left(\frac{A_{agonist,RMS}}{\ddot{q}_{elbow,\max}}\right) - 1, \tag{9}$$

where $A_{agonist,RMS}$ is the mean RMS activation of the agonist muscles (here the biceps and brachioradialis), $\ddot{q}_{elbow,\max}$ is the maximal angular acceleration of the elbow and $C = A_{agonist,RMS}/\ddot{q}_{elbow,\max}$ is the ratio obtained with the control condition (without exoskeleton). This index is not computed for downward movements because of the gravity working in the same direction as the agonists muscle (i.e., triceps brachial lateral head and triceps brachial long head). Indeed, the extensors activation is not solely responsible of the movement. An inactivation of antigravity muscles is observed initially to accelerate a downward movement.[57] Observed bursts were too weak to get exploitable data for these downward movements executed at a self-selected velocity (but this could be circumvented in future studies by asking participants to move faster).

4.5. Statistical analysis

Descriptive and inferential statistical analyses are performed on the participants' mean values so that the resulting variability is between participants. The Friedman non-parametric statistical test is performed with studied control laws as the factor. This test gives an estimated χ^2 score which allows to obtain a p-value from a χ^2 table. *Post hoc* comparisons are conducted using the Nemenyi test. This is a conservative test allowing pairwise comparisons. Both Friedman and Nemenyi statistical tests are performed using the PMCMR R package.[58] The Nemenyi test is performed separately for upward and downward movement directions in case of the relative duration to maximum velocity. For the "*EMG/Acc*" index, analyses are performed only for upward movements for reasons explained in Section 4.4. For all indices, the tests are carried out on the average values over the amplitudes. For all tests the level of significance is fixed at $p < 0.05$.

5. Results and Discussion

Overall kinematics. The first observation that can be done is that the global profile of vertical arm movements previously observed[22] is preserved when wearing an exoskeleton. Indeed, the bell-shaped velocity profiles are present and the trajectories and acceleration profiles are similar, as exemplified

Downloaded from https://www.cambridge.org/core. IP address: 193.55.29.171, on 22 Feb 2021 at 14:13:14, subject to the Cambridge Core terms of use, available at https://www.cambridge.org/core/terms. https://doi.org/10.1017/S0263574720001459

Table IV. Results obtained on movements maximal velocity. Ctrl: Control condition without wearing the exoskeleton. FC: Full compensation based on identification. PCFr: Partial Compensation based on identification without Friction compensation. CLPC: Closed-loop position control.

Condition	**Mean max velocity (rad.s^{-1})**	**Standard deviation (rad.s^{-1})**	**Min (rad.s^{-1})**	**Median (rad.s^{-1})**	**Max (rad.s^{-1})**
Ctrl	1.416	0.326	0.928	1.526	1.770
FC	1.345	0.255	0.967	1.413	1.655
PCFr	1.145	0.301	0.774	1.181	1.610
CLPC	1.116	0.191	0.776	1.110	1.518

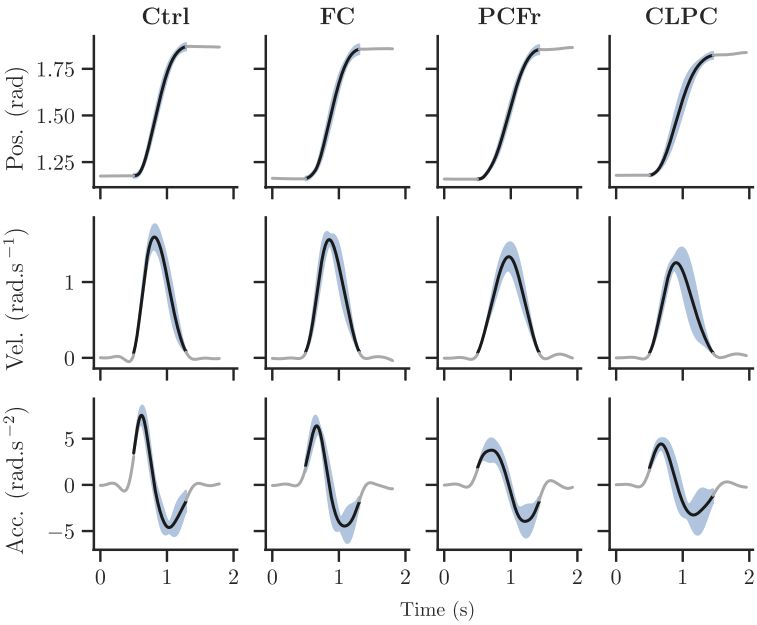


Fig. 6. Averaged position, velocity and acceleration on upward 36° movements for one participant. Ctrl: Control condition without wearing the exoskeleton. FC: Full Compensation based on identification. PCFr: Partial Compensation based on identification without Friction compensation. CLPC: Closed-loop position control.

in Fig. 6. Then, as detailed in Section 4.4, the average durations of all movements (all amplitudes and participants pooled together) is tested through the control laws. These mean durations are reported together with standard deviation, minimum and maximum values and median in Table III. At first sight, the FC law seems to affect the execution duration and its standard deviation less than the other two laws.

This main observation is confirmed by a statistical analysis. Statistical differences were observed on movement duration data ($\chi^2 = 14.4$, $p = 0.002$). The pairwise comparison showed no significant difference between the Ctrl and the FC laws. Nevertheless, statistical differences appeared between the Ctrl and the two other laws, for these two laws the result is $p = 0.037$. The same statistical differences (i.e., $p = 0.37$) appeared between the FC law and these two laws. The conclusion given by this statistical analysis is that, in terms of movement execution durations, the FC law has no significant impact contrary to the PCFr and CLPC laws. This result confirms that, as previously introduced,[10] the duration of the whole movement can be a good first-sight performance index to estimate the achieved level of transparency.

The second pre-existing performance index that can be used to evaluate transparency is the conservation of the maximum velocity of the participants. The results obtained with the different laws are compiled in Table IV.

Downloaded from https://www.cambridge.org/core. IP address: 193.55.29.171, on 22 Feb 2021 at 14:13:14, subject to the Cambridge Core terms of use, available at https://www.cambridge.org/core/terms. https://doi.org/10.1017/S0263574720001459

Table V. Descriptive statistics of the obtained coefficients of determination (R^2) for regression analyses on amplitude and mean velocity relationships. Ctrl: Control condition without wearing the exoskeleton. FC: Full compensation based on identification. PCFr: Partial Compensation based on identification without Friction compensation. CLPC: Closed-loop position control.

Condition	Direction	R^2	Standard deviation	Min	Median	Max
Ctrl	Up	0.972	0.028	0.930	0.990	0.997
	Down	0.949	0.052	0.873	0.977	0.991
FC	Up	0.942	0.054	0.846	0.957	0.986
	Down	0.938	0.037	0.884	0.948	0.982
PCFr	Up	0.963	0.018	0.927	0.967	0.979
	Down	0.968	0.034	0.912	0.985	0.995
CLPC	Up	0.961	0.040	0.892	0.971	0.997
	Down	0.953	0.046	0.895	0.972	0.997

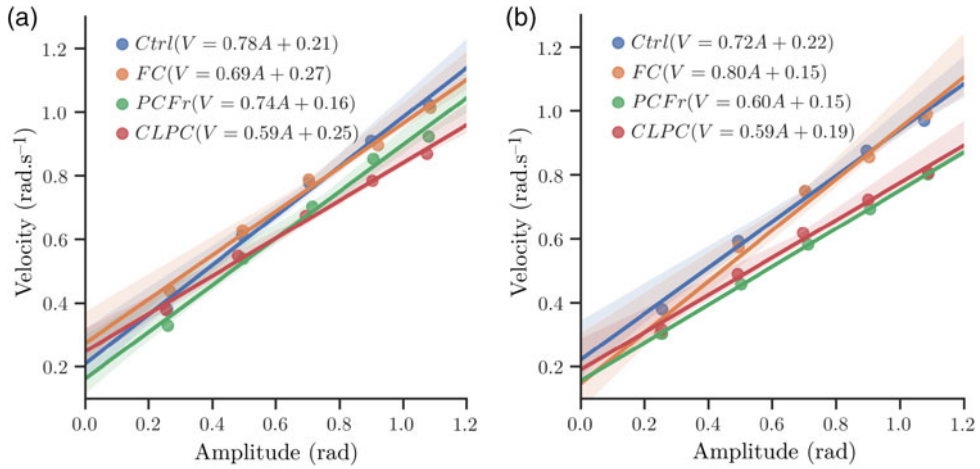


Fig. 7. Isochrony principle verification for the different conditions. Equations of affine functions are given with V the mean velocity and A the amplitude. Ctrl: Control condition without wearing the exoskeleton. FC: Full Compensation based on identification. PCFr: Partial Compensation based on identification without Friction compensation. CLPC: Closed-loop position control. (a) Upward movements. (b) Downward movements.

The Friedman test is significant ($\chi^2 = 15.4$, $p = 0.015$) which means that statistical differences were observed on the movement maximal velocity data. The pairwise comparison showed no statistical difference between the Ctrl and the FC laws ($p = 0.808$). Furthermore, statistical differences appeared between the Ctrl and the two other laws. The result is $p = 0.019$ for the PCFr law and $p = 0.004$ for the CLPC law. No statistical difference is observed between FC and PCFr laws (i.e., $p = 0.183$) and between FC and CLPC laws ($p = 0.066$). Finally, according to this index, the FC law has a lower impact on the human movement than the two other laws because there is no significant difference between this condition and the Ctrl condition as opposed to the PCFr and CLPC conditions.

The third kinematic index that can be tested is the conservation of the isochrony principle. If this index is not verified, the tested control law cannot be qualified as transparent because it would imply that the movement cannot be seen as unrestrained, which is the objective of a transparent law.

Despite differences in movement velocity across control laws, the affine relation between amplitude and mean velocity is preserved (see Fig. 7). As can be seen in Table V, participants averaged relationships are strong and coefficients of determination (R^2) are comparable to those obtained in the motor control literature.[59] Hence, even if there are some minor differences on the slopes and intercepts across conditions it is important to note that this fundamental human movement feature is still present with the three control laws.

Downloaded from https://www.cambridge.org/core. IP address: 193.55.29.171, on 22 Feb 2021 at 14:13:14, subject to the Cambridge Core terms of use, available at https://www.cambridge.org/core/terms. https://doi.org/10.1017/S0263574720001459

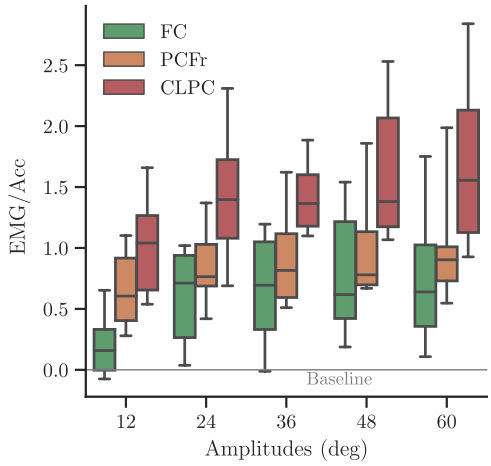


Fig. 8. Agonist muscle transparency index for the different conditions and for upward movements. FC: Full Compensation based on identification. PCFr: Partial Compensation based on identification without Friction compensation. CLPC: Closed-loop position control.

Conclusion on pre-existing indices. Overall, we can conclude that the three implemented laws can be qualified of transparent because they preserve the isochrony principle and the overall shapes of the position, velocity and acceleration profiles. For the FC law, neither the mean duration nor the mean maximal velocity of movement are significantly different from the Ctrl law which is not verified for the other two laws. Therefore, the FC law appears to be the most transparent according to global conservation of the kinematic characteristics related to the velocity of the human movement.

EMG/Acc index. The new index introduced in this paper, described in Section 4.4, is the "*EMG/Acc*" index. This index is computed on the data retrieved during the experimentations and the results are available in Fig. 8.

The mean results displayed in Fig. 8 show an improvement of the muscular activation/acceleration yield with the use of the FC law compared to the two other laws. The CLPC law seems to be the least transparent according to the *EMG/Acc* index. In order to confirm these observations, the same statistical analysis as previously has been conducted. The Friedman test showed significant differences between the conditions ($\chi^2 = 12$, $p = 0.002$) and the pairwise comparison *post hoc* showed a significant difference between the FC law and the CLPC law ($p = 0.001$). The statistical difference between the FC law and the PCFr law is not proven by the available dataset ($p = 0.193$). These results show that with the FC law, participants are more likely to produce a greater acceleration with the same amount of muscular activation than with the CLPC law. This supports the fact that the *EMG/Acc* index can be used to express the level of transparency of a law because it shows quantifiable differences between the different conditions, in the same trend of pre-existing indices. This also confirms that the implemented FC law gives a better level of transparency than the other two laws on average and than the CLPC law via a statistical analysis.

6. Conclusion

The first aim of this study was to improve the transparency of a powered upper limb exoskeleton.[27] The transparency at the elbow axis level is enhanced by using a direction-dependent model for identification inspired by the direction-dependent friction model previously introduced[32] and by using a control law trying to compensate the whole dynamic of the exoskeleton forearm. Then, we evaluated the behaviour of our new control law on six participants and compared it to the behaviour of two other laws and to the behaviour of participants without the exoskeleton. We also made sure that the behaviours obtained on upward and downward motions followed the same trends and, therefore, confirmed the consistency of our identification procedure. Our results on pre-existing indices show that an accurate identification is a significant step towards a better transparency of exoskeletons. Moreover, the approach based on a dissociation of the identified models for upward and downward movements could be beneficial for this type of devices. Indeed, in order to be usable in the medical or industrial fields, exoskeletons need to reach high levels of backdriveability that can only be achieved

Downloaded from https://www.cambridge.org/core. IP address: 193.55.29.171, on 22 Feb 2021 at 14:13:14, subject to the Cambridge Core terms of use, available at https://www.cambridge.org/core/terms. https://doi.org/10.1017/S0263574720001459

by reducing the overall rigidity and precision of the internal guidances. In this paper, we showed that this drawback can be mitigated by this a relatively advanced identification.

The second objective of this study was to introduce a new performance index to evaluate transparency. This index is based on the ratio between agonist muscle activation (measured by EMG) and peak acceleration of the human limb after movement initiation. It takes the form of a normalised ratio of these two features of the human movement and is called *EMG/Acc*. This index showed significant differences between two of the different implemented transparent control laws. As the results followed the same trend as those obtained with pre-existing indices, this index may be a relevant indicator of transparency. The main advantage of this index is to assess the level of transparency with regard to the efficiency of the conversion between muscle activity and peak acceleration, as well as the effects of wearing an exoskeleton. Therefore, this index is relevant in both industrial and medical applications. Furthermore, this index could be used in any one-degree-of-freedom task to validate or study different types of laws, such as transparent or assistive laws. Nevertheless, the generalisation to n degrees of freedom seems to be complex as the treatment of EMG of n agonists muscles acting simultaneously can be very challenging.

As closed-loop position-based control laws have shown limited capacities in terms of improving the level of transparency, future studies will be conducted after the implementation of a force sensor at the level of the wrist. This force sensor will allow the quantification of the interaction efforts and the development of a closed-loop control law based on its measurements that should improve the level of transparency further. Another measure that could be included is EMG which could lead to a predictive control law, anticipating the direction and the starting force of the movement. This transparent law would then be used as a basis to study the human motor control when wearing an exoskeleton.

Acknowledgements

We thank F. Geffard and P. Garrec for meaningful discussions. This work is supported by the "IDI 2017" project funded by the IDEX Paris-Saclay, ANR-11-IDEX-0003-02. This work is supported by the French National Agency for Research (grant ANR-19-CE33-0009).

References

1. W. Huo, V. Arnez-Paniagua, G. Ding, Y. Amirat and M. Samer, "Adaptive proxy-based controller of an active ankle foot orthosis to assist lower limb movements of paretic patients," *Robotica* **37**(12), 2147–2164 (2019).
2. R. Bogue, "Robotic exoskeletons: A review of recent progress," *Ind. Robot Int. J.* **42**(1), 5–10 (2015).
3. M. P. de Looze, T. Bosch, F. Krause, K. S. Stadler and L. W. O'Sullivan, "Exoskeletons for industrial application and their potential effects on physical work load," *Ergonomics* **59**(5), 671–681 (2016).
4. A. Frisoli, C. Procopio, C. Chisari, I. Creatini, L. Bonfiglio, M. Bergamasco, B. Rossi and M. C. Carboncini, "Positive effects of robotic exoskeleton training of upper limb reaching movements after stroke," *J. Neuroeng. Rehabilit.* **9**(1), 36 (2012).
5. A. Frisoli, L. Borelli, A. Montagner, S. Marcheschi, C. Procopio, F. Salsedo, M. Bergamasco, M. C. Carboncini, M. Tolaini and B. Rossi, "Arm Rehabilitation with a Robotic Exoskeleleton in Virtual Reality," *IEEE 10th International Conference on Rehabilitation Robotics, 2007. ICORR 2007* (IEEE, 2007) pp. 631–642.
6. N. Sylla, V. Bonnet, F. Colledani and P. Fraisse, "Ergonomic contribution of ABLE exoskeleton in automotive industry," *Int. J. Ind. Ergon.* **44**(4), 475–481 (2014).
7. L. M. Mooney, E. J. Rouse and H. M. Herr, "Autonomous exoskeleton reduces metabolic cost of human walking during load carriage," *J. NeuroEng. Rehabil.* **11**(1), 80 (2014).
8. J. M. Veerbeek, A. C. Langbroek-Amersfoort, E. E. van Wegen, C. G. Meskers and G. Kwakkel, "Effects of robot-assisted therapy for the upper limb after stroke: A systematic review and meta-analysis," *Neurorehabil. Neural Repair* **31**(2), 107–121 (2017).
9. S. Bastide, N. Vignais, F. Geffard and B. Berret, "Interacting with a 'Transparent' Upper-Limb Exoskeleton: A Human Motor Control Approach," *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)* (2018) pp. 4661–4666.
10. N. Jarrassé, M. Tagliabue, J. V. G. Robertson, A. Maiza, V. Crocher, A. Roby-Brami and G. Morel, "A methodology to quantify alterations in human upper limb movement during co-manipulation with an exoskeleton," *IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng.* **18**(4), 389–397 (2010).
11. C. Di Natali, T. Poliero, M. Sposito, E. Graf, C. Bauer, C. Pauli, E. Bottenberg, A. De Eyto, L. O'Sullivan, A. F. Hidalgo, D. Scherly, K. S. Stadler, D. G. Caldwell and O. Jess, "Design and evaluation of a soft assistive lower limb exoskeleton," *Robotica* **37**, 1–21 (2019).

Downloaded from https://www.cambridge.org/core. IP address: 193.55.29.171, on 22 Feb 2021 at 14:13:14, subject to the Cambridge Core terms of use, available at https://www.cambridge.org/core/terms. https://doi.org/10.1017/S0263574720001459

12. G. Ercolini, E. Trigili, A. Baldoni Simona Crea and N. Vitiello, "A novel generation of ergonomic upper-limb wearable robots: Design challenges and solutions," *Robotica* **37** (12,SI), 2056–2072 (2018).
13. V. S. Huang and J. W. Krakauer, "Robotic neurorehabilitation: A computational motor learning perspective," *J. NeuroEng. Rehabil.* **6**(5), 1–13 (2009).
14. N. Jarrassé and G. Morel, "Connecting a human limb to an exoskeleton," *IEEE Trans. Robot.* **28**(3), 697–709 (2012).
15. X. Jin, Y. Cai, A. Prado and S. K. Agrawal, "Effects of Exoskeleton Weight and Inertia on Human Walking," *2017 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)* (IEEE, Singapore, 2017) pp. 1772–1777.
16. D. Martelli, F. Vannetti, M. Cortese, P. Tropea, G. Francesco, S. Micera, V. Monaco and N. Vitiello, "The effects on biomechanics of walking and balance recovery in a novel pelvis exoskeleton during zero-torque control," *Robotica* **32**(08), 1317–1330 (2014).
17. M. Xiloyannis, D. Chiaradia, A. Frisoli and L. Masia, "Physiological and kinematic effects of a soft exosuit on arm movements," *J. NeuroEng. Rehabilit.* **16**(1), 29 (2019).
18. T. Proietti, V. Crocher, A. Roby-Brami and N. Jarrasse, "Upper-limb robotic exoskeletons for neurorehabilitation: A review on control strategies," *IEEE Rev. Biomed. Eng.* **9**, 4–14 (2016).
19. N. Jarrassé, J. Paik, V. Pasqui and G. Morel, "How can Human Motion Prediction Increase Transparency?," *IEEE International Conference on Robotics and Automation* (2008) pp. 2134–2139.
20. A. Ajoudani, A. M. Zanchettin, S. Ivaldi, A. Albu-Schäffer, K. Kosuge and O. Khatib, "Progress and prospects of the human-robot collaboration," *Auto. Robots* **42**, 957–975 (2017).
21. E. Pirondini, M. Coscia, S. Marcheschi, G. Roas, F. Salsedo, A. Frisoli, M. Bergamasco and S. Micera, "Evaluation of the effects of the Arm Light Exoskeleton on movement execution and muscle activities: A pilot study on healthy subjects," *J. NeuroEng. Rehabil.* **13**, (2016), Article 9.
22. C. G. Atkeson and J. M. Hollerbach, "Kinematic features of unrestrained vertical arm movements," *J. Neurosci.* **5**(9), 2318–2330 (1985).
23. J. Gaveau, B. Berret, L. Demougeot, L. Fadiga, T. Pozzo and C. Papaxanthis, "Energy-related optimal control accounts for gravitational load: comparing shoulder, elbow, and wrist rotations," *J. Neurophysiol.* **111** (1), 4–16 (2014).
24. T. Flash and N. Hogan, "The coordination of arm movements: An experimentally confirmed mathematical model," *J. Neurosci.* **5**(7), 1688–1703 (1985).
25. P. Morasso, "Spatial control of arm movements," *Exp. Brain Res.* **42**(2), 223–227 (1981).
26. P. Garrec, "Screw and Cable Acutators (SCS) and Their Applications to Force Feedback Teleoperation, Exoskeleton and Anthropomorphic Robotics," **In:** *Robotics 2010 Current and Future Challenges* (2010) pp. 167–191.
27. P. Garrec, J. P. Friconneau, Y. Méasson and Y. Perrot, "ABLE, an Innovative Transparent Exoskeleton for the Upper-Limb," *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)* (2008) pp. 1483–1488.
28. R. Mallat, M. Khalil, G. Venture, V. Bonnet and S. Mohammed, "Human-Exoskeleton Joint Misalignment: A Systematic Review," In *2019 Fifth International Conference on Advances in Biomedical Engineering (ICABME)* (IEEE, 2019).
29. A. Schiele and F. C. T. van der Helm, "Kinematic design to improve ergonomics in human machine interaction," *IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng.* **14**(4), 456–469 (2006).
30. L. Peternel, T. Noda, T. Petrič, A. Ude, J. Morimoto and J. Babič, "Adaptive control of exoskeleton robots for periodic assistive behaviours based on EMG feedback minimisation," *PLOS ONE* **11**(2), e0148942, 1–26 (2016).
31. C. Carignan, J. Tang and S. Roderick, "Development of an Exoskeleton Haptic Interface for Virtual Task Training," *2009 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems* (IEEE, 2009).
32. P. Hamon, M. Gautier and P. Garrec, "Dynamic Identification of Robots with a Dry Friction Model Depending on Load and Velocity," *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)* (2010) pp. 6187–6193.
33. M. Franken, S. Stramigioli, R. Reilink, C. Secchi and A. Macchelli, "Bridging the gap between passivity and transparency," *Robot. Sci. Syst. V* **36**, 36–44 (2009).
34. W. Khalil and E. Dombre, *Modélisation, identification et commande des robot* (2003).
35. S. Moberg, Modeling and Control of Flexible Manipulators *Ph.D. Thesis* (Linkping University, 2010).
36. M. Östring, S. Gunnarsson and M. Norrlöf, "Closed-loop identification of an industrial robot containing flexibilities," *Control Eng. Practice* **11**(3), 291–300 (2003).
37. L. Ljung, *System Identification: Theory for the User* (Prentice Hall PTR, Upper Saddle River, New Jersey, 1999).
38. C. Gong, J. Yuan and J. Ni, "Nongeometric error identification and compensation for robotic system by inverse calibration," *Int. J. Mach. Tools Manuf.* **40**(14), 2119–2137 (2000).
39. S. Hayati and M. Mirmirani, "Improving the absolute positioning accuracy of robot manipulators," *J. Robot. Syst.* **2**(4), 397–413 (1985).
40. J.-M. Renders, R. Hanus and E. Rossignol, "Kinematic calibration and geometrical parameter identification for robots," *IEEE Trans. Robot. Autom.* **7**, 721–732 (1992).
41. M. Gautier, "Dynamic Identification of Robots with Power Model," *Proceedings of the 1997 IEEE International Conference on Robotics and Automation* (1997) pp. 1922–1927.

Downloaded from https://www.cambridge.org/core. IP address: 193.55.29.171, on 22 Feb 2021 at 14:13:14, subject to the Cambridge Core terms of use, available at https://www.cambridge.org/core/terms. https://doi.org/10.1017/S0263574720001459

42. F. Geffard, C. Andriot, A. Micaelli and G. Morel, "On the Use of a Base Force/Torque Sensor in Teleoperation," *IEEE International Conference on Robotics and Automation* (2000) pp. 2677–2683.
43. M. Gäfvert, P. Lischinsky, H. Olsson, K. J. Åström and C. Canudas de Wit, "Friction models and friction compensation," *Eur. J. Control* **4**(176), 176–195 (1998).
44. M. T. Pham, M. Gautier and P. Poignet, "Identification of Joint Stiffness with Bandpass Filtering," *IEEE International Conference on Robotics and Automation* (2001) pp. 2867–2872.
45. N. D. Vuong and M. H. Ang, Jr., Dynamic model identification for industrial robots. *Acta Polytechnica Hungarica* **6**(5), 51–68 (2009).
46. World Medical Association, "World Medical Association Declaration of Helsinki. Ethical principles for medical research involving human subjects," *Bull. World Health Organizat.* **79**(4), 373–374 (2001).
47. H. J. Hermens, B. Freriks, C. Disselhorst-Klug and G. Rau, eds., *European recommendations for surface ElectroMyoGraphy: Results of the SENIAM project*, SENIAM, vol. 8 (Roessingh Research and Development, Enschede, 1999).
48. G. Liu, "On Velocity Estimation Using Position Measurements," *Proceedings of the American Control Conference* (2002) pp. 1115–1120.
49. J. Potvin, and S. 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," *J. Electromyography Kinesiol.* **14**(3), 389–399 (2004).
50. P. R. Cavanagh and P. V. Komi, "Electromechanical delay in human skeletal muscle under concentric and eccentric contractions," *Eur. J. Appl. Physiol. Occupat. Physiol.* **42**(3), 159–163 (1979).
51. B. Berret and F. Jean, "Why don't we move slower? The value of time in the neural control of action," *J. Neurosci.* **36**(4), 1056–1070 (2016).
52. P. Viviani and C. Terzuolo, "Trajectory determines movement dynamics," *Neuroscience* **7**(2), 431–437 (1982).
53. J. Cooke and S. Brown, "Movement-related phasic muscle activation: III. The duration of phasic agonist activity initiating movement," *Exp. Brain Res.* **99**(3), 473–482 (1994).
54. J. D. Cooke and S. H. Brown, "Movement-related phasic muscle activation. II. Generation and functional role of the triphasic pattern," *J. Neurophysiol.* **63**(3), 465–472 (1990).
55. J. N. Ingram, I. S. Howard, J. R. Flanagan and D. M. Wolpert, "A single-rate context-dependent learning process underlies rapid adaptation to familiar object dynamics," *PLoS Comput. Biol.* **7**(9) (2011).
56. R. Shadmehr and F. A. Mussa-lvaldi, "Adaptive representation of dynamics during learning of a motor task," *J. Neurosci.* **14**(5), 3208–3224 (1994).
57. J. Gaveau, S. Grospretre, D. Angelaki and C. Papaxanthis, "A cross-species neural integration of gravity for motor optimisation," bioRxiv (2019), 728857.
58. T. Pohlert, The Pairwise Multiple Comparison of Mean Ranks Package (PMCMR). R-Package (2016) pp. 14–19.
59. B. Berret, C. Castanier, S. Bastide and T. Deroche, "Vigour of self-paced reaching movement: Cost of time and individual traits," *Sci. Rep.* **8**(1), 10655–10669, (2018).

Downloaded from https://www.cambridge.org/core. IP address: 193.55.29.171, on 22 Feb 2021 at 14:13:14, subject to the Cambridge Core terms of use, available at https://www.cambridge.org/core/terms. https://doi.org/10.1017/S0263574720001459

Improving and quantifying the transparency of an upper-limb robotic exoskeleton with a force sensor and electromyographic measures

D. Verdel[a,b,#], S. Bastide[a,b,#], O. Bruneau[c], B. Berret[a,b,d] and N. Vignais[a,b,#]

[a]Université Paris-Saclay, CIAMS, Orsay, France; [b]CIAMS, Université d'Orléans, Orléans, France; [c]Université Paris-Saclay, ENS Paris-Saclay, LURPA, Paris, France; [d]Institut Universitaire de France, Paris, France

[#]These authors contributed equally

1. Introduction

Powered exoskeletons are a promising tool in order to prevent work-related musculoskeletal disorders and assist people with motor deficiency (Ajoudani et al. 2018). However these devices are still suffering from a lack of acceptability partly related to their direct influence on human motor control, which can induce motion slowness or lack of comfort.

When an exoskeleton does not affect human movement, it is said 'transparent'. This condition is mainly theoretical as it is quite impossible to realize in practice since human motion cannot be fully predicted (Jarassé et al. 2008). However, getting as close as possible to a perfect transparency is important to optimize human/robot (HR) interaction. This may be achieved through the design of more efficient, dedicated control laws.

In a previous study, the influence of three different control laws implemented on an upper-limb exoskeleton has been analyzed (Verdel et al. 2021). These laws were: (i) a closed-loop position control (CLPos), (ii) an open-loop torque control based on an identification procedure without friction compensation (PC), (iii) an open-loop torque control with full compensation based on an identification procedure (FC). The latter control law was found to be the most transparent. These data have been used as a comparison basis for the current study which aims at improving transparency, by closing the loop with data from a force/torque (F/T) sensor and by designing an ergonomic HR interface.

2. Exoskeleton control

The control of the exoskeleton is primarily based on an accurate identification of its dynamic parameters, allowing to build an open-loop control as described in Verdel et al. (2021). In the present study, the main contribution is the addition of a F/T sensor between the human and the exoskeleton forearms. This sensor allows the construction of a feedback loop to compensate for identification errors and to minimise interaction efforts (CLζ? control law). This feedback loop uses a proportional-integral corrector, thereby resulting in the control scheme presented in Figure 1.

3. Methods

3.1. Participants

29 participants (14 women) took part in the experiment. Their age, height and weight were respectively 23.2 ± 2.9 years, 174.7 ± 7.5 cm and 67.1 ± 11.6 kg. All were right-handed and naive to the purpose of the experiment. Written informed consent was obtained from each participant.

3.2. Materials

As in our previous work (Verdel et al. 2021), the ABLE upper-limb exoskeleton was used in the present experiment. The HR interface has been modified in the process. The interaction surface has been increased and the overall comfort has been improved by substituting the classical attachment with a flexible thermoformed part moulded on the basis of a human forearm. In order to minimise unwanted interaction efforts, a passive ball joint has been placed between this moulded part and the exoskeleton, thereby following recommendations of Jarrassé et al. (2012). The angular positions of the elbow were computed from recordings with the Qualisys™ motion capture system. Muscle activity was recorded with four EMG sensors (Cometa) placed on flexors (brachio-radialis and biceps brachii) and extensors (triceps long and triceps lateral heads) following SENIAM recommendations.

3.3. Procedure

Participants performed elbow flexion-extension movements in the sagittal plane with and without the exoskeleton, at their preferred velocity. Their arm was held stationary at the side of the body, their back leaning on the exoskeleton's rigid base. Movements towards two targets, placed vertically in front of participants at 30° above and 30° under the horizontal, were performed. The targets had to be reached in a single one-shot movement. Only upward movements were considered in the present study because downward movements were too slow to exploit the performance index defined below. A pause of random

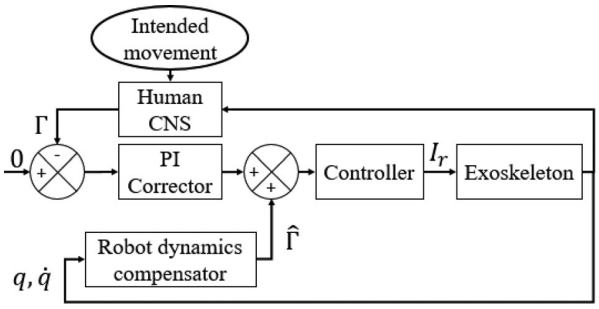


Figure 1. Control scheme of the transparent control law. r is the interaction torque computed at the level of the joint based on the F/T sensor, $\hat{r}$ is the evaluated dynamic compensation torque and I_r is the resulting motor current.

duration (one to two seconds) was imposed between each movement.

3.4. Data processing

The angular velocity and acceleration were computed by numerical differentiation of the recorded position signal filtered at 5 Hz (Butterworth, low-pass). The root mean square (RMS) of the EMG signal was computed over the movement duration on the rectified and filtered EMG signal (band-pass, Butterworth, 20–450 Hz). The beginning and end of movements were detected when the elbow's angular velocity was above 5% of the maximum velocity. The index called EMG/Acc (see Verdel et al. 2021 for details) was computed. This performance index can be seen as an efficiency between muscle activation (input power) and maximum acceleration obtained (output power). This value is then normalised by the value obtained during similar movements outside the exoskeleton. As a result, the closer the value obtained is to zero, the closer the control is to perfect transparency according to the EMG/Acc index.

3. Results and discussion

The movements performed by the subjects in this study correspond well to normal human pointing movements with bell-shaped velocity profiles. Furthermore, the mean absolute normal interaction force measured during the present experiment was $F_i = 1.54 \pm 0.63\ N$ which is of the same magnitude as in other studies (Jarrassé et al. 2008) (Figure 2).

Comparing the ratio between muscle activity and peak acceleration (EMG/Acc) of the F/T sensor feedback control with previously studied laws suggests an improvement in terms of transparency as the index isindeed closer to zero. This means that for the same amount of muscle activation, the acceleration produced is higher, thus the exoskeleton would be less resistant. This improvement can be due to a better

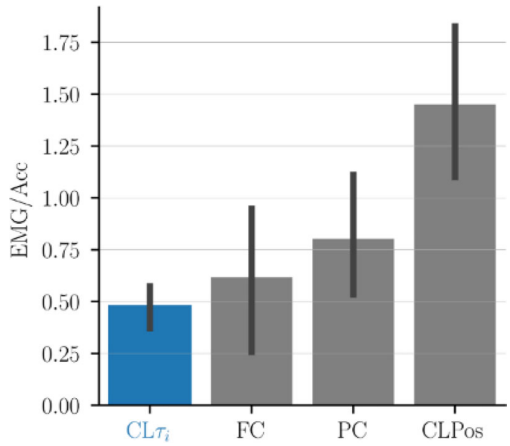


Figure 2. The EMG/Acc index calculated for the CLr_i law (in blue) is compared to the laws of our previous study (Verdel et al. 2021) for 60 degrees upward movements.

compensation of the inertial effects achieved by the feedback on interaction efforts, a compensation of the identification errors, and/or an improved physical interface. Nevertheless, no statistical difference was observed between the best previous condition, FC, and the current condition, CL$\zeta_?$ (Mann-Whitney, $p = 0.24$). This is probably due to the limited number of participants in the FC condition ($n = 6$ in Verdel et al. 2021). Moreover, in the absence of human movement prediction features, the control still lags behind the user and the inertia cannot be fully compensated as mentionned in Lamy et al. (2009).

4. Conclusions

The present preliminary study suggests that the use of a F/T sensor and interfaces including passive degrees of freedom can improve ABLEs's transparency. However, a study comparing the different laws and interfaces on the same individuals is needed to conclude. These comparisons and the integration of predictive controls will be the subject of future work, as well as the use of non-zero desired torques, in the case of load carrying tasks for example.

Acknowledgements

Work supported by the 'IDI 2017' project funded by the IDEX Paris-Saclay, ANR-11-IDEX-0003-02. Work supported by the French National Agency for Research (grant ANR-19-CE33-0009).

Disclosure statement

No potential conflict of interest was reported by the authors.

References

Ajoudani A, Zanchettin AM, Ivaldi S, Albu-Schäffer A, Kosuge K, Khatib O. 2018. Progress and prospects of the human–robot collaboration. Autonom Robot. *42*(5):957–975.

Jarrassé N, Paik J, Pasqui V, and Morel G. 2008. How can human-motion prediction increase transparency? *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, 2134–2139.

Jarrassé N. and Morel G. 2012. Connecting a human limb to an exoskeleton. IEEE Trans. Robot. *28*(3):697–709.

Lamy X, Colledani F, Geffard F, Measson Y, Morel G. Achieving efficient and stable comanipulation through adaptation to changes in human arm impedance, *2009 IEEE International Conference on Robotics and Automation* 265–271 (2009).

Verdel D, Bastide S, Vignais N, O. Bruneau and B. Berret, An identification-based method improving the transparency of a robotic upper limb exoskeleton, Robotica (2021). doi:10.1017/S0263574720001459

KEYWORDS Active exoskeleton; transparency; force sensor; performance index

dorian.verdel@universite-paris-saclay.fr

6.2. Interfaçage physique

Dans cette Section, nous présentons les travaux réalisés en termes de conception des interfaces humain-exosquelette. Notamment, nous montrons l'impact de l'introduction d'orthèses thermoformées ainsi que de degrés de liberté passifs sur la qualité de l'interaction. L'évaluation est effectuée durant des mouvement réalisés avec et sans exosquelette. La nouvelle métrique précédemment introduite [95], est à nouveau utilisée. Le mode transparent de l'exosquelette précédemment conçu et évalué est utilisé.

Nos travaux mettent en exergue les impacts positifs des degrés de liberté passifs sur la qualité objective et subjective de l'interaction. Il est également montré que l'augmentation de la surface d'interaction permet une amélioration du confort reportée par les participants. Nous présentons ci-dessous la publication associée à ces travaux. Ces travaux ont également été présentés en Workshop international [431].

Publication associée :

Verdel D., Sahm G., Bastide S., Bruneau O., Berret B. and Vignais N. Influence of the Physical Interface on the Quality of Human–Exoskeleton Interaction. *IEEE Transactions on Human-Machine Systems*, Jun. 2022. doi : 10.1109/THMS.2022.3175415

This article has been accepted for publication in IEEE Transactions on Human-Machine Systems. This is the author's version which has not been fully edited and content may change prior to final publication. Citation information: DOI 10.1109/THMS.2022.3175415

Influence of the physical interface on the quality of human-exoskeleton interaction

Dorian Verdel, Guillaume Sahm, Simon Bastide, Olivier Bruneau, Bastien Berret, Nicolas Vignais

***Abstract*—Despite exoskeletons becoming widespread tools in industrial applications, the impact of the design of human-exoskeleton physical interfaces has received little attention. The present study aims at thoroughly quantifying the influence of different physical human-exoskeleton interfaces on subjective and objective biomechanical parameters. To this aim, 18 participants performed elbow flexion/extension movements while wearing an active exoskeleton with three different physical interfaces: a strap without any degree of freedom, a thermoformed orthosis with one (translation) and three degrees of freedom (translation and rotations). Interaction efforts, kinematic parameters, electromyographic activities and subjective feelings were collected and examined during the experiment. Results showed that increasing the interaction area is necessary to improve the interaction quality at a subjective level. The addition of passive degrees of freedom allows significant improvements on both subjective and objective measurements. Outcomes of the present study may provide fundamental insights to select physical interfaces when designing future exoskeletons.**

***Index Terms*—Exoskeleton design, Human-exoskeleton interaction, Physical interfaces, Self-aligning mechanism**

I. Introduction

Active exoskeletons are promising devices for multiple health and occupational applications and their potential benefits have been examined through numerous studies since the first models of exoskeletons were developed in the late 1960s. In particular, their potential benefits in terms of preventing musculoskeletal disorders [1], [2], [3], [4] and fatigue [5], [6] have been thoroughly investigated in the recent literature. However, exoskeletons are still significantly altering human motor control and these potential benefits are not yet fully achieved. Transparency can be defined as the ability of an exoskeleton to affect as little as possible the human movement [7] both in terms of trajectories and in terms of muscular synergies and muscle activities [8]. Even though reaching a perfect transparency (i.e. null interaction forces [9] between the exoskeleton and the user) is impossible [10], [11], getting as near as possible to this situation is desirable for numerous applications [12]. Currently, the simple fact of wearing an exoskeleton in "transparent" mode still generates undesired modifications of the human movement. In particular, a decrease in movement velocity [13], [14] and an increase in the muscular activity of the muscle groups that are not directly targeted by the exoskeleton [6] are amongst the basic issues that are still encountered. Furthermore, a reduction in the movement's relative efficiency [15], [16] has been observed and comfort issues [2] have been reported.

Some of these problems are rooted in the very way exoskeletons have been designed. Indeed, the major importance given to the quantification of human motor control alterations in the evaluation of the human-exoskeleton interaction quality is quite recent [11], [17], [18], [19]. The first step towards this symbiotic interaction is to reach the highest possible level of "transparency", considered as a baseline condition prior to the implementation of more advanced assistive strategies. To quantify transparency on the basis of objective parameters, previous studies inspired by the human motor control literature [13], [16] focused on simple arm movements, i.e. implying one degree of freedom, as it has been commonly studied in this area [20], [21], [22].

The transparency of active exoskeletons can be improved through two main methods: through control laws and through the mechanical design of the exoskeleton [23]. Significant improvements have already been achieved by improving control laws, in particular by introducing prediction features [10], by constructing adapted control architectures [23] and by improving the dynamic identification procedures [16]. In terms of mechanical design, traditional methods have focused on the internal transmission design to improve backdrivability and compliance [24], [25].

Another approach is to design compliant, self-aligning, human-exoskeleton interfaces (HEIs). This approach is motivated by the joint misalignments (JM) that inevitably occur when wearing an exoskeleton [11], [26], [27]. Compensating for these JM to prevent the appearance of unwanted interaction efforts is the main objective. It should be noted that improving the design of the HEIs not only has an impact on transparency, but also on the quality of human-exoskeleton interaction in general. Transparency is, however, an ideal framework to study these interfaces because the interaction forces are supposed to be minimized, so the measured forces are all unwanted residual forces. This approach has been studied from a theoretical point of view by geometric modeling [28], [29] and by a more general modeling relying on the theory of mechanisms [11]. These theories have led to the design of numerous self-aligning interfaces for the major joints of the upper and lower limbs. For the knee, a compact solution based on a passive rotation and a passive translation [30] and a more complex solution

Manuscript received xxx; revised xxx.

D. Verdel, G. Sahm, S. Bastide, N. Vignais and B. Berret were with the CIAMS, Université Paris-Saclay, 91405 Orsay, France and with the CIAMS, Université d'Orléans, Orléans, France. Corresponding e-mail: dorian.verdel@universite-paris-saclay.fr.

O. Bruneau was with the LURPA, ENS Paris-Saclay, 91190 Gif-sur-Yvette, France.

B. Berret was with the Institut Universitaire de France, Paris, France.

This work is supported by the "IDI 2017" project funded by the IDEX Paris-Saclay, ANR-11-IDEX-0003-02. This work is supported by the French National Agency for Research (grant ANR-19-CE33-0009).

© 2022 IEEE. Personal use is permitted, but republication/redistribution requires IEEE permission. See https://www.ieee.org/publications/rights/index.html for more information.

This article has been accepted for publication in IEEE Transactions on Human-Machine Systems. This is the author's version which has not been fully edited and content may change prior to final publication. Citation information: DOI 10.1109/THMS.2022.3175415

based on a five-bar mechanism [31] have been proposed. For the hip, solutions of various complexity ranging from two passive degrees of freedom [32], [33] (on both active and non-motorized exoskeletons) to nine passive degrees of freedom [34] have been proposed. Furthermore, a solution decoupling rotation and translation joints has been introduced [35] for the shoulder (see [36] for a review on shoulder exoskeleton design strategies aiming to align robot and human joints without modifying interfaces). Several solutions have also been proposed to compensate for the elbow JM, which is the focus of the present study. In particular, a first solution based on a passive rotation parallel to the elbow axis and a passive translation along the exoskeleton forearm has been proposed [37]. A second solution introducing a ball joint allowing three passive rotations of the interface instead of one, while keeping the same passive translation as the first solution, has also been suggested [11]. All the previous solutions have led to significant reductions of unwanted interaction forces. Concerning the elbow joint, introducing only one passive rotation [37] seems to be an incomplete solution. Indeed, variations in the orientation of the rotation axis of the elbow during flexion have been reported in [38], which might have an influence on joint misalignments and therefore on the kinematic compatibility between the user and the exoskeleton. The design introduced in [11] seems to be promising but has not been systematically investigated in terms of interaction forces, kinematics, muscular activities and subjective feeling of participants. Furthermore, these studies [11], [37] suggested that increasing the interaction area should result in lower interaction pressures, which is a critical factor in terms of perceived comfort [37]. To our knowledge, the impact of larger contact surfaces has not been thoroughly studied either. Therefore, the present study aims at providing a systematic comparison of different HEIs, including passive degrees of reedom or not, and at quantifying the impact of a thermoformed orthosis to maximize the interaction area.

The present study is organized as follows: in Section II, participants and materials (Section II-A), experimental procedure (Section II-B), data processing (Section II-C) and statistical analyses (Section II-D) used to assess the impact of the different HEIs are introduced. In Section III, the results obtained from both objective (Sections III-A and III-B) and subjective measurements (Section III-C) are presented. These results are then discussed in Section IV.

II. Methods

A. Participants and materials

a) Participants: The experimentations were conducted on 18 healthy right-handed participants (11 females and 7 males). Anthropometric characteristics of the participants were the following: age 25 ± 6 years old, height 171.9 ± 7.9 cm, weight 64.8 ± 11 kg, arm length 28.6 ± 2.8 cm, forearm length 25.3 ± 1.8 cm and hand length 19.2 ± 1.3 cm. The length of the arm was measured between the acromion and the epicondyle of the elbow, the length of the forearm was measured between the epicondyle of the elbow and styloid process of the ulna and the length of the hand was measured between the styloid process of the radius and the tip of the middle finger. The experimental protocol was approved by the ethical committee for research (CER-Paris-Saclay-2021-048) and the written consent of participants was obtained as required by the Helsinki declaration [39].

b) ABLE exoskeleton: The present study was performed with an ABLE active upper-limb exoskeleton (see Figure 1a) which includes four actuated joints. This robot was designed to be highly backdrivable and compliant in order to maximize the human-exoskeleton symbiosis [24], [25].

As previously motivated, in the present study, only motions involving elbow flexion/extension have been used. A slider moving along the forearm segment of the robot, thereby allowing a passive translation motion of the human-exoskeleton interface, has been added to prevent the occurrence of hyperstatic forces at the level of the connection between ABLE and the user [11]. In addition to the conventional real-time measurements of motor positions obtained by incremental encoders, a Force-Torque (FT) sensor (1010 Digital FT, ATI©, maximum sample rate: 7 kHz) was added at the interface between ABLE and the user (see Figure 1a). This FT sensor allows to measure the 6 components of the interaction efforts: three forces F_x, F_y, F_Z and three torques τ_x, τ_y, τ_z respectively acting along and around $\mathbf{x_s}$, $\mathbf{y_s} = \mathbf{z_s} \times \mathbf{x_s}$ and $\mathbf{z_s}$ (see Figure 1b for axis definitions). The exoskeleton transparent control is based on an accurate identification of its dynamic parameters and on a feedback loop using the FT sensor measurements [15], [16] as presented in Figure 2.

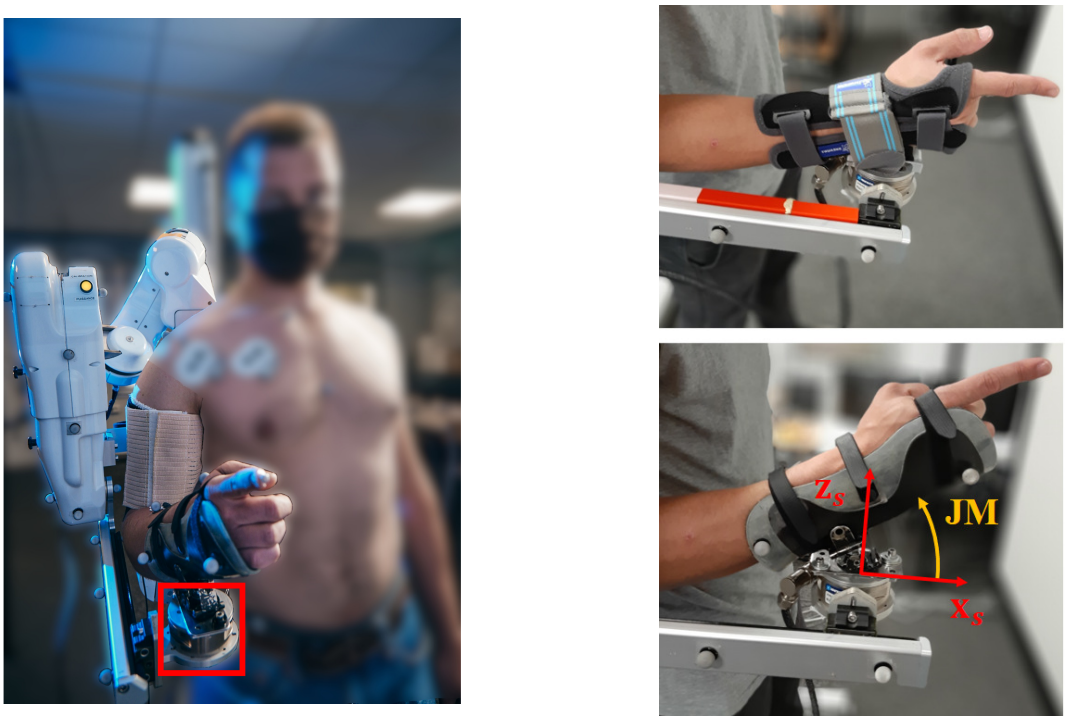
c) Tested interfaces: The first tested HEI (Figure 1b, top) is composed of a strap coupled to a splint as detailed in Section II-B and the slider allowing a translation of the human forearm with respect to the exoskeleton is blocked with 3D printed parts. This interface is used as a baseline condition (referred to as "BAS" in the rest of the present paper) as it reflects the design of the majority of current exoskeletons. As described in Section II-B and illustrated in Figure 1b, a light splint was used to ensure that participants cannot use their wrist. This splint does not modify the distribution of interaction forces because the only rigid part it contains is not in contact with the exoskeleton. The only mechanical effect it could possibly introduce is a slight decrease in the pressures felt due to the thickness of the tissue. Therefore, this condition remains comparable to what exists on most exoskeletons.

The other HEIs tested (Figure 1b, bottom) are based on a thermoformed orthosis (Ort.) that can be deformed to ensure the best possible fit for the participant's forearm and palm of the hand and increase the interaction area. This orthosis is placed on two passive joints that enable it to rotate around the axes $\mathbf{y_s}$ and $\mathbf{z_s}$, whith $\mathbf{x_s}$ supported by the exoskeleton forearm (see Figure 1b). These joints can be mechanically locked with screws. Therefore, two conditions are tested with this orthosis: the first one (called "ORT_T" in the rest of the present paper) only includes the passive translation enabled by the slider and the second one (called "ORT_R" in the rest of the present paper) includes both the passive translation enabled by the slider and the two passive rotations enabled by the HEI joints.

d) Human-exoskeleton interaction measurements: Kinematic features of the human movement were measured by means of 10 infrared cameras ($Oqus$ 500+, Qualisys optoelec-

© 2022 IEEE. Personal use is permitted, but republication/redistribution requires IEEE permission. See https://www.ieee.org/publications/rights/index.html for more information.

This article has been accepted for publication in IEEE Transactions on Human-Machine Systems. This is the author's version which has not been fully edited and content may change prior to final publication. Citation information: DOI 10.1109/THMS.2022.3175415



(a) (b)

Figure 1: Robot and experimental set-up. (a) ABLE exoskeleton used in the present study, the FT sensor is the part in the red square. (b) Physical human-exoskeleton interfaces (top: BAS HEI, bottom: ORT_T and ORT_R HEIs, reference frame and an example of JM). This JM is produced by the differences between the human elbow and robot elbow positions. These position differences create both angular misalignments as illustrated (they have proven to be particularly impacting when trying to apply an accurate force on the user [40]) or bending effort (τ_y in our case). They also induce either a varying distance between the robot elbow and the physical interface (if a slider is present) or shear effort (F_x in our case) along the human forearm while moving [11], [37].

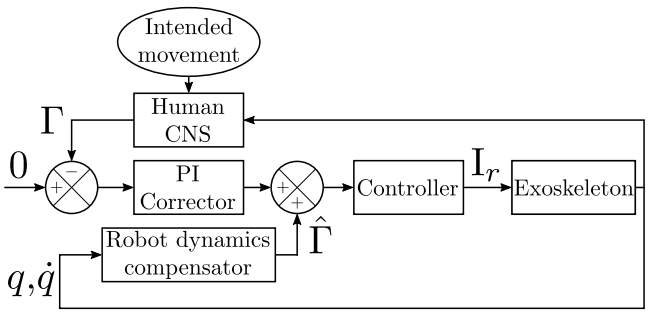


Figure 2: Exoskeleton control [15].

tronic system, Göteborg, Sweden ©) at 179 Hz, twenty-two 10 mm reflective markers (14 on the exoskeleton and the HEI and 8 on the participant) and a 3 mm reflective marker at the tip of the index finger. The eight 10 mm reflective markers were placed as follows: base of the index finger, styloid process of the radius (given the position of the participant in the exoskeleton, it was not possible to place a marker on the styloid process of the ulna to track the wrist), middle of the forearm, two on the elbow (Epicondyle and Epitrochlea), Acromion, clavicle at the level of the sternoclavicular joint and solar plexus. The interaction efforts (forces and torques) were measured by the FT sensor previously introduced.

e) Electromyographic measurements: The muscular activity of participants was measured by means of four electromyographic sensors (EMGs) (Wave Plus wireless EMG system, Cometa, Italy). As only elbow flexion/extension were performed in the present study, two of these four sensors were placed on the flexors of the elbow: one on the biceps brachii and one on the brachio radialis and the two others were placed on the extensors of the elbow: one on the long head and one on the lateral head of the triceps brachii. These sensors were placed as recommended by the SENIAM [41]. The participant's skin was first shaved locally and then cleaned with alcohol. The electrodes were then placed approximately two-thirds of the way down the muscle.

f) Individual feeling questionnaire: In addition to the objective measurements previously introduced, the subjective feelings of participants were collected through a semi-directed questionnaire inspired from previous studies [42], [43]. This questionnaire was composed of the following six questions (3 focusing on comfort, 2 focusing on the ability to move with the HEI and 1 focusing on the perceived performance in terms of accuracy):

- Comfort:

© 2022 IEEE. Personal use is permitted, but republication/redistribution requires IEEE permission. See https://www.ieee.org/publications/rights/index.html for more information.

This article has been accepted for publication in IEEE Transactions on Human-Machine Systems. This is the author's version which has not been fully edited and content may change prior to final publication. Citation information: DOI 10.1109/THMS.2022.3175415

  - Did you feel any friction or irritation during the movement?
  - Did you experience any pressure points at the level of the HEI?
  - Rate the general comfort of movement of the HEI.
- Ability to move:
  - Rate the level of mobility at the level of the HEI.
  - Rate the perceived global motion range.
- Accuracy: Rate the perceived precision level that you were able to achieve with the HEI.

For each of these questions, participants were asked to give a grade between 1 (if they completely agreed with a bad behavior or completely disagreed with a good behavior) and 5 (if they completely disagreed with a bad behavior or completely agreed with a good behavior).

B. Motor task

As previously explained, participants were asked to perform movements of flexion/extension of the elbow. Four conditions were tested, each one during one block of movements, the first block was the No Exoskeleton condition (identified as NE in the rest of the present paper) and serves as a baseline measurement for future comparisons. The three following blocks were performed in the exoskeleton with the different HEI presented in Section II-A. The order of these three blocks was randomized. During NE and BAS blocks, the participants were carrying a $400\ g$ mass to compensate for the weight of the thermoformed orthosis, thereby allowing a more meaningful comparison of the different HEI. Participants pointed to the targets with their index finger while grasping the mass with their other fingers. During the conditions using the thermoformed orthosis, ORT_T and ORT_R, participants were asked to also point to the targets with their index finger while grasping the orthosis with their other fingers. Pre-tests in a resting position showed no differences in the recorded muscular activation between grasping the mass and grasping the orthosis. For the same comparison purpose, they were also wearing a splint during these two blocks to prevent unintended movements of the wrist, in the same way as with the thermoformed orthosis conditions. Each block consisted of 30 movements (15 flexions and 15 extensions) with an amplitude of 60 degrees that was chosen with respect to previous studies on this exoskeleton [13], [16]. The starting and ending points of the movement were represented by two LED that were successively lit. The LEDs were placed approximately $3\ \mathrm{cm}$ away from the tip of the index finger when pointing, to avoid any collision while allowing visual feedback. They were also adjusted in height so that the movement was symmetrical with respect to a horizontal line crossing the elbow of the participant. Each lighting period lasted 4 ± 0.5 seconds (to prevent the participants from anticipating the lighting of the next LED) and participants were asked to finish their movement before the LED turns off. A three-minute break was taken between each block to avoid fatigue effects. At the end of the five blocks, the participants were asked to answer the questionnaire presented in Section II-A.

C. Data analysis

a) Robot measurements: The angular positions of the elbow are measured by means of internal encoders and filtered with a low-pass filter (Butterworth, fifth-order, $5\ \mathrm{Hz}$ cut-off frequency). The angular velocities and accelerations are estimated through numerical differentiation. The estimated velocity is filtered with a low-pass filter (Butterworth, fifth-order, $5\ \mathrm{Hz}$ cut-off frequency) before the angular acceleration estimation. These data are only recorded and estimated to ensure that data from the robot and from the motion capture device are coherent. The interaction efforts are measured at $1\ \mathrm{kHz}$ with the FT sensor introduced in Section II-A. The maximum interaction efforts analyzed in Section III-A are defined as the maximum absolute values measured during each movement on each component of the FT sensor. These values are then averaged for each participant and each condition separately.

b) Motion capture measurements: The positions measured by the motion capture device are filtered by means of a low-pass filter (Butterworth, fifth-order, $5\ \mathrm{Hz}$ cut-off frequency). Then, the velocities and accelerations are estimated by numerical differentiation. Motion intervals are defined at 5% of the peak velocity of each movement. To quantify local alterations at the end of the human movement, the relative time to peak deceleration ($\mathrm{rt_{PD}}$), analyzed in Section III-B, is computed as presented in Equation (1),

$$\mathrm{rt_{PD}} = \frac{\mathrm{t_{PD}}}{D} \tag{1}$$

where, $\mathrm{t_{PD}}$ is the time to peak deceleration and D is the duration of the movement.

c) Electromyographic measurements: A band-pass filter (Butterworth, fourth order, $[20, 450]\ \mathrm{Hz}$ cut-off frequencies) is applied on the EMG signals [44]. They are then centered, rectified and normalized by the maximal value of the measured muscular activity during the whole experiment for each subject and each muscle [13], [40]. The envelope of the signals is determined by applying a low-pass filter (Butterworth, fifth order, $3\ \mathrm{Hz}$ cut-off frequency) as recommended by previous studies [44].

The Root Mean Square (RMS) of the signal is computed over each movement and is used to represent the amount of muscular activation used by the participants. The activity of extensors is computed as the averaged activities of the triceps brachii long and lateral heads. The activity of flexors is computed as the averaged activities of the brachio-radialis and the biceps brachii [13], [16].

d) Movement efficiency: The movement relative efficiency can be defined as a ratio between the peak acceleration and the RMS of the agonist muscles, normalized by the same ratio obtained in the NE condition [16]. This ratio can indeed be seen as an efficiency index because the activation of the agonist muscles is related to the resulting acceleration and any change in the nominal value of this ratio would be attributed to a lack of transparency of the exoskeleton, all other factors being unchanged [45]. This is summarized in Equation (2),

$$\mathrm{EMG/Acc} = \frac{\mathrm{PA_{NE}}}{\mathrm{RMS}_{ag,\mathrm{NE}}} \left(\frac{\mathrm{RMS}_{ag}}{\mathrm{PA}} \right) - 1 \tag{2}$$

© 2022 IEEE. Personal use is permitted, but republication/redistribution requires IEEE permission. See https://www.ieee.org/publications/rights/index.html for more information.

This article has been accepted for publication in IEEE Transactions on Human-Machine Systems. This is the author's version which has not been fully edited and content may change prior to final publication. Citation information: DOI 10.1109/THMS.2022.3175415

where RMS_{ag} is the mean RMS activation of the agonist muscles, PA is the peak acceleration of the movement and $\mathrm{RMS}_{ag,\mathrm{NE}}/\mathrm{PA}_{\mathrm{NE}}$ is the same ratio obtained with the NE condition. When this index is equal to 0, it means that the so-defined movement efficiency is the same as for a NE condition, when this index is greater than 0, it means that the so-defined movement efficiency is reduced. The case lower than 0 should not happen in the present study as it would mean that the exoskeleton is providing movement assistance without this being one of its objectives. This index can only be computed for upward movements in transparent mode because self-paced downward movements result more from the deactivation of the flexors than from the activation of the extensors [46], [16], which makes this index less relevant in this case.

D. Statistical analysis

For all the parameters analyzed in Section III, the descriptive and inferential statistical analyses were performed as follows: participants' averaged values of every parameter were computed so that the resulting variability was between participants and normality (*Shapiro-Wilk* test) and sphericity (*Mauchly's* test) of the values distribution were verified. Then, a repeated measurements ANOVA was applied with a level of significance set at $p = 0.05$. If the result was significant, then a pairwise $t-$test comparison was used as post-hoc. The post-hoc $t-$tests were also deemed significant at $p = 0.05$. All the statistical analyses are conducted with the Pingouin package [47].

III. Results

A. Effects on interaction efforts

a) Averaged observations on interaction efforts: The interaction efforts are the first focus of the present paper because, as hyperstatism is a geometric problem, their evolution is the origin of the modifications observed on kinematics in Section III-B. The averaged evolution of the different interaction forces and torques during upward movements is illustrated in Figure 3. Only upwards movement have been described in Figure 3 because the problem of the hyperstatism of the closed human-exoskeleton chain is a geometric problem [11], which means that describing the upward movements is sufficient to describe the overall evolution of the interaction forces. Thus similar observations were made for downward movements. The maximum values of the interaction efforts are given in Table I.

b) Statistics on interaction efforts: The results of the different ANOVAs performed on the maximum of the absolute value of interaction efforts reached are given in Table I. This maximum interaction effort is an interesting parameter because it is directly linked to the maximum pressure inflicted on participants, which has been shown to be an important parameter to improve human-exoskeleton interaction [37].

The results given in Table I reveal that the ANOVA conducted on τ_x is the only one that is not significant, which is coherent with the averaged observations. The results of the subsequent post-hoc analyses are compiled in Table II. These analyses show that F_x is 3 times greater in the BAS condition than in the other conditions, thereby showing that the exoskeleton applies more shear effort along the human segment in this condition. Furthermore, they show that τ_y is on average 3.7 greater and τ_z is on average more than 10 times greater in the ORT_T condition than in the other two conditions. They also show that τ_y is on average 1.7 greater in the BAS condition than in the ORT_R condition, thereby showing that the exoskeleton applies more bending torques under the ORT_T and BAS conditions. Eventually, the analyses show that the interaction efforts are overall lower in the ORT_R condition than in the other two conditions.

B. Effects on kinematics and muscular activity

a) Effects on kinematics: The first point of interest in this Section is the analysis of human trajectories through the shape of the different obtained profiles to quantify any modifications of the kinematics with the different used HEI. This will also allow to ensure that the known characteristics of point-to-point reaching movements are still present with the different HEIs. In particular, velocity profiles should be bell-shaped as it is a very-well known characteristic of human motion that is normally conserved when wearing a transparent exoskeleton [13], [16]. The averaged upward trajectories are described in Figure 4. The averaged peak velocities (PV) and peak accelerations (PA), that are classical descriptors of human movement [14], are illustrated in Figure 5 for upward movements.

The ANOVAs conducted on PV and PA were both significant (see Figure 5) and the post-hoc comparisons both led to the conclusion that participants were significantly slower when using the BAS and ORT_T HEIs than in the NE condition (PV : BAS vs NE : $\mathbf{p < 0.05}$, ORT_T vs NE : $\mathbf{p < 0.05}$; PA: BAS vs NE : $\mathbf{p < 0.01}$, ORT_T vs NE : $\mathbf{p < 0.01}$) whereas no significant differences appeared between the NE and ORT_R conditions. Finally, the BAS and ORT_T conditions induce an average 30% PV reduction and an average 40% PA reduction when compared to the NE condition.

In addition to these PV and PA modifications, the variations in averaged movement amplitude and in averaged relative time to peak deceleration ($\mathrm{rt}_{\mathrm{PD}}$) are given in Table III.

The ANOVAs conducted on movement amplitude and $\mathrm{rt}_{\mathrm{PD}}$ were both significant as exposed in Table III. In terms of movement amplitude, the ORT_T condition was significantly different from the NE and the ORT_R conditions when applying post-hoc comparisons (ORT_T vs NE : $\mathbf{p < 0.05}$; ORT_T vs ORT_R : $\mathbf{p < 0.05}$) which is coherent with the values given in Table III. The post-hoc comparisons conducted on the $\mathrm{rt}_{\mathrm{PD}}$ data showed that only the ORT_R HEI allowed to conserve a normal deceleration profile as it was the only HEI to induce statistically equivalent behaviors when compared to the NE condition (BAS vs NE : $\mathbf{p < 0.01}$; ORT_T vs NE : $\mathbf{p < 0.001}$; ORT_R vs ORT_T : $\mathbf{p < 0.05}$). It should be noted that in terms of amplitude and $\mathrm{rt}_{\mathrm{PD}}$, the ORT_T HEI was less efficient and affected more the natural human behavior than the BAS HEI.

b) Effects on muscular activity: RMS of the flexors and extensors are presented in Figure 6 for all movements

© 2022 IEEE. Personal use is permitted, but republication/redistribution requires IEEE permission. See https://www.ieee.org/publications/rights/index.html for more information.

This article has been accepted for publication in IEEE Transactions on Human-Machine Systems. This is the author's version which has not been fully edited and content may change prior to final publication. Citation information: DOI 10.1109/THMS.2022.3175415

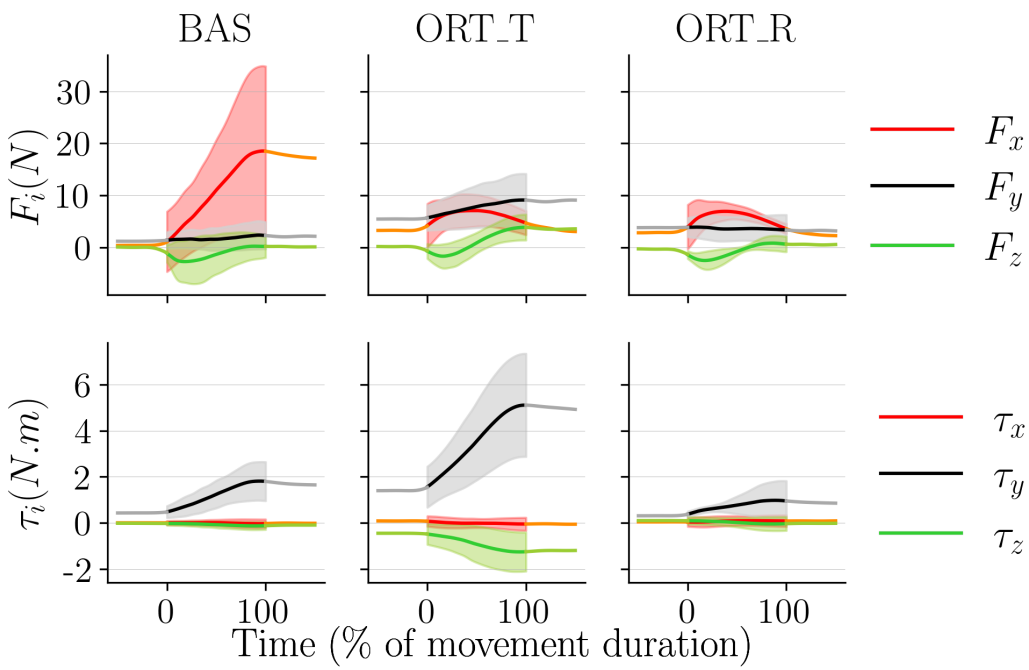


Figure 3: Averaged evolution of the measured interaction efforts during upward movements. The graphs depict the averaged effort evolution and their associated standard deviation as a shaded area.

	Max F_x (N)	Max F_y (N)	Max F_z (N)	Max τ_x (Nm)	Max τ_y (Nm)	Max τ_z (Nm)
BAS	22.5 ± 17.3	3.7 ± 1.5	2.36 ± 1.73	0.03 ± 0.2	1.9 ± 0.8	0.14 ± 0.2
ORT_T	7.5 ± 2.7	10.2 ± 5.6	4.5 ± 2.3	0.03 ± 0.5	5.3 ± 2.3	1.3 ± 0.9
ORT_R	7.5 ± 2.2	5.8 ± 2	2.46 ± 1.3	0.12 ± 0.4	1.1 ± 0.9	0.02 ± 0.4
ANOVAs	$\mathbf{p < 0.001}$	$\mathbf{p < 0.001}$	$\mathbf{p < 0.001}$	$p > 0.05$	$\mathbf{p < 0.001}$	$\mathbf{p < 0.001}$

Table I: Averaged maximum interaction efforts values and standard deviations obtained with each HEI. Last row gives the level of significance of the repeated measurements ANOVA conducted on each component of the interaction efforts.

	Max F_x	Max F_y	Max F_z	Max τ_y	Max τ_z
BAS vs ORT_T	$\mathbf{p < 0.01}$	$\mathbf{p < 0.001}$	$\mathbf{p < 0.01}$	$\mathbf{p < 0.001}$	$\mathbf{p < 0.001}$
BAS vs ORT_R	$\mathbf{p < 0.01}$	$\mathbf{p < 0.01}$	$\mathbf{p < 0.001}$	$\mathbf{p < 0.05}$	$p > 0.05$
ORT_T vs ORT_R	$p > 0.05$	$\mathbf{p < 0.01}$	$\mathbf{p < 0.001}$	$\mathbf{p < 0.001}$	$\mathbf{p < 0.001}$

Table II: Results of post-hoc pairwise comparisons on averaged maximum interaction forces and torques.

	Amplitude (m)	$\mathrm{rt_{PD}}$
NE	0.38 ± 0.06	0.72 ± 0.13
BAS	0.32 ± 0.09	0.8 ± 0.12
ORT_T	0.29 ± 0.1	0.82 ± 0.12
ORT_R	0.37 ± 0.06	0.76 ± 0.12
ANOVAs	$\mathbf{p < 0.001}$	$\mathbf{p < 0.001}$

Table III: Measured movement amplitude and relative time to peak deceleration ($\mathrm{rt_{PD}}$) averaged for all movements performed in each condition. Last row gives the level of significance of the repeated measurements ANOVA conducted on these two parameters.

(upward and downward) to obtain an overview of the amount of effort used by participants. Contrary to kinematic and interaction effort data, the EMG measurements are dependent on movement direction, which is why downward movements are also used in the subsequent analyses.

The ANOVAs conducted on flexors and extensors RMS both returned significant differences across conditions (see Figure 6). The post-hoc comparisons performed on flexors RMS show that the BAS and ORT_T conditions required significantly more flexors activity than the NE condition (BAS vs NE: $\mathbf{p < 0.05}$; ORT_T vs NE: $\mathbf{p < 0.001}$) whereas the ORT_R condition did not. Moreover, the ORT_T condition required significantly more flexors activity than the ORT_R condition ($\mathbf{p < 0.01}$). The post-hoc comparisons performed on extensors RMS lead to the same conclusions as the ones performed on flexors RMS in terms of significant differences (BAS vs NE: $\mathbf{p < 0.01}$; ORT_T vs NE: $\mathbf{p < 0.001}$; ORT_R vs ORT_T: $\mathbf{p < 0.05}$) and the ORT_R extensors RMS is also statistically equivalent to the RMS obtained in the NE condition.

c) Effects on movement efficiency: The movement efficiency index, as defined in Section II-C, is computed for each

© 2022 IEEE. Personal use is permitted, but republication/redistribution requires IEEE permission. See https://www.ieee.org/publications/rights/index.html for more information.

This article has been accepted for publication in IEEE Transactions on Human-Machine Systems. This is the author's version which has not been fully edited and content may change prior to final publication. Citation information: DOI 10.1109/THMS.2022.3175415

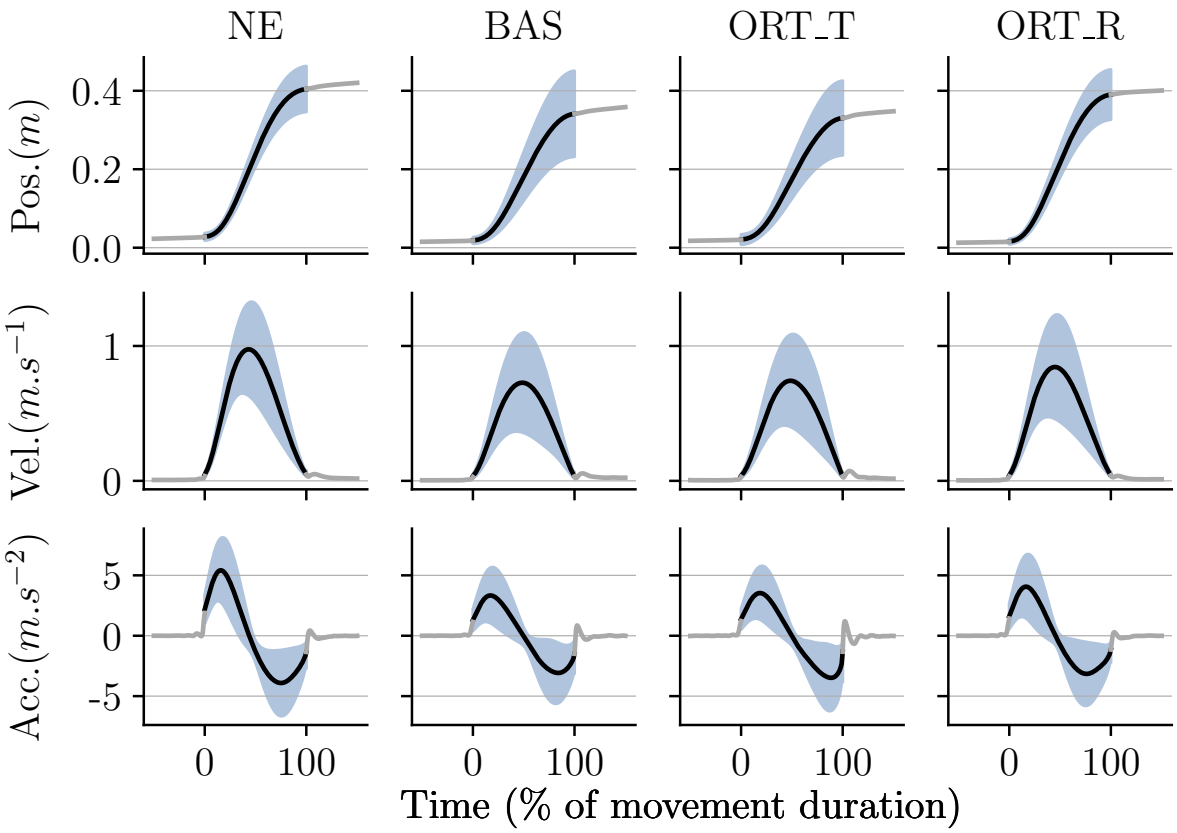


Figure 4: Averaged evolution of the measured trajectories during upward movements. The graphs depict the averaged position, velocity and acceleration evolution in black and their associated standard deviation as a blue shaded area.

condition, which leads to the following averaged results: for the BAS condition, the average movement efficiency index is 0.86 ± 0.72; for the ORT_T condition, it is equal to 1.55 ± 0.88 and for the ORT_R condition, it is equal to 0.51 ± 0.49. The ANOVA performed on the efficiency index returns significant differences ($\mathbf{p < 0.05}$). The post-hoc comparisons return significant differences between the ORT_T condition and the two other conditions (ORT_T vs BAS: $\mathbf{p < 0.05}$ and ORT_T vs ORT_R: $\mathbf{p < 0.01}$). These analyses show that movement relative efficiency is better in the ORT_R condition than in the other conditions and that the worst condition in terms of movement relative efficiency is the ORT_T condition with a division by 3 of the movement efficiency when compared with the ORT_R condition.

C. Subjective feeling

The averaged grades obtained by the different HEI for the different questions are presented in Figure 7.

The results of the ANOVAs conducted on the different subjective parameters are given in Figure 7 and show that subjective precision was not impacted by the different conditions. The results of the post-hoc comparisons are compiled in Tables IV. These analyses show that the ORT_R condition is overall significantly better rated than the two other conditions. They also show that the differences appearing on averaged values between BAS and ORT_T are not statistically significant.

IV. Discussion

a) Effects on interaction efforts: Overall, the results presented in Section III-A confirm that the interaction efforts are heavily impacted by the design of the HEI. In particular interaction forces and torques are significantly reduced by introducing a passive translation and two passive rotations. The observed effects are similar to those obtained in previous studies on the elbow [11], [29], [37]. In particular, the magnitudes of the interaction forces and torques obtained in the BAS condition are very similar to those observed previously and their evolution during the movement follows the same trend as in [37]. Furthermore, the great variability observed between participants in the BAS condition is a consequence of the morphological differences between participants as discussed in the existing theoretical studies [11], [29]. The results obtained with the ORT_T condition show that introducing a thermoformed orthosis, and thereby increasing the interaction area and length alone, does not necessarily reduce unwanted interaction efforts (see Table I). In particular, as the interaction area increases, the lever arms of interaction efforts also increase which generates higher interaction torques around $\mathbf{y_s}$ and $\mathbf{z_s}$. Therefore, the introduction of a thermoformed orthosis

© 2022 IEEE. Personal use is permitted, but republication/redistribution requires IEEE permission. See https://www.ieee.org/publications/rights/index.html for more information.

This article has been accepted for publication in IEEE Transactions on Human-Machine Systems. This is the author's version which has not been fully edited and content may change prior to final publication. Citation information: DOI 10.1109/THMS.2022.3175415

	Friction/Irritation	Pressure points	General comfort	Mobility	Motion Range
BAS vs ORT_R	$\mathbf{p < 0.001}$	$\mathbf{p < 0.01}$	$\mathbf{p < 0.01}$	$\mathbf{p < 0.001}$	$\mathbf{p < 0.001}$
ORT_T vs ORT_R	$\mathbf{p < 0.05}$	$\mathbf{p < 0.01}$	$p > 0.05$	$\mathbf{p < 0.01}$	$\mathbf{p < 0.05}$

Table IV: Levels of significance of post-hoc pairwise comparisons on average grades given by participants.

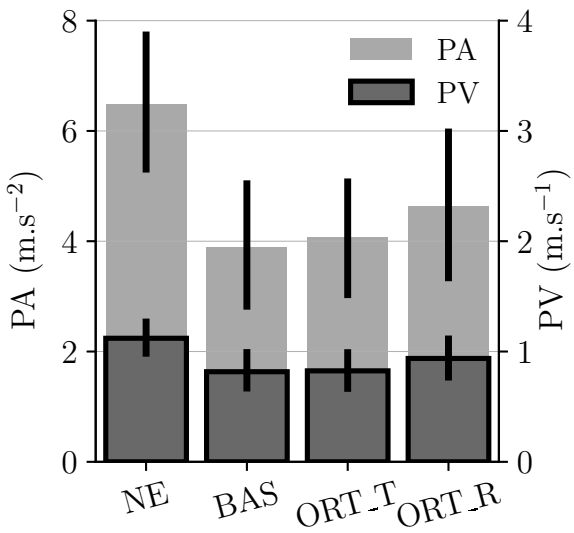


Figure 5: Averaged maximum acceleration and velocity values computed on all participants across all conditions. The repeated measurements ANOVA conducted on peak velocity (PV) was significant ($\mathbf{p < 0.001}$), as well as the one conducted on peak acceleration (PA) ($\mathbf{p < 0.001}$).

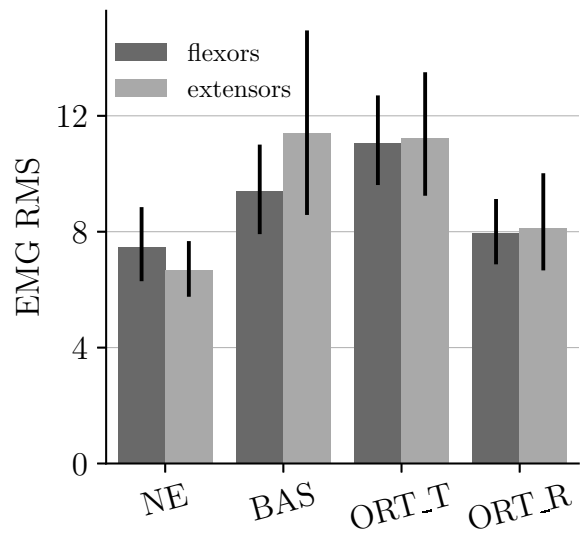


Figure 6: Repartition of the averaged RMS of EMG signals obtained for each condition. The repeated measurements ANOVA conducted on flexors RMS was significant ($\mathbf{p < 0.01}$), as well as the one conducted on extensors RMS ($\mathbf{p < 0.05}$).

alone generates significantly poorer interaction conditions in

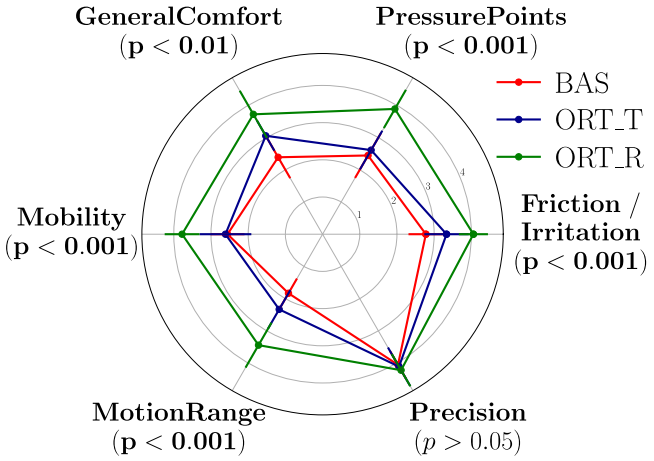


Figure 7: Averaged grades given by participants and level of significance of the repeated measurements ANOVAs.

terms of interaction efforts than a simple strap (see Table II). The introduction of two passive degrees of freedom allowed to significantly reduce these unwanted interaction torques. The obtained results also show that considering only a planar problem as in [29], [37] is not sufficient to minimize interaction torques around $\mathbf{z_s}$. Furthermore, introducing a rotation around $\mathbf{x_s}$ at the connection level, as in [11], might not be necessary in our framework, despite its necessity from a theoretical point of view. Indeed, the residual interaction torques around $\mathbf{x_s}$ were negligible across all the tested conditions and the ANOVA on their maxima was not significant (see Table I). Finally, the significant increases in maximal interaction forces (see Table I) along $\mathbf{z_s}$ (i.e. the axis considered in the exoskeleton control) with the ORT_T and the ORT_R physical interfaces relate to a problem known in the literature. These augmentations are probably due to the increase in inertia when adding a heavier thermoformed orthosis, which was discussed in [26]. This problem can be mitigated by introducing human movement prediction in the exoskeleton control [10]. The last remark that can be done on the interaction efforts is that even with a passive translation, the efforts along $\mathbf{x_s}$ are never completely canceled because of the weight of the moving part.

b) Effects on kinematics: One of the first results is the conservation of the global shape of the velocity and acceleration profiles across all the tested HEIs as illustrated in Figure 4. In particular, under the ORT_R condition, the participants' behavior is not significantly affected in terms of amplitude, PV, PA and $\mathrm{rt_{PD}}$. These observations are consistent with the low interaction efforts measured under this condition. On the contrary, the behaviors observed under the BAS and ORT_T conditions were significantly different from the one observed under the NE condition for all the tested parameters. The

© 2022 IEEE. Personal use is permitted, but republication/redistribution requires IEEE permission. See https://www.ieee.org/publications/rights/index.html for more information.

This article has been accepted for publication in IEEE Transactions on Human-Machine Systems. This is the author's version which has not been fully edited and content may change prior to final publication. Citation information: DOI 10.1109/THMS.2022.3175415

effects on PV and PA are probably due to a greater difficulty of movement in general with these two HEIs. Furthermore, the observed differences in terms of amplitude and $\mathrm{rt_{PD}}$ are correlated with the local increase in F_x with the BAS interface and the local increase in τ_y with the ORT_T interface observed around the upper target. Indeed, both the amplitude reduction and the $\mathrm{rt_{PD}}$ increase reflect that participants are confronted to an important resisting effort around the upper target. The participants seem to have integrated these resisting efforts in their motion planning as they use it to stop their movement (which is illustrated by the increase in $\mathrm{rt_{PD}}$). Eventually, the kinematic observations performed during the present study are coherent with the performed interaction efforts measurements as they suggest that the increase of the interaction area without the introduction of passive degrees of freedom can be counter productive. Indeed, the modifications observed in the shape of the acceleration profiles are higher, on average, than with a simple strap. Overall, the decrease in velocity observed with the BAS and ORT_T conditions is coherent with previous studies [13], [14], thereby demonstrating that a poorly conceived physical interface can cancel improvements obtained through the exoskeleton control [15], [16].

c) Effects on muscular activity: The RMS values given in Figure 6, and the corresponding statistics, show clear differences between conditions for both flexors and extensors activity. According to the averaged data, the BAS and ORT_T HEIs induce movements requiring more muscular activity, the ORT_T condition requiring even more flexors activity than the BAS condition. These variations further reinforce the previous observations as the ORT_R condition is the only condition under which participants produced the same amount of muscular activity to perform the movements. Furthermore, these increases in muscular activity occur for conditions that also decrease movement velocity as illustrated in Figure 5. These two results combined show a global deterioration of the movement quality under these two conditions.

The results obtained on the movement efficiency index [16] are coherent with the results obtained on flexors RMS and on PA. Indeed, the ORT_T HEI is the one inducing the less efficient movements and it was also the one requiring the largest amount of muscular activity with the lowest velocities. Therefore, the motion efficiency calculated for the ORT_T condition confirmed that an increase in the area of interaction without the inclusion of passive degrees of freedom significantly alters the human movement and is even worse than basic solutions such as straps. The absence of significant differences between the BAS and the ORT_R conditions in terms of movement efficiency might be due to the fact that the exoskeleton is geometrically adapted to certain participants (i.e. the BAS condition alters less these participants' movement). There is nevertheless a difference in the averaged RMS values that seems coherent with the effects observed on interaction efforts and kinematics. Furthermore, the averaged movement efficiency value obtained in the ORT_R condition is comparable with the best results obtained in previous works on transparency using this index [15].

Eventually, objective measurements show that an increase in the interaction area, coupled with the introduction of passive degrees of freedom, significantly improves the quality of the human-exoskeleton interaction. Indeed, with these mechanical solutions, participants performed movements closer to those performed in conditions without an exoskeleton. Nevertheless, these objective results do not allow to conclude that the participants' perception was also improved when using the developed physical interface.

d) Subjective feeling: The trend identified with the objective measurements is confirmed in the answers of the participants, indeed, the ORT_R HEI is significantly better rated by the participants on all the criteria, except subjective precision. What is more surprising is that, despite having the lowest efficiency and the highest energetic cost to move, participants still preferred the ORT_T HEI to the BAS HEI on average. Nevertheless, no significant differences are found between these two conditions. This suggests that the repartition of interaction efforts on a wider area is sufficient to compensate for the higher energetic cost, thereby confirming the importance of the interaction area in terms of perceived interaction quality [11]. Nevertheless, passive degrees of freedom should be included natively as much as possible in the design of future exoskeletons, despite the fact that their introduction complicates this design.

There are two main limitations in this study. The first is the lack of quantification of the impact of the HEI on more complex motions, which has not been accurately done in the literature either. The second is that it does not provide insight into the effect of multiple HEIs incorporating passive degrees of freedom used simultaneously. Future work could therefore focus on the implementation of several self-aligning HEIs simultaneously and their impact on human-exoskeleton interaction.

V. Conclusion

The present study provides a thorough analysis of the quality of human-exoskeleton interaction with respect to the physical interface used. This analysis led to the conclusion that increasing the interaction area is necessary to improve the interaction quality. Nevertheless, this increase should be contingent on the addition of passive degrees of freedom to allow a self-alignment of the physical interface. This is crucial to be able to exploit its benefits and enhance the overall human-exoskeleton interaction.

References

[1] R. Bogue, "Robotic exoskeletons: a review of recent progress," Industrial Robot: An International Journal, pp. 5–10, Jan. 2015.

[2] M. P. de Looze, T. Bosch, F. Krause, K. S. Stadler, and L. W. O'Sullivan, "Exoskeletons for industrial application and their potential effects on physical work load," Ergonomics, vol. 59, no. 5, pp. 671–681, May 2016.

[3] C. Latella, Y. Tirupachuri, L. Tagliapietra, L. R. andBenjamin Schirrmeister, J. Bornmann, D. Gorjan, J. a. Pauline Maurice, and L. Fritzsche, "Analysis of human whole-body joint torques duringoverhead work with a passive exoskeleton," IEEE Transactions on Human-Machine Systems, pp. 1–9, Dec. 2021.

[4] N. Sylla, V. Bonnet, F. Colledani, and P. Fraisse, "Ergonomic contribution of ABLE exoskeleton in automotive industry," International Journal of Industrial Ergonomics, vol. 44, no. 4, pp. 475–481, Jul. 2014.

[5] L. M. Mooney, E. J. Rouse, and H. M. Herr, "Autonomous exoskeleton reduces metabolic cost of human walking during load carriage," Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation, vol. 11, no. 1, p. 80, 2014.

© 2022 IEEE. Personal use is permitted, but republication/redistribution requires IEEE permission. See https://www.ieee.org/publications/rights/index.html for more information.

This article has been accepted for publication in IEEE Transactions on Human-Machine Systems. This is the author's version which has not been fully edited and content may change prior to final publication. Citation information: DOI 10.1109/THMS.2022.3175415

[6] J. Theurel, K. Desbrosses, T. Roux, and A. Savescu, "Physiological consequences of using an upper limb exoskeleton during manual handling tasks," Applied Ergonomics, vol. 67, pp. 211–217, 2018.

[7] T. Proietti, V. Crocher, A. Roby-Brami, and N. Jarrasse, "Upper-Limb Robotic Exoskeletons for Neurorehabilitation: A Review on Control Strategies," IEEE Reviews in Biomedical Engineering, vol. 9, pp. 4–14, 2016.

[8] E. Pirondini, M. Coscia, S. Marcheschi, G. Roas, F. Salsedo, A. Frisoli, M. Bergamasco, and S. Micera, "Evaluation of the effects of the Arm Light Exoskeleton on movement execution and muscle activities: a pilot study on healthy subjects," Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation, 2016.

[9] H. Kim, L. M. Miller, Z. Li, J. R. Roldan, and J. Rosen, "Admittance control of an upper limb exoskeleton - reduction of energy exchange," in 2012 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, aug 2012.

[10] N. Jarrasse, J. Paik, V. Pasqui, and G. Morel, "How can human motion prediction increase transparency?" IEEE International Conference on Robotics and Automation, pp. 2134–2139, May 2008.

[11] N. Jarrasse and G. Morel, "Connecting a Human Limb to an Exoskeleton," IEEE Transactions on Robotics, vol. 28, no. 3, pp. 697–709, Jun. 2012.

[12] A. Ajoudani, A. M. Zanchettin, S. Ivaldi, A. Albu-Schäffer, K. Kosuge, and O. Khatib, "Progress and prospects of the human-robot collaboration," Autonomous Robots, pp. 957–975, Oct. 2018.

[13] S. Bastide, N. Vignais, F. Geffard, and B. Berret, "Interacting with a "transparent" upper-limb exoskeleton: a human motor control approach," IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), pp. 4661–4666, 2018.

[14] N. Jarrassé, M. Tagliabue, J. V. G. Robertson, A. Maiza, V. Crocher, A. Roby-Brami, and G. Morel, "A Methodology to Quantify Alterations in Human Upper Limb Movement During Co-Manipulation With an Exoskeleton," IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, vol. 18, no. 4, pp. 389–397, Aug. 2010.

[15] D. Verdel, S. Bastide, O. Bruneau, B. Berret, and N. Vignais, "Improving and quantifying the transparency of an upper-limb robotic exoskeleton with a force sensor and electromyographic measures," 46ème Congrès Société Biomécanique, Computer Methods in Biomechanics and Biomedical Engineering, vol. 24:sup1, pp. 261–263, 2021.

[16] D. Verdel, S. Bastide, N. Vignais, O. Bruneau, and B. Berret, "An identification-based method improving the transparency of a robotic upper-limb exoskeleton," Robotica, vol. 39, no. 9, pp. 1711–1728, 2021.

[17] G. Ercolini, E. Trigili, A. Baldoni Simona Crea, and N. Vitiello, "A novel generation of ergonomic upper-limb wearable robots: design challenges and solutions," Robotica, pp. 2056–2072, Nov. 2018.

[18] D. Martelli, F. Vannetti, M. Cortese, P. Tropea, G. Francesco, S. Micera, V. Monaco, and N. Vitiello, "The effects on biomechanics of walking and balance recovery in a novel pelvis exoskeleton during zero-torque control," Robotica, vol. 32, no. 08, pp. 1317–1330, Jun. 2014.

[19] M. Xiloyannis, D. Chiaradia, A. Frisoli, and L. Masia, "Physiological and kinematic effects of a soft exosuit on arm movements," Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation, vol. 16, no. 1, p. 29, Feb. 2019.

[20] B. Berret, C. Castanier, S. Bastide, and T. Deroche, "Vigour of self-paced reaching movement: cost of time and individual traits," Scientific Reports, 2018.

[21] J. Gaveau, B. Berret, D. E. Angelaki, and C. Papaxanthis, "Direction-dependent arm kinematics reveal optimal integration of gravity cues," eLife, vol. 5, pp. 1–17, Nov. 2016.

[22] R. Gentili, V. Cahouet, and C. Papaxanthis, "Motor planning of arm movements is direction-dependent in the gravity field," Neuroscience, vol. 1, no. 145, pp. 20–32, 2007.

[23] O. Baser and E. I. Konukseven, "Utilization of motor current based torque feedback to improve the transparency of haptic interfaces," Mechanism and Machine Theory, vol. 52, pp. 78–93, jun 2012.

[24] P. Garrec, "Screw and Cable Acutators (SCS) and Their Applications to Force Feedback Teleoperation, Exoskeleton and Anthropomorphic Robotics," Robotics Current and Future Challenges, pp. 167–191, 2010.

[25] P. Garrec, J. P. Friconneau, Y. Méasson, and Y. Perrot, "ABLE, an Innovative Transparent Exoskeleton for the Upper-Limb," IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), pp. 1483–1488, Sep. 2008.

[26] R. Mallat, M. Khalil, G. Venture, V. Bonnet, and S. Mohammed, "Human-exoskeleton joint misalignment: a systematic review," in 2019 Fifth International Conference on Advances in Biomedical Engineering (ICABME). IEEE, oct 2019.

[27] N. Neckel, W. Wisman, and J. Hidler, "Limb alignment and kinematics inside a lokomat robotic orthosis," in 2006 International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, 2006, pp. 2698–2701.

[28] A. Schiele and F. C. T. van der Helm, "Kinematic design to improve ergonomics in human machine interaction," IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, vol. 14, no. 4, pp. 456–469, dec 2006.

[29] A. Schiele, "An explicit model to predict and interpret constraint force creation in pHRI with exoskeletons," in 2008 IEEE International Conference on Robotics and Automation, may 2008.

[30] S. V. Sarkisian, M. K. Ishmael, and T. Lenzi, "Self-aligning mechanism improves comfort and performance with a powered knee exoskeleton," IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, vol. 29, pp. 629–640, 2021.

[31] Y. Niu, Z. Song, and J. S. Dai, "Design of the planar compliant five-bar mechanism for self-aligning knee exoskeleton," in 2018 International Conference on Reconfigurable Mechanisms and Robots (ReMAR). IEEE, jun 2018.

[32] K. Junius, N. Lefeber, E. Swinnen, B. Vanderborght, and D. Lefeber, "Metabolic effects induced by a kinematically compatible hip exoskeleton during STS," IEEE Transactions on Biomedical Engineering, vol. 65, no. 6, pp. 1399–1409, jun 2018.

[33] A. S. Koopman, M. Näf, S. J. Baltrusch, I. Kingma, C. Rodriguez-Guerrero, J. Babič, M. P. de Looze, and J. H. van Dieën, "Biomechanical evaluation of a new passive back support exoskeleton," Journal of Biomechanics, vol. 105, p. 109795, may 2020.

[34] J. Beil, C. Marquardt, and T. Asfour, "Self-aligning exoskeleton hip joint: Kinematic design with five revolute, three prismatic and one ball joint," in 2017 International Conference on Rehabilitation Robotics (ICORR), jul 2017.

[35] A. H. A. Stienen, E. E. G. Hekman, F. C. T. van der Helm, and H. van der Kooij, "Self-aligning exoskeleton axes through decoupling of joint rotations and translations," IEEE Transactions on Robotics, vol. 25, no. 3, pp. 628–633, 2009.

[36] A. S. Niyetkaliyev, S. Hussain, M. H. Ghayesh, and G. Alici, "Review on design and control aspects of robotic shoulder rehabilitation orthoses," IEEE Transactions on Human-Machine Systems, vol. 47, no. 6, pp. 1134–1145, dec 2017.

[37] A. Schiele and F. C. T. van der Helm, "Influence of attachment pressure and kinematic configuration on pHRI with wearable robots," Applied Bionics and Biomechanics, vol. 6, no. 2, pp. 157–173, 2009.

[38] A. Ericson, A. Arndt, A. Stark, P. Wretenberg, and A. Lundberg, "Variation in the position and orientation of the elbow flexion axis," The Journal of Bone and Joint Surgery. British volume, vol. 85-B, no. 4, pp. 538–544, may 2003.

[39] World Medical Association., "World Medical Association Declaration of Helsinki. Ethical principles for medical research involving human subjects," Bulletin of the World Health Organization, vol. 79, no. 4, pp. 373–374, 2001.

[40] D. Verdel, S. Bastide, N. Vignais, O. Bruneau, and B. Berret, "Human weight compensation with a backdrivable upper-limb exoskeleton: identification and control," Frontiers in Bioengineering and Biotechnology, vol. 9, jan 2022.

[41] H. J. Hermens, R. Research, and B. V. Development, Eds., European recommendations for surface ElectroMyoGraphy: results of the SENIAM project, ser. SENIAM. Roessingh Research and Development, 1999, no. 8.

[42] S. G. Hart and L. E. Staveland, "Development of NASA-TLX (task load index): results of empirical and theoretical research," in Advances in Psychology. Elsevier, 1988, pp. 139–183.

[43] P. Maurice, J. Camernik, D. Gorjan, B. Schirrmeister, J. Bornmann, L. Tagliapietra, C. Latella, D. Pucci, L. Fritzsche, S. Ivaldi, and J. Babic, "Objective and subjective effects of a passive exoskeleton on overhead work," IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, vol. 28, no. 1, pp. 152–164, jan 2020.

[44] 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, vol. 14, no. 3, pp. 389–399, Jun. 2004.

[45] J. D. Cooke and S. H. Brown, "Movement-related phasic muscle activation: III. The duration of phasic agonist activity initiating movement," Experimental Brain Research, vol. 99, no. 3, pp. 473–482, 1994.

[46] C. Papaxanthis, T. Pozzo, and M. Schieppati, "Trajectories of arm pointing movements on the sagittal plane vary with both direction and speed," Experimental Brain Research, vol. 148, no. 4, pp. 498–503, 2003.

[47] R. Vallat, "Pingouin: statistics in python," Journal of Open Source Software, vol. 3, no. 31, p. 1026, nov 2018.

© 2022 IEEE. Personal use is permitted, but republication/redistribution requires IEEE permission. See https://www.ieee.org/publications/rights/index.html for more information.

7 - Conception et évaluation d'une commande antigravitaire dynamique

Dans cette dernière Section de conception des outils robotiques ensuite utilisés pour étudier le contrôle moteur humain, nous présentons les travaux menés sur la commande antigravitaire dynamique. D'abord, un modèle de compensation du poids tenant compte des défauts d'alignement articulaires est introduit et évalué en termes d'erreur d'identification. Ensuite, nous présentons une loi de contrôle incluant une boucle de rétroaction, basée sur les mesures du capteur d'efforts introduit au niveau de l'attache du poignet, et des termes prédictifs basés sur une analyse de l'erreur au sein d'une population. Cette loi de contrôle est ensuite évaluée sur la base des erreurs de suivi du modèle de compensation du poids, de l'évolution de la cinématique du mouvement par rapport au mode transparent précédemment implémenté [424] et de mesures d'activités musculaires.

Nos différentes évaluations mettent en exergue l'impact des défauts d'alignement articulaires sur le poids humain à compenser par l'exosquelette. Par ailleurs, nous montrons que l'introduction de termes prédictifs, basés sur des analyses d'erreurs au sein de la population, permettent d'améliorer significativement la qualité du suivi du modèle de compensation du poids en termes d'efforts d'interaction. Nous présentons ci-dessous la publication associée à ces travaux.

Publication associée :

Verdel D., Bastide S., Vignais N., Bruneau O. and Berret B. Human Weight Compensation With a Backdrivable Upper-Limb Exoskeleton : Identification and Control. *Frontiers in Bioengineering and Biotechnology* 9, pp. 1–16, Jan. 2022. doi : 10.3389/fbioe.2021.796864

frontiers in Bioengineering and Biotechnology

ORIGINAL RESEARCH
published: 13 January 2022
doi: 10.3389/fbioe.2021.796864

Human Weight Compensation With a Backdrivable Upper-Limb Exoskeleton: Identification and Control

Dorian Verdel [1,2†], Simon Bastide [1,2†], Nicolas Vignais [1,2], Olivier Bruneau [3] and Bastien Berret [1,2,4]*

[1]CIAMS, Sport Sciences Department, Université Paris-Saclay, Orsay, France, [2]CIAMS, Université d'Orléans, Orléans, France, [3]LURPA, Mechanical Engineering Department, ENS Paris-Saclay, Cachan, France, [4]Institut Universitaire de France, Paris, France

Active exoskeletons are promising devices for improving rehabilitation procedures in patients and preventing musculoskeletal disorders in workers. In particular, exoskeletons implementing human limb's weight support are interesting to restore some mobility in patients with muscle weakness and help in occupational load carrying tasks. The present study aims at improving weight support of the upper limb by providing a weight model considering joint misalignments and a control law including feedforward terms learned from a prior population-based analysis. Three experiments, for design and validation purposes, are conducted on a total of 65 participants who performed posture maintenance and elbow flexion/extension movements. The introduction of joint misalignments in the weight support model significantly reduced the model errors, in terms of weight estimation, and enhanced the estimation reliability. The introduced control architecture reduced model tracking errors regardless of the condition. Weight support significantly decreased the activity of antigravity muscles, as expected, but increased the activity of elbow extensors because gravity is usually exploited by humans to accelerate a limb downwards. These findings suggest that an adaptive weight support controller could be envisioned to further minimize human effort in certain applications.

Keywords: weight support, rehabilitation robotics, joints misalignments, feed-forward control, human parameters identification, human/exoskeleton interaction

OPEN ACCESS

Edited by:
Ramana Vinjamuri, University of Maryland, United States

Reviewed by:
Emilia Scalona, National Research Council (CNR), Italy
Antonio Frisoli, Sant'Anna School of Advanced Studies, Italy

****Correspondence:***
Dorian Verdel
dorian.verdel@universite-paris-saclay.fr

†These authors have contributed equally to this work

Specialty section:
This article was submitted to Bionics and Biomimetics, a section of the journal Frontiers in Bioengineering and Biotechnology

Received: *17 October 2021*
Accepted: *13 December 2021*
Published: *13 January 2022*

Citation:
Verdel D, Bastide S, Vignais N, Bruneau O and Berret B (2022) Human Weight Compensation With a Backdrivable Upper-Limb Exoskeleton: Identification and Control. Front. Bioeng. Biotechnol. 9:796864. doi: 10.3389/fbioe.2021.796864

1 INTRODUCTION

Active exoskeletons are promising devices in many areas and their potential benefits in various applications have been extensively studied in the past decades. In particular, active exoskeletons have been tested as a solution to improve rehabilitation processes in stroke patients (Frisoli et al., 2007; Pons, 2010; Frisoli et al., 2012; Tan et al., 2020). They are expected to help patients to recover more quickly and more permanently their motor functions due to the advantage offered by robotics such as reliability and repeatability (Huang and Krakauer, 2009). Because of their versatility, active exoskeletons can even be used to help disabled people to perform daily living activities such as walking (Benabid et al., 2012; Mooney et al., 2014; Huo et al., 2019). Furthermore, benefits in terms of reducing fatigue (Mooney et al., 2014; Young et al., 2017) and preventing musculoskeletal disorders at work are expected (Sylla et al., 2014; Bogue, 2015; de Looze et al., 2016). All these applications are conditioned by several critical functionalities including transparency (Ajoudani et al., 2018) and the

ability to compensate for the user's weight (Just et al., 2020). Transparency is the ability of an exoskeleton to influence human movement as little as possible when worn (Proietti et al., 2016) and has already been extensively studied (Jarrasse et al., 2008; Jarrasse and Morel, 2012; Pirondini et al., 2016; Bastide et al., 2018; Verdel et al., 2021b). It is for instance critical at the end of a rehabilitation process to ensure that the robot will not lead the user to adopt abnormal motor patterns. Furthermore, transparency is a prerequisite for successful integration in a workstation where the worker does not need permanent assistance. Weight support (WS) has received less attention but can be defined as the fact of compensating both the exoskeleton dynamics (i.e., being transparent) and the weight of the human body segments. Having a robot carrying the human segments is useful to relieve the user from the strong constraints and efforts imposed by gravity and to ease its movements. This function can be very helpful for patients with muscle weakness and critical to rehabilitation protocols as it can substantially increase their motor repertoire (Prange et al., 2006; Frisoli et al., 2007; Frisoli et al., 2012; Just et al., 2020). We note that WS has also been used in lifting and carrying tasks in the industrial context in order to decrease the occurrence of musculoskeletal disorders in workers (Theurel et al., 2018; Treussart et al., 2020). In any case, the goal is to reduce the user's muscular efforts related to gravity. Besides studies restricted to the horizontal plane (Tyryshkin et al., 2014; Otaka et al., 2015; Mochizuki et al., 2019), control strategies for WS in general movements and their impact on the human motion have been rarely studied for the upper limb, except in the case of the hand (Carson et al., 2009; Oytam et al., 2010) (see related works in **Section 1.2** for details). Indeed, active WS requires building a weight compensation model that includes the estimation of various parameters such as segment mass and location of its center of gravity, which is a long-standing anthropometric issue (Hatze, 2005) (see related works in **Section 1.1** for details). Therefore, designing accurate models and protocols for the *in situ* identification of human masses is the first step towards achieving generic WS. Designing efficient control laws is the second step to track the identified weight model during dynamic movements. These two steps are crucial towards an easier integration of exoskeletons with effective WS functionality.

1.1 Human Segments Identification

In the seminal work of Chandler et al, the inertial properties of human body segments was estimated from six male cadavers (mean age 54). These data led to the creation of anthropometric tables such as De Leva tables (de Leva, 1996a; de Leva, 1996b) and Winter tables (Winter, 1990). Nevertheless, these tables are notoriously inaccurate and are not adapted to design a personalized compensation. Other methods such as X-rays and tomography analysis have led to better results (Hatze, 2005) but are not satisfying in terms of material as they require heavy devices irradiating the participants. Non-invasive approaches based on motion capture analysis emerged with this technology, allowing precise identification of body geometry (Todorov, 2007). Motion capture-based identification techniques were developed to provide results on inertial parameters (Venture et al., 2008; Jovic et al., 2016), viscoelastic parameters (Venture et al., 2007) and can be applied in real-time (Venture et al., 2009; Ayusawa et al., 2011) during optimal movements in the identification sense (Bonnet et al., 2016). Most of these experiments were conducted on relaxed (i.e., passive) participants, which was verified by means of electromyographic (EMG) measures. All these techniques still present the major disadvantage of requiring a special room equipped with motion capture technology, which few hospitals and companies can afford. An alternative way to identify human parameters would be an *in situ* identification using exoskeleton data (such as kinematic or force/torque (FT) measures) and, therefore, avoiding the use of external measurement tools. Fewer studies have been conducted in this perspective. The upper-limb masses identification was carried out with different methods (Just et al., 2017; Just et al., 2020) suggesting that the most efficient method is to identify the vertical force generated by the segment when the human is completely relaxed, as during certain experiments based on motion capture techniques. This idea of *in situ* identification was also developed for lower limbs (Hwang and Jeon, 2015). The force measurement is, in these experiments, either obtained from FT sensors placed at the level of the connection between the human and the robot or from torque sensors placed at the joints of the robot. The main limitation of these studies was the fact that joint misalignments (JM) between the user and the exoskeleton were not considered. Indeed, these misalignments have an impact on the interaction efforts between the user and the exoskeleton (Jarrasse and Morel, 2012). Therefore, they can lead to under or over compensation of weight because of an erroneous identification of the human segment mass. As a consequence, the present paper focuses on introducing a general model of weight taking into account JM for a limb with the objective to generate more accurate compensations.

1.2 Weight Model Tracking

The second step to achieve an accurate WS is to carefully follow the identified weight model. As previously introduced, WS is a necessary step in many functional rehabilitation processes (Prange et al., 2006; Frisoli et al., 2007; Frisoli et al., 2012). Therefore, its effect have been studied on disabled patients and healthy participants often using passive systems (Prange et al., 2009b; Perry et al., 2017; Puchinger et al., 2018; Hull et al., 2020; Perry et al., 2021). These investigations were oriented towards the analysis of muscle activities and workspace in different configurations. In the horizontal plane (F. Beer et al., 2007), in the sagittal plane (Prange et al., 2009a; Prange et al., 2009b; Perry et al., 2021) and during three-dimensional movements (Coscia et al., 2014; Puchinger et al., 2018; Runnalls et al., 2019; Hull et al., 2020), a global decrease of electromyographic (EMG) activities and an increase in the number of muscular synergies were observed. Moreover, an increase in the workspace of disabled patient was also reported. Nevertheless, these findings did not address the problem of compensating weight with an active device in the vertical plane. In fact, few studies considered this problem. As

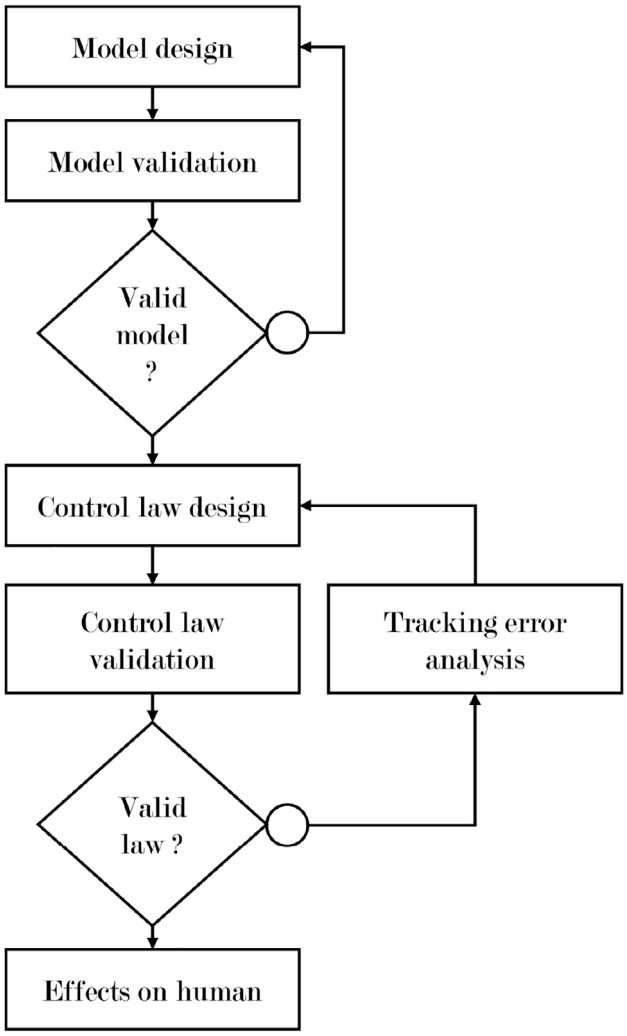


FIGURE 1 | Applied methodology.

previously mentioned, it was discussed for rhythmic hand movements (Carson et al., 2009; Oytam et al., 2010) using box Jenkins models for motors in order to analyze the stability of human movements under different conditions. Some studies about upper-limb WS with active exoskeletons such as (Just et al., 2017; Just et al., 2020) described different compensation methods but did not focus on the associated design of an accurate control law. Furthermore, these studies either considered lightweight limbs as hands or dealt with movements performed in horizontal plane that induce a constant weight torque. WS could even be obtained natively in the horizontal plane without dedicated control with the KinArm exoskeleton (Tyryshkin et al., 2014; Otaka et al., 2015; Mochizuki et al., 2019). In these cases, only a partial movement set generating few variations in weight torque is considered, which does not induce the problems that occur in more general settings. As a consequence, the present paper will focus on problem of WS for an arm moving in the sagittal plane as this will generate substantial variations in gravitational torques. The objectives are thus to 1) build an accurate weight compensation model *in situ* for each participant considering JM and 2) design a WS control law that follows this model despite variations of gravitational torques during motion in the vertical plane.

Considering these two main objectives, the general methodology applied in the present study is presented in **Figure 1**, and the rest of this paper is organized as follows. In **Section 2.1** a weight model and its identification procedure are presented. Then, in **Section 2.2**, the construction of the weight compensation control law is described and some successive solutions are proposed. In **Section 2.3** a validation task allowing to compare the different solutions and validate the control law's design methodology is described. All the experimental results are presented in **Section 3** and discussed in **Section 4**.

2 MATERIALS AND METHODS

2.1 Weight Model With Joint Misalignments and Identification

2.1.1 General Case

The first step to build a WS control is to identify precisely the mass of the limb used in the movement. Given the fact that JM between the exoskeleton and the user are inevitable (Jarrasse and Morel, 2012), these misalignments must be identified to build a homogeneous weight compensation. This has not yet been explored in previous weight compensation studies as the assumption of perfect alignment between the user and the exoskeleton is often implicitly made. In the general case, misalignments between a human segment and an exoskeleton link can be described by three rotations and three translations as presented in **Figure 2A**.

In the case of spatial motions, the first step of the proposed model is to define a set of vertical planes containing the robot segments according to $\boldsymbol{\phi_r}$ (the joint coordinate vector of the robot). The successive projections of the human limb in these different planes make it possible to define a vector $\boldsymbol{\phi_h}(\boldsymbol{\phi_r})$ containing the different JM to be identified. Then, if the robot is composed of revolute joints, which is commonly the case in upper-limb exoskeletons, e.g., see (Frisoli et al., 2007; Garrec et al., 2008; Gopura et al., 2016; Brygo et al., 2017; Ercolini et al., 2018), a last transformation $R_{rh,i}(\mathbf{x_{ri}}, \boldsymbol{\phi_r})$ (i.e., a rotation depending on $\boldsymbol{\phi_r}$ around the axis $\mathbf{x_{ri}}$ which supports the ith segment) must be applied to compute the component of the human weight torque that is kinematically compatible with the ith joint. The detailed description of the proposed model is available in **Supplementary Appendix A1.1** for one human and one robot limb. It should be noted that the identification process also requires appropriate FT sensors.

As this reduction of the problem to planar problems is always possible by projecting $\mathbf{x_h}$ (i.e., the vector supporting the human limb as described in **Figure 2A**) in the defined vertical planes, the rest of the present study will focus on planar human movements in the sagittal plane. More precisely, we will focus on accurately identifying and compensating the weight of a human forearm and hand in the sagittal plane during goal-directed movements.

2.1.2 Sagittal Plane Case Study

In the present study, a modified ABLE exoskeleton is used (see **Section 2.3.1** for detailed presentation). This exoskeleton is modified to be as compliant as possible in terms of connection to the user. More specifically, residual torques and forces due to position and orientation errors between the exoskeleton and the user are removed by a ball joint coupled to a prismatic joint (i.e., a slider on a rail), which aims at improving the quality of the interaction in terms of comfort. These modifications imply that measures of the FT sensor along $\mathbf{x_r}$ are not exploitable. Therefore, our WS control can only rely on the local normal measure of the sensor along $\mathbf{y_r}$ in this case study which is a slight difference with the method proposed in (Just et al., 2020). In this situation, the rotation previously defined by ϕ_r is directly equal to the rotation induced by a robot motor, therefore we have $\phi_r = q$, where q is the angular position of the robot elbow. The weight model (i.e., the evolution of the weight torque τ_h with regard to q, the angular position of the robot with a horizontal reference) that should be identified is a particular case of Eq. 18 and is described in **Equation 1**,

$$\begin{aligned}\tau_h &= \left(x_g \mathbf{x_h} \times \mathbf{W_h}\right) \cdot \mathbf{z_0} \\ &= -m_{f,h} g x_g \cos\left(q + \phi_h(q)\right)\end{aligned} \tag{1}$$

where τ_h is computed under the assumption that the center of mass of the human segment is on the axis (O_h, $\mathbf{x_h}$) (as in (Just et al., 2020)), $m_{f,h}$ is the addition of the masses of the forearm, the hand of the user and the connection to the robot that must be identified, x_g is the center of mass position in the human frame, q is the angular position of the robot elbow (measured by incremental encoders) and $\phi_h(q)$ is the misalignment between the robot and the user forearm segments that must be identified. The resulting force interaction model that must be applied by the robot to compensate for the weight is obtained through equilibrium of torques and described in **Eq. 2** by

$$F = m_{f,h} \frac{x_g}{l_i} g \frac{\cos\left(q + \phi_h(q)\right)}{\cos\left(\phi_h(q)\right)} \tag{2}$$

where F is the opposite of the normal interaction force measured by the FT sensor and l_i is the distance between the human elbow and the interaction point along $\mathbf{x_h}$. As the physical interface with the robot completely envelopes the human forearm, the interaction point is modeled as a point belonging to the axis (O_h, $\mathbf{x_h}$). Note that this interaction force model is only valid for static situations where inertial and viscous terms and human muscles activation does not exist or is negligible. As a consequence, this model can only be identified on static positions of the robot and with a relaxed user as it is often the case when trying to compensate for weight (Hwang and Jeon, 2015; Just et al., 2017; Just et al., 2020). It is interesting to note that using a force equilibrium seems to be inappropriate in this situation. Indeed, it would require to neglect the interactions at the level of the human joint to solve the problem, which amounts to use a classical weight model without JM.

By design, the torque at the robot elbow joint resulting from this weight compensation model is equal to the interaction force of **Eq. 2** multiplied by the lever arm between the robot elbow joint center O_r and the direction of this force, which corresponds to the distance between O_r and the slider (see **Figure 2B**). This is described by **Equation 3**,

$$\begin{aligned}\tau_i &= lF \\ &= l m_{f,h} \frac{x_g}{l_i} g \frac{\cos\left(q + \phi_h(q)\right)}{\cos\left(\phi_h(q)\right)}\end{aligned} \tag{3}$$

where τ_i is the resulting interaction torque to apply for weight compensation and l is the distance between O_r and the slider.

2.1.3 Model Without JM

For comparison purposes, the model without JM is defined below. As JM are described by ϕ_h in our framework, the case $\phi_h \triangleq 0$ corresponds to a model without JM and is described by **Equation 4**,

$$\tau_{i,wjm} = l m_{f,h} \frac{x_g}{l_i} g \cos(q) \tag{4}$$

where $\tau_{i,wjm}$ is the torque to apply to compensate for weight without JM.

2.1.4 Optimization Problem

The one degree of freedom weight model presented in **Eq. 2** can be adapted to formulate an optimization problem in the least squares sense. In the rest of the present study, only a zero-order approximation of $\phi_h(q)$ (i.e., $\phi_h(q) \approx \phi_h$) is considered as experiments tends to show that this approximation is reasonable on our tested movement ranges (see **Section 3.1**). This approximation might not hold for movements of large amplitude (typically for $\phi_h + q > 40^\circ$ and $\phi_h + q < -60^\circ$ in our case). This is not a problem for the future generalization as a more complex model of $\phi_h(q)$ could be identified through experiment. The resulting optimization problem is presented in **Equation 5**,

$$\begin{pmatrix} \hat{m}_{eq,h} \\ \hat{\phi}_h \end{pmatrix} = \underset{m_{eq,h},\phi_h}{\operatorname{argmin}} \left(F - m_{eq,h} g \frac{\cos\left(q + \phi_h\right)}{\cos\left(\phi_h\right)} \right)^2 \tag{5}$$

where $\hat{m}_{eq,h}$ and $\hat{\phi}_h$ are the estimated values of $m_{eq,h}$ and ϕ_h, respectively, and $m_{eq,h} = m_{f,h} x_g / l_i$. In order to accurately estimate these two values, as many measures of F and q as possible must be collected for each participant during a static and passive experiment. Therefore, the identification procedure detailed below is carried out.

2.1.5 Participants

The evaluation of the present approach was performed with 17 healthy right-handed participants. Basic anthropometric characteristics of the participants were as follows: 7 females, 10 males, mean weight 70.7 ± 9.7 kg, mean height 176 ± 7.8 cm, mean age 24 ± 4.9 years old, mean forearm length 25.5 ± 1.4 cm and mean hand length 18.6 ± 1.3 cm. It should be noted that limb lengths were measured approximately with a measuring tape. Therefore, results in terms of limb length are not exploitable as relevant anthropometric data but still allow us to have a first approximation of the population on which the control laws have been tested. A written informed consent was given by each participant as required by Helsinki declaration (World Medical Association, 2001). The experimental protocol was

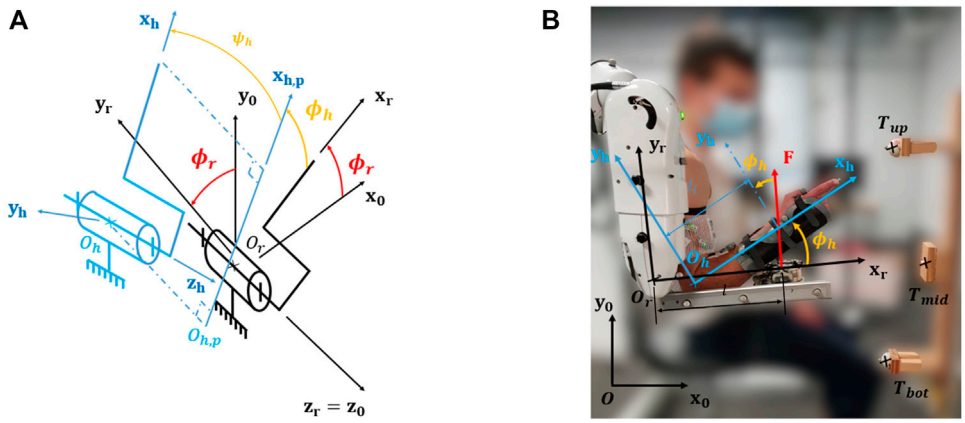


FIGURE 2 | Misalignments between human and exoskeleton. **(A)** General situation. **(B)** Sagittal plane case study.

approved by the ethical committee for research (Université Paris-Saclay, 2017-34). The written consent and the approval of the protocol were also obtained for all the experiments presented in the rest of the present paper.

2.1.6 Identification Protocol

As stated previously, the identification of the human arm's parameters is performed under static conditions and with the participant being as passive as possible. Participants were placed with their shoulder at the intersection of the first three joints of ABLE. They were connected to ABLE at the level of their forearm and arm (see **Section 2.3** for details). Participants were asked to relax while the elbow joint of the robot moved slowly between 20 positions equally spread across its whole work-space: $[-85.94°, 39.53°]$. Each position was statically maintained during 5 s. Measures from electromyographic (EMG) sensors were used to check in real-time that the participant was relaxed. Angular positions of the robot and interaction forces were measured at 1 kHz. The resolution of the optimization problem presented in **Eq. 5** was then carried out using the "lsqnonlin" function from the "Optimization Toolbox" of Matlab©. For comparison purposes, the same optimization was carried out with $\phi_h \triangleq 0$ (only the observed mass was identified in this case).

After identification of the model, the mean absolute error (MAE) between predictions and measures was computed for each subject and both models (with and without JM) as expressed in **Equation 6**

$$MAE = \frac{1}{N}\sum \mid \hat{F}(q, \phi_h) - F \mid \tag{6}$$

where N is the number of samples, $\hat{F}(q, \phi_h)$ is the predicted force resulting from model identification and F is the measured force.

A pairwise t-test comparison was then conducted between the two sets of errors using the Pingouin package (Vallat, 2018). The significance level was fixed at $p < 0.05$.

2.1.7 Adjustable Compensation

The WS level can be adjusted easily by adjusting the model presented in **Eq. 3**. Indeed, adding a real coefficient to the weight model allows to choose directly the level of the desired compensation. The modified model is expressed in **Equation 7**,

$$\tau_i = \alpha l m_{eq,h} g \frac{\cos(q + \phi_h)}{\cos(\phi_h)} \tag{7}$$

where α is the introduced coefficient. For example, during the course of rehabilitation, α can be varied between 1 (for a complete WS) and 0 (for a transparent behavior at the end of a therapy). It should be noted that the human parameters must be identified before changing the compensation level.

Achieving an effective WS requires the ability to accurately track the model defined in **Eq. 3**, which will be the main focus of the rest of **Section 2**.

2.2 Weight Support Control Laws

This section describes the off-line construction of a general WS control law based on compensation errors observed during experiments. In other terms, the underlying learning process necessary to design the control laws is described in the current section.

2.2.1 Initial Force Feedback Control Law

All the control laws used in the present study are based on an accurate compensation of the robot dynamics. This compensation is based on the methods described in (Verdel et al., 2021b). Over this dynamic compensation of the robot, the FT sensor is used to build a feedback control based on the normal interaction forces with the user (Verdel et al., 2021a). In classical approaches, the control is often assured by a partial or complete Proportional Integral Derivative (PID) corrector. The parameters of this type of corrector are system-dependent and task-dependent. In our case a PI corrector was implemented as the derivative coefficient generated instabilities. The control law resulting from the classical PI approach is described by **Equation 8**,

$$\tau_{ctrl} = K_p(\hat{\tau}_i(q, \phi_h) - \tau_i) + K_i \int_0^t (\hat{\tau}_i(q, \phi_h) - \tau_i)dt + \hat{\tau}_{comp}(\ddot{q}, \dot{q}, q) \tag{8}$$

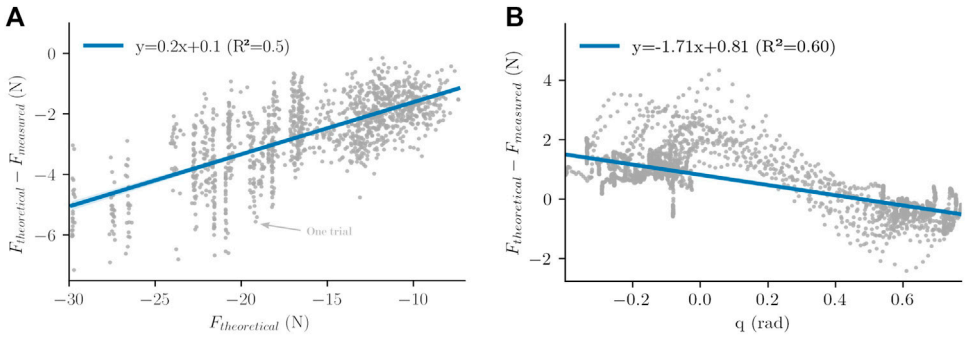


FIGURE 3 | Mean linear models extracted from experiments. **(A)** Interaction force versus theoretical force and mean linear behavior. **(B)** Interaction force versus angular position and mean linear behavior.

where τ_{ctrl} is the control torque to apply at the elbow joint of the robot, $\hat{\tau}_i(q, \phi_h)$ is the estimated WS control torque resulting from **Eq. 3**, τ_i is the measured interaction torque resulting from FT sensor measurements and $\hat{\tau}_{comp}(\ddot{q}, \dot{q}, q)$ is the estimated compensation of the robot dynamics based on the model presented in (Verdel et al., 2021b) and in **Eq. 9**. This model is dependent on $\ddot{q}$ (respectively $\dot{q}$ and q) the angular acceleration (respectively angular velocity and position) of the elbow joint. The angular velocity and acceleration are estimated by numerical differentiation of the angular positions of the robot. The angular acceleration thereby estimated is too noisy to be used in the exoskeleton control, therefore, inertial terms are not taken into consideration in the dynamic compensation. The control scheme describing this behavior is presented in **Figure 4** in black. This law will be called BC (for Basic Compensation) in the rest of the present paper. The compensation of robot dynamics is described by **Equation 9**,

$$\hat{\tau}_{comp}(\ddot{q}, \dot{q}, q) = \hat{\mathcal{M}}(q)\ddot{q} + \hat{\mathcal{C}}(q, \dot{q}) + \hat{\mathcal{G}}(q) + sign(\dot{q})\hat{\tau}_C + \hat{\nu}\dot{q} \quad (9)$$

where $\hat{\mathcal{M}}(q)$ is the estimated inertia of the segment, $\hat{\mathcal{C}}(q, \dot{q})$ is the estimated Coriolis/centrifugal efforts, $\hat{\mathcal{G}}(q)$ is the estimated gravitational torque induced by the robot weight, $\hat{\tau}_C$ is the estimated Coulomb dry friction torque, $\hat{\nu}$ is the estimated viscous friction coefficient and $\hat{\tau}_{comp}$ is the estimated motor torque of the robot used to compensate for the robot dynamics.

2.2.2 Feedforward Term Dependent on Theoretical Interaction Force

As it will be seen in the results, the initial force-feedback control law was insufficient to ensure an efficient tracking of the theoretical model during vertical arm movements (see **Section 3.2** for details). The analysis of measured interaction forces during experiments with this classical approach allowed us to uncover that model tracking errors depended on the magnitude of the theoretical force with an affine trend (see **Figure 3A**).

This trend revealed by the experiments allows to add a feedforward term to the previous control law, based on a linear model extracted from errors analysis. This term is defined by **Eq. 10** as follows:

$$\tau_{FF,\tau} = K_{FF,\tau}\hat{\tau}_i(q, \phi_h) + \tau_{FF,\tau 0} \quad (10)$$

where $\tau_{FF,\tau}$ is the feedforward torque added to the control law presented in **Eq. 8**, $K_{FF,\tau}$ is the slope of the identified linear model of **Figure 3A**, $\hat{\tau}_i(q, \phi_h)$ is the theoretical torque resulting from **Eq. 1** and $\tau_{FF,\tau 0}$ is the Y-intercept of the identified linear model of **Figure 3A** multiplied by l. The approach consists in learning the error behavior across trials and participants to improve the overall WS quality, by adding this linear model as a feedforward torque. This learned model is represented in blue in **Figure 4** and in **Eq. 12**. The law taking into account this model will be called FFTF (for Feedforward Force based on Theoretical Force) in the rest of the present paper.

2.2.3 Feedforward Term Dependent on the Robot Angular Position

Despite significant improvements in terms of tracking error, it will be seen that the previous feedforward approach still generated too much tracking errors and was still inadequate to ensure an efficient tracking of the theoretical model (see **Section 3.2** for details). The analysis of measured interaction forces during experiments on the previous approach allowed us to exhibit another mean behavior of the compensation errors presented in **Figure 3B**, following the learning approach introduced previously.

The behavior exhibited by the experiments allows to complete our feedforward approach by adding another linear compensation depending on the angular position of the robot. This model is described by **Equation 11**,

$$\tau_{FF,q} = K_{FF,q}q + \tau_{FF,q0} \quad (11)$$

where $\tau_{FF,q}$ is the second feedforward torque added to the control law presented in **Eq. 8**, $K_{FF,q}$ is the slope of the identified linear model of **Figure 3B**, q is the angular position of the robot and $\tau_{FF,q\ 0}$ is the Y-intercept of the identified linear model illustrated in **Figure 3B**. The measures given in **Figure 3B** do not suggest the use of a linear model at first sight. Nevertheless, for point-to-point movements between various targets, their pseudo-sinusoidal form is mainly due to delay and lack of inertia compensation in the control laws. These errors could be compensated with

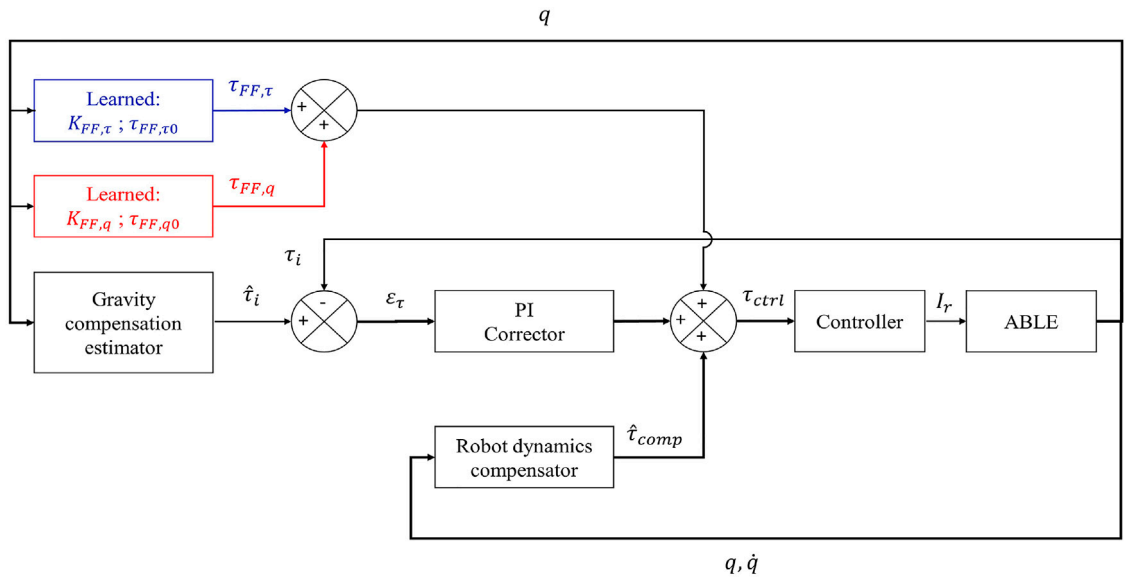


FIGURE 4 | Control schemes used during the present study. Black: basic PI control loop and weight torque estimation. Blue: FFTF term. Red: FFCM term.

TABLE 1 | Data relative to the participants: *N* is the number of participants, FL is the forearm length and HL is the hand length.

Session	N	Sex	Age (years)	Weight (kg)	Height (cm)	FL (cm)	HL (cm)
1	29	10 F; 19 M	23.2 ± 3.0	67.1 ± 11.8	174.7 ± 7.6	25.5 ± 1.6	18.8 ± 1.0
2	17	7 F; 10 M	24 ± 4.9	70.7 ± 9.7	176 ± 7.8	25.5 ± 1.4	18.6 ± 1.3
3	19	6 F; 13 M	24.3 ± 2.2	70.7 ± 9.8	176 ± 8.4	26.4 ± 2.0	19.5 ± 1.2

intention detection, but this is not the focus of the present study. The learned model is represented in red in **Figure 4** and in **Equation 12**). This law will be called FFCM (for Feedforward Force Complete Model) in the rest of the present paper. The complete WS control law thereby constructed is described by **Equation 12**,

$$\begin{aligned}\tau_{ctrl} &= K_p\left(\hat{\tau}_i\left(q,\phi_h\right)-\tau_i\right)\\ &+K_i\int_0^t\left(\hat{\tau}_i\left(q,\phi_h\right)-\tau_i\right)dt+\hat{\tau}_{comp}\left(\dot{q},q\right)\\ &+\tau_{FF,\tau}+\tau_{FF,q}\end{aligned} \tag{12}$$

2.2.4 Individualized Compensation

It should be noted here that in a rehabilitation or industrial context, it would be possible to learn the FFTF and FFCM control laws for only one individual and, therefore, build a fully personalized control. Indeed, the process of learning errors requires an amount of data that can be obtained on only one individual. As different levels of theoretical forces are needed, changing the level of applied WS (by modifying α from **Eq. 7**, in **Section 2.1**) is a solution to identify the parameters of the FFTF law. The identification of the parameters of a personalized FFCM would also be possible as it would only require to perform a small number of upward and downward movements on a large amplitude (such as 60°). Personalized learning could also be performed on-line contrary to our general learning that requires to gather data from different participants.

2.2.5 Control Modes

Two control modes are used in our experiments, the first one is a "transparent" control. In this mode, the control is designed to minimize the normal interaction force (i.e., minimize *F*). This "transparent" control mode is used as a baseline condition to quantify alterations in the human movement when submitted to different WS controls.

The second control mode corresponds to a classical WS where the robot should compensate its own dynamics and the weight of the forearm/hand of the user during movements in the sagittal plane. Therefore, the robot is controlled to maintain a normal interaction force that follows the model presented in **Eq. 1**. The three previous control laws (i.e., BC, FFTF and FFCM) are tested on this control mode and their respective capacities in terms of model tracking are tested and compared in **Section 3.2**.

2.3 Design of the Experimental Validation of the Control Laws

2.3.1 Materials and Task

Participants

As described in **Section 2.2**, three control laws are tested sequentially. The second control law (FFTF) was constructed

TABLE 2 | Identified masses and JMs for each session.

Session	$m_{eq,h}$ (kg)	ϕ_h (rad)
1	2.13 ± 0.56	0.27 ± 0.12
2	1.93 ± 0.26	0.21 ± 0.07
3	1.90 ± 0.36	0.23 ± 0.07

from data recorded with the first law (BC) and the third control law (FFCM) was constructed with data recorded when using the second control law (FFTF). Therefore, three sessions were necessary to build and test our three control laws. Data relative to the participants of each session are reported in **Tables 1**, **2**.

Certain participants were involved in the three sessions ($N = 8$ participants). Participants were all naive about the purpose of the experiment. As our goal is to build a control law that can be used by different individuals, most participants from the first two sessions were not the same.

ABLE Exoskeleton

The present study is achieved with an ABLE upper-limb exoskeleton (see **Figure 5A**) which has four actuated joints and one free slider whose position and velocity cannot be directly monitored.

The first three actuated joints of ABLE correspond to the three degrees of freedom of the human gleno-humeral joint (abduction/adduction, internal/external rotation and flexion/extension) and the last actuated joint correspond to the flexion/extension of the human elbow. The slider is moving on a rail, which forms a prismatic joint, and has been added to prevent the occurrence of hyperstatic forces at the level of the connection between ABLE and the user. Furthermore, a ball joint was added between the slider and the connection to the user with the same purpose and, therefore, provide a more ergonomic interaction (Jarrasse and Morel, 2012). For the same purpose, connections are made of a deformable material to adapt to the shape of the participant's limb. The forearm connection is also made to impeach wrist movements in order to ensure that movements are only performed by elbow flexion/extension. This robot was designed to be highly backdriveable and compliant in order to maximize the human/exoskeleton symbiosis (Garrec et al., 2008; Garrec, 2010). In addition to classical measures of motor positions obtained in real-time by incremental encoders, a FT sensor (1010 Digital FT, ATI©, sample rate: 7 kHz) was added at the level of the connection between ABLE and the user to measure the interaction forces and provide the feedback for WS control laws.

Other Materials

Kinematic characteristics of movements were extracted from the robot position data. Participant's muscular activities were measured with four EMG sensors (Wave Plus wireless EMG system, Cometa). These EMGs were placed on two elbow flexor muscles (brachio-radialis and biceps brachii) and two elbow extensor muscles (triceps brachii long head and lateral head). The EMG sensors are placed according to SENIAM recommendations (Hermens et al., 1999) (see **Figure 5B**).

Motor Task

As previously motivated (see **Section 1** and **Section 2.1**), the task involved only elbow flexions and extensions. Movements consisted in point-to-point reaching in the sagittal plane. Targets are described in **Figure 2B** as T_{up}, T_{bot} and T_{mid}. For the participants, these targets are represented by 3 LEDs. The middle LED is the initial target. The two other LEDs are successively illuminated so as to generate movements of an amplitude of 60° centered around a horizontal axis. Participants are asked to move toward the illuminated LED. The LED are illuminated during 1 s to induce a movement duration that stays around 600 ms. Movements are performed under two different conditions, in "transparent" mode and in WS mode ($\alpha = 1$). Between each single point-to-point movement, participants maintained their position during approximately 2 s.

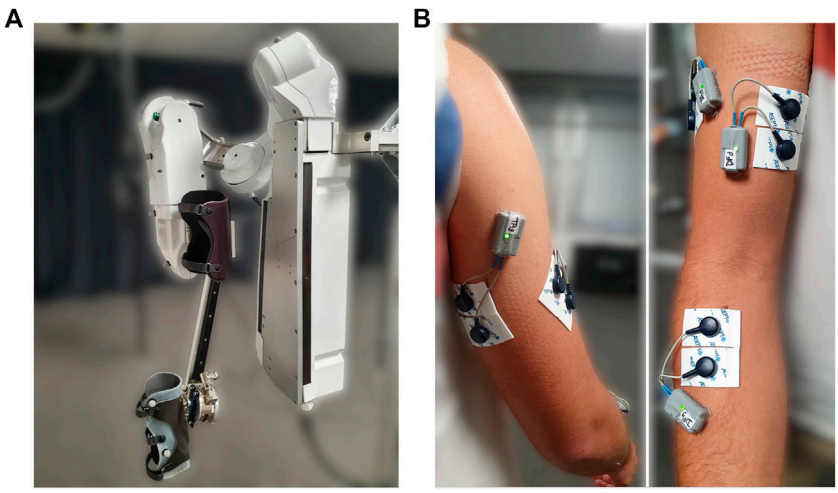


FIGURE 5 | Material and experimental set-up. **(A)** ABLE exoskeleton used in the present study. **(B)** Disposition of EMG sensors (back on left, front on right).

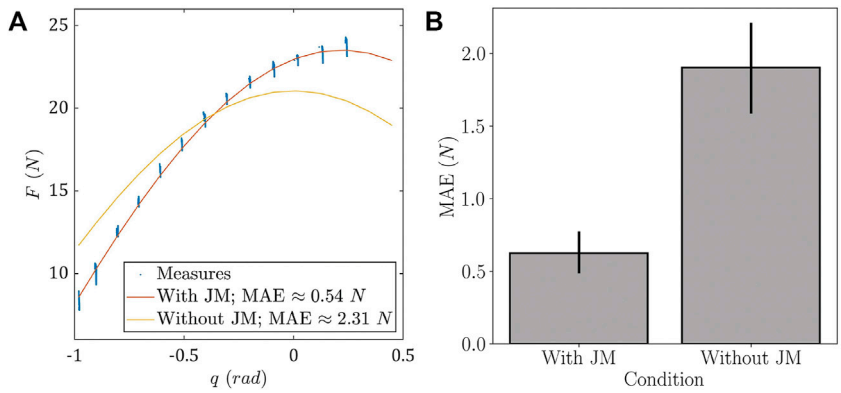


FIGURE 6 | Effects of JM on model behavior and MAEs. **(A)** Example of differences in model identification for a representative participant. **(B)** Boxplots representing MAEs repartition with and without JM.

Participants are placed with their shoulder at the intersection of the first three joints of ABLE's shoulder. They are connected to ABLE at the level of their forearm and arm with large splints to maximize the interaction quality (Jarrasse and Morel, 2012) (see **Figure 5A**).

In the first session, each participant was asked to perform 7 blocks of 30 movements (15 upward and 15 downward), thereby giving a total of 210 movements per participant. The first block was performed in "transparent" (TR) mode to help the participant to learn the task, then 6 blocks were performed under WS with the BC control law. In the second session, each participant performed the 6 WS blocks with the FFTF control law.

In the final validation experiment, 4 blocks of 30 movements are carried out (15 upward and 15 downward), which yielded a total of 120 movements per participant. The first block was also in "transparent" mode for familiarization and then each block was performed with the BC, FFTF or FFCM control law respectively. These three control laws were randomly assigned to one block. At the end of each block, each participant was asked to point towards each target (T_{up}, T_{bot} and T_{mid}) and maintain position for five seconds in order to obtain static measurements.

In order to prevent fatigue effects, 3 min pauses were taken between blocks. Note that the performed movements were not particularly demanding due to the presence of a WS (although imperfect) in most conditions.

2.3.2 Data Processing

Electromyography

EMG signals were filtered using a band-pass filter (fourth-order Butterworth [20, 450]Hz cut-off frequency), centered and rectified. Signals were normalized by the maximal activity found during the experiment for each subject and each muscle. The envelope of the EMG signal was obtained by applying a low-pass filter (10 Hz cut-off frequency, fifth-order Butterworth) (Potvin and Brown, 2004). The Root mean square (RMS) of the signal was finally computed to measure an amount of activation during one movement and peak activation was computed as the maximum value of the signal for each movement. Possible outliers on peak activation were removed with a threshold at 3 standard deviations. The activity of flexors is computed as the average activity of the brachio-radialis and biceps brachii and the activity of extensors is computed as the average activity of the triceps brachii long head and lateral head.

Robot Data

Angular positions of the fourth axis of the robot were recorded by means of internal encoders and angular velocity was estimated by numerical derivation of these positions. The movements were first grossly segmented in the middle of the 2 s waiting time between the lighting of the diodes (as described in **Section 2.3.1**). The start and end of the movement were then defined using a threshold fixed at 5% of the peak of velocity of the considered movement. Interaction forces were recorded by means of the FT sensor to assess the validity of our compensation. A low-pass filter (5 Hz cut-off frequency, Butter-worth) was applied on robot angular velocity. Acceleration of the fourth axis was then obtained by numerical differentiation of the filtered velocity for offline computations. The "real" interaction torque at the participants' elbow τ_i was computed as presented in **Equation 13**,

$$\tau_i = lF \tag{13}$$

where l is the distance between the robot elbow and the slider estimated manually at the beginning of the experiment, F is the interaction force measured on the z-axis (i.e., the normal) of the FT sensor. The distance l varies during the experiment but these variations are neglected as they are of small magnitude when compared with the initial distance and have little impact on the weight compensation torque. Theoretical F and τ_i were also computed using the model presented in **Eq. 7**. In all our experiments we fully compensated weight ($\alpha = 1$), therefore the condition $\tau_i > 0$ Nm should be respected.

Statistical Analysis

The inter-individuals data were first compared via repeated measures ANOVA with a correction of Greenhouse-Geisser. If statistical differences are observed, data sets are compared using pairwise t − test comparisons with a Bonferroni correction as

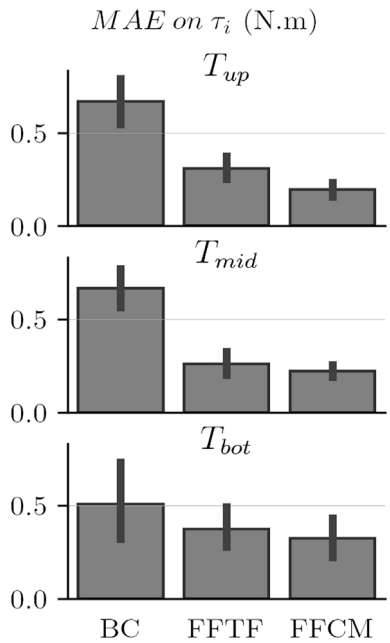


FIGURE 7 | Comparison of the control laws' performances under static conditions.

post-hoc tests. All statistical analyses are conducted with the Pingouin package (Vallat, 2018). All significance levels are fixed at $p < 0.05$.

3 RESULTS

3.1 Impact of JM Consideration and Identified Human Arm Parameters

In this subsection, we compare the identification errors for the models with and without JM and report the identified human arm parameters in each case to validate our approach.

The results of identification errors are given in **Figure 6**. The obtained error values are 1.9 ± 0.68 N for the condition without JM (i.e., $\phi_h \triangleq 0$) and 0.62 ± 0.28 N for the condition introducing JM.

An example of the differences between the two identified models is given in **Figure 6A**. This example clearly shows that considering JM corrects a substantial amount of error. The arm parameters identified in this example were $m_{eq,h} \approx 2.45$ kg; $\phi \approx 0.217$ rad with JM and $m_{eq,h} \approx 2.14$ kg without. The identification MAEs across participants are displayed for both approaches in **Figure 6B**, showing the distribution of identification errors both with and without JM through boxplots. The pairwise *t*-test returned a significant difference between the two sets (*T*-value: −7.18, $p = 3.91 \times 10^{-7}$). Mean and standard deviation of the MAEs show a net decrease in mean error and in error variability. Indeed, the mean error is approximately divided by a factor 3 and the standard deviation is approximately divided by a factor 2.4.

The mean identified $m_{eq,h}$ and ϕ_h and their standard deviations for all participants are $m_{eq,h} = 1.93 \pm 0.26$ kg and $\phi_h = 0.21 \pm 0.07$ rad.

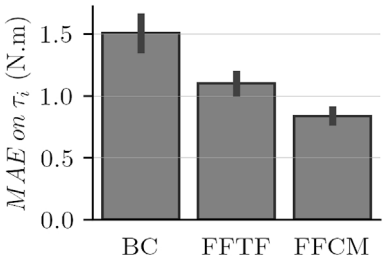


FIGURE 8 | Comparison of the tracking performance each control law in terms of MAE on τ_i for each experimental session.

These results demonstrate the prominent role of JM in achieving a correct human segment mass identification, which is a necessary prerequisite towards an accurate WS. Furthermore, the estimation of the position of the user in the exoskeleton is a data that could be used in other situations such as tasks based on assistive control laws.

As the WS model has now been defined and validated, the next step is the validation of the WS control law designed in **Section 2.3.1**. This validation is presented in **Section 3.2**.

3.2 Comparison of the Performance of Control Laws

3.2.1 Comparison of Control Laws Static Performances

An important feature of WS control laws is the ability to remain static when the user is relaxed. Therefore the measurement of errors between the identified model and the measured efforts in static conditions is necessary to quantify the overall quality of these control laws. In the present study, these errors were measured on 5-s pointing on each of the three targets (T_{up}, T_{bot} and T_{mid}). The obtained results are given in **Figure 7**.

The results depicted in **Figure 7** show a net decrease of the torque-level MAEs by using the FFTF and FFCM control laws. The FFCM control law seems to induce a second reduction of the static MAEs overall. It also seems that this control law induces a reduction in MAE variability for T_{mid} and T_{up}. Both the FFTF and FFCM control laws induce a net decrease in MAE variability when compared with the BC control law.

The repeated measures ANOVA on control laws and targets returns significant differences between conditions ($F_{2,36} = 36.7$, $p = 0.3 \times 10^{-5}$, $\eta^2 = 0.67$). No statistical differences are observed between targets. The interaction between targets and control laws is not significant either. Post-hoc treatments show that FFTF and FFCM are significantly better than BC overall ($p = 1.1 \times 10^{-4}$ and $p = 0.7 \times 10^{-5}$ respectively). Furthermore, post-hoc treatments show that FFCM offers a significantly better performance than FFTF ($p = 2.5 \times 10^{-3}$) in terms of MAE on the three targets.

3.2.2 Tracking Performance

One objective of the present study was to design an accurate WS control law in terms of weight model tracking. Therefore, the best

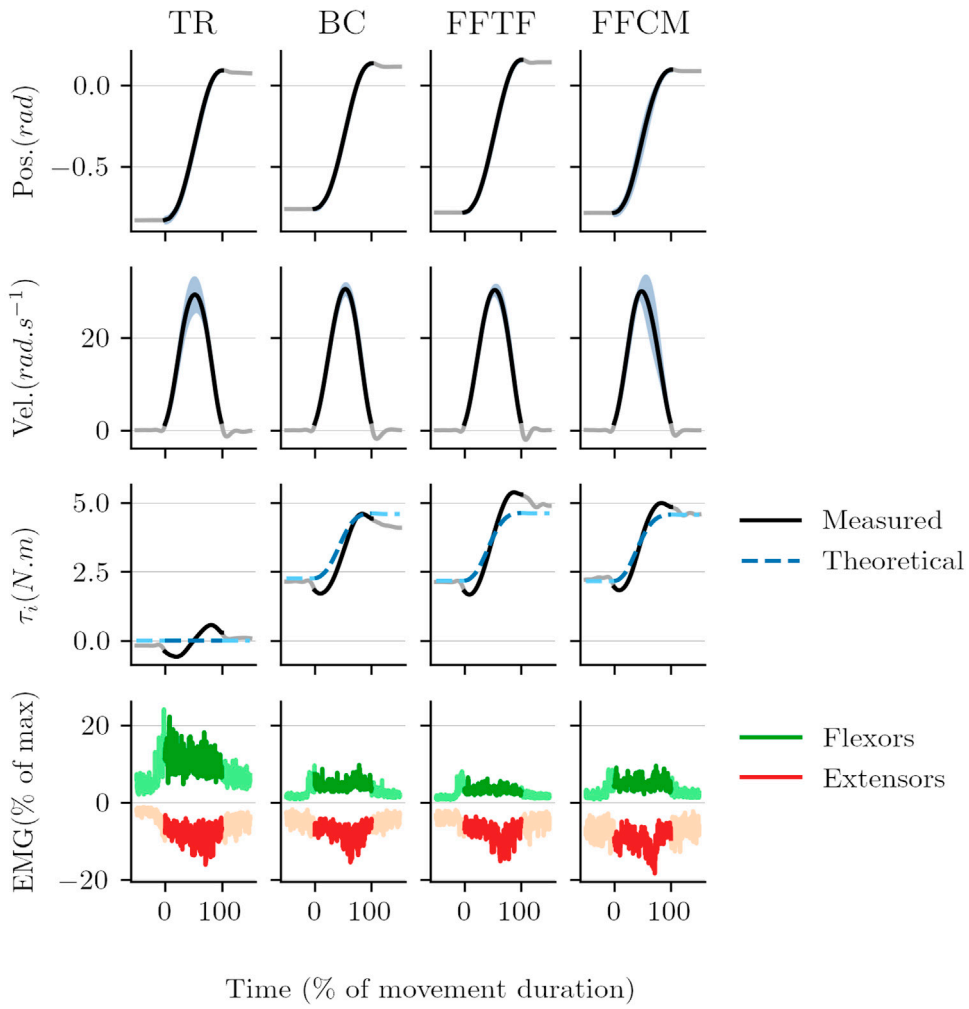


FIGURE 9 | Trajectories, torques, and muscular activation averaged for one participant for upward movements. EMG normalized peak activations are reduced when compared to **Figure 11** because of the averaging on multiple movements.

control law must minimize the differences between the predicted interaction force described in **Section 2.1** and the measured interaction force F. The mean results in terms of model tracking for each control law are visible in **Figure 8** and in the third row of **Figure 9**. Movement traces averaged for one participant are reported for upward movements in **Figure 9**.

The quantification of the performance of each control law in terms of weight model tracking (i.e., MAE repartition during the whole blocks) is presented in **Figure 8**. Overall, the FFCM control law performs better (lower average value and with a smaller standard deviation than other laws). This figure reveals a substantial reduction of the MAEs with the addition of each feedforward term. A decrease of approximately 27% of the mean MAE when adding the feedforward term based on the error relative to the theoretical force. The addition of the term based on the error relative to the angular position results in a decrease of approximately 24% of the mean error when comparing FFTF and FFCM and of approximately 44% when comparing BC and FFCM. The variability of the mean MAE also shows a substantial decrease when adding the feedforward terms. These results are promising considering that the aim of the present study is to build a law suitable for the entire population.

TABLE 3 | Means and standard deviations of standard descriptors of human movement.

	PV (rad/s)	PA (rad/s^2)	D (s)
TR	29.1 ± 6.8	157.4 ± 56.2	0.64 ± 0.14
BC	28.8 ± 6.5	155.8 ± 52.3	0.64 ± 0.17
FFTF	30.9 ± 6.9	169.7 ± 60.8	0.61 ± 0.15
FFCM	29.8 ± 6.4	165.3 ± 56.5	0.61 ± 0.12

PV stands for peak velocity, PA stands for peak acceleration and D stands for duration.

The ANOVA analysis returns a significant difference between the different laws ($p = 2.49 \times 10^{-11}$, $F = 54.5$). The paired t – tests conducted on these MAEs all reveal significant improvements in terms of tracking performances: BC vs. FFTF returns $p = 9.3 \times$

10^{-5}, $T = 5.61$, BC vs. FFCM returns $p = 5.54 \times 10^{-8}$, $T = 9.88$ and FFTF vs. FFCM returns $p = 2.85 \times 10^{-4}$, $T = 5.07$.

Eventually, the performance in terms of MAE under dynamic and static conditions is proven to increase with both the FFTF and FFCM control laws, which supports their validity and shows the relevance of their design method a posteriori. Nevertheless, the question of the effects of these control laws on human movement and physiological behavior is still unanswered. This is why these effects are the main focus of **Section 3.3**.

3.3 Effects on Human Trajectories and Muscle Activity

3.3.1 Trajectories

The movement profiles obtained with the three WS control laws were all globally similar to the transparent condition with bell-shaped velocity profiles (see **Figure 9** for details on upward movements). Furthermore, **Figure 9** does not seem to suggest that there is more overshoot with WS control laws than in transparent mode. This is confirmed by a repeated measures ANOVA on the first sub-movement amplitude that showed no significant difference between the conditions ($F_{3,54} = 0.446$, $p = 0.721$, $\eta^2 = 0.0242$) This suggests that participants successfully adapted their motor planning and correction to WS control laws.

Regarding the basic kinematic features of the movements, we report above the movement duration, peak velocity and peak acceleration in each condition. These averaged values are reported in **Table 3**. These values were computed on all the movements (pooling both upward and downward movements).

Mean values do not show any clear difference between the control laws on these parameters. Peak velocities, peak accelerations and movement duration were similar for all control laws. This was confirmed by repeated measures ANOVA which showed no significant difference between all the control laws for these parameters.

3.3.2 Muscle Activity

As for the analysis of the performance of control laws in **Section 3.2**, data of EMG sensors were analyzed under two situations: during static positions maintained at the end of the blocks and during dynamic movements. For the latter situation, we focused on the muscular activity during the acceleration phase, which reflects the effort provided by the user to launch the movement and is related to the obtained peak acceleration.

The mean results in terms of RMS of EMG signals at the three targets during the static part of the blocks are illustrated by **Figure 10**.

These results suggest that there is a significant reduction in flexor muscle activity while maintaining static positions. This is confirmed by the repeated measures ANOVA conducted on these data that reports significant differences between conditions ($F_{3,54} = 553.14$, $p = 2.82 \times 10^{-28}$, $\eta^2 = 0.97$). Post-hoc analyses show that the three WS laws (BC, FFTF and FFCM) induce significantly reduced flexors activity by the participant when compared to the TR condition ($p = 2.2 \times 10^{-5}$, $p = 2.1 \times 10^{-5}$ and $p = 9.5 \times 10^{-5}$ respectively). No statistical differences

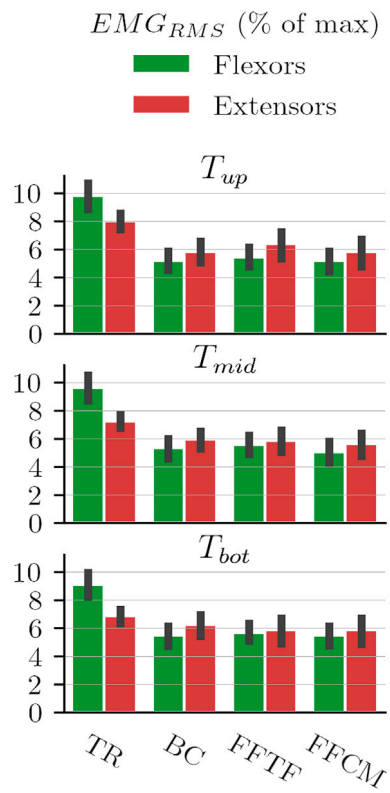


FIGURE 10 | RMS of EMG signals during static position maintenance at the three targets.

are observed for extensors activity during post-hoc treatments even though the ANOVA reported a slightly significant main effect ($F_{3,54} = 3.73$, $p = 0.046$, $\eta^2 = 0.17$. This result suggests that differences might exist. Nevertheless, these differences might be due to intra-individual differences during the experimentation as the "transparent" block was always the first block. As expected, WS reduces flexors activity while maintaining static positions across the whole movement range and mostly leaves extensors activity unchanged (in agreement with the fact that these muscles are not critical to counteract gravitational loads in this posture).

The second step of the analysis was to quantify the dynamic effects of the three WS laws in the sagittal plane. Therefore, the normalized peak of muscular activity of the initial burst of the agonist muscle is a relevant index as it is linked to the effort planned by the participants. The results obtained for upward and downward movements are illustrated in **Figure 11**.

These mean results demonstrate a decrease in flexors activity to initiate upward movements with the WS control laws, which is coherent with the expected impact of WS control laws. The results also demonstrate an increase in extensor activity to initiate downward movements (which is also coherent with the theoretical effect of WS which prevents participants from taking advantage of weight to move downward). These findings are confirmed by the results of a repeated measures ANOVA that shows a significant difference in flexor activity between

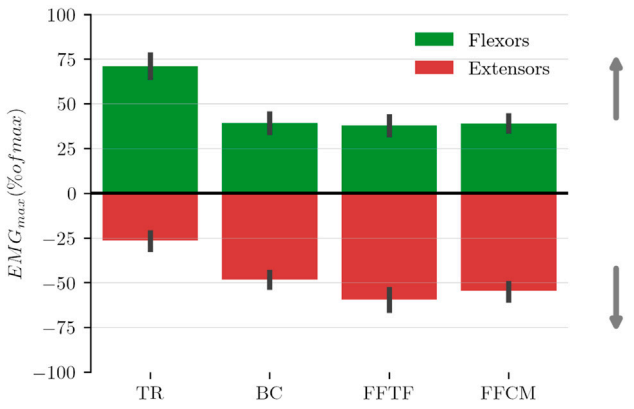


FIGURE 11 | Mean normalized peak of muscular activity of the agonist muscles estimated during the movement acceleration phase. Flexors are agonist for upward movements (depicted with positive values) and extensors are agonist for downward movements (depicted with negative values).

conditions (F_3 = 39.82, p = 3.52 × 10^{-8}, η^2 = 0.69). Post-hoc analyses report significant differences between the TR and WS conditions for flexors during upward movements ($p = 1.01 \times 10^{-7}$, p = 4.49 × 10^{-5} and p = 4.99 × 10^{-8} for BC, FFTF and FFCM respectively). Another repeated measures ANOVA confirms a significant difference in extensors activity between conditions (F_3 = 41.52, p = 4.73 × 10^{-14}, η^2 = 0.70). Post-hoc analyses report significant differences between the TR and WS conditions for extensors during downwards movements (p = 5.44 × 10^{-7}, p = 3.25 × 10^{-9} and p = 1.46 × 10^{-5} for BC, FFTF and FFCM respectively). No statistical differences are observed between the WS control laws in terms of peak activity for both flexors during upward movements, and extensors during downward movements. As expected WS reduces significantly the activity of flexors during upward movements but increases the activity of extensors activity during downward movements.

4 DISCUSSION

4.1 Weight Model

The present study introduced a new weight model for WS considering JM between the participant and the exoskeleton. These misalignments have proven to be an important factor to correctly describe the weight of a human segment from the robot's viewpoint. Even though certain exoskeletons can be adjusted to the user to minimize JM (Kong and Jeon, 2006; Hwang and Jeon, 2015), they cannot be completely canceled (Jarrasse and Morel, 2012) and, therefore, should not be ignored.

4.2 Control Laws

The present study tested different control strategies to implement an accurate active WS while moving into the sagittal plane where gravitational torques vary. Our results showed the effectiveness of WS both in static and dynamic situations, although we noticed opposite effects on flexors and extensors at movement initiation, as expected (Gaveau et al., 2019). Other studies have focused on the influence of WS on EMG activity and showed an increase in the number of muscular synergies by looking at ensemble EMG patterns (F. Beer et al., 2007; Prange et al., 2009a; Prange et al., 2009b). Here we obtained clear improvements in the quality of WS in terms of tracking performance for laws including a feedforward term, although the impact on human muscle activity was only visible in statics in our data. Other studies had already described a weight compensation strategy based on a feedforward model-based control (Just et al., 2017; Just et al., 2020). Nevertheless, the performance of this control was not quantified in those works, and the present study suggests that classical approaches might not be sufficient to achieve an accurate WS. As a consequence, feedforward terms learned from error measurements during experiments can improve the accuracy of the impedance controller. These feedforward terms are currently limited to linear models as they are simple to implement and to track for the controller.

The main conclusion that can be drawn is that the use of simple feedforward models based on error measurement is a viable solution for the design of effective WS control laws. Indeed, it has been shown that, even for control laws designed from population-based data (and not personalized), the tracking errors can be significantly reduced compared to classic PI control methods. Furthermore, this design method can be individualised easily if needed, which should lead to even better performance. As it can be seen in **Figures 3B**, **9**, the defined linear models cannot capture, and therefore compensate, errors due to inertial effects and time delay in the feedback control law. The compensation of these errors could provide an important improvement towards more homogeneous active WS.

4.3 Effects on Human Movement

Previous studies provided evidence for an increase in workspace size and overall motor performance in stroke patients with WS (Prange et al., 2006; Ellis et al., 2009; Just et al., 2020) but also for comparable movement performances in terms of velocity and trajectory (Prange et al., 2009b,a). In the present study, basic kinematic parameters were also comparable between the TR condition and all the WS control laws, thereby supporting a relative stability of the overall motion kinematics. Therefore, although WS was quantitatively improved using feedforward terms, its impact on human movement data was not obvious. More accurate analyses focusing on the adaptation process or on finer movement parameters could allow to find more subtle effects. For instance, the adaptation of specific movement characteristics such as velocity profile asymmetries, which are well known to be influenced by the ambient gravity field in the motor control literature (Gentili et al., 2007; Gaveau et al., 2016; Bastide et al., 2018), could vary for different control laws. Also, more advanced analyses of ensemble muscle patterns could be applied to detect more complex changes in muscle activities (Chiovetto et al., 2013). The findings of the present study in terms of EMG adaptation are coherent with previous studies that described a decrease in elbow flexors activity when wearing an exoskeleton in WS mode or using a passive device to

compensate for weight (F. Beer et al., 2007; Prange et al., 2009a; Prange et al., 2009b; Coscia et al., 2014). The present study also provides data on the increase in elbow extensor activity during movements in a vertical plane when using WS. Future control laws could implement a WS control that activates and deactivates so that patients and workers could exploit gravity to start a downward movement or to brake an upward movement (Gaveau et al., 2019). The present results also suggest that, reducing tracking errors had no significant impact on static and dynamic EMG signals even though variations are observed on average. This is probably due to the variability and noise of EMG sensors that do not allow to observe any clear difference with light interaction force differences. Indeed, if interaction force measures are different (which is the case) but kinematic measures are equivalent (which is also the case), then the differences can only be compensated by muscles activation.

5 CONCLUSION

In the present study, the importance of JM to accurately compensate for the weight of human segments by means of an active exoskeleton was demonstrated and a general model with an associated identification procedure was given. Then, three WS control laws, designed on the basis of experiments, were introduced and tested. The adopted methodology led to significant improvements in model tracking performances and to a control law suitable for the whole tested population. This methodology may thus be suitable to design a fully personalized WS control law for certain rehabilitation or industrial applications. The effects on human movements are comparable to those obtained in previous studies. Furthermore, the measurements of muscular activities suggest that an adaptive WS, which activates only when it helps to reduce muscular effort of antigravity muscles, could be more suitable for certain applications than a complete WS control mode.

DATA AVAILABILITY STATEMENT

The raw data supporting the conclusions of this article will be made available by the authors, without undue reservation.

ETHICS STATEMENT

The studies involving human participants were reviewed and approved by Comité d'étique de la Recherche, Université Paris-Saclay. The patients/participants provided their written informed consent to participate in this study.

AUTHOR CONTRIBUTIONS

DV performed the third experimental session, designed the control laws and redacted the core of the manuscript. SB performed the first two experimental sessions and treated the data. NV, OB, and BB oriented the research and provided remarks on the manuscript redaction. All authors read and approved the final manuscript.

FUNDING

This work is supported by the "IDI 2017" project funded by the IDEX Paris-Saclay, ANR-11-IDEX-0003-02. This work is supported by the French National Agency for Research (grant ANR-19-CE33-0009).

SUPPLEMENTARY MATERIAL

The Supplementary Material for this article can be found online at: https://www.frontiersin.org/articles/10.3389/fbioe.2021.796864/full#supplementary-material

REFERENCES

Ajoudani, A., Zanchettin, A. M., Ivaldi, S., Albu-Schäffer, A., Kosuge, K., and Khatib, O. (2018). Progress and Prospects of the Human-Robot Collaboration. *Auton. Robot.* 42, 957–975. doi:10.1007/s10514-017-9677-2

Ayusawa, K., Venture, G., and Nakamura, Y. (2011). "Real-time Implementation of Physically Consistent Identification of Human Body Segments," in 2011 IEEE International Conference on Robotics and Automation, Shanghai, May 9–13, 2011. doi:10.1109/icra.2011.5979903

Bastide, S., Vignais, N., Geffard, F., and Berret, B. (2018). "Interacting with a "Transparent" Upper-Limb Exoskeleton: A Human Motor Control Approach," in IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), Madrid, Spain, October 1–5, 2018, 4661–4666. doi:10.1109/IROS.2018.8593991

Beer, R. F., Ellis, M. D., Dewald, J. P. A., and Julius, P. D. (2007). Impact of Gravity Loading on post-stroke Reaching and its Relationship to Weakness. *Muscle Nerve* 36, 242–250. doi:10.1002/mus.20817

Benabid, Y., Chettibi, T., Aoussat, A., and Benfriha, K. (2012). Design and Implementation of Orthosis to Improve Gait of Patients with Hemiplegia. *Comput. Methods Biomech. Biomed. Eng.* 15, 345–347. doi:10.1080/10255842.2012.713633

Bogue, R. (2015). Robotic Exoskeletons: a Review of Recent Progress. *Ind. Robot Int. J.* 42, 5–10. doi:10.1108/IR-08-2014-0379

Bonnet, V., Fraisse, P., Crosnier, A., Gautier, M., Gonzalez, A., and Venture, G. (2016). Optimal Exciting Dance for Identifying Inertial Parameters of an Anthropomorphic Structure. *IEEE Trans. Robot.* 32, 823–836. doi:10.1109/tro.2016.2583062

Brygo, A., Sarakoglou, I., Grioli, G., and Tsagarakis, N. (2017). Synergy-Based Bilateral Port: A Universal Control Module for Tele-Manipulation Frameworks Using Asymmetric Master-Slave Systems. *Front. Bioeng. Biotechnol.* 5, 1–18. doi:10.3389/fbioe.2017.00019

Carson, R. G., Oytam, Y., and Riek, S. (2009). Artificial Gravity Reveals that Economy of Action Determines the Stability of Sensorimotor Coordination. *PLoS ONE* 4, e5248. doi:10.1371/journal.pone.0005248

Chiovetto, E., Berret, B., Delis, I., Panzeri, S., and Pozzo, T. (2013). Investigating Reduction of Dimensionality during Single-Joint Elbow Movements: a Case Study on Muscle Synergies. *Front. Comput. Neurosci.* 7, 11. doi:10.3389/fncom.2013.00011

Coscia, M., Cheung, V. C., Tropea, P., Koenig, A., Monaco, V., Bennis, C., et al. (2014). The Effect of Arm Weight Support on Upper Limb Muscle Synergies

during Reaching Movements. *J. Neuroeng. Rehabil.* 11, 22–15. doi:10.1186/1743-0003-11-22

de Leva, P. (1996a). Adjustments to Zatsiorsky-Seluyanov's Segment Inertia Parameters. *J. Biomech.* 29, 1223–1230. doi:10.1016/0021-9290(95)00178-6

de Leva, P. (1996b). Joint center Longitudinal Positions Computed from a Selected Subset of Chandler's Data. *J. Biomech.* 29, 1231–1233. doi:10.1016/0021-9290(96)00021-8

de Looze, M. P., Bosch, T., Krause, F., Stadler, K. S., and O'Sullivan, L. W. (2016). Exoskeletons for Industrial Application and Their Potential Effects on Physical Work Load. *Ergonomics* 59, 671–681. doi:10.1080/00140139.2015.1081988

Ellis, M. D., Sukal-Moulton, T. M., and Dewald, J. (2009). Impairment-based 3-d Robotic Intervention Improves Upper Extremity Work Area in Chronic Stroke: Targeting Abnormal Joint Torque Coupling with Progressive Shoulder Abduction Loading. *IEEE Trans. Robot.* 25, 549–555. doi:10.1109/tro.2009.2017111

Ercolini, G., Trigili, E., Baldoni, A., Crea, S., and Vitiello, N. (2018). A Novel Generation of Ergonomic Upper-Limb Wearable Robots: Design Challenges and Solutions. *Robotica* 37, 2056–2072. doi:10.1017/S0263574718001340

Frisoli, A., Borelli, L., Montagner, A., Marcheschi, S., Procopio, C., Salsedo, F., et al. (2007). "Arm Rehabilitation with a Robotic Exoskeleleton in Virtual Reality," in IEEE 10th International Conference on Rehabilitation Robotics ICORR, Noordwijk, Netherlands, June 13–15, 2007, 631–642. doi:10.1109/ICORR.2007.4428491

Frisoli, A., Procopio, C., Chisari, C., Creatini, I., Bonfiglio, L., Bergamasco, M., et al. (2012). Positive Effects of Robotic Exoskeleton Training of Upper Limb Reaching Movements after Stroke. *J. Neuroeng. Rehabil.* 9, 36. doi:10.1186/1743-0003-9-36

Garrec, P., Friconneau, J. P., Méasson, Y., and Perrot, Y. (2008). "ABLE, an Innovative Transparent Exoskeleton for the Upper-Limb," in IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), Nice, France, September 22–26, 2008, 1483–1488. doi:10.1109/iros.2008.4651012

Garrec, P. (2010). "Screw and Cable Acutators (SCS) and Their Applications to Force Feedback Teleoperation, Exoskeleton and Anthropomorphic Robotics," in *Robotics 2010 Current and Future Challenges*. Rijeka: IntechOpen, 167–191. doi:10.5772/7327

Gaveau, J., Berret, B., Angelaki, D. E., and Papaxanthis, C. (2016). Direction-dependent Arm Kinematics Reveal Optimal Integration of Gravity Cues. *eLife* 5, 1–17. doi:10.7554/eLife.16394

Gaveau, J., Grospretre, S., Berret, B., Angelaki, D. E., and Papaxanthis, C. (2021). A Cross-Species Neural Integration of Gravity for Motor Optimization. *Sci. Adv.* 7, eabf7800. doi:10.1126/sciadv.abf7800

Gentili, R., Cahouet, V., and Papaxanthis, C. (2007). Motor Planning of Arm Movements Is Direction-dependent in the Gravity Field. *Neuroscience* 145, 20–32. doi:10.1016/j.neuroscience.2006.11.035

Gopura, R. A. R. C., Bandara, D. S. V., Kiguchi, K., and Mann, G. K. I. (2016). Developments in Hardware Systems of Active Upper-Limb Exoskeleton Robots: A Review. *Robotics Auton. Syst.* 75, 203–220. doi:10.1016/j.robot.2015.10.001

Hatze, H. (2005). Parameter Identification for Human Body Segment Models. *Theor. Issues Ergon. Sci.* 6, 331–334. doi:10.1080/14639220512331329509

Hermens, H. J.Commission des Communaute´s europe´ennes; Biomedical and Health Research Programme (1999). *European Recommendations for Surface ElectroMyoGraphy: Results of the SENIAM Project. No. 8 in SENIAM*. Enschede: Errors in accents.

Huang, V. S., and Krakauer, J. W. (2009). Robotic Neurorehabilitation: a Computational Motor Learning Perspective. *J. Neuroeng. Rehabil.* 6, 5–13. doi:10.1186/1743-0003-6-5

Hull, J., Turner, R., Simon, A. A., and Asbeck, A. T. (2020). A Novel Method and Exoskeletons for Whole-Arm Gravity Compensation. *IEEE Access* 8, 143144–143159. doi:10.1109/access.2020.3014285

Huo, W., Arnez-Paniagua, V., Ding, G., Amirat, Y., and Mohammed, S. (2019). Adaptive Proxy-Based Controller of an Active Ankle Foot Orthosis to Assist Lower Limb Movements of Paretic Patients. *Robotica* 37, 2147–2164. doi:10.1017/S0263574719000250

Hwang, B., and Jeon, D. (2015). A Method to Accurately Estimate the Muscular Torques of Human Wearing Exoskeletons by Torque Sensors. *Sensors* 15, 8337–8357. doi:10.3390/s150408337

Jarrasse, N., and Morel, G. (2012). Connecting a Human Limb to an Exoskeleton. *IEEE Trans. Robot.* 28, 697–709. doi:10.1109/TRO.2011.2178151

Jarrasse, N., Paik, J., Pasqui, V., and Morel, G. (2008). "How Can Human Motion Prediction Increase Transparency," in IEEE International Conference on Robotics and Automation, Pasadena, CA, May 19–23, 2008, 2134–2139. doi:10.1109/ROBOT.2008.4543522

Jovic, J., Escande, A., Ayusawa, K., Yoshida, E., Kheddar, A., and Venture, G. (2016). Humanoid and Human Inertia Parameter Identification Using Hierarchical Optimization. *IEEE Trans. Robot.* 32, 726–735. doi:10.1109/tro.2016.2558190

Just, F., Ozen, O., Tortora, S., Riener, R., and Rauter, G. (2017). "Feedforward Model Based Arm Weight Compensation with the Rehabilitation Robot ARMin," in 2017 International Conference on Rehabilitation Robotics (ICORR), London, UK, July 17–20, 2017. doi:10.1109/icorr.2017.8009224

Just, F., Özen, Ö., Tortora, S., Klamroth-Marganska, V., Riener, R., and Rauter, G. (2020). Human Arm Weight Compensation in Rehabilitation Robotics: Efficacy of Three Distinct Methods. *J. Neuroeng. Rehabil.* 17, 13. doi:10.1186/s12984-020-0644-3

Kong, K., and Jeon, D. (2006). Design and Control of an Exoskeleton for the Elderly and Patients. *IEEE/ASME Trans. Mechatron.* 11, 428–432. doi:10.1109/tmech.2006.878550

Mochizuki, G., Centen, A., Resnick, M., Lowrey, C., Dukelow, S. P., and Scott, S. H. (2019). Movement Kinematics and Proprioception in post-stroke Spasticity: Assessment Using the Kinarm Robotic Exoskeleton. *J. Neuroeng. Rehabil.* 16. doi:10.1186/s12984-019-0618-5

Mooney, L. M., Rouse, E. J., and Herr, H. M. (2014). Autonomous Exoskeleton Reduces Metabolic Cost of Human Walking during Load Carriage. *J. Neuroeng. Rehabil.* 11, 80. doi:10.1186/1743-0003-11-80

Otaka, E., Otaka, Y., Kasuga, S., Nishimoto, A., Yamazaki, K., Kawakami, M., et al. (2015). Clinical Usefulness and Validity of Robotic Measures of Reaching Movement in Hemiparetic Stroke Patients. *J. Neuroeng. Rehabil.* 12, 66. doi:10.1186/s12984-015-0059-8

Oytam, Y., Lloyd, D., Reid, C. S., de Rugy, A., and Carson, R. G. (2010). A Robotic Apparatus that Dictates Torque fields Around Joints without Affecting Inherent Joint Dynamics. *Hum. Move. Sci.* 29, 701–712. doi:10.1016/j.humov.2010.06.004

Perry, B. E., Evans, E. K., and Stokic, D. S. (2017). Weight Compensation Characteristics of Armeo®Spring Exoskeleton: Implications for Clinical Practice and Research. *J. Neuroeng. Rehabil.* 14, 14–10. doi:10.1186/s12984-017-0227-0

Perry, B., Sivak, J., and Stokic, D. (2021). Providing Unloading by Exoskeleton Improves Shoulder Flexion Performance after Stroke. *Exp. Brain Res.* 239, 1539–1549. doi:10.1007/s00221-021-06070-3

Pirondini, E., Coscia, M., Marcheschi, S., Roas, G., Salsedo, F., Frisoli, A., et al. (2016). Evaluation of the Effects of the Arm Light Exoskeleton on Movement Execution and Muscle Activities: a Pilot Study on Healthy Subjects. *J. Neuroeng. Rehabil.* 13, 1–21. doi:10.1186/s12984-016-0117-x

Pons, J. L. (2010). Rehabilitation Exoskeletal Robotics. *IEEE Eng. Med. Biol. Mag.* 29, 57–63. doi:10.1109/memb.2010.936548

Potvin, J. R., and Brown, S. H. (2004). 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. *J. Electromyogr. Kinesiol.* 14, 389–399. doi:10.1016/j.jelekin.2003.10.005

Prange, G. B., Jannink, M. J. A., Groothuis-Oudshoorn, C. G. M., Hermens, H. J., and IJzerman, M. J. (2006). Systematic Review of the Effect of Robot-Aided Therapy on Recovery of the Hemiparetic Arm after Stroke. *J. Rehabil. Res. Dev.* 43, 171. doi:10.1682/jrrd.2005.04.0076

Prange, G. B., Kallenberg, L. A. C., Jannink, M. J. A., Stienen, A. H. A., van der Kooij, H., IJzerman, M. J., et al. (2009a). Influence of Gravity Compensation on Muscle Activity during Reach and Retrieval in Healthy Elderly. *J. Electromyogr. Kinesiol.* 19, e40–e49. doi:10.1016/j.jelekin.2007.08.001

Prange, G. B., Jannink, M. J. A., Stienen, A. H. A., van der Kooij, H., IJzerman, M. J., and Hermens, H. J. (2009b). Influence of Gravity Compensation on Muscle Activation Patterns during Different Temporal Phases of Arm Movements of

Stroke Patients. *Neurorehabil. Neural Repair* 23, 478–485. doi:10.1177/1545968308328720

Proietti, T., Crocher, V., Roby-Brami, A., and Jarrasse, N. (2016). Upper-Limb Robotic Exoskeletons for Neurorehabilitation: A Review on Control Strategies. *IEEE Rev. Biomed. Eng.* 9, 4–14. doi:10.1109/RBME.2016.2552201

Puchinger, M., Kurup, N. B. R., Keck, T., Zajc, J., Russold, M. F., and Gfohler, M. (2018). "The Retrainer Light-Weight Arm Exoskeleton: Effect of Adjustable Gravity Compensation on Muscle Activations and Forces," in Proceedings of the 7th IEEE International Conference on Biomedical Robotics and Biomechatronics (Biorob), Enschede, Netherlands, August 26–29, 2018. doi:10.1109/biorob.2018.8487218

Runnalls, K. D., Ortega-Auriol, P., McMorland, A. J. C., Anson, G., and Byblow, W. D. (2019). Effects of Arm Weight Support on Neuromuscular Activation during Reaching in Chronic Stroke Patients. *Exp. Brain Res.* 237, 3391–3408. doi:10.1007/s00221-019-05687-9

Sylla, N., Bonnet, V., Colledani, F., and Fraisse, P. (2014). Ergonomic Contribution of ABLE Exoskeleton in Automotive Industry. *Int. J. Ind. Ergon.* 44, 475–481. doi:10.1016/j.ergon.2014.03.008

Tan, C. K., Kadone, H., Watanabe, H., Marushima, A., Hada, Y., Yamazaki, M., et al. (2020). Differences in Muscle Synergy Symmetry between Subacute post-stroke Patients with Bioelectrically-Controlled Exoskeleton Gait Training and Conventional Gait Training. *Front. Bioeng. Biotechnol.* 8, 1–19. doi:10.3389/fbioe.2020.00770

Theurel, J., Desbrosses, K., Roux, T., and Savescu, A. (2018). Physiological Consequences of Using an Upper Limb Exoskeleton during Manual Handling Tasks. *Appl. Ergon.* 67, 211–217. doi:10.1016/j.apergo.2017.10.008

Todorov, E. (2007). Probabilistic Inference of Multijoint Movements, Skeletal Parameters and Marker Attachments from Diverse Motion Capture Data. *IEEE Trans. Biomed. Eng.* 54, 1927–1939. doi:10.1109/tbme.2007.903521

Treussart, B., Geffard, F., Vignais, N., and Marin, F. (2020). "Controlling an Upper-Limb Exoskeleton by EMG Signal while Carrying Unknown Load," in 2020 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), Paris, France, May 31–August 31, 2020, 9107–9113. doi:10.1109/icra40945.2020.9197087

Tyryshkin, K., Coderre, A. M., Glasgow, J. I., Herter, T. M., Bagg, S. D., Dukelow, S. P., et al. (2014). A Robotic Object Hitting Task to Quantify Sensorimotor Impairments in Participants with Stroke. *J. Neuroeng. Rehabil.* 11, 47. doi:10.1186/1743-0003-11-47

Vallat, R. (2018). Pingouin: Statistics in python. *Joss* 3, 1026. doi:10.21105/joss.01026

Venture, G., Yamane, K., Nakamura, Y., and Hirashima, M. (2007). "Estimating Viscoelastic Properties of Human Limb Joints Based on Motion Capture and Robotic Identification Technologies," in 2007 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, San Diego, CA, October 29–November 02, 2007. doi:10.1109/iros.2007.4398958

Venture, G., Ayusawa, K., and Nakamura, Y. (2008). "Motion Capture Based Identification of the Human Body Inertial Parameters," in 30th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, Vancouver, BC, August 20–25, 2008. doi:10.1109/iembs.2008.4650231

Venture, G., Ayusawa, K., and Nakamura, Y. (2009). "Real-time Identification and Visualization of Human Segment Parameters," in 2009 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology SocietyMinneapolis, MN, September 03–06, 2009. doi:10.1109/iembs.2009.5333620

Verdel, D., Bastide, S., Bruneau, O., Berret, B., and Vignais, N. (2021a). Improving and Quantifying the Transparency of an Upper-Limb Robotic Exoskeleton with a Force Sensor and Electromyographic Measures. *46ème Congrès Société Biomécanique, Comput. Methods Biomech. Biomed. Eng.* 24, 261–263. doi:10.1080/10255842.2021.1978758

Verdel, D., Bastide, S., Vignais, N., Bruneau, O., and Berret, B. (2021b). An Identification-Based Method Improving the Transparency of a Robotic Upper Limb Exoskeleton. *Robotica* 39, 1711–1728. doi:10.1017/S0263574720001459

Winter, D. A. (1990). *Biomechanics and Motor Control of Human Movement*. second edn, Vol. 1. New York: John Wiley & Sons.

World Medical Association (2001). World Medical Association Declaration of Helsinki. Ethical Principles for Medical Research Involving Human Subjects. *Bull. World Health Organ.* 79, 373–374.

Young, A. J., Foss, J., Gannon, H., and Ferris, D. P. (2017). Influence of Power Delivery Timing on the Energetics and Biomechanics of Humans Wearing a Hip Exoskeleton. *Front. Bioeng. Biotechnol.* 5, 4–11. doi:10.3389/fbioe.2017.00004

Conflict of Interest: The authors declare that the research was conducted in the absence of any commercial or financial relationships that could be construed as a potential conflict of interest.

Publisher's Note: All claims expressed in this article are solely those of the authors and do not necessarily represent those of their affiliated organizations, or those of the publisher, the editors and the reviewers. Any product that may be evaluated in this article, or claim that may be made by its manufacturer, is not guaranteed or endorsed by the publisher.

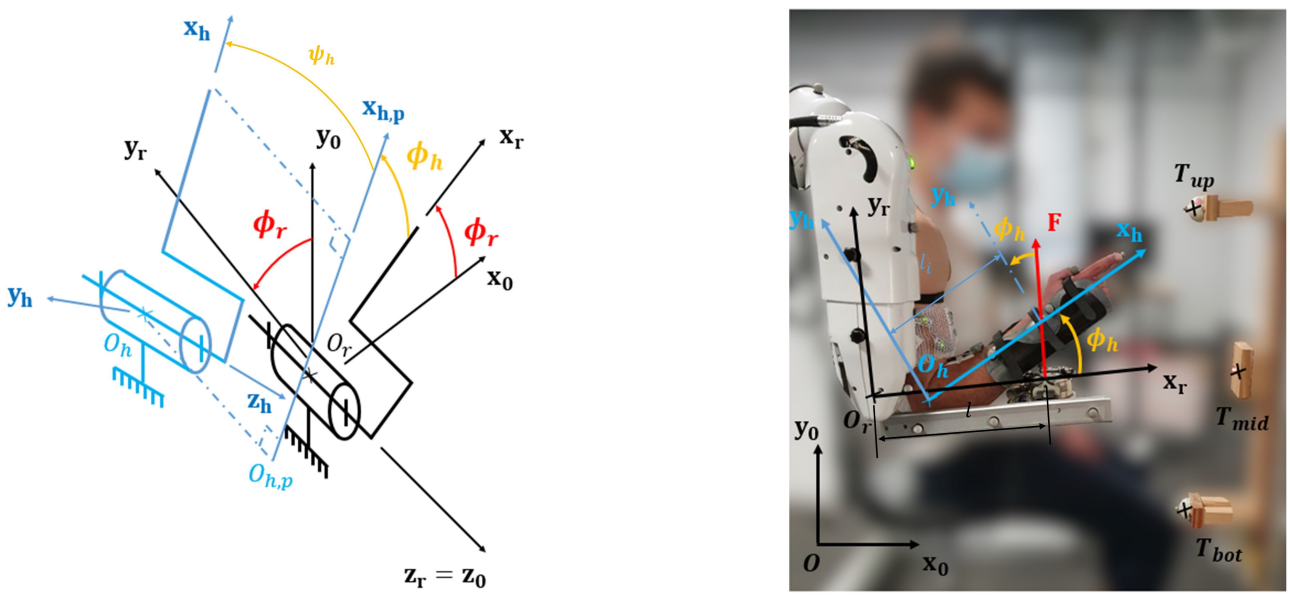
Copyright © 2022 Verdel, Bastide, Vignais, Bruneau and Berret. This is an open-access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution License (CC BY). The use, distribution or reproduction in other forums is permitted, provided the original author(s) and the copyright owner(s) are credited and that the original publication in this journal is cited, in accordance with accepted academic practice. No use, distribution or reproduction is permitted which does not comply with these terms.

APPENDICES

1 GENERAL WEIGHT MODEL

1.1 Model definition

In the present section, a general model characterizing JM and their influence on weight expression for one revolute robot link and its associated human segment is described. This model could be applied to multiple limbs by adding misalignments and angular parameters. As demonstrated in (Just et al., 2020), it is more efficient to compensate weight based on a vertical projection of the measured efforts (in an absolute frame) with a FT sensor placed at the level of the interaction, thus not using pre-established anthropometric tables to build the weight model. Therefore, the three translations between the human and the robot joints do not have any impact in terms of weight compensation, as long as the human-exoskeleton connection is compliant. Indeed, if the connections are not compliant enough, residual forces due to the hyperstatic nature of the physical connection between the robot and the human may appear and bias the weight model (Jarrasse and Morel, 2012).



A **B**

Figure 1. Misalignments between human and exoskeleton. **A** General situation. **B** Sagittal plane case study.

The dimension of the orientation problem can be reduced by choosing a proper reference frame taking advantage of the fact that only the orientation of a limb in a vertical plane has an impact on the resulting weight compensation to apply. Indeed, the three elementary rotations involved in the orientation of the human segment and the three ones involved in the orientation of the robot link can be reduced to two rotations if the objective is to compensate weight. To achieve this reduction, the reference frame can be defined with a vertical $\mathbf{y_0}$ axis inducing the other components as described in Equation (1),

$$\begin{cases} \mathbf{z_0} = \dfrac{\mathbf{x_r} \times \mathbf{y_0}}{\| \mathbf{x_r} \times \mathbf{y_0} \|} \\ \\ \mathbf{x_0} = \mathbf{y_0} \times \mathbf{z_0} \end{cases} \tag{1}$$

where $\mathbf{x_0}$ and $\mathbf{z_0}$ are the two other world frame vectors and $\mathbf{x_r}$ is the vector supporting the robot link as described in Figure 1A. The reference frame origin can then be defined as $O = O_r$, where O_r is the origin of the robot link frame. This frame containing the robot link in a vertical plane $(O, \mathbf{x_0}, \mathbf{y_0})$ can always be defined, without any assumption regarding the robot limb orientation. In this frame the orientation of the robot link is only characterized by one rotation as described in Equation (2),

$$\mathbf{x_r} = R_{r0}(\mathbf{z_0}, \phi_r)\mathbf{x_0} \tag{2}$$

where $R_{r0}(\mathbf{z_0}, \phi_r)$ is the rotation of angle ϕ_r around $\mathbf{z_0}$ characterizing the orientation of the robot link in the previously defined vertical plane. This rotation is always known as it only depends on the robot's angular positions and its geometry. In the rest of the present paper, all rotations will be noted $R_{ab}(\mathbf{v}, \theta)$, where R_{ab} is the rotation from frame b to frame a, $\mathbf{v}$ is the vector supporting rotation axis and θ is the angle of rotation. As a result, the robot frame can be defined as described in Equation (3),

$$\begin{cases} \mathbf{y_r} = R_{r0}(\mathbf{z_0}, \phi_r)\mathbf{y_0} \\ \mathbf{z_r} = R_{r0}(\mathbf{z_0}, \phi_r)\mathbf{z_0} = \mathbf{z_0} \end{cases} \tag{3}$$

In this robot link frame, the orientation of the vector supporting the human segment $\mathbf{x_h}$ defined in Figure 1A is defined by two successive rotations. A first rotation to define $\mathbf{y_h} = \mathbf{y_{h,p}}$ and an intermediate $\mathbf{x_h}$ (called $\mathbf{x_{h,p}}$ as defined in Figure 1A), followed by a rotation to define $\mathbf{x_h}$ as described in Equation (4),

$$\begin{cases} \mathbf{y_{h,p}} = R_{hr,1}\left(\mathbf{z_0}, \phi_h(\phi_r)\right)\mathbf{y_r} \\ \mathbf{x_{h,p}} = R_{hr,1}\left(\mathbf{z_0}, \phi_h(\phi_r)\right)\mathbf{x_r} \\ \mathbf{y_h} = \mathbf{y_{h,p}} \\ \mathbf{x_h} = R_{hr,2}\left(\mathbf{y_{h,p}}, \psi_h(\phi_r)\right)\mathbf{x_{h,p}} \end{cases} \tag{4}$$

where $\mathbf{x_h}$ and $\mathbf{x_r}$ are the vectors supporting the human segment and the robot link, respectively. The two human orientation parameters might not be independent from the robot link orientation, therefore they are defined as functions of ϕ_r. The projection of the so-defined $\mathbf{x_h}$ in the plane $(O, \mathbf{x_0}, \mathbf{y_0})$ reduces the orientation of the human segment to the single $\phi_h(\phi_r)$ rotation. This projection is possible because the rotation $R_{hr,2}\left(\mathbf{y_{h,p}}\psi_h(\phi_r)\right)$ does not affect the weight measured in the robot link frame as it does not impact the human segment orientation in the previously defined vertical plane. Eventually, the weight of the human segment can be characterized in the same vertical plane as described in Equation (5),

$$\mathbf{W_h^h} = \mathbf{W_h^{h,p}} = R_{h0}(\mathbf{z_0}, \phi_r + \phi_h(\phi_r))^T\mathbf{W_h^0} \tag{5}$$

where $\mathbf{W_h^h}$ and $\mathbf{W_h^0}$ are the human segment weight expressed in the human and in the world frame, respectively. The rotation ϕ_r is already defined and $\phi_h(\phi_r)$ is the previously defined angle of rotation between the robot and the human segment around $\mathbf{z_r}$. The projected human segment is represented by the

axis $(O_{h,p}, \mathbf{x_{h,p}})$ on Figure 1A. The expression of the weight in the human frame is necessary to compute the gravitational torque at the level of the joint and, therefore, to compute the weight compensation to be applied by the robot. All rotation operators are detailed in appropriate basis in Appendix 1.2.

1.2 Rotation matrices definition

The rotation between the robot link and the world frame expressed in the world frame is presented in Equation (6),

$$R_{r0}(\mathbf{z_0}, \phi_r) = \begin{pmatrix} \cos(\phi_r) & -\sin(\phi_r) & 0 \\ \sin(\phi_r) & \cos(\phi_r) & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \tag{6}$$

The rotation between the robot link and the projected human segment expressed in the world frame is presented in Equation (7),

$$R_{hr,1}(\mathbf{z_0}, \phi_h(\phi_r)) = \begin{pmatrix} \cos(\phi_h(\phi_r)) & -\sin(\phi_h(\phi_r)) & 0 \\ \sin(\phi_h(\phi_r)) & \cos(\phi_h(\phi_r)) & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \tag{7}$$

The rotation between the projected human segment and the human segment expressed in the projected human segment frame is presented in Equation (7),

$$R_{hr,2}(\mathbf{y_{h,p}}, \psi_h(\phi_r)) = \begin{pmatrix} \cos(\psi_h(\phi_r)) & 0 & \sin(\psi_h(\phi_r)) \\ 0 & 1 & 0 \\ -\sin(\psi_h(\phi_r)) & 0 & \cos(\psi_h(\phi_r)) \end{pmatrix} \tag{8}$$

The rotation between the world frame and the projected human segment expressed in the world frame is presented in Equation (7),

$$R_{h0}(\mathbf{z_0}, \phi_r + \phi_h(\phi_r)) = \begin{pmatrix} \cos(\phi_r + \phi_h(\phi_r)) & -\sin(\phi_r + \phi_h(\phi_r)) & 0 \\ \sin(\phi_r + \phi_h(\phi_r)) & \cos(\phi_r + \phi_h(\phi_r)) & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \tag{9}$$

REFERENCES

Jarrasse, N. and Morel, G. (2012). Connecting a Human Limb to an Exoskeleton. IEEE Transactions on Robotics 28, 697–709. doi:10.1109/TRO.2011.2178151

Just, F., Özhan Özen, Tortora, S., Klamroth-Marganska, V., Riener, R., and Rauter, G. (2020). Human arm weight compensation in rehabilitation robotics: efficacy of three distinct methods. Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation 17. doi:10.1186/s12984-020-0644-3

Quatrième partie :

Contributions sur le contrôle moteur humain

Les travaux introduits dans la partie précédente nous ont permis de construire une plateforme validée par la communauté scientifique que nous utiliserons dans la suite pour tester des théories issues du contrôle moteur. Notamment, comme évoqué en Introduction et dans le cadre théorique, les modes de contrôle usuels des exosquelettes (*i.e.*, transparence, compensation du poids et modes d'assistance) conduisent naturellement à la question de l'impact de la gravité sur la planification du mouvement et à la capacité d'adaptation à des champs gravitaires induits par un exosquelette. Par ailleurs, la question de la durée du mouvement humain est un paramètre majeur lors de la conception d'une trajectoire d'assistance personnalisée. Ces deux questions sont des thématiques de recherche fondamentales en contrôle moteur (voir Sections 2.2 et 2.3). Nous proposons donc, en cohérence avec la démarche générale de ces travaux, d'utiliser cette plateforme pour générer des situations inédites pour le SNC (voir branche supérieure de l'approche en Figure 7.1), avec l'objectif d'étendre les connaissances fondamentales sur ces deux aspects du contrôle moteur tout en tirant des conclusions vis-à-vis des applications usuelles des exosquelettes.

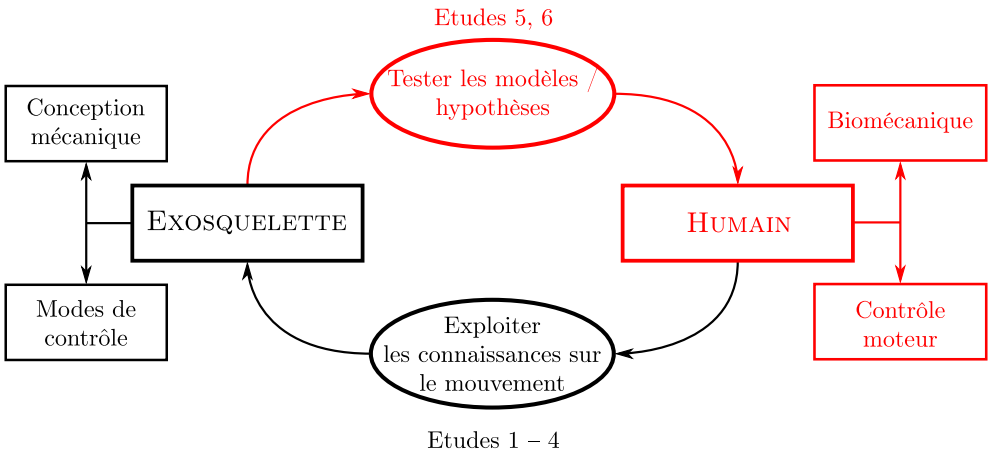


Figure 7.1 – Rappel de l'approche de recherche employée au cours des travaux. Dans cette partie, les études réalisées correspondent à la branche supérieure du schéma, ici en rouge.

En conséquence, dans un premier temps en Chapitre 8, l'adaptation humaine à des champs gravitaires induits par un exosquelette est étudiée sous le prisme de paramètres connus pour être des descripteurs de l'exploitation optimale de la gravité par le SNC en contrôle moteur. Dans un second temps, en Chapitre 9, l'existence et la quantification d'un compromis temps-effort à l'origine de la vigueur humaine sont étudiées à l'aide de plusieurs trajectoires d'assistance imposées par l'exosquelette.

8 - Adaptation humaine à des champs gravitaires induits par un exosquelette

Nous présentons ici nos travaux concernant la mise à l'épreuve d'une théorie influente en contrôle moteur : l'exploitation optimale de la gravité dans la planification du mouvement humain. Dans ces travaux, nous analysons l'adaptation motrice résultant de l'application de champs gravitaires localement induits par un exosquelette. Cette méthode permet de tester facilement un grand nombre de champs gravitaires, sur des échantillons de taille relativement importante, contrairement aux méthodes précédentes (telles que les vols paraboliques, les travaux en centrifugeuse,...) beaucoup plus lourdes à mettre en œuvre et impliquant généralement beaucoup moins de participants.

Nous montrons d'abord que l'adaptation motrice de nos participants est cohérente avec les prédictions d'un modèle de contrôle optimal (que ce soit en termes de cinématique ou d'activité musculaire) pour un champs terrestre ($1\mathrm{g}$), une situation de microgravité ($0\mathrm{g}$) puis un champ gravitaire inversé (-$1\mathrm{g}$). Ce dernier champ gravitaire n'a, à notre connaissance, été étudié qu'une seule fois pour des mouvements rythmiques avec des objectifs très différents liés à la stabilité du mouvement [357]. Par ailleurs, nous montrons que cette adaptation motrice est presque instantanée dans le cadre de l'interaction avec un exosquelette, contrairement aux adaptations plus longues mises en évidence dans le cadre de vols paraboliques [322], suggérant un rôle prédominant du système somatosensoriel dans l'adaptation rapide à de nouvelles dynamiques.

Nous montrons ensuite que l'adaptation motrice à un gradient de 11 champs gravitaires suit les prédictions du même modèle de contrôle optimal, suggérant que l'adaptation est non seulement rapide mais permet également une exploitation optimale de la gravité pour des variations assez faibles du champ local. Nous présentons ci-dessous la publication associée à ces travaux (actuellement soumise dans *iScience*).

Publication associée :

Verdel D., Bastide S., Geffard F., Bruneau O., Vignais N. and Berret B. Fast reoptimization of human motor patterns in non-Earth gravity fields locally induced by a robotic exoskeleton. *bioRxiv*, Nov. 2022. doi : 10.1101/2022.11.10.516038

Fast reoptimization of human motor patterns to non-Earth gravity torques induced by a robotic exoskeleton

Dorian Verdel,[1,2*†] Simon Bastide,[1,2†] Franck Geffard,[3]
Olivier Bruneau,[4] Nicolas Vignais,[1,2] Bastien Berret[1,2,5]

[1]Université Paris-Saclay, CIAMS, 91405, Orsay, France.
[2]CIAMS, Université d'Orléans, Orléans, France
[3]CEA List, 91120 Palaiseau, France
[4]LURPA, Mechanical Engineering Department, ENS Paris-Saclay,
Université Paris-Saclay, 91190 Gif-sur-Yvette, France
[5]Institut Universitaire de France, Paris, France

*To whom correspondence should be addressed; E-mail: dorian.verdel@universite-paris-saclay.fr.
†These authors contributed equally

Gravity is an ubiquitous component of our environment that we learnt to optimally integrate in movement control. Yet, altered gravity conditions arise in numerous applications from space exploration to rehabilitation, thereby pressing the sensorimotor system to adapt. Here, we used a robotic exoskeleton to reproduce the joint-level effects of arbitrary gravity fields ranging from 1g to -1g, passing through Mars- and Moon-like gravities, and tested whether humans can quickly reoptimize their motor patterns accordingly. By comparing the motor patterns of actual arm movements with those predicted by an optimal control model, we show that our participants ($N = 61$) adapted quickly and optimally to each local gravity torque. These findings show that the joint-level effects of a large range of gravities can be efficiently apprehended by humans, thus opening new perspectives in arm weight support training in manipulation tasks, whether it be for patients or astronauts.

Introduction

Earth's gravity has pervasive effects on human neuromechanics and motor control. Several studies have suggested that our central nervous system (CNS) has an internal representation of gravity, spread over different brain areas, which allows to optimize the control of movement with respect to the ambient

gravity field (*1–5*). The most direct evidence of such a gravity-exploitation theory came from studies conducted with astronauts in – or returning from – missions and during parabolic flights (*6–14*). Indirect evidence was also obtained by comparing the characteristics of vertical and horizontal movements (*10, 11, 15–21*). In particular, several studies reported consistent kinematic differences between vertical and horizontal movements, which gradually vanished through the adaptation to microgravity or could be recreated when applying a gravity-like force field in microgravity (*7, 22*). This evidence was further supported by congruent observations of muscle patterns, which were found to substantially differ depending on motion direction with respect to gravity, in both humans and monkeys (*21, 23–25*). Importantly, the adaptation of kinematic and muscular patterns to the ambient gravity field was found to comply with the predictions of optimal control models based on effort minimization. Several model-based studies supported the hypothesis that the CNS optimally exploits gravity during arm motor planning (*6, 10, 21, 26–29*).

Interestingly, the gravity-exploitation theory makes specific predictions in arbitrary gravity fields which have been untested so far. Studies in parabolic flights have allowed to test the theory in a couple of hypo- and hyper-gravity fields with a limited number of trials and participants (*6, 10, 13, 14*). Moreover, while very relevant to space exploration (*30–34*), completely immersing participants in a novel gravity field is not representative of other applications. In rehabilitation, it is common to use devices to support a patient's limb and reduce their muscle effort required to counteract gravity (*35–43*). In this case, the neuromechanical system is locally impacted, mostly through somatosensory information. In principle, this information could be sufficient to update the internal representation of gravity torques. Moreover, the somatosensory system has been shown to play a predominant role for learning new dynamics efficiently (*44, 45*). Participants could thus adapt their motor planning to non-Earth gravity torques as predicted by the gravity-exploitation theory. Alternatively, participants could adapt to compensate the non-Earth gravity torques and preserve their nominal movement kinematics. In this case, either incongruent sensory signals could have prevented the reoptimization of movement according to the local gravity torques or the gravity-exploitation theory must be revised to account for motor patterns in previously untested gravities.

To test whether participants can reoptimize their motor patterns to arbitrary gravity torques at the joint level, the present paper leverages recent advances regarding arm weight compensation with active exoskeletons (*46*) to induce gravito-inertial dynamics that were hitherto hardly achievable. Such modified gravito-inertial dynamics do not broadly impact all sensory systems (in particular the vestibular one) as would a complete immersion in a non-Earth gravity field. Nevertheless, they can give precious insights regarding the adaptation of human movement to novel joint dynamics corresponding to non-Earth gravity fields. This follows a general path towards the exploitation of robotics in neuroscience (*47*). Here we used the ABLE robotic exoskeleton (*48*) to induce various local gravity torques at the participant's elbow, ranging from normal gravity ($1\mathrm{g}$) to reversed gravity (-$1\mathrm{g}$) and passing through microgravity ($0\mathrm{g}$). A gradual change of gravity with a $0.2\mathrm{g}$-step ranging from -$1\mathrm{g}$ to $1\mathrm{g}$ was also applied on the forearm of participants, thereby including Mars- and Moon-like gravities. The gravity-exploitation theory was then tested against experimental data for simple pointing movements. The predictions of a representative model, termed Smooth-Effort (SE) model (*21*), are illustrated for upward movements in Fig. 1. The changes in velocity profiles are quantified in terms of the relative time to peak velocity (rtPV), which is known to be a robust gravity-dependent parameter. This gravity-dependent asymmetry of velocity profiles for single-joint movements is well documented and is predicted to vary in the $1\mathrm{g}$, $0\mathrm{g}$ and -$1\mathrm{g}$ conditions if local gravity torque is exploited as a motive force. Furthermore, a striking non-linear evolution of rtPV is even predicted when varying gravity more finely because the exploitation

of gravity depends on its actual effect on the limb's acceleration for a fixed movement duration. If these theoretical predictions match experimental data, this would support the gravity-exploitation theory and indicate that local somatosensory information allows a reoptimization of human motor patterns according to the gravity torque locally induced by the exoskeleton.

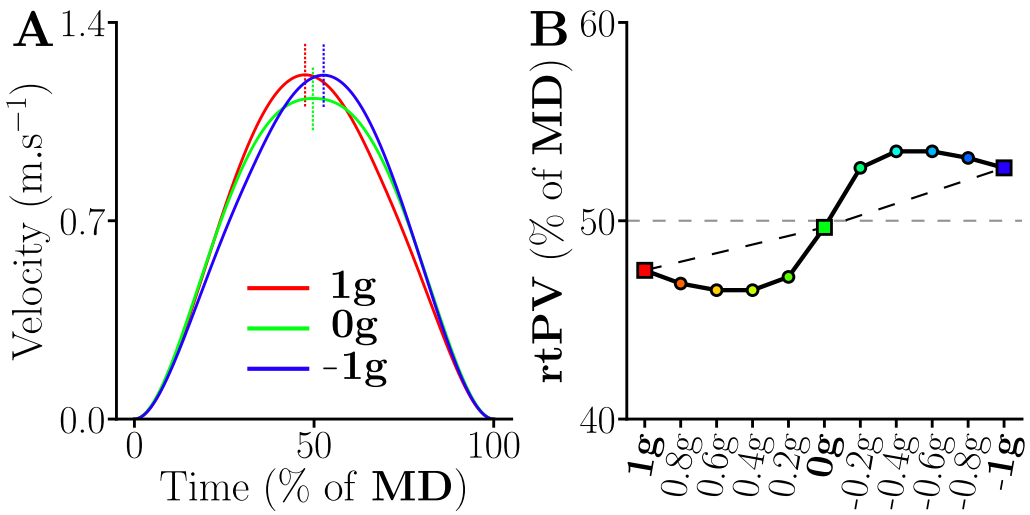


Figure 1: Predictions of the gravity-exploitation theory according to the Smooth-Effort (SE) optimal control model of (*21*). We simulated fast upward pointing movements with the forearm of duration MD=0.6 s, while only varying gravity. **A**. Predicted velocity profiles for the 1g, 0g and -1g conditions. Vertical dashed lines indicate where the peak velocity (PV) is reached, which highlights the variations of the relative time-to-peak-velocity parameter (rtPV) according to the model. **B**. Predicted evolution of rtPV (in percentage of movement duration, MD) for 11 gravity torques ranging between 1g and -1g. While a linear gradient can be seen between the 1g, 0g and -1g conditions, the finer-grained analysis reveals a non-linear evolution of rtPV as a function of gravity acceleration.

Results

We asked $N = 61$ participants to perform fast upward pointing movements of $45°$ with the forearm toward semi-spherical targets of radius 2 cm. The participants were connected to a robotic exoskeleton that was controlled to mechanically emulate various gravity torques at the participant's elbow joint. The control law was individualized thanks to a thorough identification procedure conducted prior to each experiment and validated in a previous study (*46*). The task is illustrated in Fig. 2A and the reader is deferred to the STAR Methods for more details about the experimental procedures.

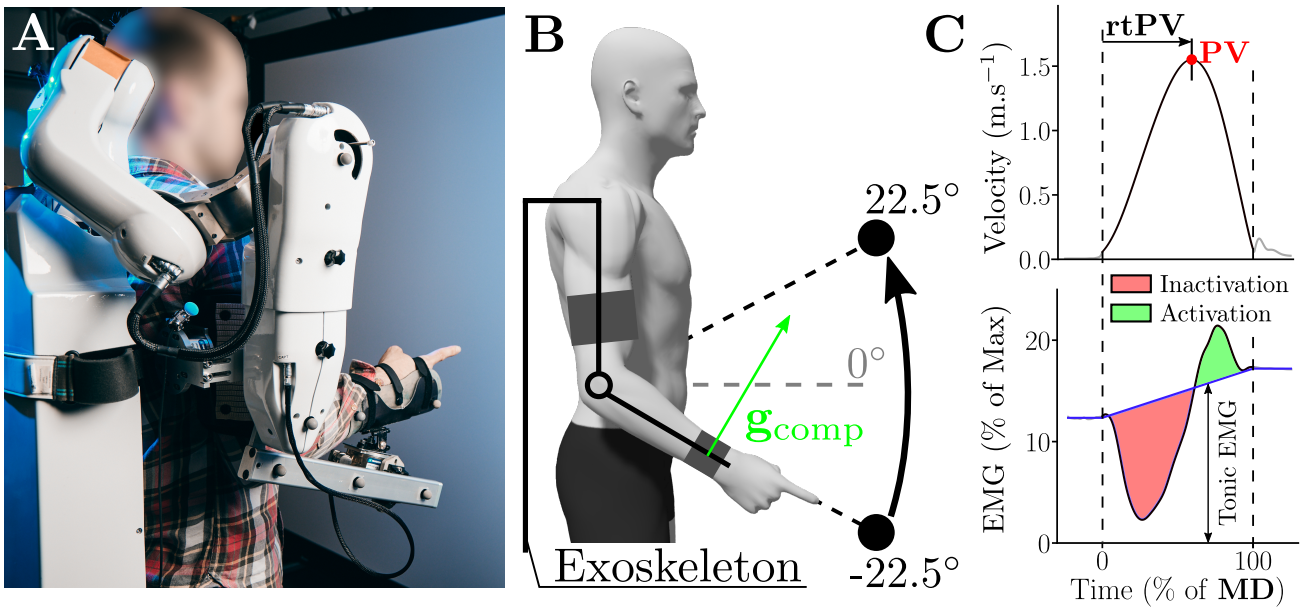


Figure 2: **A**. Illustration of a participant connected to the exoskeleton during the pointing task. **B**. Schematic illustration of the motor task, consisting in upward forearm movements (here of 45°) with the human connected to the ABLE robotic exoskeleton. A force/torque sensor placed at the interface between the participant and the exoskeleton (about the wrist joint) allowed to track a desired normal force $\mathbf{g}_{comp}$, mechanically corresponding to the effect of gravity torques ranging from 1g to -1g. The real-time forearm inclination and joint misalignments between the human and the robot were taken into account to accurately estimate $\mathbf{g}_{comp}$ (*46*). **C**. Definition of the main kinematic and EMG parameters analyzed in the present study for an example movement in the -1g condition. Fast pointing movements are typically characterized by velocity profiles that mainly consist of one acceleration phase and one deceleration phase. Here, the temporal structure of movement was characterized by the rtPV parameter, as it is known to be sensitive to gravity (*10*). The represented EMG data are the envelope of the filtered, rectified and normalized signal recorded during -1g motions. Regarding EMG data, we systematically subtracted the tonic activity (blue line) from rectified EMGs and analyzed the resulting phasic EMG patterns. This phasic activity is also known to be sensitive to gravity (*21*). Negative phasic activity is referred to as inactivation and indicates periods where the EMG activity of a muscle is below the tonic level that would be required to counteract gravity (in shaded red). Positive phasic activity, referred to as activation (in shaded green), is responsible of net accelerations in the gravity field.

A series of three experiments was conducted in this work. In the first two experiments, three gravity torques (1g, 0g, -1g) were tested to analyze if and how participants changed their motor patterns according to the locally induced gravity torques (Experiment 1 and Experiment 2). In the last experiment, a gradient of 11 gravity torques, ranging from -1g to 1g with a step of 0.2g was tested to assess whether gradual changes of local gravity lead to nonlinear changes of motor patterns in agreement with the gravity-exploitation theory. The main kinematic and muscular parameters used to quantify motor patterns are defined in Fig. 2B.

Motor patterns change quickly and significantly with respect to the local gravity torque

In Experiment 1, participants ($N = 22$) performed 6 consecutive blocks of fifteen 45-degrees upward movements in each of the 1g, 0g, -1g conditions. The order of the conditions was randomized. Analyses conducted on the first 10 movements of participants involved in Experiment 1 allowed to exhibit that a quick adaptation occurred during the very first movements after which a plateau was reached and the participants could reliably execute the task. In 0g and -1g the main kinematic parameters did not differ from the grand-average value computed from the last five blocks, which means that a plateau was attained after a couple of movements (see supplementary Fig. S.1). The same observation was made for the main EMG parameters (see supplementary Fig. S.2). No evidence of a longer term adaptation was found across the 6 blocks performed in each condition of Experiment 1, for all the tested kinematic and EMG parameters (see supplementary Fig. S.3). Furthermore, no adaptation across blocks was found on parameters usually impacted by gravity (see supplementary Fig. S.4). As a consequence, all the subsequent analyses were conducted on data averaged across all the blocks (excluding the first 5 trials of block 1), and we focus hereafter on the changes induced by different gravity conditions on the average motor patterns.

Kinematic analysis

Figure 3 depicts the average motor patterns (position and velocity, and phasic EMGs) for a representative participant in the 3 gravity conditions of Experiment 1.

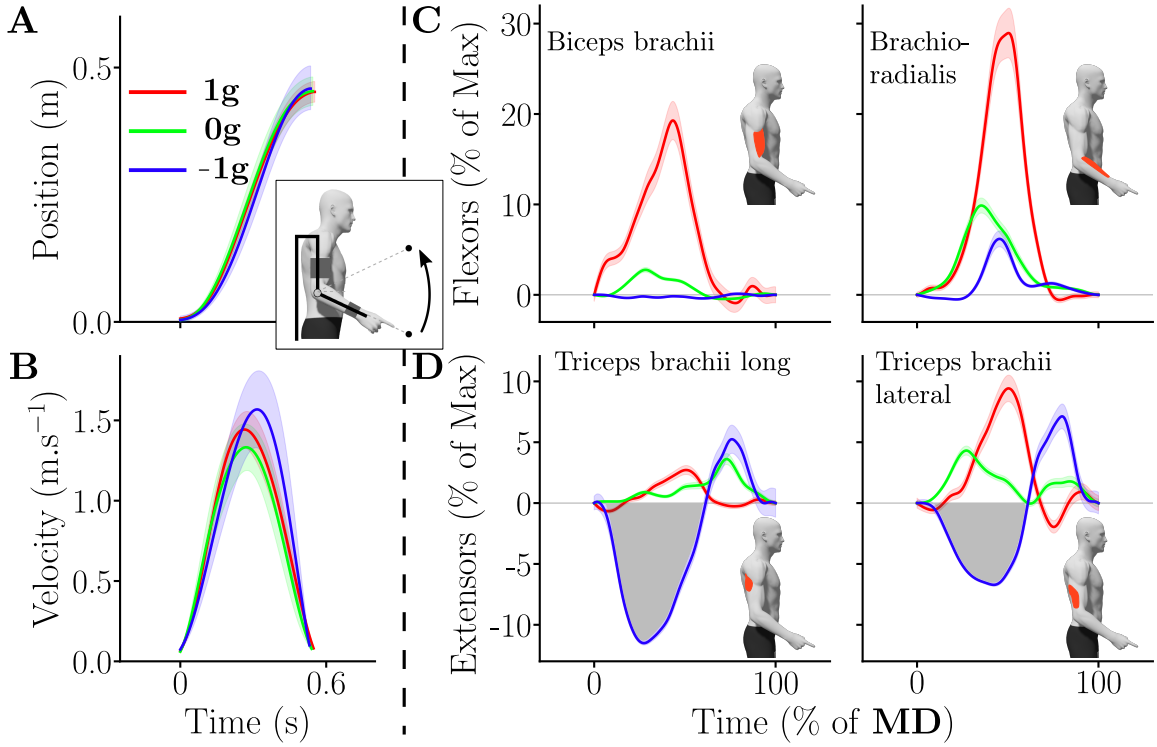


Figure 3: Kinematics and phasic EMG envelopes for one representative participant in the different gravity conditions (red=1g, green=0g and blue=-1g). **A**. Mean hand displacement. Standard errors across trials are represented as shaded areas. **B**. Mean hand velocity profile. **C,D**. Mean phasic flexors and extensors muscle patterns in the different gravity conditions, normalized in time (MD was about 0.6 s). Notably, an early inactivation of the extensors (negative phasic area, emphasized by the grey shaded area) in the -1g condition can be observed (see blue trace in panel **D**).

As already mentioned, an interesting parameter theoretically revealing gravity exploitation and sensitive to the ambient gravity acceleration is rtPV (*10*). This parameter allows to compare kinematic motor patterns of movements of different durations. Here, only slight variations of durations and speeds were found between gravity conditions. Movements performed in -1g tended to be slightly faster than those performed in 0g and 1g, as reflected by a repeated-measures ANOVA conducted on MD ($p = 0.004$, $\mathcal{F}_{2,42} = 6.72$ and $\eta^2 = 0.24$), but no difference on MD was found across conditions with post-hoc pairwise comparisons ($p > 0.18$ for all comparisons). Regarding rtPV, group and individual data are depicted in Fig. 4A, revealing a main effect of the local gravity torque on rtPV (repeated-measures ANOVA: $p < 0.001$, $\mathcal{F}_{2,42} = 52.6$ and $\eta^2 = 0.71$). Post-hoc analyses indicated that the rtPV was significantly higher in the 0g and -1g conditions when compared with the 1g condition ($p < 0.002$ in both cases). This means that velocity profiles were more left-skewed in 0g and -1g than in 1g. However, no difference was found between the 0g and the -1g conditions in this sample ($p = 0.225$).

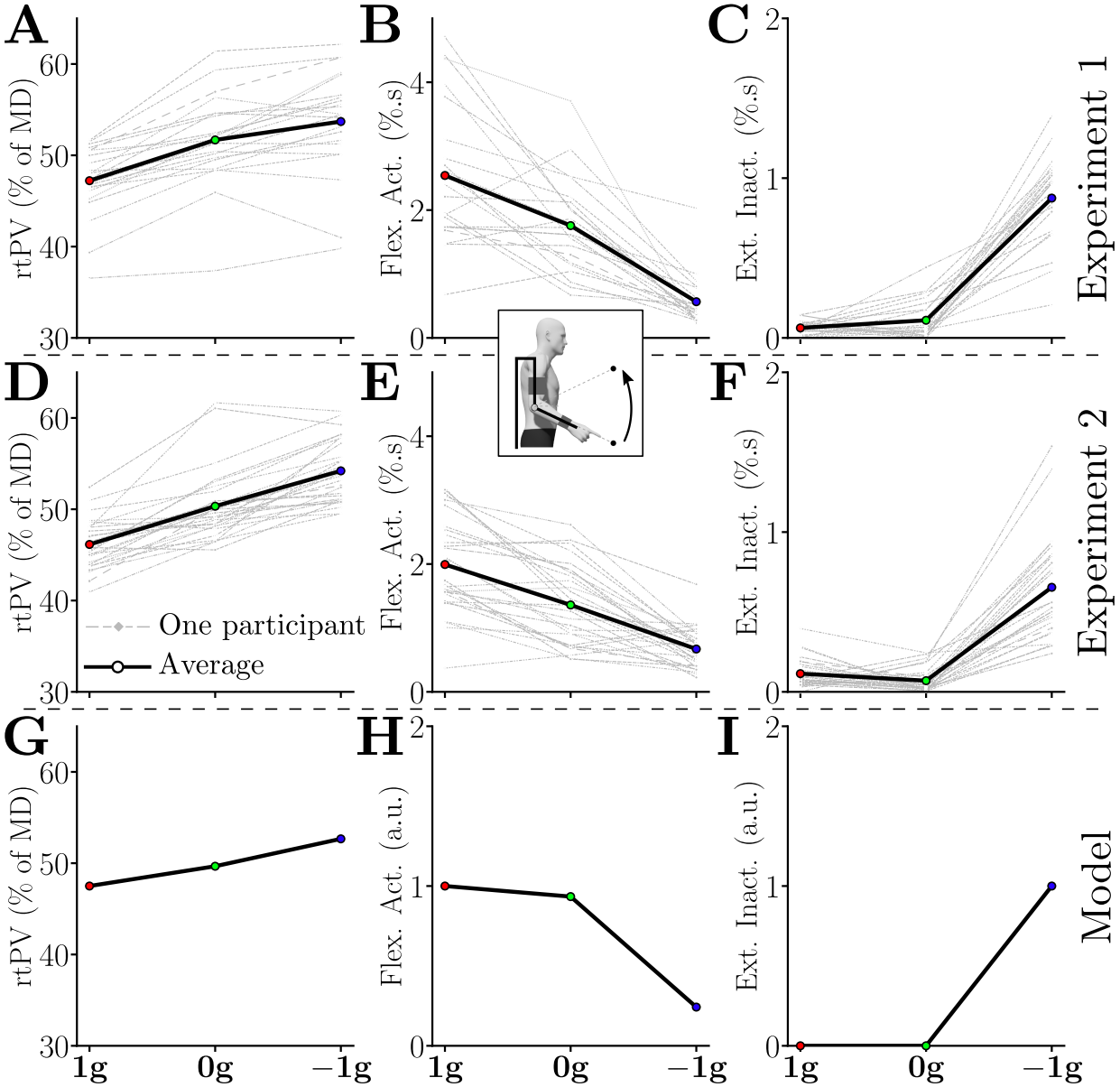


Figure 4: Average kinematic and muscular behavior of each participant (grey) and of the tested population (black bold) for both Experiment 1 and Experiment 2. **A,D**. Adaptation of rtPV across conditions. **B,E**. Adaptation of flexors burst area across conditions. **C,F**. Adaptation of extensors inactivation area across conditions. **G**. Predicted rtPV. **H**. Predicted positive phasic torque area (normalized by maximum). **I**. Predicted negative phasic torque area (normalized by maximum).

To self-replicate our findings and test whether significance can be reached for comparisons between $0\mathrm{g}$ and -$1\mathrm{g}$, we performed an additional experiment including two blocks of 25 upward movements of $45°$ for each gravity condition, knowing that adaptation was very quick (referred to as Experiment 2, $N = 29$ participants). The rtPV values obtained in this experiment are depicted in Fig. 4D.

The same trends as in Experiment 1 were observed. Repeated-measures ANOVA confirmed a main

effect of local gravity on rtPV ($p < 0.001$, $\mathcal{F}_{2,56} = 93.9$ and $\eta^2 = 0.77$). Post-hoc tests further revealed significant differences between all gravity conditions in this sample ($p < 0.001$ in all cases).

Together, the results of Experiment 1 and Experiment 2 clearly show that the averaged velocity profiles were robustly tuned according to the local gravity torque created by the exoskeleton. Furthermore, this tuning was consistent with the predictions of the SE model (see Fig. 4G).

To better understand the cause of this gravity-dependent tuning of velocity profiles, we then investigated the underlying muscular strategies. The patterns of activation of flexor and extensor muscles may reveal the extent to which participants took advantage of the novel gravity torque (*21, 23–25*).

Muscular analysis

Forearm movements are controlled by opposing muscle groups that can be gathered as follows: 1) flexors (e.g. mainly the biceps-brachii and brachio-radialis) and 2) extensors (e.g. mainly the triceps-brachii long and lateral heads). In the Earth's gravity field, the flexors are antigravity muscles in the sense that they generally allow counteracting the action of gravity. The extensors play the opposite role in $1\mathrm{g}$ and could be termed gravity muscles. In $0\mathrm{g}$ this distinction is irrelevant whereas in -$1\mathrm{g}$ the role played by flexors and extensors should be inverted such that extensors should become antigravity muscles.

Qualitatively, the EMG patterns are depicted in Fig. 3C,D for each gravity condition for a representative participant. In the $1\mathrm{g}$ condition, the movement was triggered by a strong phasic activation of the flexors, which was associated with some co-activation of the extensors as commonly observed (*21*). In $0\mathrm{g}$, the EMG patterns were similarly structured as in $1\mathrm{g}$, except that the activation of the flexors was weaker. Finally, the EMG pattern in the -$1\mathrm{g}$ condition was very different and started with an inactivation of the extensors, meaning that the participants let the local gravity field created by the robot initiate the upward movement. This inactivation was followed by an activation of the extensors for decelerating the movement at the end. This negativity existed from the first trial even though its duration was adapted during the first trials (see Fig. S.2).

These qualitative observations were supported by quantitative analyses performed on the activation of flexors and the inactivation of extensors in the different conditions (see Fig. 4B,C,E,F). As for the kinematic analysis, both group and individual data are reported. There were clear differences between the different gravity conditions in terms of flexors activation (see Fig. 4B,E; main effect, $p < 0.0041$, $\mathcal{F}_{2,42} = 45.6$ and $\eta^2 = 0.68$). Post-hoc analyses indicated that all gravity conditions were different ($p < 0.001$). In particular, there was a 30% decrease in flexors activation between the $1\mathrm{g}$ and $0\mathrm{g}$ conditions and a 68% decrease in flexors activation between the $0\mathrm{g}$ and -$1\mathrm{g}$ conditions during Experiment 1. The same significant decrease of flexors activation was observed during Experiment 2 between the three tested conditions (main effect: $p < 0.0041$, $\mathcal{F}_{2,56} = 59.9$ and $\eta^2 = 0.68$; post-hoc: $p < 0.003$ in all cases).

The inactivation of extensors also exhibited clear differences between the conditions (see Fig. 4C,F; main effect: $p < 0.001$, $\mathcal{F}_{2,42} = 147$ and $\eta^2 = 0.87$). In particular, during Experiment 1, the -$1\mathrm{g}$ condition was the only one that exhibited clear extensors inactivation, which was reflected in post-hoc comparisons with the $1\mathrm{g}$ and $0\mathrm{g}$ conditions ($p < 0.001$ in both cases). The same trend was observed during Experiment 2 (main effect: $p < 0.001$, $\mathcal{F}_{2,56} = 83.1$ and $\eta^2 = 0.75$). The -$1\mathrm{g}$ condition was again the only one exhibiting extensors inactivation (post-hoc: $p < 0.001$ in both cases).

In summary, these two first experiments revealed that the participants quickly reoptimized their motor patterns toward effort minimization according to the local gravity torques, in agreement with

the prediction of the gravity-exploitation theory. Indeed, as previously stated, the skewness of velocity profiles changed significantly in the $0\mathrm{g}$ and -$1\mathrm{g}$ conditions compared to the $1\mathrm{g}$ condition as predicted by the SE model, and coherent changes in muscle activation and inactivation patterns were observed. Furthermore, the normalized phasic torque areas predicted by the SE model exhibit a similar evolution with regard to the applied gravity torque, which strengthens the gravity-exploitation hypotheses (although they are only correlated and not quantitatively comparable). In particular, a reduction of the positive torque area (which can be correlated with flexors activation) was predicted, although the torque reduction was smaller in $0\mathrm{g}$ than in the EMG data. The residual activation of flexors in -$1\mathrm{g}$, allowing to accelerate more than by just letting the robot torque perform the acceleration, was also predicted. Finally, the strong inactivation of extensors in -$1\mathrm{g}$, allowing to take advantage of the local gravity torque to accelerate the movement, was also predicted by the model as a negative phasic torque of the extensors.

To further test the striking prediction of a non-linear evolution of rtPV when gravity is varying more finely, we conducted a third experiment where we gradually varied the gravity compensation with a $0.2\mathrm{g}$-step.

Adaptation to gradual changes of gravity and comparisons with optimal control models

In Experiment 3 ($N = 10$ participants) we considered the same 45-degrees upward forearm movements for a gradient of 11 gravity torques, equally spaced between $1\mathrm{g}$ and -$1\mathrm{g}$, and passing through $0\mathrm{g}$, Mars-like gravity (about $3.7\ \mathrm{m.s}^{-2}$, which is around $0.4\mathrm{g}$) and Moon-like gravity (about $1.6\ \mathrm{m.s}^{-2}$, which is slightly under $0.2\mathrm{g}$).

Results for rtPV are depicted in Fig. 5A. Data showed that rtPV globally tended to increase from $1\mathrm{g}$ to -$1\mathrm{g}$, hence confirming our previous observations. This gradual increase exhibited a non-linear trend on average. The average rtPV varied according to a "sigmoidal" form across the different gravity conditions, with a minimum observed in $0.8\mathrm{g}$ and a maximum observed in $-0.6\mathrm{g}$. Furthermore, between $1\mathrm{g}$ and $0.2\mathrm{g}$ the average rtPV followed a smooth gradient but stayed clearly under 50% of MD, which implies that the acceleration phase was shorter than the deceleration phase (right-skewed velocity profiles). The average rtPV observed in $0\mathrm{g}$ and $-0.2\mathrm{g}$ were close to 50% of MD, the acceleration and deceleration phases were therefore almost equivalent (approximately symmetric velocity profiles). Finally, between $-0.4\mathrm{g}$ and -$1\mathrm{g}$, the rtPV was above 50% of MD, which implies that the acceleration phase was on average longer than the deceleration phase (left-skewed velocity profiles).

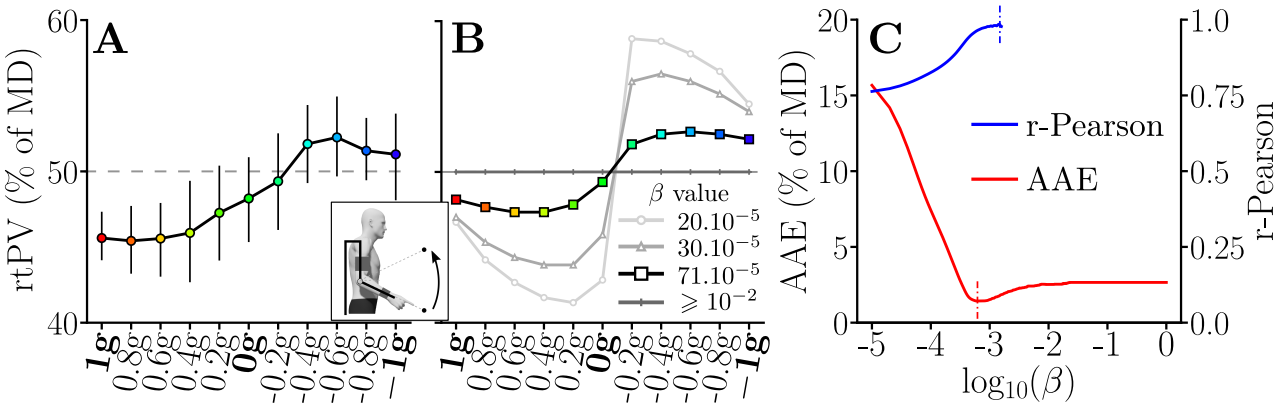


Figure 5: Averaged rtPV adaptation and simulations. **A**. Experimental results of Experiment 3, averaged data are represented with bars representing the standard error. **B**. Simulation results for various weighting of the cost function. The simulation result highlighted corresponds to the optimal weighting of the cost function in terms of average absolute error (AAE). **C**. Evolution of the AAE and of the Pearson correlation coefficient with regard to the cost function weighting with $\beta \in [10^{-5}, 1]$. The Pearson correlation coefficient was only computed when the predicted rtPV presented enough variability across conditions (not defined otherwise) and plotted for significant correlations ($p < 0.05$). The optimal values of β with regard to both these error criteria are highlighted with small dotted bars. **B,C**. These graphs allow to exhibit the evolution of the prediction quality both in terms of gradient and average value with regard to the simulated compromise between smoothness and effort.

This evolution is reminiscent of the one predicted by the SE model given in Introduction (see Fig. 1B), representative of the gravity-exploitation theory (*10,21*). This model allows to simulate movements under the assumption of the minimization of a compromise between the absolute work of muscle torques and the time-integral of squared jerk, which corresponds to an effort minimization model with smoothness regularization. In its present form, the model had one free parameter in the cost function, which sets the compromise between the effort and smoothness terms (β in Eq.4). Predictions of the SE model in terms of rtPV have already been exemplified in Fig. 1A, which can be compared qualitatively to 5B. Here, the quality of the model prediction was assessed more quantitatively by computing the average absolute error (AAE) and the Pearson correlation coefficient between the experimental and simulated rtPVs. The goal was to evaluate the extent to which the gravity-dependent tuning of this parameter was captured by the model.

Furthermore, by varying β, we could thus seek for an optimal weighting of the cost function to match the experimental data, which corresponds to an inverse optimal control approach (e.g. identifying the weighted cost function that best fits experimental data). The results of this procedure are depicted in Fig. 5B,C. The SE model was able to provide both small estimation errors on rtPV (AAE $\approx 1.43\%$ of MD with an optimal $\beta = 7.1 \times 10^{-4}$) and high Pearson correlation coefficients (r-Pearson > 0.98 with an optimal $\beta = 10.5 \times 10^{-4}$). Models with too small or too large β either predicted overestimated or underestimated changes of rtPV with respect to the local gravity torque. Interestingly, these values of β were close to those reported in previous works to predict the kinematics of one degree of freedom shoulder movements (*10*) and to those reported for downward movements in the present experiments (see supplementary Fig. S.5B,C), which shows a certain consistency of the model predictions across different experimental paradigms.

Discussion

In the present paper, we tested the gravity-exploitation theory by investigating if and how humans can reoptimize their motor patterns to arbitrary gravity torques locally induced by a robotic exoskeleton at the elbow joint. Kinematic and muscle patterns were thoroughly analyzed during upward pointing movements involving the forearm while the exoskeleton applied various gravity torques reproducing 0g (weightlessness), 0.4g (close to Mars' gravity) or -1g (inverted Earth's gravity), on the participant's joint. In a series of three experiments, we found that participants quickly changed their motor patterns according to the local gravity torque, and tended to take advantage of it whenever possible. Indeed, varying the gravity torque from 1g to -1g was concomitant with a shift of hand velocity profiles from right-skewed to left-skewed. Furthermore, EMG patterns were in line with an exploitation of the gravity torque, both in direction and magnitude, to accelerate the limb. This was exemplified by the fact that upward movements systematically started with an inactivation of the extensors in -1g. These empirical observations were in good agreement with the predictions of an optimal control model based on effort minimization, thereby supporting the gravity-exploitation theory even when only reproducing its joint-level effects. Below, we discuss these findings with respect to the update of the internal model that could allow participants to quickly reoptimize their motor patterns to novel gravity torques from somatosensory information.

Our participants quickly changed their motor patterns in 0g and -1g. Plateaus on all the main kinematic parameters were reached after a couple of trials. Interestingly, plateaus were reached instantaneously for most parameters computed on muscle activities. A similar conclusion had been drawn with the same exoskeleton when increasing the apparent inertial torque without affecting the participants' gravity torque (*49*). However, such a quick adaptation contrasts with other works showing a slower adaptation to microgravity for similar single-joint arm movements, which took about 75 movements during parabolic flights to remove directional asymmetries in velocity profiles (*10*). The main difference between these studies seems to lie in the nature of the sensory changes induced by the novel environment. During parabolic or space flights, the sensory changes are global and captured by both the somatosensory and vestibular systems (*8, 14*), which may imply a significant sensory re-weighting (*50*). Furthermore, it was shown that perceiving the vertical orientation was possible from proprioception within three weeks after bilateral vestibular loss (*51*) or several parabolas in microgravity (*12*). Such a sensory re-weighting when vestibular information is altered may thus induce a longer update of the internal model of gravity. This process might conceivably be necessary to elicit a fine reoptimization of movement planning in a novel gravitational environment (*10, 52, 53*). During the present human-exoskeleton interaction, only somatosensory signals were modified through the contact with the exoskeleton. In this case, motor planning was promptly adapted despite incongruent gravity-related sensory cues. Indeed, visual and vestibular cues were unchanged unlike muscle proprioception at the elbow joint. On the one hand, these results are consistent with the predominant role of the somatosensory system in the early learning of new dynamics on Earth (*44, 45, 54*). Here, the induced gravity torques essentially corresponded to a parametric change in the forearm's dynamics, a type of alteration which is known to lead to fast or immediate adaptations (*55, 56*). In principle, this parametric change in the forearm dynamics could be estimated from somatosensory cues collected in statics before the movement (*57*). This feature could explain why the CNS can easily handle object manipulation on Earth (*58*), a familiar action in daily life which is similar to the present interaction task except that both inertia and gravity are changed when carrying real objects. On the other hand, studies on the adaptation of grip dynamics to altered gravito-inertial environments showed that somatosensory (haptic) feedback may

not be sufficient to readily adjust object manipulation forces (*59–61*). Participants have been shown to struggle to adapt during a force reproduction task when exposed to non-Earth gravity fields during parabolic flights (*62, 63*). Therefore, somatosensory information does not always allow an adaptation as fast as the one reported in this article, especially when the vestibular system is altered. This observation might be extended to vision. Indeed, when generalizing to interception tasks where the physical law of motion of external objects is also of concern, conflicting visual ($0\mathrm{g}$) and somatosensory ($1\mathrm{g}$) information can result in a consolidation of $1\mathrm{g}$ movement timings, thereby limiting the adoption of correct $0\mathrm{g}$ timings to appropriately fulfill the task (*64*). Actually, vision may strongly influence the planning of vertical movements similar to the present ones, possibly causing the adoption of non-optimal motor patterns (*15, 65*). Furthermore, the considered task might have an impact on the adaptation because of different underlying neural processes (*66*).

Here, the adaptation was not only quick but also exhibited the signature of effort-based optimality with respect to the local gravity torque. The asymmetry of velocity profiles (e.g. rtPV) was shown to change consistently across the different gravity conditions in all three experiments. The relative duration of the acceleration phase tended to increase when the induced gravity decreased from $1\mathrm{g}$ to -$1\mathrm{g}$ and this evolution was not simply linear. All these changes were well predicted by the Smooth-Effort optimal control model (see Fig. 5A-C). For example, the maximum rtPV was reached around the $-0.6\mathrm{g}$ condition for most participants and then it started to decrease (see Fig. 5A), in agreement with model predictions. Furthermore, when gravity was reversed and pushed the participant's forearm upward, longer relative duration of acceleration were observed, thereby increasing the rtPV parameter. This particular kinematic strategy has been observed previously during downward motions in the Earth's gravity field (*6, 10, 11, 17–21*) and was well explained by the gravity-exploitation theory (*10, 21, 26*). In particular, from the condition $-0.4\mathrm{g}$, the average rtPV exceeds 50% of MD in Experiment 3. Interestingly, this strategy contrasts with accuracy constraints typically associated with rapid movements as it is known that deceleration is instead larger when participants are required to be maximally fast and accurate (*67*). Therefore, the left-skewness of velocity profiles was clearly not due to accuracy concerns but proved to be compatible with an optimal movement strategy taking into account the current gravity acceleration to minimize effort. At the muscle level, changes in activation and inactivation patterns were also compatible with an exploitation of the local gravity torque (e.g. $1\mathrm{g}$, $0\mathrm{g}$ and -$1\mathrm{g}$ conditions). The most notable effect is likely the very quick adaptation of extensors to the -$1\mathrm{g}$ condition. In this condition, the movement was initiated with an inactivation of the extensors rather than with an activation of the flexors (see Fig. 4C,D). This behavior is particularly revealing of the human capacity to optimally exploit the local gravity torque. Indeed, even though an inverted gravity torque is very unusual, the participants were all able to take advantage of its presence to accelerate their limb upward with low effort (see Fig. 4B,E). In the Earth's gravity field, this inactivation pattern is usually observed on the flexors, which allows to use gravity to accelerate downward movements at their initiation (*21, 24, 25*). All the participants were able to quickly assign to their extensors a role normally assigned to their flexors. This was probably possible thanks to the somatosensory information collected in statics before the movement (*57*). Overall, our experimental and computational analyses agree with the gravity-exploitation theory and not with an alternative gravity-compensation theory, which would predict that gravity torques should not affect kinematic motor patterns. The latter strategy could be implemented by means of a phasic activity controlling inertia-related efforts combined with a tonic activity systematically counteracting gravity-related efforts (*17, 68, 69*). In our study, it was clear that the participants did not attempt to counteract the force applied by the exoskeleton and maintain an unchanged kinematic strategy for all local gravity torques. The observed changes of motor patterns were

not arbitrary either, as they could have been if the system had failed to account for the new gravity torques during motor planning. Instead, our results point to a specific and optimal-like adaptation to each local gravity torque.

It is worth stressing that different models could have been used as representatives of the gravity-exploitation theory. Here, we used a previously proposed model based on the minimization of the absolute work of muscle torques (*26*). We did not consider complex muscle dynamics to reduce the number of unknown parameters and simplify the modeling. Hence, only one parameter was left free in the model, which served to set the compromise between effort and smoothness optimization. Using an inverse optimal control approach (*27*), we identified the best-fitting β coefficient to replicate the data, which was relatively close to that proposed in previous studies. This analysis revealed that minimizing effort too strongly tended to overestimate the effects of gravity on the kinematics whereas maximizing smoothness tended to underestimate them. It could be interesting in the future to investigate the effects of using more accurate muscle models to refine the estimation of energy expenditure in such tasks (*70*). Nevertheless, conducting a sensitivity analysis related to the uncertainty about the various model parameters could be a tedious task for such optimal control simulations. Here, because we mainly wanted to examine how gravity can be exploited in motor planning, we examined a simpler model that cannot impute the gravity-dependent kinematic changes to the low-level contraction properties of muscles, in accordance with previous interpretations (*10, 15, 18, 21*). Yet, studying longer term adaptations to altered gravity environment could provide an interesting avenue for research because major neuromuscular reorganizations may then occur (*71*), which could strongly affect motor patterns. Alternatively, estimating metabolic energy through gas exchanges like in other studies (*72, 73*) could be interesting to estimate the different costs of movement in the various gravity environments and check whether a minimum is attained in the $0\mathrm{g}$ condition for instance, or whether the costs decrease during longer-term adaptations. Finally, it is worth mentioning that our modeling did not attempt to account for movement duration and trial-by-trial variability. For the first point, the cost function could easily integrate a cost of time. It is indeed common to model a time-effort tradeoff in reaching movements to predict movement vigor (*74–76*). For the second point, sensorimotor noise could be included in the model to account for sensorimotor variability, in the spirit of the stochastic optimal control frameworks (*6, 77–79*). The consideration of such features of movement planning and execution could be investigated in future works so as the extension to movements involving multiple degrees of freedom. In this case, active exoskeletons could be helpful to test the influence of various gravity torques on duration and variability as it allows to collect data more easily than during a complete immersion in a non-Earth gravity field.

Our current conclusions were obtained with a robotic exoskeleton controlled in such a way that a large range of gravity torques could be generated at the level of the human elbow joint. Although a subject-specific calibration was conducted to create the desired local gravity torque as accurately as possible, there are currently two limits that should be mentioned. The first one is that exoskeletons may disturb the human motor behavior even in transparent mode (our $1\mathrm{g}$ condition here), although interaction efforts are minimized. We have quantified the nature of the perturbation for elbow flexions/extensions in previous works and the remaining disturbances for upward movements were mainly due to the additional inertia caused by the exoskeleton (*46, 80–83*). It could be possible to compensate this inertia by using predictive control methods (*84, 85*). However, the inherent variability of human movement makes difficult the design of a simple and straightforward compensation method for human-exoskeleton interaction. One alternative, on which the present paper is based, is to assess the nature of the perturbation introduced by the exoskeleton *a posteriori* and integrate it in the models as an augmented inertia for the coupled human-robot system. The second limitation lies in the tracking of the desired gravity

torque. Residual errors will inevitably occur due to inherent limits of the tracking control law. These errors were also quantified in a previous paper (*46*). Although relatively small, slight variations from a true gravity torque were present and it is difficult to estimate the extent to which it could affect the participants' behavior. In particular, during upward movements, a homogeneous and slight increase in the apparent inertia is observable in supplementary Fig. S.5D. During downward movements, however, we found that the apparent inertia was mainly increased at the initiation of movement, which was explained by the specific dynamics of our exoskeleton. Once integrated in the model, experimental velocity profiles could be well predicted (see supplementary Fig. S.5A,B,E). Therefore, the imperfect behavior of the robot can likely yield motor patterns that differ from what would have been observed after steady adaptation to real Moon's or Mars' environments. However, substantial changes in the rtPV parameter were systematically observed across a large range of gravity torques, showing that the motor response to the perturbation depended clearly on the simulated gravity torque. Yet, whether the observed adaptation is due to the CNS adapting to an external perturbation interpreted as coming from a local gravity field or just as a predictable/exploitable force field remains unclear. It would be interesting to compare if a similar adaptation occurs with different levels of constant background torque, which would clearly differ from a position-dependent gravity torque but could still be exploitable as a motive force. Nevertheless, in the perspective of applications, reproducing arbitrary gravity torque at the joints (even approximately) seems to be an appealing paradigm.

Indeed, understanding how the human CNS integrates gravity in movement control has numerous applications. In particular, this question is critical to space exploration with astronauts (*53, 86–89*). There, the use of active exoskeletons could be envisioned during long-term missions as a way to limit muscle atrophy (*90–92*) (recreating Earth's gravity torques in spaceships as a countermeasure) or as a way to train astronauts to perform dexterous manipulation tasks in specific gravity environments (*7,30*). Furthermore, weight compensation for patients suffering from muscle weakness is an appealing approach in neurorehabilitation. For example, post-stroke patients can recover more mobility when gravity-related efforts are compensated by a mechanical device (*35–39*). The present paper suggests that a clever use of local gravity torques could be useful to facilitate arm movements in different directions, depending on their acceleration or deceleration phase. Playing with local gravity torques could thus yield assistive control laws that are easily integrated by the human sensorimotor system. Therefore, locally varying gravity torques with a robotic exoskeleton may be an interesting approach for all applications where adapted weight support is relevant.

STAR Methods

Key resources table

REAGENT or RESOURCE	SOURCE	IDENTIFIER
Software and algorithms		
Python 3.8	Python	https://www.python.org/
C++ 11	Visual Studio Community 2019	https://visualstudio.microsoft.com/
Matlab 2021	MathWorks	https://www.mathworks.com/
Other		
ABLE Exoskeleton	Haption	https://www.haption.com/fr/

Resource availability

Lead contact

Further information and requests for resources and reagents should be directed to and will be fulfilled by the lead contact, Dorian Verdel (dorian.verdel@universite-paris-saclay.fr)

Materials availability

This study did not generate new unique reagents.

Data and code availability

- All data reported in this paper will be shared by the lead contact upon request.
- This paper does not report original code.
- Any additional information required to reanalyze the data reported in this paper is available from the lead contact upon request.

Experimental model and subject details

In a series of 3 experiments, a total of 61 participants performed single-joint upward movements with their forearm in a parasagittal plane, with their upper arm resting in a vertical position as in previous protocols (*29, 46, 80*). The pointing movements thus consisted in point-to-point reaching movements with different gravity torques induced at the elbow joint by a robotic exoskeleton.

For all the experiments, written informed consent was given by each participant as required by the Helsinki declaration. The experimental protocols were approved by the local ethical committee for research (Université Paris-Saclay, 2017-34). All the involved participants were right-handed and did not have any known neurological or muscular disorders.

Twenty-two participants were involved in the Experiment 1 (10 females; age: 24 ± 5 years; weight: 70.7 ± 9.7 kg; height: 176 ± 7.8 cm).

Twenty-nine participants were involved in the Experiment 2 (10 females; age: 23 ± 3 years; weight: 67.1 ± 11.8 kg; height: 175 ± 7.6 cm).

Ten participants were involved in Experiment 3 (2 females; mean age, 24 ± 3 years; mean weight 69.9 ± 8.7 kg; mean height 176 ± 3.5 cm).

Method details

Experimental setup

Robotic exoskeleton

The experimental conditions described in the present study were achieved with the last actuated axis of the ABLE upper-limb exoskeleton as illustrated in Fig. 2A. This exoskeleton has a total of four actuated joints. The first three joints correspond to the three main rotations of the human shoulder (abduction/adduction, internal/external rotation and flexion/extension) and were physically blocked in the present experiment. The last actuated joint corresponds to the flexion/extension of the human elbow. The forearm of the exoskeleton was equipped with a custom-made physical interface, previously developed and validated, minimizing unintended interaction efforts between the exoskeleton and the user (*83*).

The different gravity compensations were performed by means of a composite control law, based on an open-loop compensation of the exoskeleton dynamics (*81*) associated with both an individualized force feedback loop and feedforward terms resulting from a thorough population-based analysis (*46*).

Kinematic and electromygraphic recording

An optoelectronic tracking system (10 Oqus 500+ cameras, 179 Hz; Qualisys, Gothenburg, Sweden) was used to record the position of nineteen 10 mm and one 3 mm reflective markers placed either on the participant or on the robot. Seven markers were placed on the participant: shoulder (acromion), elbow (epicondyle and epitrochlea), middle of the forearm, wrist (styloid process of the radius), base of the index proximal phalanx and tip of the index finger (the 3 mm marker). The other markers placed on the robot were used during the identification process.

The EMG activity was recorded with bipolar surface electrodes (Wave Plus, Wireless EMG, 2000 Hz; Cometa, Bareggio, Italy). The QTM interface (Qualisys, Gothenburg, Sweden) allowed recording synchronously kinematic data and EMG activity. Participants were first locally shaved and a hydroalcoholic solution was applied. The electrodes were then placed on the following four muscles: triceps (long and lateral heads), biceps brachii (long head) and brachioradialis. The EMG were placed according to the SENIAM recommendations (*93*).

Procedures

For each participant, three targets indicated by LEDs were positioned in a parasagittal plane in front of the subject. The central target corresponded to a horizontal position of the forearm and the other two targets were distributed symmetrically with regard to a transverse plane as illustrated in Fig. 2A.

Experiments 1 and 2

In Experiment 1, each participant was instructed to perform self-paced pointing movements toward semi-spherical targets of $2 - \mathrm{cm}$ diameter. Participants were instructed that accuracy was not the primary concern of the task. The movement goal endpoint was the lit LED. The top and bottom LEDs were lit successively, which triggered $45°$ flexions and extensions of the human elbow ($[-22.5°, 22.5°]$ centered on the horizontal). The LEDs were lit during $1.5\ \mathrm{s}$ and participants were instructed to complete each movement before they were switched off. This is sensibly longer than the average duration previously observed for movements performed in same conditions with this exoskeleton (*81*), which ensured that participants could move at their preferred velocity. The experiment was divided in eighteen blocks of 15 trials. After a short familiarization with the task outside the exoskeleton, an identification of each participant's anthropometric parameters was carried out following a preexisting protocol (*46*). This was necessary to accurately implement local, desired gravity torques. The participants were then asked to perform six blocks inside the exoskeleton in transparent mode, with minimized residual perturbation from the exoskeleton. This condition was referred to as $1\mathrm{g}$. The participants were then asked to perform six blocks inside the exoskeleton, either in mechanically induced zero-gravity (e.g. $g \approx 0\ \mathrm{m.s^{-2}}$) or in mechanically induced reversed gravity (e.g. $g \approx +9.81\ \mathrm{m.s^{-2}}$). These conditions were respectively referred to as $0\mathrm{g}$ and -$1\mathrm{g}$. The order of these two conditions was randomized. Between each block, two-minutes resting breaks were taken, during which the participants were asked not to move their forearm to avoid any readaptation to the Earth's gravity field.

Experiment 2 essentially followed the same protocol as Experiment 1. The differences were a different number of blocks in each gravity condition (e.g. 2 instead of 6) and a higher number of trials per block (e.g. 25 instead of 15).

Experiment 3

Experiment 3 globally followed the same procedure as Experiment 1. The specific characteristics of this experiment were: the blocks were composed of 15 elbow flexions as in Experiment 1 and each block was performed with a different mechanically induced gravity field chosen among 11 gravity torques with a $\pm 0.2\mathrm{g}$ increment. Half of the participants started the experiment in the $1\mathrm{g}$ condition and were subjected to an increasing gravity compensation until they reached the -$1\mathrm{g}$ condition. The other half of the participants were subjected to the opposite gradient of gravity compensation: they started in the -$1\mathrm{g}$ condition and finished in the $1\mathrm{g}$ condition. Between each block the same resting breaks as in Experiment 1 were taken. Experiment 3 was performed with a movement amplitude similar to Experiment 1 (e.g. $45°$: $[-22.5°, 22.5°]$ centered on the horizontal). Here, we decided to increment or decrement gravity continuously instead of randomly picking a gravity among 11 possible values to favor the quickness of adaptation given that a restricted number of trials were recorded to limit the duration of the experiment and other effects like fatigue.

Quantification and statistical analysis

Kinematic and EMG data were processed using custom Python 3.8 scripts.

Data processing

Kinematics processing

Three-dimensional position data of the marker taped on the tip of the index finger was used to assess the human kinematics. Data from the other reflective markers was used as a control. Position data was filtered (low-pass Butterworth, 5 Hz cutoff, fifth-order, zero-phase distortion, "butter" function from the "scipy" package) before differentiation as in previous studies (*29, 46*). The computed kinematic parameters were defined as in Fig. 2B. The threshold allowing to segment movements was set at 5% of PV in agreement with previous studies (*18, 20, 46*), which allowed to define MD and movement amplitude.

PV and PA were respectively defined as the maximum value of the velocity and the maximum positive value of the acceleration reached during each movement. In addition to these absolute parameters, the relative time to peak velocity (rtPV) was computed as the ratio between the time elapsed from the movement onset to PV and the duration of the movement.

A movement was considered invalid, and therefore removed, if the acceleration profile crossed 0 more than two times during the movement interval. This led to the exclusion of less than 1% of the movements performed by each participant.

EMGs processing

EMG data was first filtered (band-pass Butterworth, $[20, 450]$ Hz cutoff, fourth order, zero-phase distortion, "butter" function from the "scipy" package), centered and rectified (*94*). Signals were normalized by the maximum peak value from all trials observed during the experiment for each participant and each muscle (*21, 46, 80*). The envelope of the signal was then obtained by filtering the pre-processed signal (low-pass Butterworth, 3 Hz cutoff, fifth order, "butter" function from the "scipy" package) (*94*).

A standard procedure was used to separate the tonic and phasic components of the pre-processed EMG signal (*21, 35, 95*). Averaged values of the integrated EMG signal were computed from 1 s to 0.5 s before the movement began and from 0.5 s to 1 s after the movement stopped, based on the velocity threshold. The segmentation process based on kinematics recording allowed to ensure that this baseline activity was not affected by the previous and upcoming movement. The tonic component of the EMG was computed as the linear interpolation between these two averaged values. The phasic component of the EMG was computed as the subtraction of the tonic component to the pre-processed signal.

Positive phasic components (referred to as activation), representing muscle bursts exceeding gravity-related EMG level, were assessed by computing the area of the positive phasic activity with a threshold set at 5% of the maximum measured value, which was reached during the acceleration phase. The negative phasic components (referred to as inactivation), were assessed by computing the absolute value of the area of negative phasic activity. A threshold set at -5% of the minimum (negative) measured value was used to detect these negative phasic components. As we dealt with upward movements (i.e. flexions), the activation of the flexors and the inactivation of the extensors were relevant to describe the impact of the various gravity torques on muscle patterns. These parameters were computed during the whole movement, without hypotheses on the beginning and end of activation/inactivation.

Statistical analysis

Statistical analyses were performed on the averaged values of each participant in each block and/or condition. Normality (*Shapiro-Wilk* test (*96*)) and sphericity (*Mauchly's* test (*97*)) of the distribution of the residuals were verified. Repeated measure analysis of variance (ANOVA) were then performed between the different gravity conditions on the mean values obtained for each participant during Experiment 1 and Experiment 2. These analyses were used to account for differences in kinematics and muscle parameters. Significance of the ANOVA was corrected using a Greenhouse-Geisser method to correct sphericity issues ($\epsilon < 0.75$). The significance level of the corrected p-value was set at $p < 0.05$.

Pairwise t-tests were used to perform post-hoc comparisons. These tests were corrected using Bonferroni method. The significance level of the corrected p-value was set at $p < 0.05$. All statistical analyses were performed using custom Python 3.8 scripts and the Pingouin package (*98*).

Given the number of participants and conditions in Experiment 3, only quantitative comparisons between the model predictions and the average experimental data were provided there. Mean absolute errors between the model and the experimental data for rtPV, and Pearson correlation coefficients were computed to quantify the agreement between the model and the data when varying gravity incrementally.

Simulations

Movement kinematics were predicted using an optimal control model of the human forearm pointing task. Our model implemented the gravity-exploitation theory via the minimization of an effort-based cost considering the external action of the exoskeleton. To this aim, the Smooth-Effort model (SE) minimizing a compromise between the absolute work of the elbow net torque and the integrated squared jerk was tested (*10, 29, 99, 100*). The dynamics of the human forearm when taking into account the exoskeleton were simulated as follows:

$$I\ddot{\theta} = \tau_h + \tau_r - B\dot{\theta} - m_h l \mathrm{g} \cos(\theta) \tag{1}$$

where I was the apparent inertia of the coupled human-exoskeleton system, τ_h was the human net torque at the joint, τ_r was the robot torque, $B = 0.05\ \mathrm{N.m.s.rad^{-1}}$ was the damping of the human elbow (*101*) and the product $m_h l = 0.2934\ \mathrm{kg.m}$, between the human mass and the weight moment arm, was identified following a preexisting procedure (*46*). The $I = 0.35\ \mathrm{kg.m^2}$ term of the apparent inertia was an approximation of the total inertia of the human-exoskeleton system based on human dynamics identification, anthropometric tables and robot dynamics identification (*46, 81, 102, 103*). The robot torque was assumed to be known as it was accurately compensating for the human gravity torque, which allowed rewriting Eq. 1 in the different gravity conditions as follows:

$$\begin{aligned} I\ddot{\theta} &= \tau_h - B\dot{\theta} - m_h l \tilde{\mathrm{g}} \cos(\theta) \\ \tilde{\mathrm{g}} &= \mathrm{g} - \alpha \mathrm{g}\ , \text{where}\ \ \alpha \in \{0,\ 0.2, \ldots,\ 1.8,\ 2\} \end{aligned} \tag{2}$$

This equation could be differentiated to obtain the following expression for the angle jerk:

$$\frac{d\ddot{\theta}}{dt} = \frac{1}{I}\left(u_h - B\ddot{\theta} + m_h l\tilde{g}\dot{\theta}\sin(\theta)\right) \tag{3}$$

where $u_h = \dot{\tau}_h$ was the human control variable in a commanded torque change framework (*104*). In the chosen optimal control framework, motor planning is assumed to originate from the minimization of a cost function, expressed as follows:

$$J(u_h) = \int_0^T \mid \tau_h\dot{\theta} \mid dt + \beta\int_0^T \left(\frac{d\ddot{\theta}}{dt}\right)^2 dt \tag{4}$$

where β was a weight that allowed adjusting the importance given to each component.

In order to compare the predictions of the model to the data in terms of motor patterns, an analysis of the predicted net torque was conducted. First, this torque was split into a flexors and an extensors contribution, computed as follows,

$$\text{Flex.} = \lfloor\tau_h\rfloor_+ \text{ and } \text{Ext.} = -\lfloor\tau_h\rfloor_- \tag{5}$$

where $\lfloor\tau_h\rfloor_+$ is the positive part of the torque and $\lfloor\tau_h\rfloor_-$ its negative part. Then, the equivalent of flexors activation and extensors inactivation (although they are not quantitatively comparable due to the non-linear muscle dynamics) were respectively computed as the positive and negative areas of the phasic torque normalized by the maximum predicted value. The phasic torque was computed using the same separation method as between tonic and phasic EMG.

All the simulation results reported in the present paper were obtained using the Matlab (MathWorks) version of "*gpops2*" (*105–107*). This software is based on an orthogonal collocation method and uses the "*SNOPT*" solver to solve the nonlinear programming problem (*108*).

References

1. J. McIntyre, M. Zago, A. Berthoz, and F. Lacquaniti. Does the brain model newton's laws? Nature Neuroscience, 4(7):693–694, jul 2001.

2. Dora E. Angelaki, Aasef G. Shaikh, Andrea M. Green, and J. David Dickman. Neurons compute internal models of the physical laws of motion. Nature, 430(6999):560–564, jul 2004.

3. Jean Laurens, Hui Meng, and Dora E. Angelaki. Neural representation of orientation relative to gravity in the macaque cerebellum. Neuron, 80(6):1508–1518, dec 2013.

4. Jean Laurens, Byounghoon Kim, J. David Dickman, and Dora E. Angelaki. Gravity orientation tuning in macaque anterior thalamus. Nature Neuroscience, 19(12):1566–1568, oct 2016.

5. Iole Indovina, Vincenzo Maffei, Gianfranco Bosco, Myrka Zago, Emiliano Macaluso, and Francesco Lacquaniti. Representation of visual gravitational motion in the human vestibular cortex. Science, 308(5720):416–419, apr 2005.

6. 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, aug 2009.

7. Tjasa Kunavar, Marko Jamšek, Marie Barbiero, Gunnar Blohm, Daichi Nozaki, Charalambos Papaxanthis, Olivier White, and Jan Babič. Effects of local gravity compensation on motor control during altered environmental gravity. Frontiers in Neural Circuits, 15, oct 2021.

8. James R. Lackner and Paul DiZio. Human orientation and movement control in weightless and artificial gravity environments. Experimental Brain Research, 130(1):2–26, jan 2000.

9. Thomas Macaluso, Christophe Bourdin, Frank Buloup, Marie-Laure Mille, Patrick Sainton, Fabrice R. Sarlegna, Jean-Louis Vercher, and Lionel Bringoux. Sensorimotor reorganizations of arm kinematics and postural strategy for functional whole-body reaching movements in microgravity. Frontiers in Physiology, 8, oct 2017.

10. Jérémie Gaveau, Bastien Berret, Dora E. Angelaki, and Charalambos Papaxanthis. Direction-dependent arm kinematics reveal optimal integration of gravity cues. eLife, 5:1–17, November 2016.

11. Charalambos Papaxanthis, Thierry Pozzo, Konstantin E. Popov, and Joseph McIntyre. Hand trajectories of vertical arm movements in one-g and zero-g environments. Experimental Brain Research, 120(4):496–502, June 1998.

12. Jerome Carriot, Lionel Bringoux, Corinne Charles, Franck Mars, Vincent Nougier, and Corinne Cian. Perceived body orientation in microgravity: effects of prior experience and pressure under the feet. Aviation, space, and environmental medicine, 75(9):795–799, 2004.

13. Laurent Opsomer, Vincent Théate, Philippe Lefèvre, and Jean-Louis Thonnard. Dexterous manipulation during rhythmic arm movements in mars, moon, and micro-gravity. Frontiers in Physiology, 9, jul 2018.

14. Olivier White, Jérémie Gaveau, Lionel Bringoux, and Frédéric Crevecoeur. The gravitational imprint on sensorimotor planning and control. Journal of Neurophysiology, 124(1):4–19, jul 2020.

15. Anne B. Le Seac'h and Joseph McIntyre. Multimodal reference frame for the planning of vertical arms movements. Neuroscience Letters, 423(3):211–215, aug 2007.

16. Cécile Scotto Di Cesare, Fabrice R. Sarlegna, Christophe Bourdin, Daniel R. Mestre, and Lionel Bringoux. Combined influence of visual scene and body tilt on arm pointing movements: gravity matters! PLoS ONE, 9(6):e99866, jun 2014.

17. Christopher G. Atkeson and John M. Hollerbach. Kinematic features of unrestrained vertical arm movements. Journal of Neuroscience, 5(9):2318–2330, September 1985.

18. Rodolphe Gentili, Violaine Cahouet, and Charalambos Papaxanthis. Motor planning of arm movements is direction-dependent in the gravity field. Neuroscience, 1(145):20–32, 2007.

19. 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, sep 1998.

20. Charalambos Papaxanthis, Thierry Pozzo, and Marco Schieppati. Trajectories of arm pointing movements on the sagittal plane vary with both direction and speed. Experimental Brain Research, 148(4):498–503, dec 2003.

21. Jérémie 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):eabf7800, apr 2021.

22. Lionel Bringoux, Jean Blouin, Thelma Coyle, H. Ruget, and Laurence Mouchnino. Effect of gravity-like torque on goal-directed arm movements in microgravity. Journal of Neurophysiology, 107(9):2541–2548, may 2012.

23. Gabriel Poirier, Charalambos Papaxanthis, Adrien Juranville, Mélanie Lebigre, France Mourey, and Jeremie Gaveau. Aging decreases the lateralization of gravity-related effort minimization during vertical arm movements. bioRxiv, 2022.

24. 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, apr 2022.

25. S. Furuya, R. Osu, and H. Kinoshita. Effective utilization of gravity during arm downswing in keystrokes by expert pianists. Neuroscience, 164(2):822–831, dec 2009.

26. 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, oct 2008.

27. Bastien Berret, Enrico Chiovetto, Francesco Nori, and Thierry Pozzo. Evidence for composite cost functions in arm movement planning: an inverse optimal control approach. PLoS Computational Biology, 7(10):1–18, 2011.

28. Jérémie Gaveau, Christos Paizis, Bastien Berret, Thierry Pozzo, and Charalambos Papaxanthis. Sensorimotor adaptation of point-to-point arm movements after spaceflight: the role of internal representation of gravity force in trajectory planning. Journal of Neurophysiology, 106(2):620–629, aug 2011.

29. 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, pages 4–16, 2014.

30. Giovanni A. Cavagna, Patrick A. Willems, and Norman C. Heglund. Walking on mars. Nature, 393(6686):636–636, jun 1998.

31. Francesco Lacquaniti, Yury P. Ivanenko, Francesca Sylos-Labini, Valentina La Scaleia, Barbara La Scaleia, Patrick A. Willems, and Myrka Zago. Human locomotion in hypogravity: from basic research to clinical applications. Frontiers in Physiology, 8, nov 2017.

32. Dava J. Newman and Harold L. Alexander. Human locomotion and workload for simulated lunar and martian environments. Acta Astronautica, 29(8):613–620, aug 1993.

33. Francesca Sylos-Labini, Francesco Lacquaniti, and Yuri P. Ivanenko. Human locomotion under reduced gravity conditions: biomechanical and neurophysiological considerations. BioMed Research International, 2014:1–12, 2014.

34. Wenwu Xiu, Kenneth Ruble, and Ou Ma. A reduced-gravity simulator for physically simulating human walking in microgravity or reduced-gravity environment. In 2014 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). IEEE, may 2014.

35. Gerdienke B. Prange, Laura A. C. Kallenberg, Michiel J. A. Jannink, Arno H. A. Stienen, Herman van der Kooij, Maarten J. IJzerman, and Hermie J. Hermens. Influence of gravity compensation on muscle activity uring reach and retrieval in healthy elderly. Journal of Electromyography and Kinesiology, 19(2):40–49, April 2009.

36. Fabian Just, Özhan Özen, Stefano Tortora, Verena Klamroth-Marganska, Robert Riener, and Georg Rauter. Human arm weight compensation in rehabilitation robotics: efficacy of three distinct methods. Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation, 17(1), 2020.

37. Bonnie E. Perry, Emily K. Evans, and Dobrivoje S. Stokic. Weight compensation characteristics of armeo®spring exoskeleton: implications for clinical practice and research. Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation, 14(1):1–10, feb 2017.

38. Bonnie Perry, Jenn Sivak, and Dobrivoje Stokic. Providing unloading by exoskeleton improves shoulder flexion performance after stroke. Experimental Brain Research, 239(5):1539–1549, mar 2021.

39. Randall F. Beer, Michael D. Ellis, G.Holubar Bradley, and P.A. Dewald Julius. Impact of gravity loading on post-stroke reaching and its relationship to weakness. Muscle and Nerve, 36(2):242–250, August 2007.

40. Antonio Frisoli, Caterina Procopio, Carmelo Chisari, Ilaria Creatini, Luca Bonfiglio, Massimo Bergamasco, Bruno Rossi, and Maria Chiara Carboncini. Positive effects of robotic exoskeleton training of upper limb reaching movements after stroke. Journal of neuroengineering and rehabilitation, 9(1):36, 2012.

41. Nathanaël Jarrassé, Tommaso Proietti, Vincent Crocher, Johanna Robertson, Anis Sahbani, Guillaume Morel, and Agnès Roby-Brami. Robotic exoskeletons: a perspective for the rehabilitation of arm coordination in stroke patients. Frontiers in Human Neuroscience, 8(947):1–13, December 2014.

42. George Mochizuki, Andrew Centen, Myles Resnick, Catherine Lowrey, Sean P. Dukelow, and Stephen H. Scott. Movement kinematics and proprioception in post-stroke spasticity: assessment using the kinarm robotic exoskeleton. Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation, 16(1), nov 2019.

43. Jan Mehrholz, Alex Pollock, Marcus Pohl, Joachim Kugler, and Bernhard Elsner. Systematic review with network meta-analysis of randomized controlled trials of robotic-assisted arm training for improving activities of daily living and upper limb function after stroke. Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation, 17(1):1–14, jun 2020.

44. Nicolo F. Bernardi, Mohammad Darainy, and David J. Ostry. Somatosensory contribution to the initial stages of human motor learning. Journal of Neuroscience, 35(42):14316–14326, oct 2015.

45. David J. Ostry and Paul L. Gribble. Sensory plasticity in human motor learning. Trends in Neurosciences, 39(2):114–123, feb 2016.

46. 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, 9:1–16, jan 2022.

47. Gordon Cheng, Stefan K. Ehrlich, Mikhail Lebedev, and Miguel A. L. Nicolelis. Neuroengineering challenges of fusing robotics and neuroscience. Science Robotics, 5(49), dec 2020.

48. Phillipe Garrec, Jean-Pierre Friconneau, Yvan Méasson, and Yann Perrot. ABLE, an Innovative Transparent Exoskeleton for the Upper-Limb. IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), pages 1483–1488, September 2008.

49. Simon Bastide, Nicolas Vignais, Franck Geffard, and Bastien Berret. Analysing human-exoskeleton interaction: on the human adaptation to modified gravito-inertial dynamics. Computer Methods in Biomechanics and Biomedical Engineering, 22(sup1):S507–S509, may 2019.

50. Jérome Carriot, Isabelle Mackrous, and Kathleen E. Cullen. Challenges to the vestibular system in space: how the brain responds and adapts to microgravity. Frontiers in Neural Circuits, 15, nov 2021.

51. Dora E. Angelaki and Jean Laurens. Time course of sensory substitution for gravity sensing in visual vertical orientation perception following complete vestibular loss. eneuro, 7(4):ENEURO.0021–20.2020, jun 2020.

52. Jun Izawa, Tushar Rane, Opher Donchin, and Reza Shadmehr. Motor adaptation as a process of reoptimization. Journal of Neuroscience, 28(11):2883–2891, mar 2008.

53. Kathleen E. Hupfeld, Heather R. McGregor, V. Koppelmans, Nichole E. Beltran, Igor S. Kofman, Yiri E. De Dios, Roy F. Riascos, Patricia A. Reuter-Lorenz, Scott J. Wood, Jacob J. Bloomberg, Ajitkumar P. Mulavara, and Rachael D. Seidler. Brain and behavioral evidence for reweighting of vestibular inputs with long-duration spaceflight. Cerebral Cortex, 32(4):755–769, aug 2021.

54. Samuel J. Sober and Philip N. Sabes. Multisensory integration during motor planning. The Journal of Neuroscience, 23(18):6982–6992, aug 2003.

55. James N. Ingram, Ian S. Howard, J. Randall Flanagan, and Daniel M. Wolpert. A single-rate context-dependent learning process underlies rapid adaptation to familiar object dynamics. PLoS Computational Biology, 7(9), September 2011.

56. A. M. Gordon, G. Westling, K. J. Cole, and R. S. Johansson. Memory representations underlying motor commands used during manipulation of common and novel objects. Journal of Neurophysiology, 69(6):1789–1796, jun 1993.

57. Célia Rousseau, Charalambos Papaxanthis, Jérémie Gaveau, Thierry Pozzo, and Olivier White. Initial information prior to movement onset influences kinematics of upward arm pointing movements. Journal of Neurophysiology, 116(4):1673–1683, oct 2016.

58. Otmar Bock. Load compensation in human goal-directed arm movements. Behavioural Brain Research, 41(3):167–177, dec 1990.

59. Anne-Sophie Augurelle, Massimo Penta, Olivier White, and Jean-Louis Thonnard. The effects of a change in gravity on the dynamics of prehension. Experimental Brain Research, 148(4):533–540, feb 2003.

60. Olivier White, Jean-Louis Thonnard, Philippe Lefèvre, and Joachim Hermsdörfer. Grip force adjustments reflect prediction of dynamic consequences in varying gravitoinertial fields. Frontiers in Physiology, 9, feb 2018.

61. Laurent Opsomer, Frederic Crevecoeur, Jean-Louis Thonnard, Joseph McIntyre, and Philippe Lefèvre. Distinct adaptation patterns between grip dynamics and arm kinematics when the body is upside-down. Journal of Neurophysiology, 125(3):862–874, mar 2021.

62. Andreas Mierau, Michaela Girgenrath, and Otmar Bock. Isometric force production during changed-Gz episodes of parabolic flight. European Journal of Applied Physiology, 102(3):313–318, oct 2007.

63. Andreas Mierau and Michaela Girgenrath. exaggerated force production in altered Gz-levels during parabolic flight: the role of computational resources allocation. Ergonomics, 53(2):278–285, jan 2010.

64. Myrka Zago, Gianfranco Bosco, Vincenzo Maffei, Marco Iosa, Yuri P. Ivanenko, and Francesco Lacquaniti. Fast adaptation of the internal model of gravity for manual interceptions: evidence for event-dependent learning. Journal of Neurophysiology, 93(2):1055–1068, feb 2005.

65. Alessandra Sciutti, Laurent Demougeot, Bastien Berret, Simone Toma, Giulio Sandini, Charalambos Papaxanthis, and Thierry Pozzo. Visual gravity influences arm movement planning. Journal of Neurophysiology, 107(12):3433–3445, jun 2012.

66. Hugo Massé-Alarie, Michael J. G. Bergin, Cyril Schneider, Siobhan Schabrun, and Paul W. Hodges. "discrete peaks" of excitability and map overlap reveal task-specific organization of primary motor cortex for control of human forearm muscles. Human Brain Mapping, 38(12):6118–6132, sep 2017.

67. Christine L. MacKenzie and Thea Iberall. Grasping hand, volume 104 of Advances in Psychology. Elsevier Science & Technology, 1994.

68. John M. Hollerbach and Tamar Flash. Dynamic interactions between limb segments during planar arm movement. Biological Cybernetics, 44(1):67–77, may 1982.

69. M. Flanders and U. Herrmann. Two components of muscle activation: scaling with the speed of arm movement. Journal of Neurophysiology, 67(4):931–943, apr 1992.

70. Jeremy D Wong, Tyler Cluff, and Arthur D Kuo. The energetic basis for smooth human arm movements. eLife, 10, dec 2021.

71. Takashi Ohira, Fuminori Kawano, Katsumasa Goto, Hiroshi Kaji, and Yoshinobu Ohira. Responses of neuromuscular properties to unloading and potential countermeasures during space exploration missions. Neuroscience & Biobehavioral Reviews, 136:104617, may 2022.

72. Jessica C. Selinger, Shawn M. O'Connor, Jeremy D. Wong, and J. Maxwell Donelan. Humans can continuously optimize energetic cost during walking. Current Biology, 25(18):2452–2456, sep 2015.

73. Sabrina J. Abram, Katherine L. Poggensee, Natalia Sánchez, Surabhi N. Simha, James M. Finley, Steven H. Collins, and J. Maxwell Donelan. General variability leads to specific adaptation toward optimal movement policies. Current Biology, 32(10):2222–2232.e5, may 2022.

74. R. Shadmehr, J. J. Orban de Xivry, M. Xu-Wilson, and T.-Y. Shih. Temporal discounting of reward and the cost of time in motor control. Journal of Neuroscience, 30(31):10507–10516, aug 2010.

75. B. Berret and F. Jean. Why Don't We Move Slower? The Value of Time in the Neural Control of Action. Journal of Neuroscience, 36(4):1056–1070, January 2016.

76. Bastien Berret, Carole Castanier, Simon Bastide, and Thomas Deroche. Vigour of self-paced reaching movement: cost of time and individual traits. Scientific Reports, 8(1):10655, 2018.

77. Emanuel Todorov and Michael I. Jordan. Optimal feedback control as a theory of motor coordination. Nature Neuroscience, 5(11):1226–1235, nov 2002.

78. W. Li and E. Todorov. Iterative linearization methods for approximately optimal control and estimation of non-linear stochastic system. International Journal of Control, 80(9):1439–1453, sep 2007.

79. Bastien Berret, Adrien Conessa, Nicolas Schweighofer, and Etienne Burdet. Stochastic optimal feedforward-feedback control determines timing and variability of arm movements with or without vision. PLOS Computational Biology, 17(6):e1009047, jun 2021.

80. Simon Bastide, Nicolas Vignais, Franck Geffard, and Bastien Berret. Interacting with a "transparent" upper-limb exoskeleton: a human motor control approach. IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), pages 4661–4666, 2018.

81. 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, September 2021.

82. Dorian Verdel, Simon Bastide, Olivier Bruneau, Bastien Berret, and Nicolas Vignais. Improving and quantifying the transparency of an upper-limb robotic exoskeleton with a force sensor and electromyographic measures. 46ème Congrès Société Biomécanique, Computer Methods in Biomechanics and Biomedical Engineering, 24:sup1:261–263, 2021.

83. 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, 2022.

84. Xavier Lamy, Frédéric Colledani, Franck Geffard, Yvan Measson, and Guillaume Morel. Achieving efficient and stable comanipulation through adaptation to changes in human arm impedance. In 2009 IEEE International Conference on Robotics and Automation, pages 265–271, Kobe, May 2009. IEEE.

85. N. Jarrasse, J. Paik, V. Pasqui, and G. Morel. How can human motion prediction increase transparency? IEEE International Conference on Robotics and Automation, pages 2134–2139, May 2008.

86. Victor R. Edgerton, Gary E. McCall, John A. Hodgson, J. Gotto, Caroline Goulet, K. Fleischmann, and R. R. Roy. Sensorimotor adaptations to microgravity in humans. Journal of Experimental Biology, 204(18):3217–3224, sep 2001.

87. Nandu Goswami, Olivier White, Andrew Blaber, Joyce Evans, Jack J. W. A. van Loon, and Gilles Clement. Human physiology adaptation to altered gravity environments. Acta Astronautica, 189:216–221, dec 2021.

88. Kathleen E. Hupfeld, Heather R. McGregor, Patricia A. Reuter-Lorenz, and Rachael D. Seidler. Microgravity effects on the human brain and behavior: Dysfunction and adaptive plasticity. Neuroscience & Biobehavioral Reviews, 122:176–189, mar 2021.

89. Grant D. Tays, Kathleen E. Hupfeld, Heather R. McGregor, Ana Paula Salazar, Yiri Eleana De Dios, Nichole E. Beltran, Patricia A. Reuter-Lorenz, Igor S. Kofman, Scott J. Wood, Jacob J. Bloomberg, Ajitkumar P. Mulavara, and Rachael D. Seidler. The effects of long duration spaceflight on sensorimotor control and cognition. Frontiers in Neural Circuits, 15, oct 2021.

90. Robert H. Fitts, Danny R. Riley, and Jeffrey J. Widrick. Functional and structural adaptations of skeletal muscle to microgravity. Journal of Experimental Biology, 204(18):3201–3208, sep 2001.

91. Andrew Winnard, Jonathan Scott, Nathan Waters, Martin Vance, and Nick Caplan. Effect of time on human muscle outcomes during simulated microgravity exposure without countermeasures—systematic review. Frontiers in Physiology, 10, aug 2019.

92. Jose Luis Samper-Escudero, Sofia Coloma, Miguel Angel Olivares-Mendez, Miguel Angel Sanchez-Uran Gonzalez, and Manuel Ferre. A compact and portable exoskeleton for shoulder and elbow assistance for workers and prospective use in space. IEEE Transactions on Human-Machine Systems, pages 1–10, 2022.

93. Hermie J. Hermens, Roessingh Research, and B. V. Development, editors. European recommendations for surface ElectroMyoGraphy: results of the SENIAM project. Number 8 in SENIAM. Roessingh Research and Development, 1999.

94. Jim R. Potvin and Stephen 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, June 2004.

95. Erienne V. Olesh, Bradley S. Pollard, and Valeriya Gritsenko. Gravitational and dynamic components of muscle torque underlie tonic and phasic muscle activity during goal-directed reaching. Frontiers in Human Neuroscience, 11, sep 2017.

96. Samuel S. Shapiro and Martin B. Wilk. An analysis of variance test for normality (complete samples). Biometrika, 52(3/4):591, dec 1965.

97. John W. Mauchly. Significance test for sphericity of a normal n-variate distribution. The Annals of Mathematical Statistics, 11(2):204–209, jun 1940.

98. Raphael Vallat. Pingouin: statistics in python. Journal of Open Source Software, 3(31):1026, nov 2018.

99. Neville Hogan. An organizing principle for a class of voluntary movements. The Journal of Neuroscience, 4(11):2745–2754, nov 1984.

100. Tamar Flash and Neville Hogan. The coordination of arm movements: an experimentally confirmed mathematical model. The Journal of Neuroscience, 5(7):1688–1703, jul 1985.

101. Gentiane Venture, Katsu Yamane, Yoshihiko Nakamura, and Masaya Hirashima. Estimating viscoelastic properties of human limb joints based on motion capture and robotic identification technologies. In 2007 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, pages 624–629, oct 2007.

102. Paolo de Leva. Adjustments to zatsiorsky-seluyanov's segment inertia parameters. Journal of Biomechanics, 29(9):1223–1230, sep 1996.

103. D. A. Winter. Biomechanics and motor control of human movement, volume 1 of John Wiley and Sons. New York: John Wiley and Sons, New York, second edition, 1990.

104. Eri Nakano, Hiroshi Imamizu, Rieko Osu, Yoji Uno, Hiroaki Gomi, Toshinori Yoshioka, and Mitsuo Kawato. Quantitative examinations of internal representations for arm trajectory planning: minimum commanded torque change model. Journal of Neurophysiology, 81(5):2140–2155, may 1999.

105. David A. Benson, Geoffrey T. Huntington, Tom P. Thorvaldsen, and Anil V. Rao. Direct trajectory optimization and costate estimation via an orthogonal collocation method. Journal of Guidance, Control, and Dynamics, 29(6):1435–1440, nov 2006.

106. Divya Garg, Michael Patterson, William W. Hager, Anil V. Rao, David A. Benson, and Geoffrey T. Huntington. A unified framework for the numerical solution of optimal control problems using pseudospectral methods. Automatica, 46(11):1843–1851, nov 2010.

107. Anil V. Rao, David A. Benson, Christopher Darby, Michael A. Patterson, Camila Francolin, Ilyssa Sanders, and Geoffrey T. Huntington. GPOPS, a Matlab software for solving multiple-phase optimal control problems using the Gauss pseudospectral method. ACM Transactions on Mathematical Software, 37(2):1–39, apr 2010.

108. Philip E. Gill, Walter Murray, and Michael A. Saunders. SNOPT: an SQP algorithm for large-scale constrained optimization. SIAM Review, 47(1):99–131, jan 2005.

Acknowledgments

We thank Jérémie Gaveau for his comments on previous versions of the article. This work is supported by the "IDI 2017" project funded by the IDEX Paris-Saclay, ANR-11-IDEX-0003-02. This work is supported by the French National Agency for Research (grant ANR-19-CE33-0009).

Author contributions: Conceptualization: DV, SB, FG, OB, NV, BB.
Methodology: DV, SB, NV, BB.
Investigation: DV, SB, BB.
Data processing: DV, SB.
Visualization: DV, BB.
Supervision: FG, OB, NV, BB.
Writing - original draft: DV.
Writing - review and editing: DV, SB, FG, OB, NV, BB.

Competing interests: The authors declare that they have no competing interests.

Fast reoptimization of human motor patterns to non-Earth gravity torques induced by a robotic exoskeleton: Supplementary

Adaptation to 1g, 0g and -1g local gravity torques

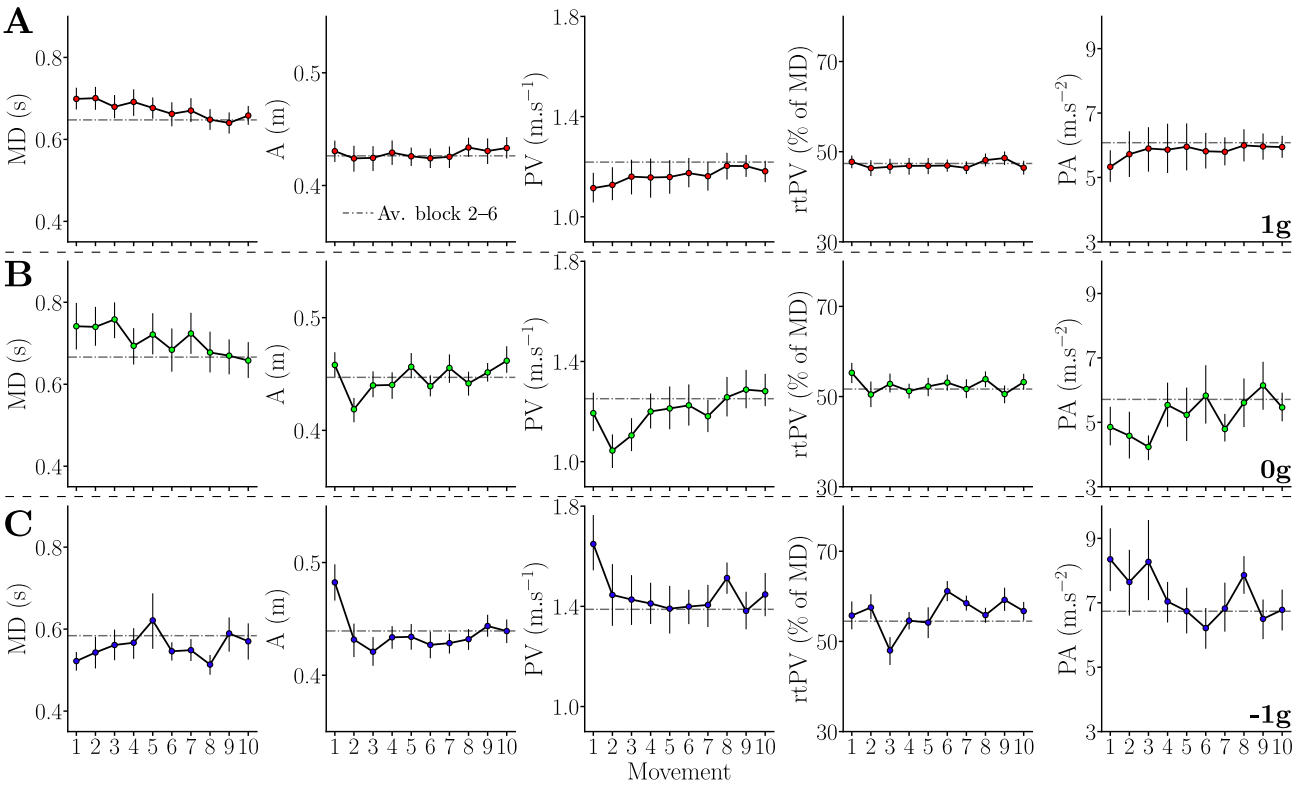


Figure S.1: Trends of adaptation during the first 10 movements in 0g and -1g, error bars represent the standard error across the 22 participants of Experiment 1. The adapted value of each parameter was computed as the average across blocks 2–6 and is emphasized by grey dotted lines. The analyzed parameters were MD, amplitude, PV, rtPV and PA. **A**. Trends in the 1g condition. **B**. Trends in the 0g condition. **C**. Trends in the -1g condition.

We analyzed the initial adaptation by pooling the 10 first movements from participants involved in Experiment 1 ($N = 22$). The adaptation to local $1\mathrm{g}$, $0\mathrm{g}$ and -$1\mathrm{g}$ gravity torques induced by the exoskeleton was first analyzed on the basis of general kinematic parameters (see Fig. S.1). In the baseline $1\mathrm{g}$ condition, the exoskeleton was set in transparent mode (*1, 2*), meaning that the participants were exposed to a normal gravity. Fast initial adaptation trends have already been reported on the same exoskeleton in a similar $1\mathrm{g}$ condition (*3*). Such a fast initial adaptation was also observed within the present data set.

We observed an initial adaptation in a couple of trials to the -$1\mathrm{g}$ gravity torque and no trends of adaptation to the $0\mathrm{g}$ gravity torque. The very first movements when exposed to reversed gravity were usually too fast and exhibited an overshoot (see Fig. S.1E–H). The overshoot amplitude was around $4\ \mathrm{cm}$ for the first movement performed under reversed gravity. The lack of adaptation trends during the first movements performed under microgravity suggests a relatively accurate movement planning from information prior to movement onset.

These adaptation trends were statistically tested by performing pairwise t-tests between each movement and the adapted plateau obtained by computing the average value of each parameter across blocks 2–6. In the $1\mathrm{g}$ condition, the first movement was not significantly different from the adapted value in terms of MD ($p = 0.08$), amplitude ($p = 0.66$), PV ($p = 0.08$), rtPV ($p = 0.79$) and PA ($p = 0.12$). In the $0\mathrm{g}$ condition, the first movement was not significantly different from the adapted value in terms of MD ($p = 0.19$), amplitude ($p = 0.34$), PV ($p = 0.48$), rtPV ($p = 0.14$) and PA ($p = 0.16$). In the -$1\mathrm{g}$ condition, results were that only the first movement was significantly different from the adapted value in terms of MD ($p = 0.024$), amplitude ($p = 0.029$) and PV ($p = 0.047$), but not in terms of, rtPV ($p = 0.71$) and PA ($p = 0.15$).

These results could be explained by the relatively strong upward force applied by the exoskeleton in the -$1\mathrm{g}$ condition, which was probably underestimated by participants during motor planning, leading to a significant overshoot. Such errors were quickly corrected in subsequent trials. In order to assess the origin of this overshoot from a motor command perspective, the initial adaptation was then analyzed through muscle activity based parameters (see Fig. S.2).

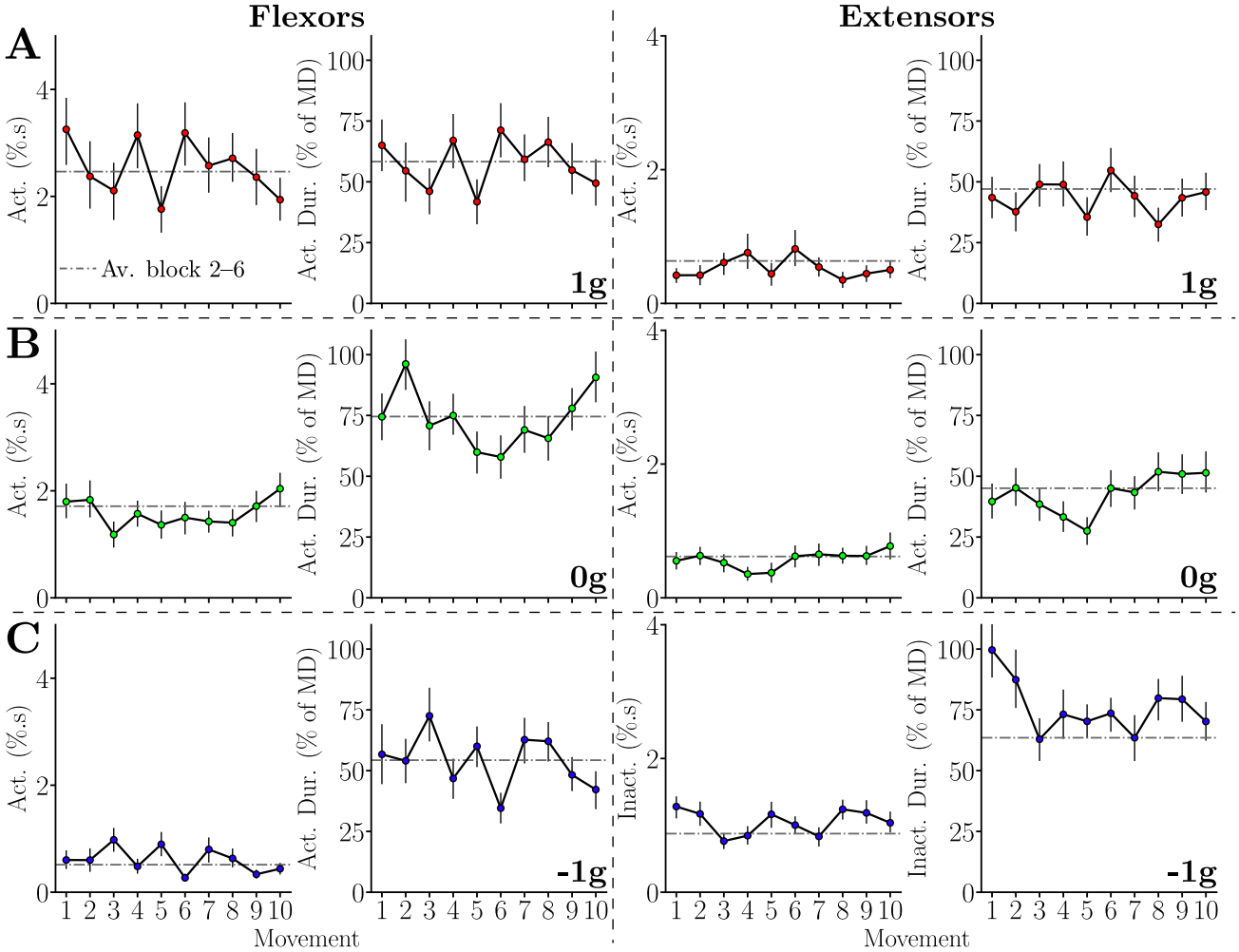


Figure S.2: Trends of adaptation during the first 10 movements in 1g, 0g and -1g, error bars represent the standard error across the 22 participants of Experiment 1. The adapted value of each parameter was computed as the average across blocks 2–6 and is emphasized by grey dotted lines. Flexors are illustrated on the first two columns and extensors last two columns. **A**. Flexors and extensors activation and activation duration in the 1g condition. **B**. Flexors and extensors activation and activation duration in the 0g condition. **C**. Flexors activation and activation duration and extensors inactivation and inactivation duration in the -1g condition.

Interestingly, among all the analyzed parameters for both flexors and extensors (*e.g.*, activation and inactivation, relative duration of activation and inactivation), only one parameters, computed in the -1g condition, exhibited a trend of adaptation (see Fig. S.2H). In the -1g condition, the too important relative duration of the inactivation of the extensors seemed to be responsible for the overshoot and the too high PV and PA observed in the kinematic parameters.

These qualitative trends were statistically tested by following the same process as for kinematic parameters. Results in 1g were that the first movement was never significantly different from the plateau on any EMG based parameter ($p > 0.22$ and $p > 0.18$ for all flexors and extensors parameters respectively). Results in 0g were that the first movement was never significantly different from the plateau on

any EMG based parameter ($p > 0.86$ and $p > 0.64$ for all flexors and extensors parameters respectively). Results in -1g were that the first movement was never different from the adapted plateau in terms of flexors behavior ($p > 0.62$ for all parameters). The extensors behavior during the first movement was significantly different from the adapted value ($p = 0.016$ and $p = 0.0079$ for inactivation and relative duration of inactivation respectively). From the second movement, no more significant differences were reported by the t-tests ($p > 0.067$ in all cases).

These results suggest that participants almost completely adapted their motor commands before the onset of the first movement, solely on the basis of haptic feedback while holding a static posture. The adaptation of the relative duration of extensors inactivation after the first movement in the -1g condition suggests that the static estimation led participants to underestimate the forthcoming interaction forces. This is consistent with the increase of gravity-related efforts during the acceleration phase of the tested movements. No clear trend of adaptation was observed for EMG parameters in the 0g condition, which is consistent with observations reported on kinematic parameters. Overall, these results are consistent with previous works showing that a static estimation of the forthcoming gravity torque can occur before movement onset (*4*).

Next, we investigated whether a longer-term adaptation occurred on the same kinematic parameters. Regarding EMG parameters, the adaptation was first assessed for the relative activation duration of flexors and the relative inactivation duration of extensors. During Experiment 1, the participants performed a total of 90 upward movements (6 blocks $\times$ 15 trials) in each of the 1g, 0g and -1g conditions. The block-wise evolution of these parameters is depicted in Figure S.3. A visual inspection might suggest a potential adaptation for MD, PV and PA across blocks. However, when comparing the first and last blocks using Student's paired $t-$tests, we did not find any significant difference for all gravity conditions regarding all the parameters (MD: $p > 0.36$, A: $p > 0.68$, PV: $p > 0.44$, PA: $p > 0.51$, relative duration of flexors activation: $p > 0.24$ and relative duration of extensors inactivation: $p > 0.16$ for all gravity conditions).

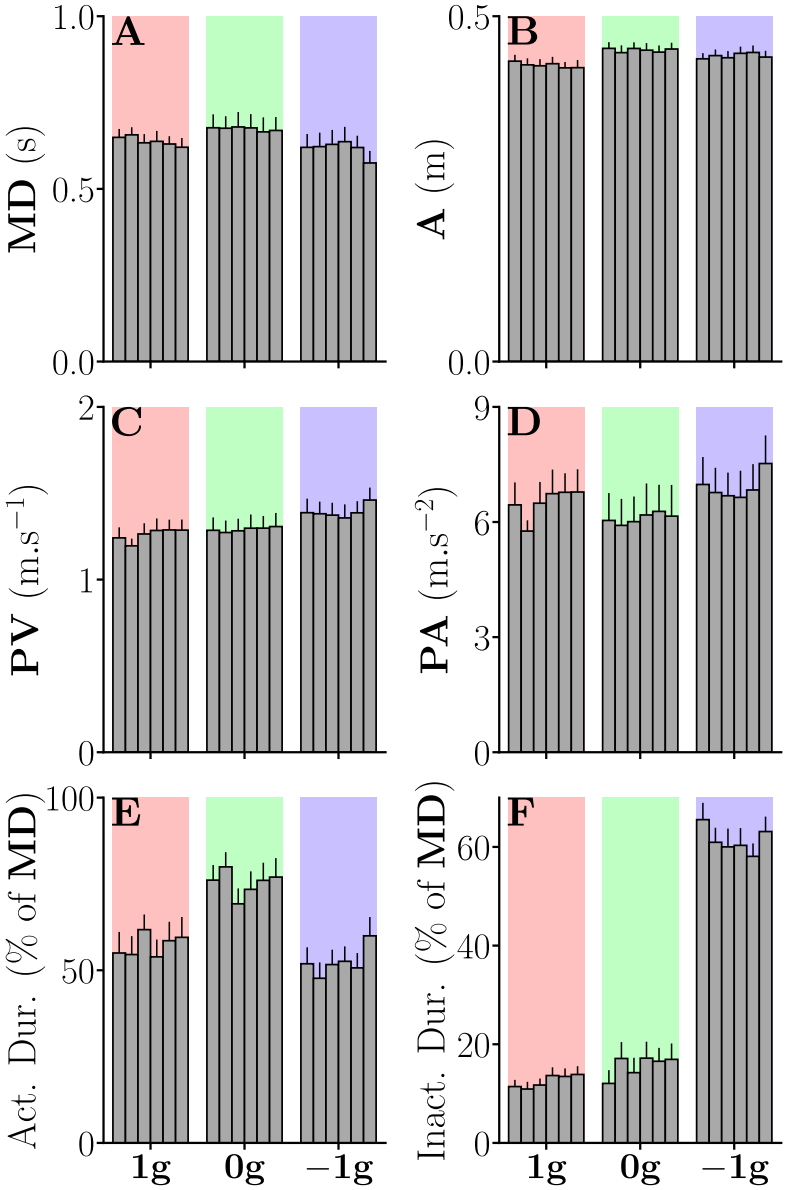


Figure S.3: Averaged parameters for each block, error bars represent the standard error across participants. **A**. Movement duration MD. **B**. Amplitude A. **C**. Peak velocity PV. **D**. Peak Acceleration PA. **E**. Relative duration of the flexors activation. **F**. Relative duration of the extensors inactivation.

The effect of gravity on movement kinematics being usually assessed from the rtPV and its effect on EMGs from the activation and inactivation of flexors and extensors respectively (*5–11*), in a second time we assessed the adaptation of these parameters (see Fig. S.4). Again, paired t-tests did not reveal any difference difference between the first and the last blocks of each gravity condition was found for the three parameters (rtPV: $p > 0.62$; flexors activation: $p > 0.5$; extensors inactivation: $p > 0.23$ for all gravity conditions).

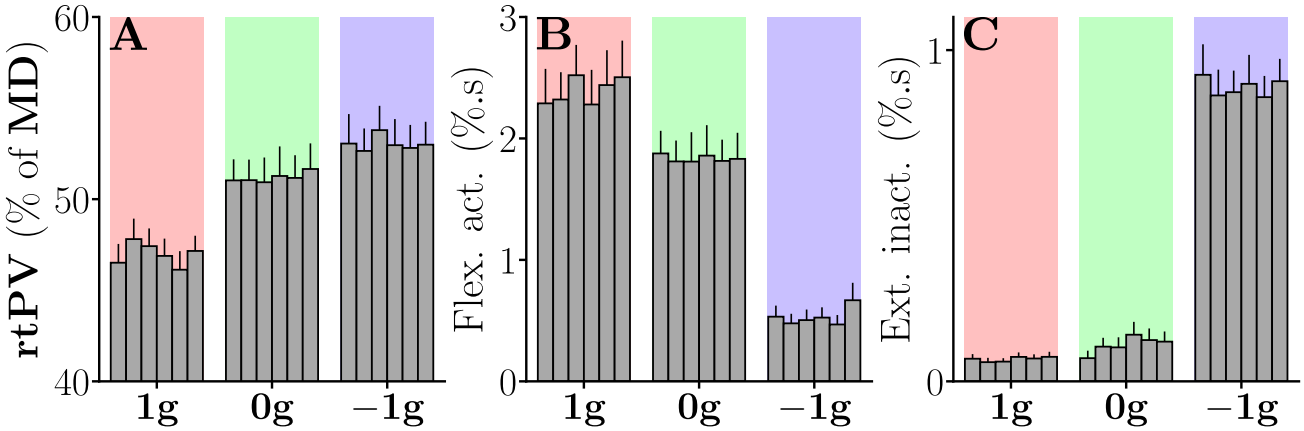


Figure S.4: Averaged parameters for each block, error bars represent the standard error across participants. **A**. Relative time to peak velocity rtPV. **B**. Flexors activation. **C**. Extensors inactivation.

All these analyses confirm that no major change in the forearm trajectories occurred across blocks and that a plateau was quickly attained. In the subsequent analyses, we thus averaged data across blocks and focused on the differences between gravity conditions.

Downward adaptation to a gradient of gravity-like torques

The adaptation of the rtPV during downward movements also exhibited a sigmoidal shape (see Fig. S.5A). However, due to a known difficulty to compensate an asymmetry in the robot behavior (*1, 12*), an offset between the rtPV predicted by the model and the experimental ones was observed. In particular, the rtPV observed in $1\mathrm{g}$ is clearly below 50% of MD, which does not correspond to usual observations (*7*).

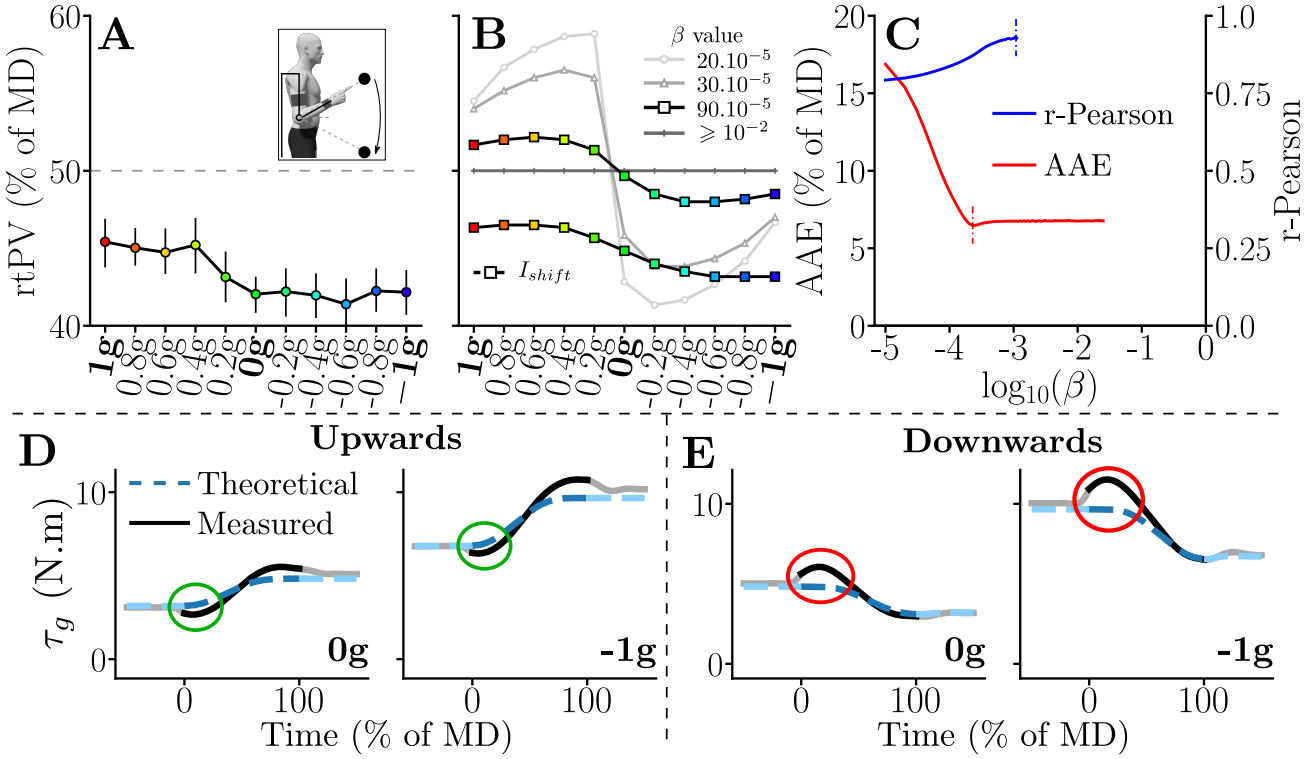


Figure S.5: Averaged rtPV adaptation and simulations for downward movements. **A**. Experimental results of Experiment 3, averaged data are represented with bars representing the standard error. **B**. Simulation results for various weighting of the cost function. The simulation result highlighted corresponds to the optimal weighting of the cost function in terms of pearson correlation coefficient. The dashed simulation result was computed with an inertial shift of 50% during the acceleration (see rationale below) and with the optimal β in terms of r-Pearson. **C**. Evolution of the AAE and of the Pearson correlation coefficient with regard to the cost function weighting with $\beta \in [10^{-5}, 1]$. The Pearson correlation coefficient was only computed when the predicted rtPV presented enough variability across conditions (not defined otherwise) and plotted for significant correlations ($p < 0.05$). The optimal values of β with regard to both these error criteria are highlighted with small dotted bars. **B,C**. These graphs allow to exhibit the evolution of the prediction quality both in terms of gradient and average value with regard to the simulated compromise between smoothness and effort. **D**. Illustration of the average theoretical and measured gravity-like torques for upward movements in the 0g and -1g conditions. The small error at movement onset due to inertia is highlighted in green ellipses. **E**. Illustration of the average theoretical and measured gravity-like torques for upward movements in the 0g and -1g conditions. The relatively high error at movement onset due to inertia, changes in motor quadrants and friction is highlighted in red ellipses.

Despite this more approximate reproduction of gravity torques for downward movements, the evolution of the rtPV as a function of gravity conditions correlated with the predictions of the SE model. In particular, the optimal value of β in terms of correlation for downward movements was $\beta = 9 \times 10^{-4}$, with resulted into r-Pearson> 0.93. Interestingly, this value is very close to the one obtained for upward movements (*i.e.*, $\beta = 10 \times 10^{-4}$). The correlation was also high when using the value obtained

during upward movements (r-Pearson> 0.91). Therefore, the error of the robot in reproducing a true gravity torque at the joint results in an offset on rtPV which minimal value ($\mathrm{AAE} = 6.47\%$ of MD) was obtained with $\beta = 2.3 \times 10^{-4}$. This β-value was also very close to the one minimizing AAE for upward movements (*i.e.*, $\beta = 7.1 \times 10^{-4}$).

Finally, to check if we could improve the predictions of the model, we introduced a 50% inertial shift in the dynamics during the acceleration phase (*i.e.*, during this phase: $I_{shift} = 1.5I$). This reflects the inertial error observed at the initiation of downward movements, reported in Fig. S.5D,E. With the consideration of this phenomenon, the offset on rtPV was recovered as depicted in Fig. S.5B. This offset resulted in small AAE (1.6% of MD) and high r-Pearson (> 0.91). Such an inertial error could be explained by higher tracking delays in the controller, which might be due to different motor quadrants between upwards movements (in such movements the motor tracks positive torques with positive velocities) and downward movements (in such movements the motor tracks positive torques with negative velocities, which is braking). Indeed, such differences in the motor quadrant have been shown to have an impact both on the transmission and on the friction at low velocities (beginning of movement) (*13–15*). In particular, in the present experiment, frictions are statically compensated before upward movements because the controller tracks a positive (*i.e.*, upwards) torque. On the contrary, before downward movements, frictions are not statically compensated because the controller also tracks a positive torque, which results in a higher resistance and consequently a higher felt inertia at the human elbow level during the beginning of movement (see differences in tracking errors between upwards and downwards in Fig. S.5D,E). Then, the controller is able to catch up with the human thanks to the interaction torque feedback control. Such effects of the specific dynamics of our exoskeleton could possibly be mitigated by implementing a step of human intention prediction in future controllers (for example based on a classification of EMG signals (*16*)), which would allow to compensate for this higher apparent inertia based on the predicted movement timing and direction.

References

1. 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, September 2021.

2. Dorian Verdel, Simon Bastide, Olivier Bruneau, Bastien Berret, and Nicolas Vignais. Improving and quantifying the transparency of an upper-limb robotic exoskeleton with a force sensor and electromyographic measures. 46ème Congrès Société Biomécanique, Computer Methods in Biomechanics and Biomedical Engineering, 24:sup1:261–263, 2021.

3. Simon Bastide, Nicolas Vignais, Franck Geffard, and Bastien Berret. Analysing human-exoskeleton interaction: on the human adaptation to modified gravito-inertial dynamics. Computer Methods in Biomechanics and Biomedical Engineering, 22(sup1):S507–S509, may 2019.

4. Célia Rousseau, Charalambos Papaxanthis, Jérémie Gaveau, Thierry Pozzo, and Olivier White. Initial information prior to movement onset influences kinematics of upward arm pointing movements. Journal of Neurophysiology, 116(4):1673–1683, oct 2016.

5. 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, aug 2009.

6. Jérémie Gaveau and Charalambos Papaxanthis. The temporal structure of vertical arm movements. PLoS ONE, 6(7):e22045, jul 2011.

7. 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, pages 4–16, 2014.

8. Jérémie Gaveau, Bastien Berret, Dora E. Angelaki, and Charalambos Papaxanthis. Direction-dependent arm kinematics reveal optimal integration of gravity cues. eLife, 5:1–17, November 2016.

9. Rodolphe Gentili, Violaine Cahouet, and Charalambos Papaxanthis. Motor planning of arm movements is direction-dependent in the gravity field. Neuroscience, 1(145):20–32, 2007.

10. Jérémie 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):eabf7800, apr 2021.

11. 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, apr 2022.

12. 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, 9:1–16, jan 2022.

13. Phillipe Garrec, Jean-Pierre Friconneau, Yvan Méasson, and Yann Perrot. ABLE, an Innovative Transparent Exoskeleton for the Upper-Limb. IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), pages 1483–1488, September 2008.

14. Phillipe Garrec. Screw and Cable Acutators (SCS) and Their Applications to Force Feedback Teleoperation, Exoskeleton and Anthropomorphic Robotics. Robotics 2010 Current and Future Challenges, pages 167–191, 2010.

15. P. Hamon, M. Gautier, and P. Garrec. Dynamic identification of robots with a dry friction model depending on load and velocity. IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), pages 6187–6193, October 2010.

16. 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.

9 - Coût du temps et trajectoire d'assistance au mouvement

Nous présentons ici nos travaux visant à confirmer ou infirmer l'existence d'un coût intrinsèque lié au passage du temps (CoT) dans la planification du mouvement par le SNC. Pour tester cette théorie, nous prenons avantage des résultats obtenus sur l'exploitation optimale de la gravité [142], afin de créer deux situations bien distinctes qui nous permettrons de conclure quant au CoT. En effet, une des limites des travaux de *Berret & al.* [420] était l'impossibilité de distinguer clairement si les comportements observés étaient le résultat d'un coût lié au temps ou d'un coût cognitif lié à l'inactivité. Dans nos travaux, les mouvements vers le haut demandent une importante dépense énergétique de la part des participants pour gagner du temps et, *a contrario*, il est possible de gagner beaucoup de temps en étant complètement inactif pendant les mouvements vers le bas.

Nous mettons ici en évidence que, lorsque cela est possible, les participants préfèrent rester inactifs pour gagner du temps. Par ailleurs, nous montrons également que les participants sont prêts à dépenser des quantités importantes d'énergie pour gagner du temps lorsque cela est nécessaire.

Finalement, le comportement des participants correspondait bien aux prédictions d'un modèle de contrôle optimal minimisant un compromis effort-temps, à la fois en termes de durée du mouvement et d'énergie dépensée pour gagner du temps. Nous présentons ci-dessous la publication associée à ces travaux (en préparation).

Publication associée :

Verdel D., Bruneau O., Sahm G., Vignais N. and Berret B. An optimal time-effort tradeoff invigorates human reaching movements across a wide range of efforts. *In preparation*.

The value of time in the invigoration of human movements when interacting with a robotic exoskeleton

Dorian Verdel,[1,2*] Olivier Bruneau,[3] Guillaume Sahm,[1,2] Nicolas Vignais,[1,2] Bastien Berret[1,2,4]

[1]Université Paris-Saclay, CIAMS, 91405, Orsay, France.
[2]CIAMS, Université d'Orléans, Orléans, France
[3]LURPA, Mechanical Engineering Department, ENS Paris-Saclay,
Université Paris-Saclay, 91190 Gif-sur-Yvette, France
[4]Institut Universitaire de France, Paris, France

*To whom correspondence should be addressed; E-mail: dorian.verdel@ens-paris-saclay.fr

Time and effort are critical factors that are thought to be subjectively balanced during the planning of goal-directed actions, thereby setting the vigor of volitional movements. Theoretical models predicted that the value of time should then amount to relatively high levels of effort. However, the time-effort tradeoff has so far only been studied for a narrow range of efforts. Therefore, the extent to which humans can invest in a time-saving effort remains largely unknown. To address this issue, we used a robotic exoskeleton which significantly varied the energetic cost associated with a certain vigor during reaching movements. In this situation, minimizing the time-effort tradeoff would lead to high and low human efforts for upward and downward movements respectively. Consistent with this prediction, results showed that all participants expended substantial amounts of energy to pull on the exoskeleton during upward movements and remained essentially inactive by harnessing the work of gravity to push on the exoskeleton during downward movements, while saving time in both cases. These findings show that a common tradeoff between time and effort can determine the vigor of reaching movements for a wide range of efforts, with time cost playing a pivotal role.

Keywords: Cost of time, Time-effort tradeoff, Vigor, Effort, Energy, Exoskeleton, Reaching

1 Introduction

Most actions in daily life require us to select the speed or duration of goal-directed movements, that is, their *vigor* [1]. Thus, it is an ubiquitous feature of volitional actions, the setting of which is thought to be rooted in the basal ganglia [2, 3], in particular the striatum [4–10]. Current works suggest that vigor essentially reflects the internal value, or utility, of a given action [1, 11–13]. Numerous behavioral studies have shown that vigor is indeed modulated by the expected reward of the task at hand [14–19], with reward tending to be discounted over time [20–22]. However, if the modulation of vigor allows to modify the time needed to accomplish a task, it also affects the energy expenditure. Interestingly, reward has also been found to increase the propensity to put extra effort into a task [11, 23]. Therefore, movement vigor may generally result from the maximization of a capture rate, such as the sum of all rewards achieved minus all efforts expended, divided by the time. This global

tendency has been observed in humans and many other species in foraging-like tasks [24–27]. An alternative formulation considers vigor as the outcome of the minimization of a subjective weighting between a cost of time (CoT) and a cost of movement, modulated by the expected reward [20, 21], which is convenient to model vigor in reaching tasks [28, 29]. When reward is not explicit (*e.g.*, pointing to a light spot), movement vigor could then be determined by a common tradeoff between time and effort, which could represent a trait-like feature of individuality [30–34]. Empirical evidence of such a subjective CoT was recently reported in an isometric reaching task without explicit reward [35]. Based on this premise, several computational models were developed to account for the vigor of individuals during walking [34] and reaching [20,29,31,35,36], from a similar minimum time-effort (MTE) principle. Estimation of the underlying CoT in reaching was obtained from point-to-point movements of various amplitudes, using effort costs traditionally represented in motor control [29,31], even though other factors such as accuracy or comfort may also modulate vigor in general [37–41].

Interestingly, computational models revealed that the putative CoT should actually grow quickly to account for the vigor of self-paced pointing movements, such that time could amount to relatively high levels of effort. In other words, people could be prone to expend substantial energy to avoid excessively long movement times. Previous paradigms did not allow to test this prediction because the energetic cost of actions was too small or varied marginally through the different conditions of the task [11, 20, 27, 31, 35, 36]. Furthermore, while moving faster requires more energy expenditure, it does not necessarily have to come from human muscles, as demonstrated by using an electric bike or cycling downhill for instance. Therefore, do people rely on a common time-effort tradeoff to set movement vigor when the effort term is broadly varied experimentally?

Here, we designed an original experiment leveraging the versatility of a robotic exoskeleton to investigate this question. Two conditions requiring either a high or low energy expenditure to move with a similar vigor were implemented. The task consisted of performing vertical forearm movements to point-light targets while wearing the exoskeleton (Fig. 1A). During upward movements, the exoskeleton provided an assistance of duration T_j along a predefined human-like trajectory so that the participant could comfortably and accurately complete the task without any effort. Crucially, this duration could be significantly longer than the participant's preferred movement duration in the task, $T_{h,0}$. In this case, the MTE theory predicts that all participants should be prone to energize the movement by pulling on the exoskeleton (Fig. 1B). To induce high levels of effort, and strongly penalize potential time savings, the robot applied a viscous-like resistance proportional to the participants' maximum voluntary force as soon as they outpaced it. During downward movements, we took advantage of gravity to design a different assistance whereby saving a similar amount of time as for upward movements would instead require virtually no effort. In this case, the MTE theory predicts that all participants should remain practically inactive to behave optimally (Fig. 1C). This apparatus allowed for a significant departure from the MTE predictions depending on the participants' choices. For instance, participants could choose to remain inactive in all conditions, thus failing to save time when relevant in the sense of the MTE theory. In contrast, participants could actively put energy into the task in all conditions, thus failing to save effort when relevant in the sense of the MTE theory. Thus, the results will determine whether vigor is the result of a common time-effort tradeoff during reaching movements whose energy cost for a certain duration varies greatly, or whether the MTE principle should be revised.

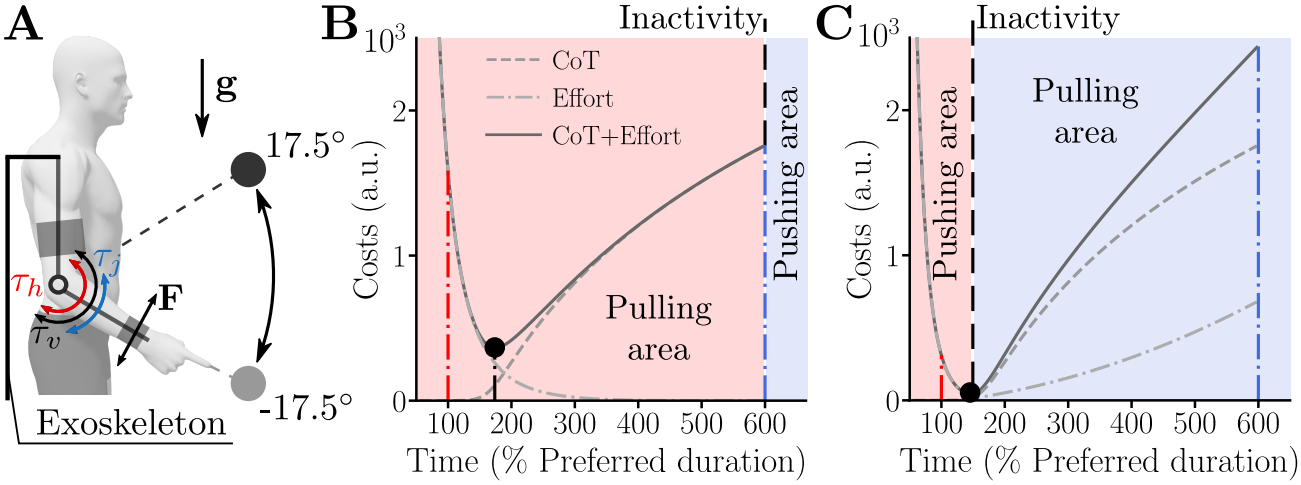


Figure 1: Illustration of theoretical predictions for an assistance 6x slower than the nominal vigor of the participant in the task (*i.e.*, $T_j = 600\% T_{h,0}$). **A.** Different input torques involved in the task. The term τ_j is the torque provided by the robot as a biological movement assistance (here minimum jerk trajectory of duration T_j) as long as the participant does not outpace the planned trajectory. The term τ_h is the net torque produced by the human muscles ($\tau_h = 0$ when the participant is inactive). The term "pulling" (respectively "pushing") refers to a participant generating an upward/positive (respectively downward/negative) torque τ_h. The term τ_v is a viscous-like torque applied by the robot, which is replacing τ_j as soon as the participant choose to outpace the planned trajectory. F is the measured interaction force. **B.** Possible strategies during upward movements in terms of effort and time costs (see Equation 8 for details regarding the cost function). The red vertical line highlights the costs associated with the participant's preferred duration $T_{h,0}$. The blue vertical line highlights the costs associated with the exoskeleton's planned duration. The black disk represents the optimal strategy in the sense of a MTE tradeoff. During upward movements, the participant could only save time by actively pulling on the exoskeleton (*i.e.*, $\tau_h > 0$), which is represented by the shaded red area. The participant could also remain inactive and be moved by the robot, which is represented by the vertical dashed black line (inactivity). Otherwise, the participant could actively push against the exoskeleton (*i.e.*, $\tau_h < 0$), although it would mean voluntarily wasting both time and effort. **C.** Possible strategies during downward movements in terms of effort and time costs. The pulling (shaded blue) and pushing (shaded red) areas are different from panel **B** because both pushing and pulling can allow to save time in this condition (although the latter strategy would be non-optimal from the MTE perspective). The critical difference for downward movements is that participants could save time by simply dropping their forearm, thereby passively pushing on the exoskeleton thanks to their own weight (dashed black line labelled inactivity). A strong deviation from this nearly optimal strategy could be observed if participants use a fixed effort-based heuristic to save time, by either actively pulling (to compensate for a part of the weight) or actively pushing on the exoskeleton.

2 Results

In this experiment, we asked $N = 12$ participants to perform reaching movements to point-light targets at their preferred pace. The movements consisted of a discrete sequence of vertical elbow flexions and extensions. Both the target and a visual feedback of the participant's current position were displayed on a large screen in front of the participant. Our experiment was divided in two sessions. In the first session (*baseline*), the exoskeleton was controlled in transparent mode, that is, no assistance was provided by the robot that compensated for its own dynamics and minimized interaction efforts [42,43]. In this session, before being installed in the exoskeleton, the participants also performed a maximum isometric voluntary force (MVF) test, performed using an 1-axis force transducer (the reader is deferred to the Methods section for details regarding the procedure). The main objectives of the baseline session were to estimate the nominal vigor of the participants (*i.e.*, their preferred movement duration in the task) and their maximal force characteristics. This allowed to design a subject-specific assistance,

which was normalized with respect to time and effort for the subsequent test session. Knowing the nominal vigor of the participants in the task further allowed us to infer the CoT for the optimal control simulations [29, 35]. In the second session (*test*), we asked the same participants to perform similar movements but with a personalized assistance provided by the robot. To this aim, we programmed the exoskeleton to follow minimum jerk trajectories of different durations, ranging from the participant's preferred vigor ($T_j = 100\% T_{h,0}$) to a 6x slower vigor ($T_j = 600\% T_{h,0}$). Participants could decide to outpace the planned trajectory at any time during the movement. For upward movements, this required an active effort from the participant but, for downward movements, the planned trajectory could be outpaced by simply remaining inactive due to the effects of gravity. For both movement directions, when the planned trajectory was outpaced, the robot applied a viscous-like resistance proportional to the participant's MVF (see Equation 3). The reader is deferred to the Materials and Methods section for more details about all the procedures.

2.1 Baseline session

In the baseline session, participants performed self-paced vertical pointing movements of four different amplitudes without active assistance/resistance from the robot. Qualitatively, the velocity profiles were overall bell-shaped as it is commonly observed for unrestrained point-to-point movements of this type (see Figures 2A,B,D,E). The only exception was for the largest movement amplitude which tended to exhibit a correction near the end of the movement (see Figures 2B,E). Importantly for our purpose, we observed the classical affine amplitude-duration relationship that characterizes the vigor of self-paced reaching movements [31, 33, 44, 45]. This relationship was observed at both individual and population levels, for upward and downward movements separately (see Figures 2C,F). These findings are consistent with results from previous studies with the same exoskeleton [42, 46].

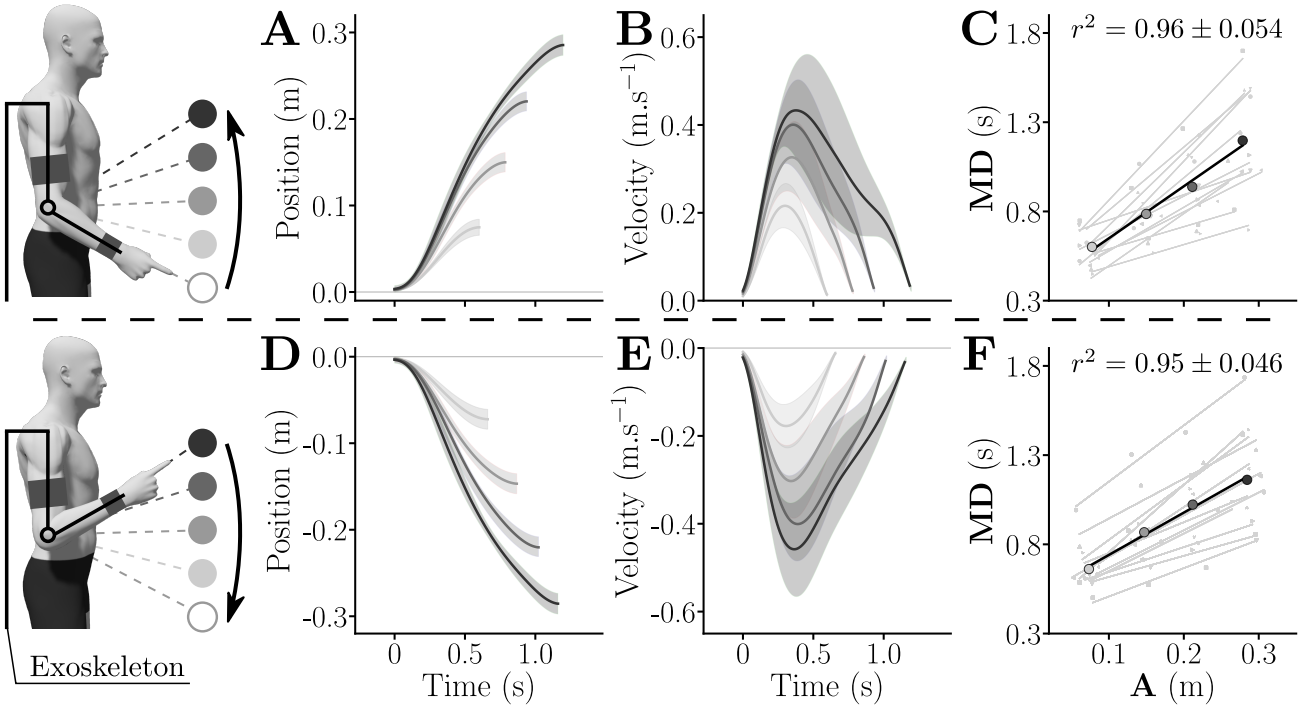


Figure 2: General kinematics averaged across all participants in the transparent exoskeleton for both upward and downward movements. **A,D.** Averaged positions for upward (**A**) and downward (**D**) movements across population. Standard deviations are depicted as shaded areas. **B,E.** Averaged velocities for upward (**B**) and downward (**E**) movements across population. Standard deviations are depicted as shaded areas. **C,F.** Amplitude-movement duration linear regressions for each participant (grey) for upward (**C**) and downward movements (**F**). The averaged behavior of the population is given in black. The average and standard deviation of the correlation coefficient across the population are given on their respective graphs.

The average affine fits across participants for upward and downward movements (black lines in Fig. 2C,F), which were used to compute the vigor scores with respect to the population average for each participant and each direction (see Equation 4), were as follows:

$$\begin{cases} T(A) = 2.8A + 0.37 & \text{for upward movements} \\ T(A) = 2.29A + 0.52 & \text{for downward movements.} \end{cases} \tag{1}$$

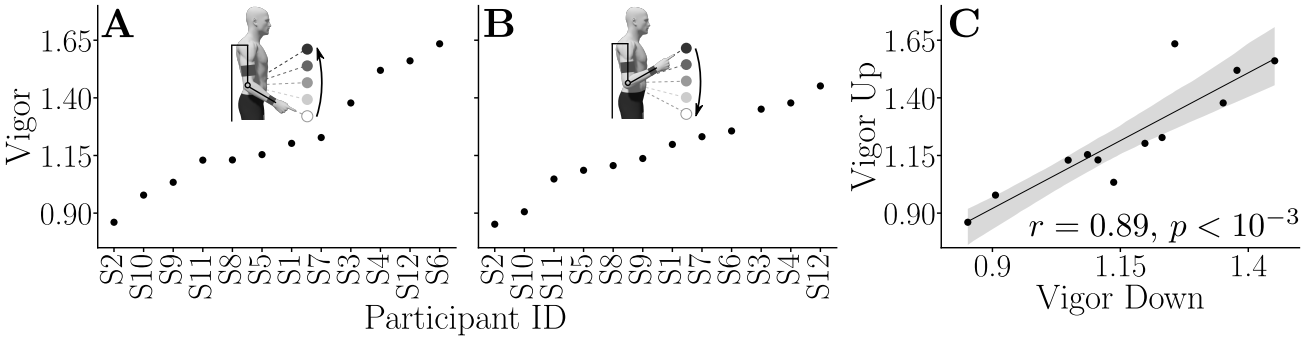


Figure 3: Individual vigor scores and consistency between upward and downward directions. **A.** Individual vigor scores for upward movements, sorted from lowest to highest. **B.** Individual vigor scores for downward movements, sorted from lowest to highest. **C.** Correlation analysis showing the consistency of vigor scores with regard to movement direction (Pearson correlation test).

The spreading of individual vigor scores was shown to follow the same trend as in previous studies [32, 33], which was verified both for upward and downward movements (see Figures 3A,B). Moreover, the vigor scores of participants exhibited a strong consistency across directions ($r = 0.89, p < 10^{-3}$, Fig. 3C). This analysis justifies *a posteriori* the use of the average amplitude-duration relationship of each participant to design the subject-specific assistive control law of the test session.

2.2 Test session

In the test session, two amplitudes ($17.5°$, small amplitude (SA); $35°$, large amplitude (LA)) and four assistance durations ($T_j = 100\%T_{h,0}$, $200\%T_{h,0}$, $400\%T_{h,0}$ and $600\%T_{h,0}$) were considered. The assistance was self-triggered by pressing a button with the left hand such that the participant could easily synchronize with the exoskeleton at the beginning of each movement. The assistance followed a minimum jerk velocity profile (see Equation 2 and [47, 48]). For upward movements, the planned trajectory was accurately followed if the participants remained inactive. For downward movements, the planned trajectory was followed only if the participants accompanied the robot's movement by carrying their weight. Importantly, the participants could actively pull ($\tau_h > 0$) or actively push ($\tau_h < 0$) on the exoskeleton at any time during the movement. When they outpaced the planned trajectory, the exoskeleton applied a resistance proportional to the difference between the minimum jerk velocity and the actual velocity (see Equation 3). This resistance was calibrated on the basis of the MVF of the participant. It is worth noting that no resistance was applied to the participant if the actual velocity profile corresponded to the minimum jerk profile. Moreover, independently of the participant's behavior, the exoskeleton was position-programmed near the target to remove any possible confound between minimizing time or preserving accuracy [37,41,49]. The experimental data were eventually compared to optimal control simulations according to the MTE theory, with the cost of time identified in the baseline session. We also compared these results to fixed-time simulations performed with the preferred duration of the average participant ($T_{h,0}$) and with the assistance planned duration (T_j), which can be seen as two extreme non-MTE strategies. The reader is deferred to the Materials and Methods for details.

Qualitatively, the experimental results indicated that the participants systematically saved time compared to the planned duration of the assistance (see velocity profiles in Figure 4 for LA and supplementary Figure S.1 for SA). Overall, these velocity profiles exhibited one main acceleration and one main deceleration even though they were less smooth than minimum jerk velocity profiles due to interaction with the robot. Peak velocities were larger than those of the assistance and movement durations were shorter. Noticeably, the MTE simulations were generally better at predicting the observed velocity profiles than simulations performed in fixed duration T_j or $T_{h,0}$.

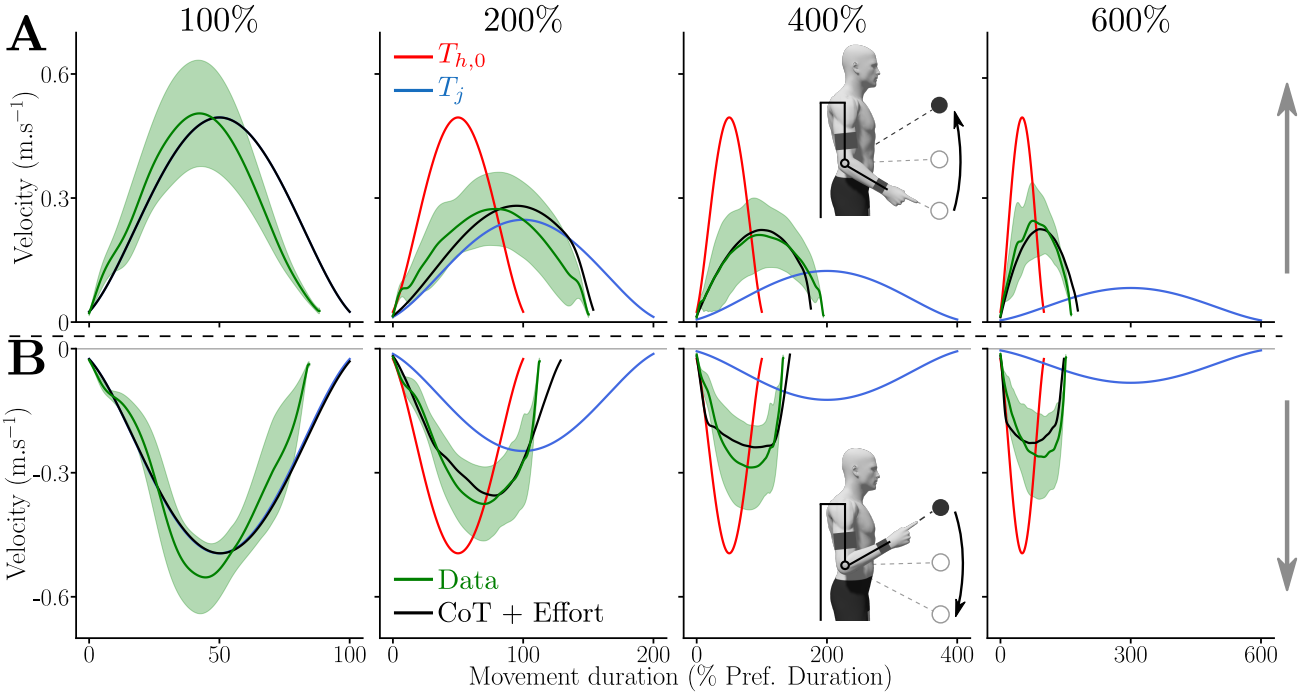


Figure 4: Average velocity profiles measured for the large amplitude (LA) and for each assistance duration. In green the average recorded velocity profiles and their standard deviation as a green shaded area, in black the optimal time-effort compromise, in blue the minimum jerk planned by the assistance and in red the constant time strategy. **A**. Upward movements. **B**. Downward movements.

Quantitatively, the participants' behavior was described by three main parameters in this task: 1) the movement duration relative to the preferred movement duration (MD), 2) the maximum interaction force between the participant and the exoskeleton in percentage of the MVF from the agonist muscle group (*i.e.*, flexors when moving upwards and extensors when moving downwards) and 3) the work of the interaction force. The first two of these parameters are normalized by individual data in agreement with the design of the experiment. The work is used as an absolute estimation of the additional energy expended by the participant to modulate the execution of the task (and possibly save time).

Movement duration The MD measured during the experiment for the different assistance conditions, directions and amplitudes is depicted in Figures 5A,B,D,E.

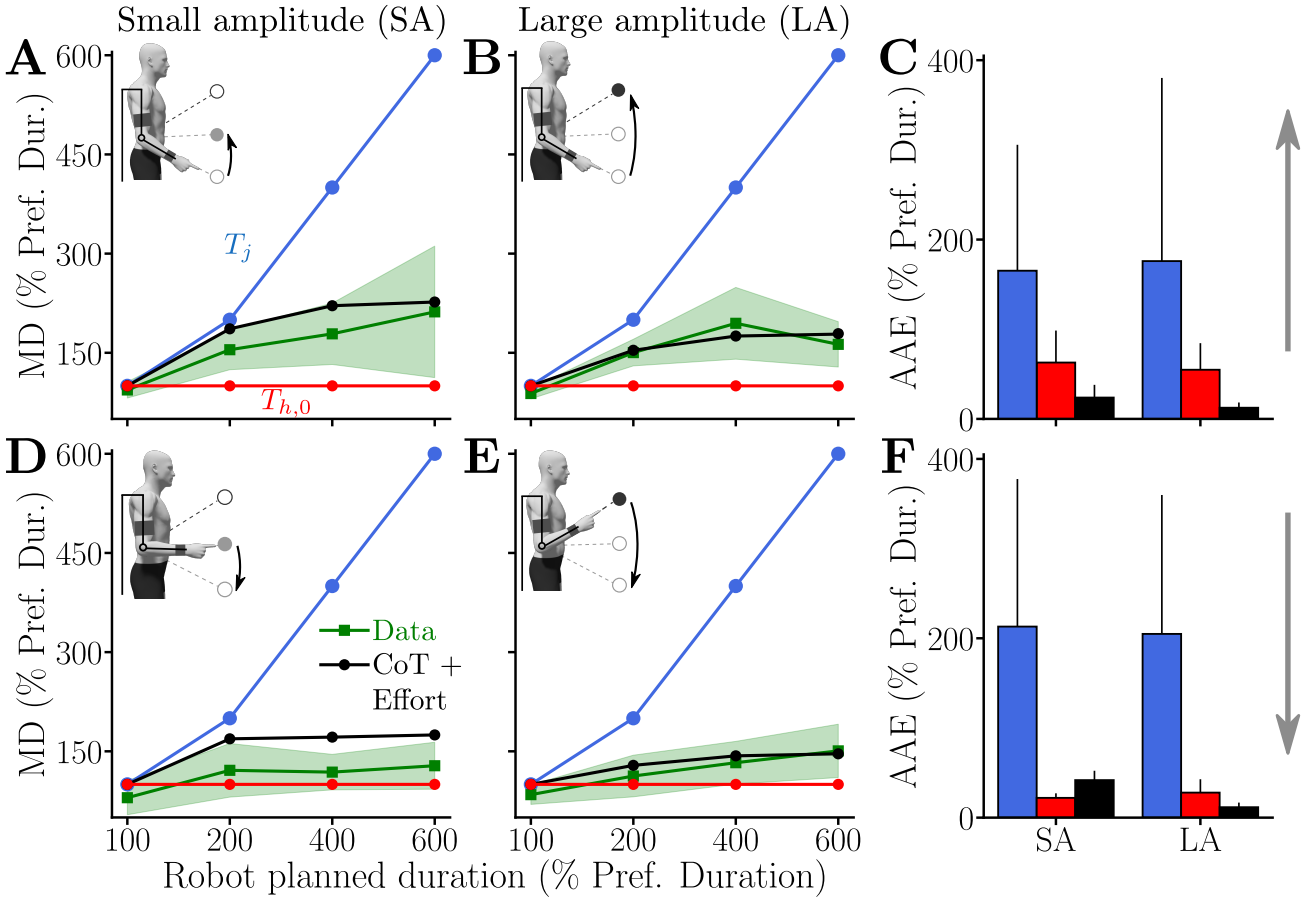


Figure 5: Chosen relative movement duration (MD) of participants when assisted by the exoskeleton with different T_j. Average data are represented by green lines with standard deviation represented by green shaded areas. Outputs of different simulated motor strategies are depicted as follows: 1) in blue: simulation results with MD= T_j, 2) in red: simulation results with MD= $T_{h,0}$ and 3) in black: simulation results under a MTE hypothesis. **A,B.** Relative movement duration of upward movements for the small amplitude (SA, **A.**) and the large amplitude (LA, **B.**). **C.** Averaged absolute errors (AAE) of the different modeled strategies for both SA and LA for upward movements. **D,E.** Relative movement duration of downward movements for the small amplitude (SA, **D.**) and the large amplitude (LA, **E.**). **F.** Averaged absolute errors (AAE) of the different modeled strategies for both SA and LA for downward movements.

The results show that participants moved much faster than T_j in the 200%, 400% and 600% conditions. This behavior was visible during movements of both SA and LA without any noticeable difference, and independently of movement direction (upward or downward). Nevertheless, participants did not return to their nominal MD in the task ($T_{h,0}$, measured during the baseline session). Indeed, MD tended to increase as T_j increased for both amplitudes and both directions. The increase in MD tended to be higher for upward than for downward movements. In the 100% condition, participants were on average slightly faster than during the baseline experiment, thereby suggesting that they were not completely passive and spent some effort to save even a little time.

These qualitative trends were confirmed by statistical Friedman tests. In particular, a main effect of the condition ($W = 0.72, Q_3 = 25.9, p < 10^{-4}$) and a main effect of the direction ($W = 0.69, Q_1 = 8.33, p = 0.0039$) were observed. These tests also confirmed that movement amplitude has no effect on the normalized MD ($W = 0.11$, $Q_1 = 1.33$ and $p = 0.25$).

Wilcoxon-Nemenyi pairwise comparisons were used as post-hoc tests to assess the most salient differences between conditions. First, upward movements of SA were significantly slower in the 200%, 400% and 600%

conditions than in the 100% condition (in all cases: $p \leqslant 9.7 \times 10^{-5}$, $D \geqslant 1.66$ where D was Cohen's D). The same trend was observed for downward movements of SA with movements performed in 200%, 400% and 600% conditions being significantly slower than in the 100% condition (in all cases: $p \leqslant 0.012$, $D \geqslant 1.22$). Second, upward movements of LA were significantly slower in the 200%, 400% and 600% conditions than in the 100% condition (in all cases: $p \leqslant 3.7 \times 10^{-5}$, $D \geqslant 1.83$). Upward movements of LA were also significantly slower in the 400% condition than in the 200% condition ($p = 0.01$, $D = 1.08$). Finally, downward movements of LA were shown to be significantly slower in the 200%, 400% and 600% conditions than in the 100% condition (in all cases: $p \leqslant 0.02$, $D \geqslant 1.14$) and those performed in the 600% condition were significantly slower than those performed in the 200% condition ($p = 0.03$, $D = 1.05$). In sum, these comparisons across conditions show that MD tended to increase as T_j increased, independently of the direction and amplitude. Furthermore, comparisons were performed to analyze differences between upward and downward movements. Results were that MD was significantly lower for downward movements than for upward movements in LA in the 200% condition ($p = 0.002$, $D = 1.43$), in both SA and LA in the 400% condition (for both amplitudes: $p \leqslant 0.002$, $D \geqslant 1.38$) and only in SA for the 600% condition ($p = 0.004$, $D = 1.12$). In sum, upward movements were overall slower than downward movements in our task.

Overall, the MTE model replicated well the observed movement durations with the CoT identified during the baseline session. We evaluated the model predictions in terms of average absolute errors on MD (AAE, see Figure 5C,F). In agreement with the qualitative velocity profiles, the error of the MTE model was lower than those obtained when simulating movements with MD=T_j (*i.e.*, with the planned MD) or with MD=$T_{h,0}$ (i.e. with the preferred MD of the average participant). The only notable exception was the AAE observed for downward movements in SA because the MTE prediction slightly overestimated movement duration in this condition.

Maximum interaction force To understand the behavior of the participants in terms of effort, the maximum interaction force between the human and the exoskeleton relative to the MVF of the agonist group was analyzed (Figs. 6A,B,D,E). A positive value of this parameter means that the participant pulled on the exoskeleton (which is necessarily done actively) and a negative value means that the participant pushed on the exoskeleton (which can be done either passively –due to gravity– or actively).

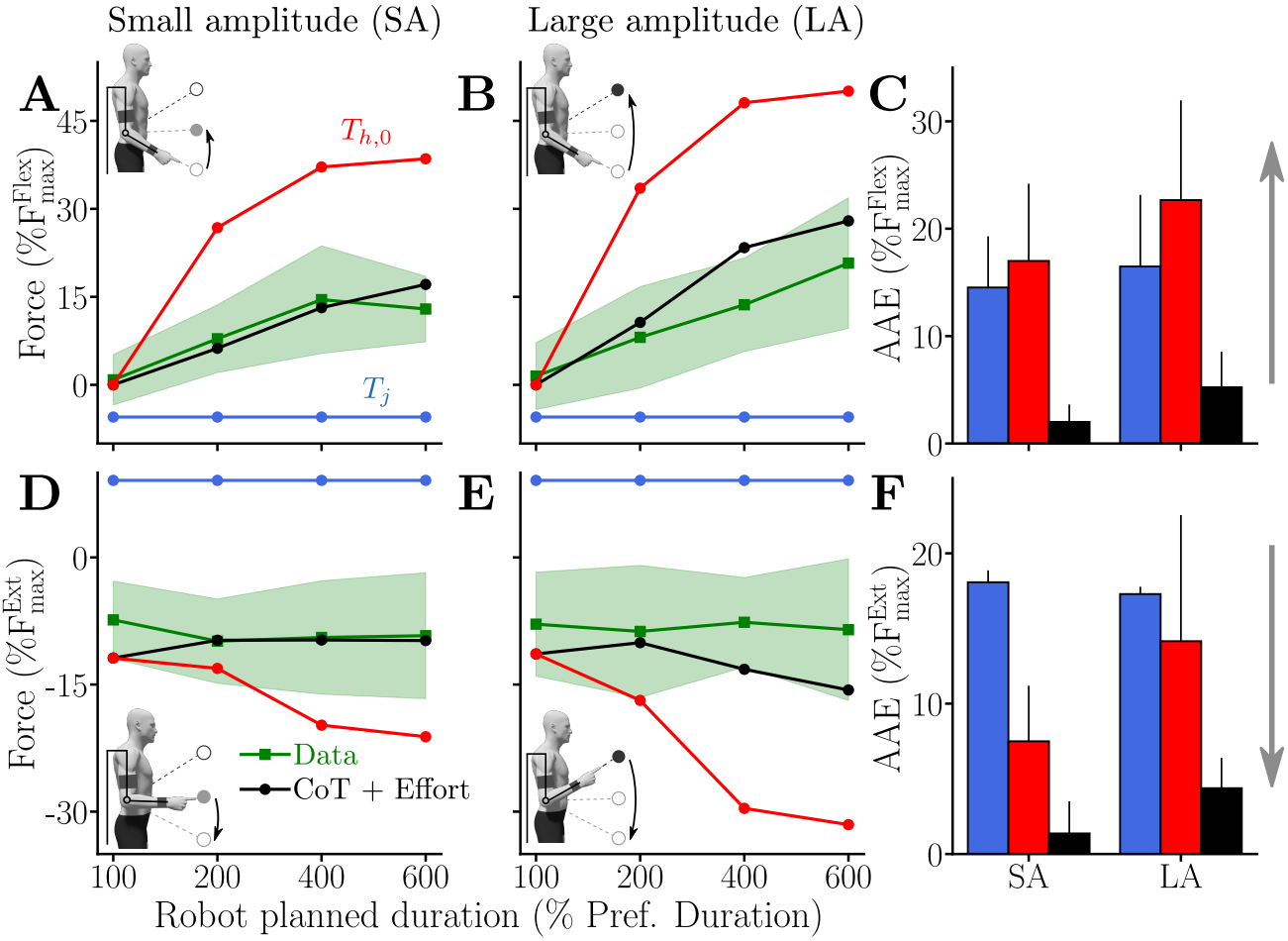


Figure 6: Maximum interaction force when the participant is assisted by the exoskeleton with different T_j. Average data are represented by green lines and standard deviations as green shaded areas. Outputs of different simulated motor strategies (based on the dynamics from Equations 7 and 9, see Methods) are depicted as follows: 1) in blue: simulation results with MD= T_j, 2) in red: simulation results with MD= $T_{h,0}$ and 3) in black: simulation results under a MTE hypothesis. **A,B.** Maximum interaction force during upward movements for the small amplitude (SA, **A.**) and the large amplitude (LA, **B.**). **C.** Average absolute error (AAE) of the different modeled strategies for both SA and LA for upward movements. **D,E.** Maximum interaction force during downward movements for the small amplitude (SA, **D.**) and the large amplitude (LA, **E.**). **F.** Average absolute error (AAE) of the different modeled strategies for both SA and LA for downward movements.

The results show that, on average, participants tended to pull more and more on the exoskeleton as T_j increased (Figs. 6A,B). Moreover, when moving upward in the 100% condition, the maximum interaction force between the participants and the exoskeleton was around zero on average. This means that participants tended to synchronize with the exoskeleton rather than being completely passive. Interestingly, their behavior was different during downward movements for which the maximum interaction force was globally constant and independent of T_j (Figs. 6D,E). These trends were statistically confirmed by Friedman tests. In particular, a main effect of the assistance condition ($W = 0.79$, $Q_3 = 28.3$, $p < 10^{-5}$) and a main effect of the direction ($W = 1$, $Q_1 = 12$, $p < 10^{-3}$) were observed. Once again, movement amplitude did not seem to have a significant effect on the employed motor strategy, showing the robustness of the observations ($W = 0.03$, $Q_1 = 0.33$ and $p = 0.56$).

Wilcoxon-Nemenyi pairwise comparisons on SA upward movements showed that participants applied significantly more force to pull the robot in the 200%, 400% and 600% conditions than in the 100% condition (in

all cases: $p \leqslant 0.005$, $D \geqslant 1.37$). The participants also applied significantly more force to pull the robot in the 400% condition than in the 200% condition ($p = 0.022$, $D = 0.87$). On the contrary, no significant difference was found between the forces applied on the exoskeleton during downward movements. The same trends were observed during LA upward movements for which the participants applied significantly more force to pull the robot in the 400% and 600% conditions than in the 100% condition (in both cases: $p \leqslant 7.3 \times 10^{-4}$, $D \geqslant 1.75$). The participants also applied significantly more force to pull on the robot in the 600% condition than in the 200% condition ($p = 0.0035$, $D = 1.27$). As for SA, no significant difference was found between the forces applied on the exoskeleton during downward movements for LA. In summary, the participants applied an increasing maximal force on the exoskeleton as T_j increased for upward movements. For downward movements, they applied a constant maximal force, independent of T_j.

Furthermore, participants applied significantly different forces (in terms of absolute values) on the exoskeleton between upward and downward movements for all the conditions and for both SA (in all cases: $p \leqslant 2.46 \times 10^{-4}$, $D \geqslant 1.85$) and LA (in all cases: $p \leqslant 0.0011$, $D \geqslant 1.58$). Overall, the constant force applied when moving downwards (*i.e.*, $-8.59 \pm 0.84\ \%\mathrm{F}_{\mathrm{max}}^{\mathrm{Ext}}$) was remarkably close to the maximal effect of the weight of the human forearm and hand as estimated from anthropometric tables (*i.e.*, $-8.62\ \%\mathrm{F}_{\mathrm{max}}^{\mathrm{Ext}}$). In summary, this suggests that participants were able to take advantage of gravity to save time when moving downwards.

Finally, we evaluated the model predictions in terms of maximum interaction force with the same error criterion as for MD (see Figure 6C,F). For this parameter, the MTE theory provided clearly the best results compared to alternative fixed-time strategies. On the one hand, simulations performed with MD=T_j consistently resulted in a maximal interaction force whose sign was opposite to the measures. On the other hand, simulations performed with MD=$T_{h,0}$ overestimated the interaction force that participants were apparently willing to use during the experiment. In contrast, the MTE theory correctly predicted the experimental trends across assistance durations, amplitudes and movement directions.

Work of interaction force To get an absolute estimation of the total energy input (in Joules) from the participants onto the exoskeleton, we analyzed the work of the measured interaction force. A negative value for this parameter means that the interaction force mainly worked in the direction opposite to the motion. On the contrary, a positive value would reflect that the measured interaction force worked in the same direction as the motion. In particular, if a participant remains inactive during downward movements, this parameter should remain positive and approximately constant across assistance conditions for a given amplitude since the work of weight only depends on motion amplitude. The work of interaction force during the different experimental conditions is reported in Figures 7A,B,D,E.

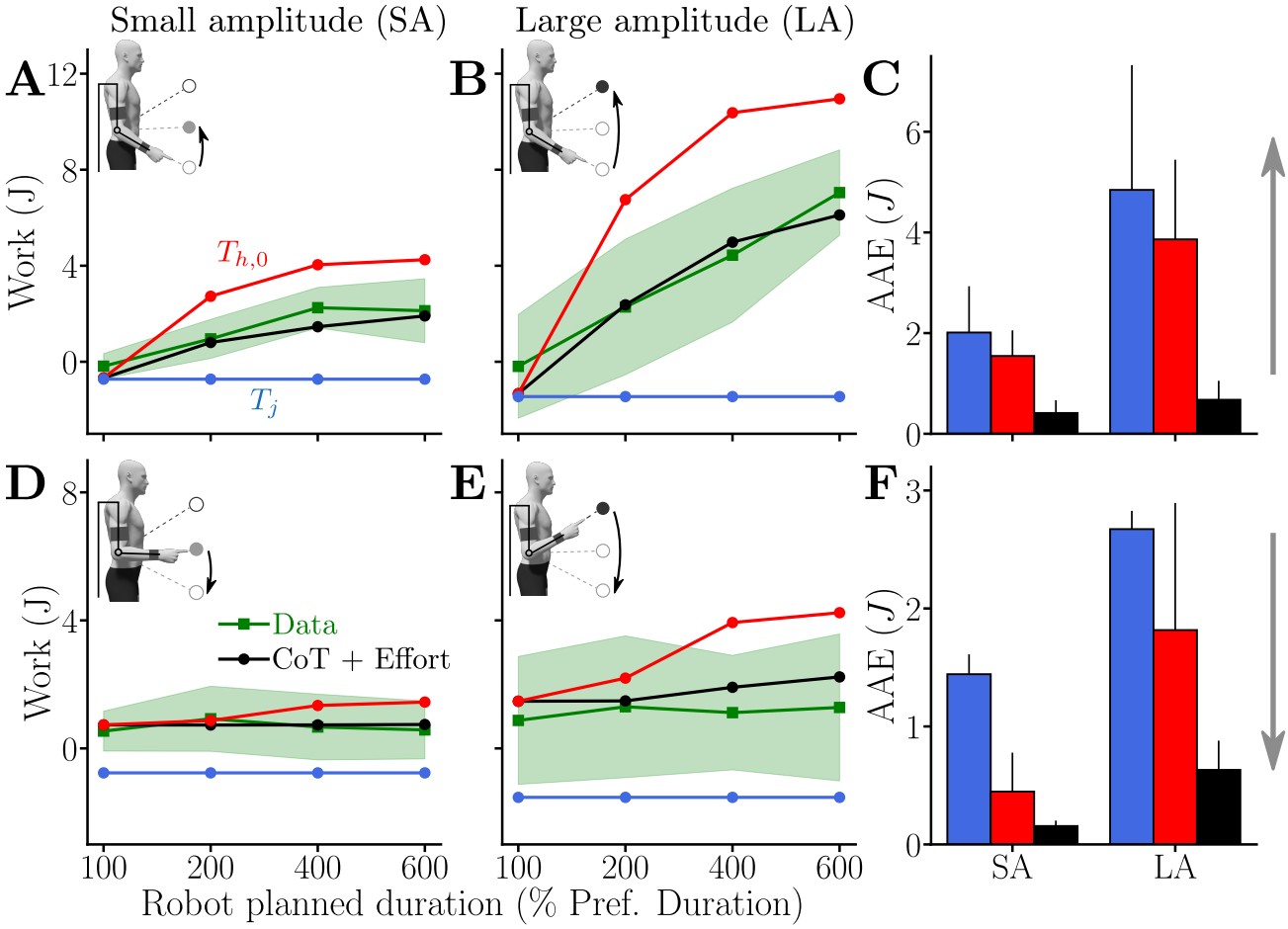


Figure 7: Work of the interaction force when the participant is assisted by the exoskeleton with different T_j, average data are represented by green lines and standard deviations as green shaded areas. Outputs of different simulated motor strategies are depicted as follows: 1) in blue: simulation results with MD= T_j, 2) in red: simulation results with MD= $T_{h,0}$ and 3) in black: simulation results under a MTE hypothesis. **A,B.** Work for upward movements for the small amplitude (SA, **A.**) and the large amplitude (LA, **B.**). **C.** Average absolute error (AAE) of the different modeled strategies for both SA and LA for upward movements. **D,E.** Work for downward movements for the small amplitude (SA, **D.**) and the large amplitude (LA, **E.**). **F.** Average absolute error (AAE) of the different modeled strategies for both SA and LA for downward movements.

The average work in Joules turned out to be very similar to what was observed in terms of maximum interaction force. For upward movements, there was an increase in the human energy input to displace the robot when T_j increased for both movement amplitudes. On the contrary, the work of interaction force was almost constant across conditions when moving downward. Overall, the energy input to the robot was higher for LA compared to SA movements, which was expected given the previous results on MD, maximum interaction force and the fact that work depends on the length of the trajectory. These trends were confirmed by Friedman tests that revealed significant main effects of assistance duration ($W = 0.8, Q_3 = 28.9, p \leqslant 10^{-5}$), movement direction ($W = 0.69$, $Q_1 = 8.33, p = 0.004$) and amplitude ($W = 1, Q_1 = 12, p \leqslant 10^{-3}$). Since the main effect of movement amplitude could be expected for the work, the associated post-hoc tests will not be described hereafter.

Wilcoxon-Nemenyi pairwise comparisons revealed that, for upward movements in SA, the participants expended more energy in the 200%, 400% and 600% conditions than in the 100% condition (in all cases: $p \leqslant 7.31 \times 10^{-4}$, $D \geqslant 1.66$). Moreover, participants expended significantly more energy in the 400% and 600%

conditions than in the 200% condition (in both cases: $p \leqslant 0.017$, $D \geqslant 1.06$).

The same trends were observed for upward movements for LA. Participants expended significantly more energy in the 200%, 400% and 600% conditions than in the 100% condition (in all cases: $p \leqslant 0.046$, $D \geqslant 0.98$). Furthermore, participants expended significantly more energy in the 600% condition than in the 200% and 400% conditions (in both cases: $p \leqslant 0.02$, $D \geqslant 1.11$). Furthermore, there was no significant effect of the assistance condition on the energy expended when moving downwards for both amplitudes. In sum, participants were willing to expend more and more energy as T_j increased for upward movements. For downward movements, the work remained nearly constant, as did the maximum of the applied force.

The analyses conducted on the effect of direction revealed that the work of interaction force was higher for downward movements than for upward movements performed in SA in the 100% condition ($p = 0.0086$, $D = 1.26$). On the contrary, the work was always significantly higher for upward movements than for downward movements in the 400% condition (for both amplitudes: $p \leqslant 0.0051$, $D \geqslant 1.42$) and in the 600% condition (for both amplitudes: $p \leqslant 0.0051$, $D \geqslant 1.36$).

Interestingly, the nearly constant work of interaction force measured during downward movements (*i.e.*, 0.68 ± 0.15 J for SA and 1.14 ± 0.17 J for LA) was remarkably close to the work of the human forearm's weight for both amplitudes (*i.e.*, 0.71 J for SA and 1.42 J for LA using anthropometric tables [50]). This is in agreement with the previous observations made on the relative maximum force applied by the participants. Therefore, this result confirms that the participants took advantage of gravity-related efforts to accelerate the exoskeleton during downward movements, without actively producing work. Indeed, since the exoskeleton was controlled to never miss the target at the end of the motion, participants did not even have to expend energy to decelerate the system when approaching the target.

Finally, we evaluated the model predictions regarding the work of interaction force with the AAE, as for the other two parameters (Fig. 7C,F). Here again, the MTE theory provided the bests results in terms of AAE on work predictions. In particular, simulations performed with MD=T_j consistently resulted in a negative work of interaction force, meaning that the simulated participant either actively pulled (*i.e.*, $\tau_h > 0$ in these downward simulations) or passively pushed (*i.e.*, the negative work is mainly due to weight in these upward simulations) against the exoskeleton. Furthermore, simulations performed with MD=$T_{h,0}$ systematically overestimated the energy expenditure of the participants during the real experiment. In contrast, the MTE theory predicted well the work of interaction force across assistance durations T_j, amplitudes and movement directions.

3 Discussion

In the present paper, we examined the extent to which participants rely on a common time-effort tradeoff under conditions that induce low or high energy costs to move with a certain vigor. To manipulate the usual relationship between vigor and effort, we used a robotic exoskeleton that could either assist or resist the participant's motion. During upward movements, the results indicated that all participants saved time compared to the duration planned by the robotic assistance, thereby demonstrating a high propensity to expend energy to save time. During downward movements, a similar time saving was achieved by switching to a low effort strategy, thereby showing that participants did not mechanically associate saving time with expending more energy. Overall, the observed behavior was consistent with the minimization of a time-effort tradeoff.

Indeed, all participants consistently expended substantial amounts of energy to save time during upward movements but did not return to their nominal vigor in the task. The reason is likely that, when outpacing the reference trajectory of the robot, a viscous resistance was applied. Consequently, returning to the nominal vigor would have been admittedly possible but extremely expensive from an energetic point of view. For example, the work required to move with their nominal vigor would have been about 12 J per movement for the 600% and LA condition, Fig. 7B). Nevertheless, the energy expenditure consented by the participants remained high during upward movements, with an average work of 7.05 ± 1.78 J when pulling on the exoskeleton in this condition,

which corresponds to an average work rate of 4.28 ± 2.08 J/s. For the sake of comparison, the work of the limb's weight when performing an unconstrained elbow flexion of amplitude LA (accounting for most of the energy cost in these self-paced movements) was around 1.42 J, which amounts to an average work rate of 1.21 J/s with the mean vigor of our participants. Overall, these findings demonstrate that participants were willing to produce at least $3.6\times$ their original work rate and spend about $5\times$ their usual energy expenditure to get closer to their nominal vigor in the task.

This observation suggests that a cost growing quickly with time must be represented in the planning of such goal-directed actions. Otherwise, it seems difficult to explain why participants would expend so much energy to increase vigor of such point-to-point movements. Clearly, this additional human effort was not dedicated to control the final accuracy since it was always handled by the robot itself near the target. Moreover, participants started to energize the motion since its beginning. An alternative argument could be that participants just implemented a simple heuristic to solve the task at hand, without optimizing a genuine time-effort compromise. The rationale could be that it is a natural strategy because people are used to expend energy to produce movement. However, duration, interaction force and work systematically tended to increase with the robot's planned duration during upward movements, which agrees with previous results obtained in an isometric task involving virtual movements [35]. The slower the assistance, the more participants pulled on the robot while consenting to reduce their vigor. This confirms that neither effort nor time were preserved or minimized alone across conditions. Interestingly, this energy expenditure pattern was very different for downward movements. Indeed, although MD followed a similar evolution, the energy expended by the participants was consistently very low across all assistance durations and significantly lower than for upward movements. Interestingly, the interaction measured in terms of force and work was indistinguishable from that of an inactive participant using only their weight to energize the motion planned by the exoskeleton. This capacity to exploit gravity is reminiscent of other results showing that the brain can optimally harness the effects of gravity to reduce effort during vertical arm movements [51–56].

Incidentally, this observation suggests that the strategy exhibited by participants during upward movements was not simply guided by a reluctance to inactivity. Nevertheless, in this task without explicit reward, it is unclear whether the hypothesized CoT only represents the temporal discounting of reward or not. Any type of cost growing with time could actually produce the same behavior. However, other authors have extensively studied how reward can affect movement vigor [14–19] and it is thus possible to assume that an implicit reward was associated with task achievement. By saving time on each trial, participants could leave the experiment earlier, which may be seen as a global reward as well. Since we did not explicitly manipulate reward in the task, we assumed that it was constant across conditions, which was reflected in our choice to use the same CoT in the model. Specifically, our paradigm modified the vigor-effort relationship by associating large or low effort costs to the nominal vigor of each participant in the task. This paradigm, together with the simulation results, provide evidence for the minimization of a common time-effort tradeoff across a wide range efforts, ranging from very active to mostly passive behaviors.

To derive our results, it is worth noting that we normalized the task to each nominal participant's vigor and maximal voluntary force. Indeed, it is known that there is a large inter-individual variability on these parameters [16, 17, 30, 31, 33, 35]. Interestingly, we found no correlation between the maximum force and the nominal vigor in our participants ($R = -0.12$, $p = 0.59$). Without normalization, the results might have been more variable across participants in the test session. For instance, vigorous participants could have been more prone to expend significant amounts of energy to save time. However, what is considered a significant amount of energy may also depend on the strength of the participant. To avoid such complications, we opted for a normalization in terms of time and effort. Other analyses (not shown) revealed that the inter-individual differences were not consistent across conditions in the test session. Moreover, no correlation was found between the three main parameters under investigation and the nominal vigor of participants. Finally, one limitation of our study is that the conclusions were drawn from a relatively small number of participants. However, the statistical effect sizes were generally high (in most cases $D > 1$), meaning that our results reach a strong level of confidence. As

expected, a post-hoc power analysis confirmed these conclusions by reaching a power of 0.93 for the smallest reported Cohen's D (*i.e.*, $D = 0.98$) and a power above 0.95 for all the other comparisons (*i.e.*, with $D \geqslant 1.05$).

Beyond that limitation, we believe that there are several interesting implications of the present results. In particular, with the emergence of new technologies for assisting human movement such as exoskeletons or cobots, vigor may become a key factor to induce a more symbiotic interaction, whether it be for neurorehabilitation or for the prevention of musculoskeletal disorders at work [57–61]. Yet, current assistive robots can be relatively slow for safety concerns or computational reasons. This may cause unanticipated effects if, as predicted by the MTE theory, humans prefer to expend energy to save time when interacting with a too slow robot. The present study suggests that even a small reduction of vigor could lead the participants to attempt to strongly energize the motion if possible or reject the technology otherwise. Although the present paper does not allow to assess how the participants would actually behave during more complex tasks, for example involving more degrees of freedom or strong accuracy constraints, it still provides an interesting piece of information for the field of human-robot interaction.

Finally, understanding the invigoration of human movements is also essential for a better understanding of Parkinson's disease, as underlined by several studies [62–65]. While bradykinesia is often associated with a misestimation of effort [62, 63], it could be equivalently explained by a misestimation of time [66]. One may speculate that the modulation of the basal ganglia's input signals, which are known to determine movement vigor as a result of a dopamine/serotonin equilibrium [6, 8, 64, 65, 67–71], could regulate the interplay between time and effort via the direct and indirect pathways. Further analyses of the neural substrates involved in the time-effort tradeoff would help to clarify the mechanisms involved in action selection, in particular when it comes to set movement invigoration.

4 Materials and Methods

4.1 Participants and materials

Participants A total of $N = 12$ participants (7 females) were involved in the experiment (mean age 28 ± 6 years old, mean height 1.72 ± 0.07 m, mean weight 64 ± 12 kg, mean flexors MVF 236.5 ± 93.4 N and mean extensors MVF 173.4 ± 67.4 N). All the participants were healthy, right-handed adults without known neurological disorder or injury that could have impacted the experiment. The participants gave their written informed consent as required by the Helsinki declaration to participate to the experiment, which was approved by the local ethical committee for research (CER-Paris-Saclay-2021-048).

MVF bench test Individual MVF was measured on a custom H-shaped test bench made of aluminum profile and screwed into the ground to prevent any unwanted movement. A force transducer (SPEC) was mounted on the bench. This transducer was turned upwards for tests conducted on elbow extensors and downwards for elbow flexors.

Kinematics Three-dimensional kinematics were measured by means of an optoelectronic motion capture device (10 Oqus 500+ infrared cameras, 100 Hz; Qualisys, Gothenburg, Sweden). The device tracked the position of twelve 10 mm reflective markers taped on the robot and seven 10 mm reflective markers taped on the participant. The markers taped on the participant were used to control the posture a posteriori. All the kinematic analyses were conducted on the recorded data of the marker taped at the end-effector of the robot. These analyses were equivalent to use the markers taped on the participant given that the position of each participant with respect to the exoskeleton was constant in the tested motion range [72].

Exoskeleton The ABLE exoskeleton used in the experiment is an active upper-limb exoskeleton [73]. This exoskeleton was designed to be particularly compliant, which allowed to reach high levels of transparency [42, 74].

This exoskeleton replicates the three shoulder rotations (internal/external, adduction/abduction, flexion/extension) and the elbow flexion/extension of the human arm. The investigations here were restricted to the elbow joint of the exoskeleton for simplicity and the other joints were thus mechanically locked. Furthermore, the physical interfaces used to connect the human arm to the exoskeleton have been designed to maximize comfort and minimize unwanted interaction efforts [75, 76]. These developments were particularly important in the present context because the efforts transitioning at the level of the wrist interface could be intense, depending on the participant's will to move fast.

Interaction efforts A force-torque (FT) sensor (1010 Digital FT, ATI, maximum sample rate 7 kHz) was placed at the level of the wrist human-exoskeleton interface. This FT sensor could measure the six components (three forces and three torques) of the interaction efforts. During the present study, only the normal component of the interaction efforts was analyzed since it was the only one kinematically admissible by the human and exoskeleton elbow joints.

4.2 Experimental protocols

The baseline session was introduced to estimate the participants' nominal vigor and their MVF. This was used to design the subject-specific assistive control law and identify the average cost of time of the participants in the task. The test session was introduced to assess the extent to which participants implemented a MTE when interacting with an assistive exoskeleton programmed to move at different speeds.

4.2.1 Protocol of the baseline experiment

Before performing the pointing task with a transparent exoskeleton, the participants were asked to perform 6 trials of maximum isometric voluntary force (MVF) of 5 s each. Half of these trials were used to assess the MVF of the elbow flexors (mainly the biceps brachii and the brachioradialis) and the other half were used to assess the MVF of the elbow extensors (mainly the different heads of the triceps brachii). The participants pushed against a force transducer while their arm was vertical and their forearm horizontal. The contact between the participant and the force transducer was made of a foam-covered part to minimize discomfort and was located just behind the styloid process of the radius (flexors MVF tests) or the styloid process of the ulna (extensors MVF tests). The MVF was defined as the maximum force measured during the three tests.

Then, the participants were placed inside the exoskeleton and stood on a height-adjustable platform so that the position of the exoskeleton was always the same regardless of the height of the participant. They were asked to perform 32 flexions and 32 extensions of the elbow of an amplitude $A \in \{35°, 26.25°, 17.5°, 8.75°\}$ (8 flexions and 8 extensions per amplitude) with the exoskeleton set in transparent mode (i.e. controller minimizing interaction efforts based on previous works [42, 43, 76]). Since only elbow flexions and extensions were required, the shoulder joints of the exoskeleton were mechanically locked. The target to reach to was defined as a green disk (4 cm diameter) displayed on a vertical screen and visual feedback of the current hand position was continuously displayed as a red disk cursor (1 cm diameter). The screen was placed at 1 m of the (fixed) elbow of the exoskeleton. The cursor position was updated in real-time to give a visual feedback of the current hand's position, defined at the interaction between the line of the exoskeleton forearm segment and the plane defined by the screen. In all cases, the participants were instructed to execute those visually-guided movements at their preferred velocity. Throughout the movement, the target to reach was continuously displayed and it disappeared once the participant had stayed within it for 2 s with a velocity below $1\ \mathrm{mm.s^{-1}}$. The subsequent target was then displayed and so on, thereby alternating upward and downward movements.

4.2.2 Protocol of the test session

In the test session, the participants performed a total of 4 blocks of 100 trials while the exoskeleton provided an assistance. Each block tested one of two amplitudes (i.e. $A \in \{35°, 17.5°\}$) with the same initial posture q_i. Each block was divided in two sub-blocks of 25 trials testing different T_j. The order of occurrence of the amplitudes and T_j was pseudo-randomized across participants. Importantly, at the beginning of each sub-block, the participants were asked to relax using a message displayed on the screen for the first flexion and the first extension of each T_j. This allowed to let the participant feel which movement was planned by the robot and the kind of assistance they could receive when remaining inactive.

The assistive control law was designed via a proportional-integral (PI) controller, the gains of which were set to allow the exoskeleton to track the reference trajectory in presence of the participant, when the switch to a viscous resistance was deactivated. The robot reference trajectory was derived from a minimum jerk model [47, 48]. This model is commonly accepted to generate smooth and bell-shaped velocity profiles. Despite known limits to capture velocity asymmetries observed due to gravity or accuracy [49, 77], this model was sufficient here to provide a human-like reference trajectory to be tracked by the PI controller. Precisely, the exoskeleton was controlled in position to minimize the tracking error $e = q_j - q$, where q is the actual joint position of the robot and q_j (*i.e.*, the desired robot trajectory) is defined as follows:

$$q_j(t) = q_i + A\big(10(t/T_j)^3 - 15(t/T_j)^4 + 6(t/T_j)^5\big) \tag{2}$$

with q_i the initial joint position of the robot, T_j the robot's movement duration determined after identification of the individual preferred duration T_n for amplitude A (with $A \in \{35°, 17.5°\}$)).

Once the assistance allowed the participant to reach to the target while remaining passive and without allowing the exoskeleton to switch its control mode, we considered the case where the participant could accelerate the motion, whether it be passively (with weight) or actively (meaning $\tau_h \neq 0$). Since the gains of the PI controller were high enough to ensure a good tracking of the minimum jerk trajectory with the user inside the exoskeleton, the participant would not be able to significantly deviate from that trajectory without implementing an additional control mechanism. Therefore, to test our hypothesis, we introduced a criterion to detect when a participant overtook the robot and then switched to a viscous-like resistance while deactivating the PI controller.

The viscous-like torque resisting the human input was proportional to difference between the measured velocity ($\dot{q}$) and the reference jerk velocity ($\dot{q}_j$). This viscous resistance was standardized according to the MVF of each participant, which resulted in the following expression:

$$\begin{aligned} \tau_v &= \sigma\alpha\mathrm{MVF}\,(\dot{q} - \dot{q}_j) \quad \text{if } \sigma(q - q_j) > \delta \\ &= 0 \quad \text{otherwise} \end{aligned} \tag{3}$$

where $\delta = 0.02\,\mathrm{rad}$ is the deviation from the planned jerk trajectory in the direction of the movement ($\sigma = 1$ and $\sigma = -1$ for flexions and extensions respectively) and $\alpha = 0.1$ is the resistance's strength set to 10% of the MVF. The deviation δ was chosen so that weight was sufficient to outpace the exoskeleton for downward movements. Near the end of each movement, the robot was position controlled to ensure that the target was always accurately reached. This allowed to remove accuracy concerns for the participant and to minimize endpoint variance by design, thereby avoiding any unwanted speed-accuracy trade-off which could influence movement duration [37, 41, 49].

4.3 Data analysis

Kinematics Three-dimensional position data of the marker placed on the exoskeleton's end-effector were used to assess the movement kinematics. Position data from the other markers was used as control to monitor residual motions. Position data were filtered (low-pass Butterworth, 5 Hz cutoff, fifth-order, zero-phase distortion, *butter* function from the *scipy* package) as in previous studies [55, 72, 77]. Then, velocity and acceleration were obtained

by numerical differentiation. Movements were segmented using a threshold set at 5% of the peak velocity of the considered movement.

For each participant, a vigor score (vg_n) was computed following pre-existing methods based on movement durations [31, 35], as follows:

$$\mathrm{vg}_n = \frac{\sum_{\mathrm{i}=1}^{4} T(A_i)^2}{\sum_{i=1}^{4} T_n(A_i) T(A_i)} \tag{4}$$

where $T(A_i)$ is the average duration computed from the population-based Equation 1 for amplitude A_i, and $T_n(A_i)$ is the averaged movement duration of the nth participant for amplitude A_i. If the computed vg_n is above 1, it means that the concerned participant moved overall faster than the population average. On the contrary, if the computed vg_n is below 1, it means that the concerned participant moved overall slower than the population average.

Interaction efforts As previously stated, the normal component of the interaction efforts was used to assess the force applied by the participants on the robot. These efforts were filtered (low-pass Butterworth, 5 Hz cutoff, fifth-order, zero-phase distortion, *butter* function from the *scipy* package) and segmented on the basis of the kinematic segmentation.

4.4 Statistical analysis

The statistical analyses were conducted using custom Python 3.8 scripts and the Pingouin package [78]. The normality (*Shapiro-Wilk* [79]) and sphericity (*Mauchly's* [80]) of the data distribution were first verified. Since the results of these verification were not positive, Friedman tests were performed to check for possible main effects of the condition, the direction and the amplitude of movement. The significance level of the Friedman tests was set at $p < 0.05$.

Post-hoc comparisons were performed by means of non parametric pairwise Wilcoxon-Nemenyi comparisons. Their significance level was set at $p < 0.05$ and for each test the Cohen's D was computed to analyze the effect size.

Finally, for information, a post-hoc power analysis was performed using the G*Power software (version 3.1.9.7, [81, 82]) in post-hoc mode with $\alpha = 0.05$ and with the Cohen's D reported in the paper.

4.5 Optimal control simulations

4.5.1 CoT estimation

The CoT was identified on the basis of the averaged linear amplitude-duration relationship across all participants and directions (i.e. $T(A) = 2.545A + 0.445$, $r^2 = 0.99$). The following model of the interaction dynamics was used when the robot was controlled in transparent mode:

$$J_h \ddot{q} = \tau_h - l_h m_h g \cos(q) - B_h \dot{q} \tag{5}$$

where $J_h = 0.043\ \mathrm{kg.m}^2$ was the human inertia, $m_h = 1.42\ \mathrm{kg}$ was the human forearm plus hand mass, $l_h = 0.17\ \mathrm{m}$ the distance between the elbow and the center of gravity of the forearm plus hand ensemble (these three population-average parameters were computed on the basis of anthropometric tables [50]) and $B_h = 0.05\ \mathrm{Nm.s.rad}^{-1}$ was the viscous coefficient of the elbow (this value was obtained in a previous study [83]). The joint position (respectively velocity and acceleration) was denoted by q (respectively $\dot{q}$, $\ddot{q}$). The assumption of perfect transparency was coherent with previous control developments [42, 43, 76], which allowed to cancel the significant effects of the exoskeleton on movement duration and peak velocity.

The minimum commanded torque change model was used in the present paper to predict human movement [84]. As a consequence, the state was defined as $\mathbf{x} = (q, \dot{q}, \tau_h)^\top$ and the control variable was defined as $u_h = \dot{\tau}_h$. The cost function used to simulate movements from a starting state $\mathbf{x}_i = (q_i, 0, m_h g l \cos(q_i))^\top$ to a final state $\mathbf{x}_f = (q_f, 0, m_h g l \cos(q_f))^\top$ in transparent mode and identify the CoT was as follows:

$$C(u_h) = \int_0^T u_h(t)^2 \, dt \tag{6}$$

where T was estimated from the averaged amplitude-duration relationship for a given amplitude $A = |q_f - q_i|$. Then the procedure described by Equations S.1–S.3, based on the deterministic optimal control theory was applied to identify the CoT [29, 85]. After this procedure, our model was able to predict the nominal vigor of the average individual. Indeed, the addition of the CoT to the movement cost $C(u_h)$ yielded exactly the optimal duration corresponding to the experimental one for a movement joining $\mathbf{x}_i$ to $\mathbf{x}_f$.

4.5.2 Simulations of possible behaviors with the assistance

Our experiment induced two main scenarios: one in which it was only possible to save time at the cost of an important energy expenditure (upward movements) and one in which being essentially inactive was sufficient to save time (downward movements). These two configurations were simulated separately given they suppose quite different interaction dynamics. Furthermore, each of these main configurations induced three possible scenarios: 1) actively pulling or pushing in the direction of the target (red shaded areas in Figures 1B,C), 2) remaining inactive (which is passively pushing, black dotted lines in Figures 1B,C) and 3) actively pushing or pulling in the opposite direction to the target (blue areas in Figures 1B,C). The latter scenario was unlikely from the MTE viewpoint and hardly doable in practice during upward movements because the assistance was performed by a relatively strong position control of the robot.

Prediction of human behavior when saving time is energetically expensive First, the behavior of participants in a situation that did not allow saving time without expending energy was simulated (which corresponds to the red area in Figure 1B). This scenario was tested during upward movements with the jerk assistance in the present experiment. If the participant wanted to save time in this case, they needed to take control of both their own and the exoskeleton's dynamics while counteracting the viscous resistance. The system dynamics was thus formulated as in Equation 7, and simulated from an initial state $\mathbf{x}_i = (q_i, 0, (l_h m_h + l_r m_r) g \cos(q_i))^\top$ to a final state $\mathbf{x}_f = (q_f, 0, (l_h m_h + l_r m_r) g \cos(q_f))^\top$.

$$J_{tot}\ddot{q} = \tau_h - B_{tot}\dot{q} - \lfloor \tau_v \rfloor_+ - (l_h m_h + l_r m_r)\, g \cos(q) \tag{7}$$

where τ_h is the human torque, $J_{tot} = J_h + J_r$ is the total inertia of the coupled system, $B_{tot} = B_h + B_r$ is the total viscous torque of the human and exoskeleton elbows respectively and $(l_h m_h + l_r m_r)$ is the total mass-length product inducing gravity related torques. The values of human parameters were the same as in Equation 5. The values of robot parameters were $J_r = 0.3$ kg.m^2, $B_r = 0.12$ Nm.s.rad^{-1} and $l_r m_r = 0.26$ kg.m, which were identified following a preexisting procedure [42]. Finally, $\lfloor \tau_v \rfloor_+$ denotes that only the positive part of the viscous resistance is taken into account to prevent it from becoming an assistance at the end of the simulated movements (when $\dot{q} < \dot{q}_{jerk}$, see the end of velocity profiles when $T_j \neq 100\% T_{h,0}$ in Figure 4A).

In the 100% condition simulations, participants tended to synchronize with the exoskeleton. Therefore, the torque applied by the assistance τ_j was added to Equation 7. In the other conditions, this torque was not taken into account in the dynamics because participants systematically moved faster than the assistance, which deactivated it. Instead, the cost of following the assistance was computed separately (see blue vertical dotted line in Figure 1B for an illustration).

Finally, all these simulations were performed in free time (i.e. final time $T \in (0, T_j]$) using an objective cost function that minimizes a compromise between time and effort as in Equation 6, using the previously identified

CoT. This leads to an optimal movement time, illustrated by the black disk in Figure 1B). This cost function was as follows,

$$C(u_h) = \int_0^T u_h(t)^2 \, dt + \int_0^T \mathrm{g}(t) \, dt \tag{8}$$

The MTE compromise computed with Equation 8 was then compared to the cost of following the assistance, which outputs are represented in blue in Figures 5–7, and to the cost of always moving at the preferred velocity, which outputs are represented in red in Figures 5–7.

Prediction of human behavior when saving time while being inactive is possible Second, the behavior of participants when saving time was not necessarily energetically expensive was simulated (which corresponds to both the red area and black dotted line in Figure 1D). This case corresponded to downward movements with the jerk assistance in the present experiment. In this scenario, the weight of the participant and of the exoskeleton was helping to save time and naturally counterbalancing the viscous resistance. Moreover, the position control implemented at the beginning and end of movements allowed participants to be completely relieved of weight control if they wished to. In that case, only the inertia and natural viscosity of the human and robot segments and joints were handled by the participant. The system dynamics was thus simulated as in Equation 9, from an initial state $\mathbf{x}_i = (q_i, 0, 0)^\top$ to a final state $\mathbf{x}_f = (q_f, 0, 0)^\top$.

$$J_{tot}\ddot{q} = \tau_h - B_{tot}\dot{q} + \lfloor \tau_v - (l_h m_h + l_r m_r) \, g \cos(q) \rfloor_+ \tag{9}$$

During simulations of downward movements, and contrary to those predicting upward movements, gravity related torques were directly compared to the viscous resistance and only positive values were taken into account in the dynamics. This simulated a natural compensation of all or a part of the viscous resistance by weight if participants pushed downwards or remained inactive (which corresponds to both the red area and black dotted line in Figure 1D). The simulations were then performed in free final time (i.e. $T \in (0, T_j]$) using the same objective cost function as for upward movements (see Equation 8).

Finally, the case of participants pulling upwards in the opposite direction to the target was only simulated for a duration corresponding to T_j as an illustration (represented in blue in Figures 5–7). Indeed, the cost of movement is trivially higher in that case given it induces an increase in both the cost of effort and the CoT (see dashed and dotted curves in the blue area in Figure 1D).

All the simulation parameters reported in the present paper were either direct results of the optimal control problem (relative movement duration) or computed using classical dynamics (interaction forces and work). All the simulations were performed using the Matlab (MathWorks) version of *gpops2* [86–88], which is a software based on an orthogonal collocation method relying on the *SNOPT* solver to solve the nonlinear programming problem [89].

References

[1] R. Shadmehr and A. A. Ahmed, *Vigor : neuroeconomics of movement control.* The MIT Press, 2020.

[2] J. T. Dudman and C. R. Gerfen, "The basal ganglia," in *The Rat Nervous System*, pp. 391–440, Elsevier, 2015.

[3] J. T. Dudman and J. W. Krakauer, "The basal ganglia: from motor commands to the control of vigor," *Current Opinion in Neurobiology*, vol. 37, pp. 158–166, apr 2016.

[4] J. D. Salamone, "Dopamine, behavioral economics, and effort," *Frontiers in Behavioral Neuroscience*, vol. 3, pp. 1–12, 2009.

[5] S. M. Nicola, "The flexible approach hypothesis: unification of effort and cue-responding hypotheses for the role of nucleus accumbens dopamine in the activation of reward-seeking behavior," *Journal of Neuroscience*, vol. 30, pp. 16585–16600, dec 2010.

[6] Y. Tachibana and O. Hikosaka, "The primate ventral pallidum encodes expected reward value and regulates motor action," *Neuron*, vol. 76, pp. 826–837, nov 2012.

[7] I. Opris, M. Lebedev, and R. J. Nelson, "Motor planning under unpredictable reward: modulations of movement vigor and primate striatum activity," *Frontiers in Neuroscience*, vol. 5, pp. 1–12, 2011.

[8] N. Kim, J. W. Barter, T. Sukharnikova, and H. H. Yin, "Striatal firing rate reflects head movement velocity," *European Journal of Neuroscience*, vol. 40, pp. 3481–3490, sep 2014.

[9] P. E. Rueda-Orozco and D. Robbe, "The striatum multiplexes contextual and kinematic information to constrain motor habits execution," *Nature Neuroscience*, vol. 18, pp. 453–460, jan 2015.

[10] M.-T. Jurado-Parras, M. Safaie, S. Sarno, J. Louis, C. Karoutchi, B. Berret, and D. Robbe, "The dorsal striatum energizes motor routines," *Current Biology*, vol. 30, pp. 4362–4372.e6, nov 2020.

[11] E. M. Summerside, R. Shadmehr, and A. A. Ahmed, "Vigor of reaching movements: reward discounts the cost of effort," *Journal of Neurophysiology*, vol. 119, pp. 2347–2357, jun 2018.

[12] R. Shadmehr, T. R. Reppert, E. M. Summerside, T. Yoon, and A. A. Ahmed, "Movement vigor as a reflection of subjective economic utility," *Trends in Neurosciences*, vol. 42, pp. 323–336, may 2019.

[13] R. Shadmehr and A. A. Ahmed, "Précis of "vigor: neuroeconomics of movement control"," *Behavioral and Brain Sciences*, vol. 44, pp. 1–42, dec 2020.

[14] K. Jimura, J. Myerson, J. Hilgard, T. S. Braver, and L. Green, "Are people really more patient than other animals? evidence from human discounting of real liquid rewards," *Psychonomic Bulletin & Review*, vol. 16, pp. 1071–1075, dec 2009.

[15] M. Xu-Wilson, D. S. Zee, and R. Shadmehr, "The intrinsic value of visual information affects saccade velocities," *Experimental Brain Research*, vol. 196, pp. 475–481, jun 2009.

[16] T. R. Reppert, K. M. Lempert, P. W. Glimcher, and R. Shadmehr, "Modulation of saccade vigor during value-based decision making," *Journal of Neuroscience*, vol. 35, pp. 15369–15378, nov 2015.

[17] K. Sackaloo, E. Strouse, and M. S. Rice, "Degree of preference and its influence on motor control when reaching for most preferred, neutrally preferred, and least preferred candy," *OTJR: Occupation, Participation and Health*, vol. 35, pp. 81–88, feb 2015.

[18] S. G. Manohar, T. T.-J. Chong, M. A. J. Apps, A. Batla, M. Stamelou, P. R. Jarman, K. P. Bhatia, and M. Husain, "Reward pays the cost of noise reduction in motor and cognitive control," *Current Biology*, vol. 25, pp. 1707–1716, jun 2015.

[19] S. G. Manohar, R. D. Finzi, D. Drew, and M. Husain, "Distinct motivational effects of contingent and non-contingent rewards," *Psychological Science*, vol. 28, pp. 1016–1026, may 2017.

[20] R. Shadmehr, "Control of movements and temporal discounting of reward," *Current Opinion in Neurobiology*, vol. 20, pp. 726–730, dec 2010.

[21] R. Shadmehr, J. J. O. de Xivry, M. Xu-Wilson, and T.-Y. Shih, "Temporal discounting of reward and the cost of time in motor control," *Journal of Neuroscience*, vol. 30, pp. 10507–10516, aug 2010.

[22] A. M. Haith, T. R. Reppert, and R. Shadmehr, "Evidence for hyperbolic temporal discounting of reward in control of movements," *The Journal of Neuroscience*, vol. 32, pp. 11727–11736, aug 2012.

[23] O. Codol, P. J. Holland, S. G. Manohar, and J. M. Galea, "Reward-based improvements in motor control are driven by multiple error-reducing mechanisms," *The Journal of Neuroscience*, vol. 40, pp. 3604–3620, mar 2020.

[24] T. Yoon, R. B. Geary, A. A. Ahmed, and R. Shadmehr, "Control of movement vigor and decision making during foraging," *Proceedings of the National Academy of Sciences*, vol. 115, pp. 1–10, oct 2018.

[25] J. S. Brown, "Model validation: optimal foraging theory," in *Design and analysis of ecological experiments*, pp. 360–377, Chapman and Hall/CRC, 2020.

[26] S. Sukumar, R. Shadmehr, and A. A. Ahmed, "Effects of reward history on decision-making and movement vigor," *bioRχiv*, jul 2021.

[27] C. C. Korbisch, D. R. Apuan, R. Shadmehr, and A. A. Ahmed, "Saccade vigor reflects the rise of decision variables during deliberation," *Current Biology*, vol. 32, pp. 5374–5381, nov 2022.

[28] B. Hoff, "A model of duration in normal and perturbed reaching movement," *Biological Cybernetics*, vol. 71, pp. 481–488, oct 1994.

[29] B. Berret and F. Jean, "Why Don't We Move Slower? The Value of Time in the Neural Control of Action," *Journal of Neuroscience*, vol. 36, pp. 1056–1070, Jan. 2016.

[30] J. E. S. Choi, P. A. Vaswani, and R. Shadmehr, "Vigor of movements and the cost of time in decision making," *Journal of Neuroscience*, vol. 34, pp. 1212–1223, jan 2014.

[31] B. Berret, C. Castanier, S. Bastide, and T. Deroche, "Vigour of self-paced reaching movement: cost of time and individual traits," *Scientific Reports*, vol. 8, no. 1, p. 10655, 2018.

[32] T. R. Reppert, I. Rigas, D. J. Herzfeld, E. Sedaghat-Nejad, O. Komogortsev, and R. Shadmehr, "Movement vigor as a traitlike attribute of individuality," *Journal of Neurophysiology*, vol. 120, pp. 741–757, aug 2018.

[33] O. Labaune, T. Deroche, C. Teulier, and B. Berret, "Vigor of reaching, walking, and gazing movements: on the consistency of interindividual differences," *Journal of Neurophysiology*, vol. 123, pp. 234–242, jan 2020.

[34] R. E. Carlisle and A. D. Kuo, "Optimization of energy and time predicts dynamic speeds for human walking," *eLife*, vol. 12, feb 2023.

[35] B. Berret and G. Baud-Bovy, "Evidence for a cost of time in the invigoration of isometric reaching movements," *Journal of Neurophysiology*, vol. 127, pp. 689–701, feb 2022.

[36] R. Shadmehr, H. J. Huang, and A. A. Ahmed, "A representation of effort in decision-making and motor control," *Current Biology*, vol. 26, pp. 1929–1934, jul 2016.

[37] C. M. Harris and D. M. Wolpert, "Signal-dependent noise determines motor planning," *Nature*, vol. 394, pp. 780–784, aug 1998.

[38] L. C. Hunter, E. C. Hendrix, and J. C. Dean, "The cost of walking downhill: Is the preferred gait energetically optimal?," *Journal of Biomechanics*, vol. 43, pp. 1910–1915, jul 2010.

[39] C. Wang, Y. Xiao, E. Burdet, J. Gordon, and N. Schweighofer, "The duration of reaching movement is longer than predicted by minimum variance," *Journal of Neurophysiology*, vol. 116, pp. 2342–2345, nov 2016.

[40] M. B. Yandell and K. E. Zelik, "Preferred barefoot step frequency is influenced by factors beyond minimizing metabolic rate," *Scientific Reports*, vol. 6, p. 23243, mar 2016.

[41] B. Berret, A. Conessa, N. Schweighofer, and E. Burdet, "Stochastic optimal feedforward-feedback control determines timing and variability of arm movements with or without vision," *PLOS Computational Biology*, vol. 17, p. e1009047, jun 2021.

[42] D. Verdel, S. Bastide, N. Vignais, O. Bruneau, and B. Berret, "An identification-based method improving the transparency of a robotic upper-limb exoskeleton," *Robotica*, vol. 39, pp. 1711–1728, Sept. 2021.

[43] D. Verdel, S. Bastide, O. Bruneau, B. Berret, and N. Vignais, "Improving and quantifying the transparency of an upper-limb robotic exoskeleton with a force sensor and electromyographic measures," *46ème Congrès Société Biomécanique, Computer Methods in Biomechanics and Biomedical Engineering*, vol. 24:sup1, pp. 261–263, 2021.

[44] S. J. Young, J. Pratt, and T. Chau, "Target-directed movements at a comfortable pace: movement duration and fitts's law," *Journal of Motor Behavior*, vol. 41, pp. 339–346, July 2009.

[45] O. Labaune, T. Deroche, C. Castanier, and B. Berret, "On the perception of movement vigour," *Quarterly Journal of Experimental Psychology*, p. 174702182211409, nov 2022.

[46] S. Bastide, N. Vignais, F. Geffard, and B. Berret, "Interacting with a "transparent" upper-limb exoskeleton: a human motor control approach," *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, pp. 4661–4666, 2018.

[47] N. Hogan, "An organizing principle for a class of voluntary movements," *The Journal of Neuroscience*, vol. 4, pp. 2745–2754, nov 1984.

[48] T. Flash and N. Hogan, "The coordination of arm movements: an experimentally confirmed mathematical model," *The Journal of Neuroscience*, vol. 5, pp. 1688–1703, jul 1985.

[49] P. M. Fitts, "The information capacity of the human motor system in controlling the amplitude of movement," *Journal of Experimental Psychology*, vol. 47, pp. 381–391, June 1954.

[50] D. A. Winter, *Biomechanics and motor control of human movement*, vol. 1 of *John Wiley and Sons*. New York: New York: John Wiley and Sons, second ed., 1990.

[51] B. Berret, C. Darlot, F. Jean, T. Pozzo, C. Papaxanthis, and J. P. Gauthier, "The inactivation principle: mathematical solutions minimizing the absolute work and biological implications for the planning of arm movements," *PLoS Computational Biology*, vol. 4, p. e1000194, oct 2008.

[52] F. Crevecoeur, J.-L. Thonnard, and P. Lefèvre, "Optimal integration of gravity in trajectory planning of vertical pointing movements," *Journal of Neurophysiology*, vol. 102, pp. 786–796, aug 2009.

[53] L. Bringoux, J. Blouin, T. Coyle, H. Ruget, and L. Mouchnino, "Effect of gravity-like torque on goal-directed arm movements in microgravity," *Journal of Neurophysiology*, vol. 107, pp. 2541–2548, may 2012.

[54] J. Gaveau, B. Berret, D. E. Angelaki, and C. Papaxanthis, "Direction-dependent arm kinematics reveal optimal integration of gravity cues," *eLife*, vol. 5, pp. 1–17, Nov. 2016.

[55] J. Gaveau, S. Grospretre, B. Berret, D. E. Angelaki, and C. Papaxanthis, "A cross-species neural integration of gravity for motor optimization," *Science Advances*, vol. 7, p. eabf7800, apr 2021.

[56] D. Verdel, S. Bastide, F. Geffard, O. Bruneau, N. Vignais, and B. Berret, "Fast reoptimization of human motor patterns in non-Earth gravity fields locally induced by a robotic exoskeleton," *bioRχiv*, nov 2022.

[57] M. P. de Looze, T. Bosch, F. Krause, K. S. Stadler, and L. W. O'Sullivan, "Exoskeletons for industrial application and their potential effects on physical work load," *Ergonomics*, vol. 59, pp. 671–681, May 2016.

[58] J. Theurel, K. Desbrosses, T. Roux, and A. Savescu, "Physiological consequences of using an upper limb exoskeleton during manual handling tasks," *Applied Ergonomics*, vol. 67, pp. 211–217, 2018.

[59] J. L. Pons, "Rehabilitation exoskeletal robotics," *IEEE engineering in medicine and biology magazine*, vol. 29, pp. 57–63, may 2010.

[60] N. Jarrassé, T. Proietti, V. Crocher, J. Robertson, A. Sahbani, G. Morel, and A. Roby-Brami, "Robotic exoskeletons: a perspective for the rehabilitation of arm coordination in stroke patients," *Frontiers in Human Neuroscience*, vol. 8, pp. 1–13, Dec. 2014.

[61] J. Mehrholz, A. Pollock, M. Pohl, J. Kugler, and B. Elsner, "Systematic review with network meta-analysis of randomized controlled trials of robotic-assisted arm training for improving activities of daily living and upper limb function after stroke," *Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation*, vol. 17, pp. 1–14, jun 2020.

[62] P. Mazzoni, A. Hristova, and J. W. Krakauer, "Why don't we move faster? parkinson's disease, movement vigor, and implicit motivation," *Journal of Neuroscience*, vol. 27, pp. 7105–7116, jul 2007.

[63] P. Baraduc, S. Thobois, J. Gan, E. Broussolle, and M. Desmurget, "A common optimization principle for motor execution in healthy subjects and parkinsonian patients," *Journal of Neuroscience*, vol. 33, pp. 665–677, jan 2013.

[64] B. Panigrahi, K. A. Martin, Y. Li, A. R. Graves, A. Vollmer, L. Olson, B. D. Mensh, A. Y. Karpova, and J. T. Dudman, "Dopamine is required for the neural representation and control of movement vigor," *Cell*, vol. 162, pp. 1418–1430, sep 2015.

[65] J. A. da Silva, F. Tecuapetla, V. Paixão, and R. M. Costa, "Dopamine neuron activity before action initiation gates and invigorates future movements," *Nature*, vol. 554, pp. 244–248, jan 2018.

[66] M. A. Pastor, J. Artieda, M. Jahanshahi, and J. A. Obeso, "Time estimation and reproduction is abnormal in Parkinson's disease," *Brain*, vol. 115, no. 1, pp. 211–225, 1992.

[67] R. Kawagoe, Y. Takikawa, and O. Hikosaka, "Expectation of reward modulates cognitive signals in the basal ganglia," *Nature Neuroscience*, vol. 1, pp. 411–416, sep 1998.

[68] R. S. Turner, M. Desmurget, J. Grethe, M. D. Crutcher, and S. T. Grafton, "Motor subcircuits mediating the control of movement extent and speed," *Journal of Neurophysiology*, vol. 90, pp. 3958–3966, dec 2003.

[69] S. Kobayashi and W. Schultz, "Influence of reward delays on responses of dopamine neurons," *Journal of Neuroscience*, vol. 28, pp. 7837–7846, jul 2008.

[70] C. Varazzani, A. San-Galli, S. Gilardeau, and S. Bouret, "Noradrenaline and dopamine neurons in the reward/-effort trade-off: a direct electrophysiological comparison in behaving monkeys," *Journal of Neuroscience*, vol. 35, pp. 7866–7877, may 2015.

[71] A. L. Collins, V. Y. Greenfield, J. K. Bye, K. E. Linker, A. S. Wang, and K. M. Wassum, "Dynamic mesolimbic dopamine signaling during action sequence learning and expectation violation," *Scientific Reports*, vol. 6, p. 20231, feb 2016.

[72] D. Verdel, S. Bastide, N. Vignais, O. Bruneau, and B. Berret, "Human weight compensation with a back-drivable upper-limb exoskeleton: identification and control," *Frontiers in Bioengineering and Biotechnology*, vol. 9, pp. 1–16, jan 2022.

[73] P. Garrec, J.-P. Friconneau, Y. Méasson, and Y. Perrot, "ABLE, an Innovative Transparent Exoskeleton for the Upper-Limb," *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, pp. 1483–1488, Sept. 2008.

[74] P. Garrec, "Screw and Cable Acutators (SCS) and Their Applications to Force Feedback Teleoperation, Exoskeleton and Anthropomorphic Robotics," *Robotics 2010 Current and Future Challenges*, pp. 167–191, 2010.

[75] N. Jarrasse and G. Morel, "Connecting a Human Limb to an Exoskeleton," *IEEE Transactions on Robotics*, vol. 28, pp. 697–709, June 2012.

[76] D. Verdel, G. Sahm, S. Bastide, O. Bruneau, B. Berret, and N. Vignais, "Influence of the physical interface on the quality of human–exoskeleton interaction," *IEEE Transactions on Human-Machine Systems*, vol. 53, no. 1, pp. 44–53, 2022.

[77] J. Gaveau, B. Berret, L. Demougeot, L. Fadiga, T. Pozzo, and C. Papaxanthis, "Energy-related optimal control accounts for gravitational load: comparing shoulder, elbow, and wrist rotations," *Journal of Neurophysiology*, pp. 4–16, 2014.

[78] R. Vallat, "Pingouin: statistics in python," *Journal of Open Source Software*, vol. 3, p. 1026, nov 2018.

[79] S. S. Shapiro and M. B. Wilk, "An analysis of variance test for normality (complete samples)," *Biometrika*, vol. 52, p. 591, dec 1965.

[80] J. W. Mauchly, "Significance test for sphericity of a normal n-variate distribution," *The Annals of Mathematical Statistics*, vol. 11, pp. 204–209, jun 1940.

[81] F. Faul, E. Erdfelder, A.-G. Lang, and A. Buchner, "G∗power 3: A flexible statistical power analysis program for the social, behavioral, and biomedical sciences," *Behavior Research Methods*, vol. 39, pp. 175–191, may 2007.

[82] F. Faul, E. Erdfelder, A. Buchner, and A.-G. Lang, "Statistical power analyses using g∗power 3.1: Tests for correlation and regression analyses," *Behavior Research Methods*, vol. 41, pp. 1149–1160, nov 2009.

[83] G. Venture, K. Yamane, Y. Nakamura, and M. Hirashima, "Estimating viscoelastic properties of human limb joints based on motion capture and robotic identification technologies," in *2007 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pp. 624–629, oct 2007.

[84] E. Nakano, H. Imamizu, R. Osu, Y. Uno, H. Gomi, T. Yoshioka, and M. Kawato, "Quantitative examinations of internal representations for arm trajectory planning: minimum commanded torque change model," *Journal of Neurophysiology*, vol. 81, pp. 2140–2155, may 1999.

[85] L. S. Pontryagin, V. Boltyanskii, R. V. Gamkrelidze, and E. F. Mishchenko, *The mathematical theory of optimal processes.* Oxford: Pergamon, 1964.

[86] D. A. Benson, G. T. Huntington, T. P. Thorvaldsen, and A. V. Rao, "Direct trajectory optimization and costate estimation via an orthogonal collocation method," *Journal of Guidance, Control, and Dynamics*, vol. 29, pp. 1435–1440, nov 2006.

[87] D. Garg, M. Patterson, W. W. Hager, A. V. Rao, D. A. Benson, and G. T. Huntington, "A unified framework for the numerical solution of optimal control problems using pseudospectral methods," *Automatica*, vol. 46, pp. 1843–1851, nov 2010.

[88] A. V. Rao, D. A. Benson, C. Darby, M. A. Patterson, C. Francolin, I. Sanders, and G. T. Huntington, "GPOPS, a Matlab software for solving multiple-phase optimal control problems using the Gauss pseudospectral method," *ACM Transactions on Mathematical Software*, vol. 37, pp. 1–39, apr 2010.

[89] P. E. Gill, W. Murray, and M. A. Saunders, "SNOPT: an SQP algorithm for large-scale constrained optimization," *SIAM Review*, vol. 47, pp. 99–131, jan 2005.

Acknowledgments

This work is supported by the French National Agency for Research (grant ANR-19-CE33-0009, EXOMAN project and grant ANR-22-CE37-0010, BasalCost project). We would like to thank David Thura for his comments on previous versions of the article.

Author contributions: Conceptualization: DV, OB, NV, BB.
Methodology: DV, BB.
Investigation: DV, GS, BB.
Data processing: DV.
Visualization: DV.
Supervision: OB, NV, BB.
Writing - original draft: DV.
Writing - review and editing: DV, OB, NV, BB.

Competing interests: The authors declare that they have no competing interests.

Data and materials availability: All data, code and materials used in the present study are available upon request to the corresponding author.

The value of time in the invigoration of human movements when interacting with a robotic exoskeleton: Supplementary

1 Average velocity profiles small amplitude

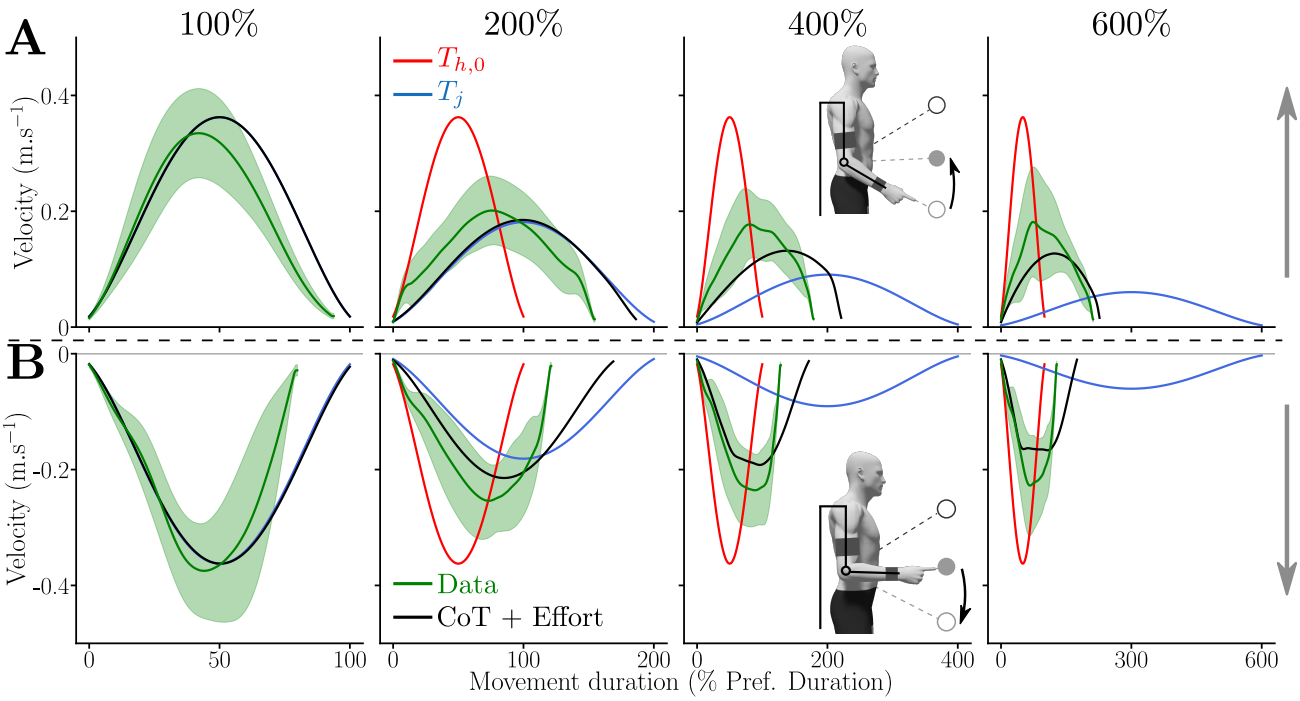


Figure S.1: Average velocity profiles measured for the SA and for each assistance duration. In green and standard deviation as a green shaded area, in black the optimal time-effort compromise, in blue the minimum jerk planned by the assistance and in red the constant time strategy. **A**. Upward movements. **B**. Downward movements.

2 Generalities regarding CoT estimation:

The objective was to assess the existence and quantify a possible effort/time optimal compromise. Therefore, simulations were designed in an optimal control framework with a composite cost function as in previous studies (*1–4*),

$$C(\mathbf{u}, t_f) = \int_0^{t_f} l(\mathbf{x}(t), \mathbf{u}(t))dt + \int_0^{t_f} \mathrm{g}(t)dt \tag{S.1}$$

where $\mathbf{u}$ was the control variable, t_f was any final instant, $\mathbf{x}$ was the state vector, $l(\mathbf{x}, \mathbf{u})$ was the cost function representing effort and $\mathrm{g}(t)$ was the cost function associated with time (i.e. CoT).

In the present paper, CoT was estimated by simulating trajectories of various amplitudes in fixed time, based on average amplitudes and averaged amplitude/duration relationships measured in the the first part of the experiment pooling all upward and downward movements. In such simulations, CoT has been demonstrated to be the opposite of the Hamiltonian $\mathcal{H}_0$ associated with the optimal control problem (*1*),

$$\mathrm{g}(t_f) = -\mathcal{H}_0\left(\mathbf{x}(t_f), \mathbf{p}(t_f), \mathbf{u}(t_f), \lambda = 1\right) \tag{S.2}$$

where $\mathrm{g}(t_f)$ was the CoT for a final instant t_f, $\mathbf{x}$ was the optimal state vector, $\mathbf{p}$ was the only adjoint vector verifying the Pontryagin Maximum Principle with $\lambda = 1$ (*5, 6*). Finally, $\mathbf{u}$ was the optimal control solving the problem. The Hamiltonian was then computed as follows,

$$\mathcal{H}_0\left(\mathbf{x}(t_f), \mathbf{p}(t_f), \mathbf{u}(t_f), \lambda = 1\right) = \mathbf{p}^T(t_f) f(\mathbf{x}(t_f), \mathbf{u}(t_f)) + \lambda l(\mathbf{x}(t_u), \mathbf{u}(t_f)) \tag{S.3}$$

where $f(\mathbf{x}, \mathbf{u}) = \dot{\mathbf{x}}$ represents the system dynamics, and $l(\mathbf{x}, \mathbf{u})$ is any non-negative cost function used in the motor control literature.

References

1. B. Berret and F. Jean, "Why Don't We Move Slower? The Value of Time in the Neural Control of Action," *Journal of Neuroscience*, vol. 36, pp. 1056–1070, Jan. 2016.

2. B. Berret, C. Castanier, S. Bastide, and T. Deroche, "Vigour of self-paced reaching movement: cost of time and individual traits," *Scientific Reports*, vol. 8, no. 1, p. 10655, 2018.

3. S. Bastide, N. Vignais, F. Geffard, and B. Berret, "Interacting with a "transparent" upper-limb exoskeleton: a human motor control approach," *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, pp. 4661–4666, 2018.

4. B. Berret and G. Baud-Bovy, "Evidence for a cost of time in the invigoration of isometric reaching movements," *Journal of Neurophysiology*, vol. 127, pp. 689–701, feb 2022.

5. L. S. Pontryagin, V. Boltyanskii, R. V. Gamkrelidze, and E. F. Mishchenko, *The mathematical theory of optimal processes.* Oxford: Pergamon, 1964.

6. E. B. Lee and L. Markus, *Foundations of optimal control theory.* New York: John Wiley, 1967.

Cinquième partie :

Discussion générale

10 - Interaction humain-exosquelette et perspectives

Ce chapitre est dédié au rappel des résultats de nos travaux sur l'interaction humain-exosquelette et à leur discussion du point de vue de la démarche générale de recherche adoptée. Dans la suite, en cohérence avec la présentation adoptée dans ce manuscrit, nous commencerons par présenter et discuter les développements en termes de modes de contrôle et d'évaluation que nous avons réalisés. Notamment, nous rappellerons et discuterons les principaux résultats que nous avons obtenus concernant le développement et l'évaluation de notre mode de contrôle transparent en Section 10.1, puis de notre mode antigravitaire en Section 10.2. Finalement, nous introduirons des modes de contrôle qui pourraient prolonger et compléter nos travaux, tout en s'intégrant dans notre approche générale, en Section 10.3.

10.1. Amélioration de la transparence

La conception de notre mode de contrôle transparent a reposé sur deux axes principaux à partir de celui fourni par le constructeur : l'amélioration de la loi de contrôle et l'amélioration des interfaces permettant d'attacher l'humain à l'exosquelette. Par ailleurs, l'utilisation d'un paradigme expérimental proche de ceux utilisés en contrôle moteur nous a permis d'introduire une nouvelle métrique d'évaluation des modes de contrôle transparents. Cette nouvelle métrique, dont l'idée générale est de se rapprocher d'une notion de rendement relatif du mouvement, est calculée à partir de données d'activités musculaires et de l'accélération résultante.

Ci-dessous, nous détaillerons donc les principaux résultats obtenus en améliorant la loi de contrôle puis ceux obtenus en améliorant les interfaces humain-exosquelette. Finalement, nous discuterons les limites et perspectives de nos travaux concernant la transparence.

Lois de contrôle :

Dans un premier temps, nous avons montré qu'il était possible d'atteindre de hauts niveaux de transparence en se basant sur de l'identification pour compenser la dynamique de l'exosquelette en boucle ouverte. Notamment, nous avons montré que, dans le cadre de robots dont la dynamique est plus complexe que les modélisations classiques (flexibilités importantes, dépendance du modèle à la tension des câbles de transmission, frottements non-conventionnels, etc...), il est parfois possible d'identifier plus précisément le couple à fournir en sacrifiant une partie du "sens physique" du modèle. Dans le cas d'ABLE, l'introduction de modèles dynamiques différenciés en fonction de la direction de mouvement a été une solution pour atténuer les effets non-conventionnels de la dynamique. Le mode transparent résultant de ce choix conservait les caractéristiques principales des mouvements humains réalisés hors exosquelette, notamment leur vitesse moyenne et les relations affines entre amplitude et durée de mouvement. Le rendement relatif du

mouvement, tel que défini précédemment, était également proche d'une situation hors-exosquelette.

Dans un second temps, nous avons implémenté un capteur d'effort au niveau du point d'interaction entre le poignet humain et l'exosquelette. Ce capteur nous a permis d'ajouter une boucle de rétroaction au contrôleur précédent. Nous avons évalué son apport en termes de rendement relatif par rapport aux données collectées en boucle ouverte. Bien qu'une tendance à l'amélioration soit observable sur la valeur moyenne de ce rendement, un évaluation dédiée permettrait de conclure de manière plus fiable sur l'effet de ce capteur d'effort.

Interfaces humain-exosquelette :

L'amélioration des interfaces humain-exosquelette produit des effets bénéfiques sur la transparence ainsi que sur le confort dans l'interaction humain-exosquelette de manière générale. Par ailleurs, la transparence est un bon moyen d'évaluer la qualité des interfaces car, dans ce mode, tout effort d'interaction doit être minimisé. En conséquence, si un effort résiduel est mesuré, il ne peut provenir que d'erreurs faites par le contrôleur ou de défauts dans la conception des interfaces/de la structure de l'exosquelette.

Nos travaux montrent, en accord avec des travaux précédents, la nécessité d'introduire des degrés de libertés passifs dans la conception des interfaces physiques. Cette introduction permet une réduction importante des efforts d'interaction, une amélioration de la cinématique (*i.e.*, plus proche de ce qui est observé hors exosquelette), une réduction des activités musculaires et, enfin, une amélioration du rendement relatif du mouvement tel que précédemment défini. Par ailleurs, nos résultats suggèrent que l'augmentation de la surface d'interaction augmente le confort rapporté par les participants. En effet, le niveau de confort jugé par les participants était en moyenne plus élevé dans toutes les conditions avec la plus grande surface d'interaction. Pourtant, dans certaines de ces conditions, la grande surface d'interaction n'était pas associée à des degrés de liberté passifs, ce qui dégradait le rendement du mouvement (tel que précédemment défini).

Nous argumentons donc que l'inclusion de degrés de libertés passifs et d'interfaces offrant une grande surface d'interaction sont des éléments qu'il serait nécessaire de prendre en compte dès la phase de conception des exosquelettes futurs. En effet, ces interfaces induisent nécessairement un certain encombrement ainsi qu'une inertie et une masse additionnelles à compenser pour l'exosquelette, ce qui n'est pas forcément possible si ces problématiques n'ont pas été analysées dès les phases de développement initiales.

Limites et perspectives des travaux sur la transparence :

La première limite de ces travaux sur la transparence est le nombre très important de paramètres dynamiques à identifier lorsque plusieurs degrés de liberté du robot sont impliqués [95]. Cela est dû à l'identification dissociée en fonction du signe de la vitesse de chaque axe. Bien que ce nombre puisse être réduit en éliminant certaines combinaisons peu pertinentes, il restera toujours beaucoup plus de paramètres que dans une identification classique. La seconde limite de ces travaux concerne la nouvelle métrique introduite pour quantifier la transparence. Cet métrique sera difficilement généralisable à un nombre arbitraire de degrés de liberté en raison de la difficulté d'interprétation inhérente à la mesure de très nombreux muscles lors de mouvements complexes (muscles bi-articulaires, cross-talk,...).

Pour compléter nos développements en termes de mode de contrôle transparent, il serait intéressant d'introduire des méthodes prédictives pour mieux compenser la dynamique du robot, notamment son inertie. Par exemple, l'introduction de primitives dynamiques du mouvement, notamment dans leur version probabiliste encodant la variance du mouvement humain [177], pourrait permettre de prédire les accélérations à venir et, par conséquent, les compensations à appliquer. Ensuite, la généralisation de notre mode transparent à tous les degrés de liberté d'ABLE sera un développement intéressant pour une future utilisation dans des contextes de rééducation ou de prévention des TMS.

10.2. Mode antigravitaire

Le contrôle des exosquelettes en mode antigravitaire est un mode de base très utile en rééducation neuromotrice et en prévention des TMS dans le domaine industriel. Nos développements autour de ce mode de contrôle se sont concentrés sur deux axes principaux, à savoir : la modélisation et l'identification du poids à compenser par l'exosquelette et l'implémentation d'une commande antigravitaire minimisant les erreurs de suivi du modèle au sein d'une population.

Ci-dessous, nous détaillerons donc les principaux résultats de nos travaux, en termes de modélisation et d'identification du poids puis en termes de loi de contrôle. Finalement, nous discuterons les limites et perspectives de nos travaux concernant ce mode antigravitaire dynamique.

Modélisation et identification du poids à compenser

Nos développements en termes de modélisation du poids à compenser par l'exosquelette ont consisté à introduire explicitement les défauts d'alignement articulaires dans le modèle, ce qui nous a permis de démontrer leur importance pour obtenir une compensation homogène sur tout l'espace de travail. Nos résultats tendent à montrer qu'une prise en compte plus généralisée des défauts d'alignement dans les lois de contrôle permettrait de maîtriser plus finement les efforts appliqués sur l'humain. Ce critère est particulièrement important pour la sécurité des utilisateurs, l'amélioration de l'ergonomie des exosquelettes et, en général, l'amélioration des lois de contrôle [112].

Par ailleurs, nous avons introduit et mis en œuvre une procédure d'identification *in situ* des paramètres de notre modèle (*i.e.*, masse équivalente à compenser et défaut d'alignement), réalisable en quelques minutes sans autre moyen de mesures que ceux embarqués dans notre exosquelette (*i.e.*, un capteur d'effort et des encodeurs). Une telle procédure est applicable sans restriction liée au nombre de degrés de libertés impliqués ou à l'exosquelette utilisé, tant que les mêmes moyens de mesure sont disponibles. Elle présente de nombreux avantages (en comparaison de procédures basées sur de la capture du mouvement par exemple) pour l'implémentation en pratique de commandes antigravitaires.

Conception de la commande

Nos développements en termes de lois de contrôle ont consisté à implémenter une commande hybride incluant une compensation en boucle ouverte de la dynamique du robot, un suivi avec boucle de rétroaction du modèle de compensation du poids et des termes prédictifs permettant de compenser les erreurs de suivi résiduelles. Ces termes prédictifs étaient estimés sur la base d'une analyse de ces erreurs dans la population. Ce dernier ajout nous a permis de réduire ces erreurs significativement et, par conséquent, d'obtenir une loi de contrôle mieux adaptée aux études sur l'adaptation motrice humaine que nous souhaitions réaliser *in fine*. Il est assez intéressant de noter que l'ensemble des méthodes que nous avons employées pour réduire les erreurs de compensation au sein de la population sont également applicables de manière individualisée, ce qui devrait permettre une compensation encore plus précise.

Limites et perspectives des travaux sur la compensation du poids

Les limites de nos travaux sur ce mode de contrôle sont assez similaires à celles détaillées au sujet de notre mode transparent, à savoir : l'inertie de l'exosquelette n'était pas non plus compensée et les travaux sont pour le moment restreints à 1 degré de liberté. Par ailleurs, un problème vis-à-vis de la généralisation à plusieurs degrés de liberté sur ABLE est ici posé : il n'est *a priori* pas possible, au vu de la documentation disponible, d'implémenter un mode antigravitaire sur le bras complet en raison du manque de puissance de l'exosquelette. En pratique, même sur 1 degré de liberté, l'exosquelette n'était déjà pas utilisable pour les personnes relativement lourdes (plus de $100\ \mathrm{kg}$). Ce manque de puissance pourrait être résolu par la conception d'un exosquelette dédié aux études pour lesquelles des efforts importants peuvent être appliqués sur l'humain. C'est notamment le cas des études en contrôle moteur et en rééducation neuromotrice, pour lesquelles le mode antigravitaire est classique. Finalement, il pourrait être intéressant d'évaluer l'impact de notre mode contrôle chez des patients post-AVC. Cela permettrait de discuter de l'efficacité des modes de contrôle antigravitaires, en fonction de la qualité du suivi du modèle de compensation, chez la principale population ciblée.

10.3. Perspectives pour l'interaction humain-exosquelette

De nombreux prolongements de nos travaux sont possibles et en cours de réalisation. Notamment, au cours de ces travaux de thèse, nous nous sommes limités à des assistances fixes (*i.e.*, dont le niveau est indépendant du comportement de l'utilisateur, voir Figure 1.5 en Section 1.2). Il serait très intéressant d'implémenter et d'évaluer des assistances adaptatives (*i.e.*, dont le niveau s'adapte au comportement de l'utilisateur au cours du temps).

Notamment, un premier développement charnière entre assistance fixe et adaptative, pourrait être l'implémentation d'un mode de contrôle basé sur la mesure de signaux EMGs afin de réaliser une prédiction des couples articulaires. Il serait alors possible d'imaginer des modes d'assistance fixes : un pourcentage du couple humain serait fourni par l'exosquelette [432–434], ou encore la prédiction pourrait servir à classifier les mouvements à venir [214]. Il serait également possible d'implémenter des modes d'assistance adaptatifs : moyennant une connaissance de la tâche, il est possible de fournir juste le couple nécessaire à sa réalisation [216], ou encore de minimiser le couple humain [174]. Un second développement pourrait être l'implémentation d'un mode de contrôle adaptatif basé sur des jeux différentiels [205], très prometteurs en termes de capacité d'adaptation du comportement de l'exosquelette à l'humain via une identification de sa fonction de coût [211]. Comme introduit en Section 1.2.3, de tels modes de contrôle sont basés sur le suivi coopératif/collaboratif d'une trajectoire de référence par l'humain et l'exosquelette. Nos travaux en contrôle moteur pourraient ici s'avérer intéressants, notamment pour estimer ladite trajectoire de manière individualisée.

Une fois ces modes de contrôle implémentés, il serait très fructueux de les comparer sous le prisme de l'adaptation motrice humaine. Notamment, il serait très intéressant de comparer les vitesses d'adaptation du mouvement obtenues à celles, très courtes, déjà observées pour les modes antigravitaires [142]. De telles comparaisons amèneraient, par exemple, à des choix de protocoles de rééducation neuromotrice (lorsqu'ils sont réalisée à l'aide d'un exosquelette) plus robustes et argumentés. Il est également possible que ces comparaisons mettent en évidence des disparités importantes, en termes de facilité d'adaptation aux différents modes de contrôle, qui pourraient conduire à des choix plus individualisés, que ce soit pour la prévention des TMS au travail ou en rééducation.

Une autre approche pourrait être d'utiliser l'exosquelette comme un guide pour générer des postures ergonomiques (par exemple selon l'échelle RULA [88]) au travail, afin de prévenir l'apparition de TMS. De nombreux travaux s'intéressent à la correction de la posture par des indices visuels [435–437], sonores[436–439], ou encore tactiles [435, 438, 440–443], transmis aux participants. L'exosquelette pourrait plutôt fournir un indice impactant directement le contrôle moteur humain et la dépense énergétique (*i.e.*, une perturbation motrice), ce qui pourrait générer une adaptation de la posture pour minimiser cet impact. Une telle adaptation serait cohérente avec la minimisation de l'énergie dépensée usuellement observée dans le contrôle du mouvement humain.

Finalement, tous ces développements intègreraient donc à la fois une composante appliquée, visant à l'implémentation d'exosquelettes en rééducation neuromotrice et pour la prévention des TMS, et une composante fondamentale, notamment via l'analyse des adaptations du mouvement humain aux différents modes de contrôle.

Dans la suite, nous discuterons les résultats de nos travaux en termes d'extensions de théories du contrôle moteur et de leurs potentielles implications pour le contrôle des exosquelettes.

11 - Théories du contrôle moteur et perspectives

Au cours de ces travaux de thèse nous avons mis à l'épreuve deux théories influentes en contrôle moteur : la théorie d'exploitation optimale de la gravité [140, 142, 322] et la théorie d'un coût intrinsèque lié à l'écoulement du temps [150, 372, 444]. L'extension de ces deux théories pourrait avoir des implications en rééducation neuromotrice et pour le contrôle des exosquelettes de manière générale, aspects que nous discuterons dans la suite. Ce sont donc des théories cohérentes à étudier du point de vue de notre approche générale de recherche.

Dans la suite, nous détaillerons et discuterons les principaux résultats obtenus en termes d'adaptation motrice à des champs gravitaires arbitraires (Section 11.1), puis ceux obtenus sur la notion de coût intrinsèque du temps (Section 11.2). Finalement, nous introduirons une proposition de conception d'un exosquelette dédié à la poursuite de ces travaux, remédiant aux faiblesses d'ABLE (Section 11.3).

11.1. Exploitation optimale de la gravité

La théorie d'exploitation optimale de la gravité dans la planification motrice est une théorie importante en contrôle moteur, ayant remplacé la théorie de compensation (stipulant que la gravité est toujours compensée par une activité musculaire antigravitaire, voir Section 2.2). La gravité étant une composante inconditionnelle de l'environnement humain, mieux comprendre son intégration par le SNC pourrait avoir de nombreuses applications, notamment dans le cadre de l'utilisation d'exosquelettes. Nous détaillons ci-dessous nos principales contributions.

Avancée méthodologique

La démonstration d'une adaptation optimale aux champs gravitaires induits par un exosquelette est une avancée du point de vue méthodologique. En effet, la plupart des moyens expérimentaux actuels utilisés pour l'étude de l'exploitation de la gravité par le SNC (vols paraboliques, expérimentations sur des astronautes, passages en centrifugeuses,...) sont difficiles à mettre en œuvre et limitent intrinsèquement la taille des échantillons étudiés et les champs gravitaires testés. *A contrario*, l'utilisation d'exosquelettes actifs permet d'induire relativement aisément des champs gravitaires arbitraires, sans autre contrainte que la puissance disponible. Cette utilisation pourrait, dans le futur, permettre d'étudier les effets moteurs de nombreux champs gravitaires sur des mouvements plus complexes et sur de plus larges échantillons de la population.

Adaptation du mouvement humain

Nos travaux ont, d'abord, mis en évidence qu'un champ gravitaire localement induit par un exosquelette est beaucoup plus rapidement interprété et optimisé par le SNC qu'un champ équivalent dans une situation de microgravité réelle. Dans ce cadre, l'adaptation est principalement réalisée sur la base d'informations somatosensorielles (plus précisément haptiques), alors que dans une situation où l'humain est immergé dans un champ gravitaire inhabituel (en vol parabolique par exemple), l'adaptation est également basée sur les informations renvoyées par le système vestibulaire. De ce point de vue, le système somatosensoriel semble permettre une adaptation initiale (avant même le premier mouvement) quasiment complète. Cela suggère que les entrées somatosensorielles sont beaucoup plus facilement traitées et intégrées par le SNC que les entrées vestibulaires pour planifier le mouvement.

Par ailleurs, nos travaux ont montré que cette adaptation semblait optimale et robuste en $1\mathrm{g}$, $0\mathrm{g}$ et -$1\mathrm{g}$, à la fois du point de vue des activités musculaires et de la cinématique, au sens d'une minimisation pondérée du travail absolu et du jerk (i.e. modèle Smooth-Effort). Finalement, les données collectées sur un gradient de champs gravitaires sont également proches des prédictions du modèle Smooth-Effort, suggérant une adaptation fine au champ gravitaire local.

Limites et perspectives des travaux sur l'exploitation de la gravité

Une partie des limites de ces travaux sont similaires à celles exprimées au Chapitre 10. Elles concernent le nombre de degrés de liberté impliqués, la complexité des mouvements étudiés et les limites de précision de nos lois de contrôle. Il existe une seconde limite plus fondamentale à l'exploitation d'exosquelettes pour comprendre l'intégration de la gravité dans la planification motrice. Cette limite réside dans le fait que le système vestibulaire n'est pas impacté lors de l'interaction avec un exosquelette. En pratique, cela constitue un avantage clair en matière de rapidité de l'adaptation, et donc de potentiel d'exploitation (notamment en rééducation neuromotrice). Du point de vue fondamental, cela permet d'en apprendre davantage sur les capacités d'adaptation du mouvement sur la base d'informations somatosensorielles et d'étudier le comportement moteur humain optimisé. Cela ne permet en revanche pas de décrire le processus d'adaptation qui, dans le cadre de champs gravitaires réels, se base nécessairement sur des informations vestibulaires et semble plus difficile pour le SNC [322].

De nombreux approfondissements de nos résultats vis-à-vis de l'exploitation de la gravité dans la planification du mouvement sont envisageables. Les plus importants d'entre eux sont présentés ci-dessous.

Introduction d'un modèle neuro-musculo-squelettique (NMS)

L'introduction d'une composante NMS dans notre modèle de contrôle optimal est une piste qui pourrait permettre d'expliquer de manière plus complète les paramètres étudiés dans notre étude précédente [142], ou d'en prédire de nouveaux. Notamment, nous avons pu remarquer au cours de nos simulations que, si le temps relatif au pic de vitesse est plutôt très bien prédit par un modèle type Smooth-Effort (voir Équation 2.5 et [140, 142, 322]), les paramètres apparaissant plus tôt dans le mouvement, tel que le temps relatif au pic d'accélération, sont pour leur

part moins bien estimés. Cela pourrait être dû au fait que ces paramètres sont plus impactés par la dynamique musculaire, l'introduction d'une telle dynamique serait donc intéressante.

Adaptation à une gravité variable au cours d'un mouvement

Nos travaux ont permis de montrer que, dans le cadre de l'interaction avec un exosquelette, l'adaptation motrice à des champs gravitaires arbitraires est presque instantanée. Par ailleurs, nous avons également remis en évidence que l'utilisation d'un mode antigravitaire simple tend à augmenter l'activité musculaire lors de l'accélération des mouvements vers le bas et du freinage des mouvements vers le haut. Cela est clairement dû au fait que la gravité est habituellement exploitée par les humains pour accélérer et freiner dans ces situations.

Nous émettons donc l'hypothèse qu'un champ gravitaire variable, dont l'intensité dépendrait de la vitesse, pourrait limiter ou annuler ces augmentations et ainsi permettre de minimiser les efforts fournis par les participants. Une expression potentielle pour un tel couple antigravitaire variable, dans un cas sagittal à un degré de liberté, est fournie en Équation 11.1,

$$\mathcal{G}\left(q,\dot{q},\ddot{q}\right) = lm_{eq,h}\left(g+\tilde{g}\left(\dot{q},\ddot{q}\right)\right)\frac{\cos(q+\phi)}{\cos(\phi)}\ ,$$
$$\text{où } \tilde{g}\left(\dot{q},\ddot{q}\right) = \alpha\frac{\ddot{q}}{\mid\ddot{q}\mid}g\dot{q}\bar{PV}\left(1-\frac{\dot{q}}{\bar{PV}}\right) \quad (11.1)$$

où $\mathcal{G}\left(q,\dot{q},\ddot{q}\right)$ est le couple gravitaire variable appliqué sur le membre humain, dépendant respectivement de la position, la vitesse et l'accélération angulaire, $lm_{eq,h}$ est le produit masse$\times$longueur et ϕ est le défaut d'alignement articulaire, identifié comme dans les travaux précédents [129]. Par ailleurs, $\tilde{g}\left(\dot{q},\ddot{q}\right)$ est défini pour créer une situation de microgravité (*i.e.*, $\tilde{g}=0$) si la vitesse est nulle (*i.e.*, avant ou après le mouvement) ou si la vitesse est égale au pic de vitesse préférentiel moyen ($\bar{PV}$) du participant considéré (qui pourrait par exemple être identifié lors d'un bloc préliminaire en mode transparent). Cette expression ne dépend pas directement de l'accélération $\ddot{q}$ mais de son signe (i.e. $\ddot{q}/\mid\ddot{q}\mid$), ce qui la rend moins sensible au bruit de dérivation numérique des positions mesurées par les encodeurs.

Une expérimentation pourrait être conduite en induisant des variations de champ gravitaire plus ou moins importantes dans différents blocs en modifiant la valeur de α. Une telle forme de champ gravitaire, si elle est bien assimilée par les participants, pourrait avoir des applications assez directes en rééducation neuromotrice ou en assistance au port d'une charge. Dans ces deux cadre, minimiser l'effort musculaire tout en maintenant l'autonomie de l'utilisateur quant à la trajectoire, ce qui devrait être permis par ce mode de contrôle, permet respectivement d'étendre l'espace atteignable et de prévenir l'apparition de TMS. Il sera également intéressant de comparer l'adaptation observée aux prédictions d'un modèle de contrôle optimal.

Adaptation à un exosquelette antigravitaire dans un plan sagittal

Une prolongation naturelle des nos travaux, liés à l'intégration optimale de la gravité dans la planification motrice sur 1 degré de liberté, est leur généralisation à 2 puis n degrés de liberté. L'adaptation de la trajectoire des mouvements (en termes cinématiques et musculaires), en fonction de l'intensité et de la direction du champ gravitaire appliqué, pourrait fournir des données utiles pour mieux comprendre et modéliser le comportement humain.

Le principal frein à la réalisation d'une telle étude est la puissance disponible sur ABLE, trop faible pour, par exemple, générer un champ gravitaire inversé (*i.e.*, -$1\mathrm{g}$) au niveau de l'épaule.

Pour conclure, l'utilisation d'un exosquelette actif pour analyser l'adaptation humaine à des champs gravitaires arbitraires nous a permis de montrer que le SNC peut intégrer rapidement et de manière optimale ces champs inhabituels. Ce paradigme n'induisant pas de modification des mesures vestibulaires, nous avons également pu discuter l'importance relative et la facilité d'intégration par le SNC de différentes entrées sensorielles dans la planification du mouvement. Ces travaux ont de nombreuses implications potentielles, qu'elles soient appliquées (*i.e.*, en rééducation neuromotrice ou prévention des TMS) ou fondamentales (*i.e.*, pour mieux comprendre la planification du mouvement humain).

Dans la suite, nous discuterons les résultats obtenus sur a vigueur du mouvement humain, notamment en termes de quantification du compromis effort-temps semblant la réguler.

11.2. Théorie du coût intrinsèque du temps

La vigueur est définie comme la vitesse préférentielle du mouvement, propre à chaque individu et notamment modulée par la récompense. La théorie la plus répandue actuellement stipule que cette vitesse préférentielle résulte d'un compromis entre temps et effort modulé par la récompense attendue. Cette récompense serait représentée, au niveau des ganglions de la base, via la production d'un équilibre dopamine/sérotonine. Dans nos travaux, nous nous sommes intéressés exclusivement au compromis temps-effort, en prolongement d'études récentes tendant à prouver l'existence d'un CoT [420]. Nous détaillons ci-dessous nos principales contributions.

Avancée méthodologique

L'utilisation d'un exosquelette pour analyser le compromis effort-temps est un apport en termes de méthodes de travail qui permet d'imposer aux participants un choix réellement coûteux en énergie s'ils souhaitent gagner du temps. De surcroit, cela permet d'implémenter facilement des paradigmes incluant des mouvements dirigés vers un but, ce qui permet une analyse plus "écologique" du comportement.

Renforcement de l'hypothèse d'un compromis effort-temps

Dans le cadre de nos travaux, nous avons montré que nos participants étaient tous prêts à dépenser des quantités non-négligeables d'énergie pour gagner du temps si cela était nécessaire (dans notre cas pour des mouvements vers le haut). Par ailleurs, nous avons montré que, lorsqu'il est possible de gagner du temps sans dépenser d'énergie, nos participants choisissaient systématiquement cette option (dans notre cas pour des mouvements vers le bas). Pourtant, ce second choix induisait une augmentation significative de la durée du mouvement que les participants auraient pu annuler à faible coût. Ces deux comportements étaient très cohérents avec les prédictions d'un modèle de contrôle optimal incluant un CoT. Ces résultats étaient robustes pour plusieurs amplitudes et durées de mouvement planifiées. De surcroit, les prédictions du modèle étaient valides à la fois en termes de durée du mouvement et d'énergie dépensée, semblant indiquer la validité de la théorie d'un compromis effort-temps régulant la vigueur du mouvement.

Limites et perspectives des travaux sur le compromis effort-temps

La principale limite de nos travaux autour du CoT réside dans la taille de l'échantillon. Cette limite est la conséquence directe des limites de notre exosquelette en termes de résistance mécanique et de puissance disponible. En effet, le dépassement répété de la spécification du constructeur par les participants (en termes de couple maximal, de puissance et de température du moteur), nous a conduits à interrompre l'expérience pour cause de défaillance mécanique. Il est donc, par extension, impensable de généraliser notre étude à plusieurs degrés de liberté sur cet exosquelette. Par ailleurs, du point de vue théorique, nos travaux ne permettent pas de répondre au problème fondamental de la représentation de l'effort par le SNC.

Finalement, de nombreux prolongements de cette étude seraient envisageables. Par exemple, il pourrait être intéressant d'introduire une notion de récompense dans le modèle et dans la tâche afin de pouvoir analyser le comportement sous le prisme plus général de la théorie de recherche optimale de récompense (souvent observée chez des animaux cherchant de la nourriture [377]). Il serait également intéressant de complexifier la tâche, d'abord en généralisant à plusieurs degrés de liberté, ce qui permettrait de discuter la généralité du compromis effort-temps mis en évidence dans nos travaux. De manière plus appliquée, cela pourrait également permettre de vérifier que cette notion est exploitable pour la conception de modes de contrôle adaptatifs, notamment dans le cadre de l'estimation d'une trajectoire de référence.

Pour conclure, nos travaux se sont intéressés à la mise en évidence et à la quantification d'un éventuel compromis effort-temps sous tendant la vigueur des mouvements humains dirigés vers un but. Nos résultats supportent la théorie d'un CoT, sous-tendant la vigueur du mouvement et jouant un rôle pivot entre l'effort et la récompense. Ces travaux ouvrent de nombreuses perspectives en contrôle moteur, notamment en termes de quantification du compromis temps-effort en incluant d'autres éléments tels que des récompenses. Des perspectives pour l'estimation de trajectoires d'assistance sont également envisageables.

Dans la suite, nous introduirons une proposition de conception d'exosquelette palliant les défauts d'ABLE pour les études en contrôle moteur et d'éventuelles applications en rééducation neuromotrice.

11.3. Perspectives pour l'analyse du contrôle moteur humain

La limite la plus importante soulignée pour les études futures en contrôle moteur est le manque de puissance et de robustesse de l'exosquelette ABLE. Nous proposons donc ici la conception d'un exosquelette palliant ces faiblesses, en particulier pour des études dans des plans verticaux. Cette proposition de conception d'un exosquelette dédié est d'autant plus justifiable que de nombreuses études ont été conduites à l'aide de systèmes analogues dans des plans horizontaux, notamment le KinArm, ayant été utilisé en contrôle moteur comme en rééducation neuromotrice [226, 234, 445–449]. La généralisation de ces travaux à des mouvements spatiaux est une piste de recherche n'ayant pas été approfondie dans la ittérature. Cela pourrait, par exemple, permettre de supporter ou réfuter de nombreuses hypothèses quant au contrôle de la cinématique du mouvement par le SNC tout en offrant de nombreuses possibilités de protocoles de rééducation.

Une proposition concernant la cinématique générale d'un tel exosquelette est fournie en Figure 11.1. Cette cinématique générale inclut, et ce dès la conception, l'introduction de degrés de liberté passifs visant à l'auto-alignement des interfaces humain-exosquelette pour minimiser les défauts d'alignements articulaires [82, 83]. Du point de vue de la puissance disponible, il serait souhaitable que cet exosquelette puisse fournir des couples allant jusqu'à -$2\mathrm{g}$, que ce soit au niveau de la flexion/extension du coude ou de l'épaule. Globalement, il est possible de décrire les éléments principaux du cahier des charges de cette conception comme dans la Table 11.1.

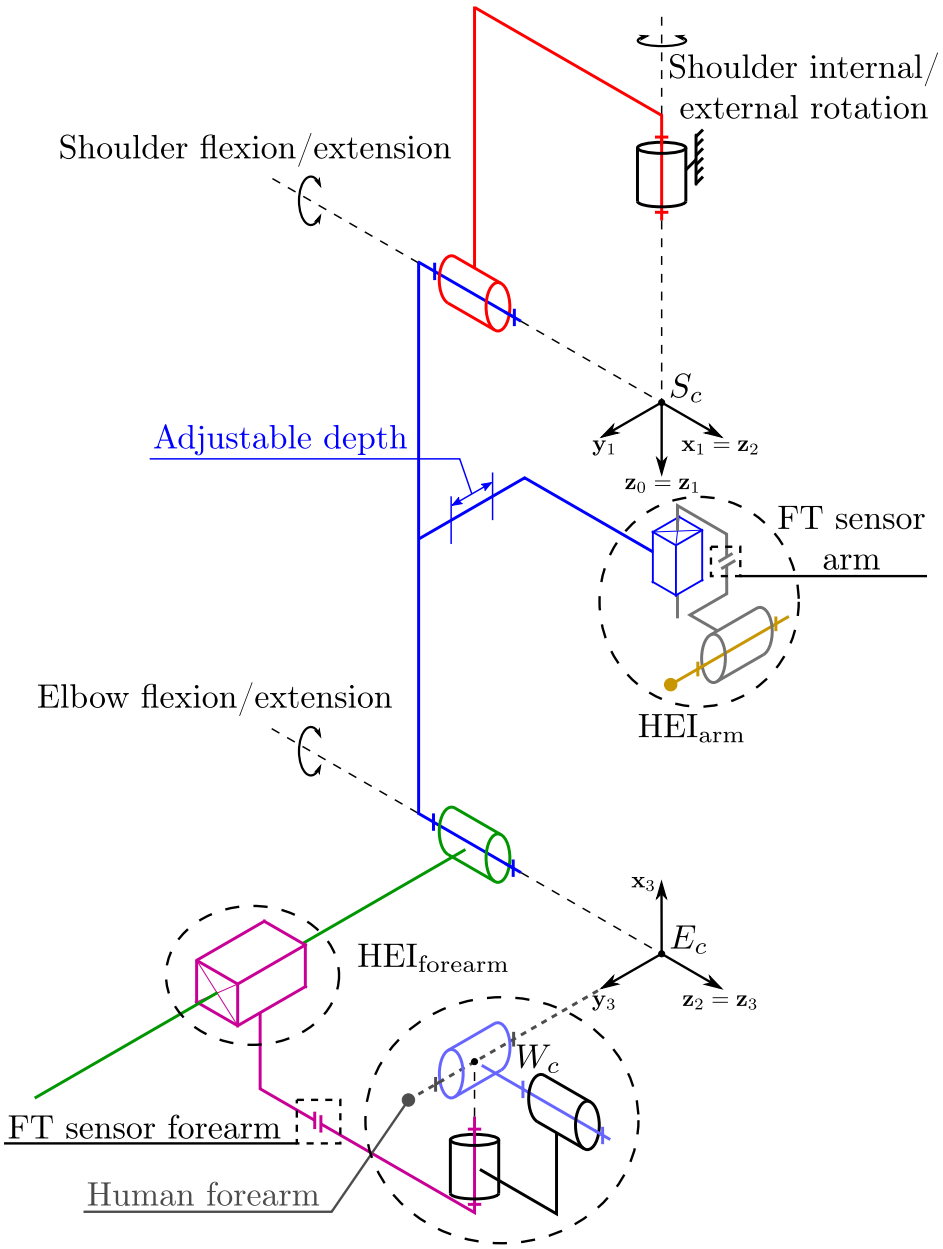


Figure 11.1 – Proposition d'exosquelette actif de membre supérieur dédié à l'étude du contrôle moteur humain. S_c, E_c et W_c représentent les positions théoriques respectives de l'épaule, du coude et du poignet humain en l'absence de défaut d'alignement articulaire. Les cercles en pointillé dénotés $\mathrm{HEI}_{\mathrm{arm}}$ et $\mathrm{HEI}_{\mathrm{forearm}}$ représentent les degrés de liberté passifs à intégrer dans la conception des interfaces connectant respectivement le bras et l'avant-bras humain à l'exosquelette pour compenser les défauts d'alignement [82, 83]. Les carrés en pointillés représentent un positionnement potentiel des capteurs d'efforts 6 axes qu'il est souhaitable d'intégrer dès la conception de l'exosquelette.

	Plages art. (°)	Couples (N.m)	Puissances (W)
Rot. Int./Ext. Épaule	$[-90, 90]$	35	250
Flex./Ext. Épaule	$[-45, 120]$	35	250
Flex./Ext. Coude	$[-120, 80]$	15	100

Table 11.1 – Caractéristiques d'un potentiel exosquelette dédié à l'étude du contrôle moteur humain. Les plages articulaires sont données en considérant que tous les axes sont à 0 en Figure 11.1. Les couples et puissances affichés représentent ce que l'exosquelette devrait être capable de fournir une fois sa propre dynamique compensée. Les valeurs de couples disponibles sont des majorants du couple nécessaire pour imposer une gravité de -2g en flexion/extension du coude et de l'épaule chez un humain de $1.9\,\mathrm{m}$ et $90\,\mathrm{kg}$ selon les tables de *Winter* [146]. Le couple disponible en rotation interne/externe de l'épaule correspond au couple requis pour appliquer une perturbation horizontale équivalente à une masse de $5\,\mathrm{kg}$ au niveau du poignet du même humain lorsque son avant-bras est en extension complète. La puissance disponible est calculée en multipliant le couple disponible souhaitable et le pic de vitesse théorique pour des mouvements de $90°$ réalisés en $500\,\mathrm{ms}$ et minimisant le jerk [86, 87]. Toutes les valeurs données sont des majorants qui demanderaient à être affinés et optimisés pour limiter l'inertie et l'encombrement de l'exosquelette.

Les spécifications données en Table 11.1 demandent de nombreux développements pouvant être regroupés dans 4 grands axes de travail comme suit :

— **Axe 1 :** Conception et optimisation de la mécanique des articulations motorisées et du support de l'exosquelette (permettant de le porter et de régler sa hauteur).

— **Axe 2 :** Conception et optimisation des interfaces humain-exosquelette intégrant les capteurs d'efforts (minimisation de leur masse, encombrement et inertie, maximisation du confort et, éventuellement, compensation passive ou active du poids de l'interface). Fabrication d'orthèses thermoformées s'adaptant à l'utilisateur.

— **Axe 3 :** Conception du câblage et du contrôleur embarqué. Doit notamment permettre une commande à $1\,\mathrm{kHz}$ depuis un ordinateur, appliquée et contrôlée (i.e. contrôle "bas-niveau") à $25\,\mathrm{kHz}$ par le contrôleur embarqué (spécification similaire à l'existant sur ABLE). Conception/choix du mode d'actionnement. Choix et positionnement des capteurs embarqués par l'exosquelette (centrales inertielles, génératrices tachymétriques, encodeurs,...). Développements logiciels permettant la communication avec l'exosquelette.

— **Axe 4 :** Évaluation des performances et développement des lois de contrôle "haut-niveau" de l'exosquelette pour l'analyse du contrôle moteur humain et la rééducation neuromotrice.

Ces 4 grands axes pourraient être réalisés en collaboration avec les industriels déjà impliqués dans nos travaux précédents.

12 - Conclusion générale

Les travaux conduits au cours de cette thèse se sont concentrés sur la conception d'outils robotiques pour la recherche sur le contrôle moteur humain ainsi que sur la mise à l'épreuve de théories concernant le contrôle du mouvement. Nous mettons ainsi en exergue les possibilités offertes par la robotique contemporaine pour la compréhension du contrôle du mouvement humain, en résonance avec les pistes pour le futur de la recherche en neurosciences soulevées par *Cheng & al.* [225]. Notamment, nous avons montré que l'exploitation optimale d'une gravité locale arbitraire induite par un exosquelette est possible et rapide, ce qui suggère une adaptabilité importante du contrôle du mouvement en présence d'informations somatosensorielles [142]. Par ailleurs, nos travaux suggèrent l'existence d'un coût intrinsèque lié à l'écoulement du temps, que nous avons pu distinguer d'une simple tendance à privilégier l'activité dans la réalisation d'une tâche motrice, dans la planification de la durée des mouvements [444].

Nos travaux montrent également comment le développement des exosquelettes peut s'appuyer sur des connaissances fondamentales concernant le contrôle du mouvement humain et la biomécanique pour améliorer la qualité des interactions humain-exosquelette. Notamment, l'utilisation de paradigmes expérimentaux issus de la littérature du contrôle moteur permet de définir de nouveaux indices de performance, tels que le "rendement" que nous avons introduit ici [83, 95, 424] ou l'utilisation du coût du temps pour quantifier le ralentissement du mouvement [85].

Finalement, nos travaux ouvrent de nombreuses perspectives de recherches. Plus particulièrement, de nombreuses méthodes de contrôle basées sur les outils robotiques développés peuvent être analysées, qu'elles visent à des applications en rééducation neuromotrice ou industrielles. De la même manière de nombreuses théories plus fondamentales, concernant le contrôle du mouvement humain, peuvent être mises à l'épreuve. Nos travaux nous permettent également de proposer un nouvel exosquelette répondant mieux aux besoins actuels en termes de puissance, de moyens de mesure et de confort d'interaction, et ce pour de nombreuses applications potentielles.

Table des figures

1 Démarche de recherche. 9
1.1 Nombre de publications annuelles HRI. 12
1.2 Exosquelette versus robot collaboratif. 13
1.3 Exemples d'exosquelettes passifs. 14
1.4 Exosquelette ANYExo. 16
1.5 Différents niveaux d'assistance. 18
1.6 Métriques pour la transparence. 20
1.7 Bénéfices moteurs de l'antigravité en rééducation neuromotrice. . . 26
1.8 Activités musculaires de patients avec mode antigravitaire. 27
2.1 Système sensorimoteur. 38
2.2 Mesures neuronales des accélérations. 45
2.3 Profils de vitesse de [313]. 47
2.4 Asymétries directionnelles des profils de vitesse [325]. 48
2.5 Prédictions des asymétries [322]. 53
2.6 hases négatives des signaux EMG phasiques [140]. 55
2.7 Entrées sensorielles pour la perception de la gravité [339]. 57
2.8 Consommation énergétique de la marche [237]. 62
2.9 Les gagnlions de la base. 64
2.10 Génération des saccades oculaires [377]. 65
2.11 Effet de la récompense sur la vigueur des saccades [402]. 67
2.12 Théorie du coût du temps. 69
2.13 Effet moyen du coût du temps en isométrique [420]. 71
2.14 Effet individuel du coût du temps en isométrique [420]. 72
4.1 Paradigme expérimental général. 77
4.2 Paramètres cinématiques. 78
4.3 Position des électrodes et traitement des signaux EMG. 80
5.1 Schéma cinématique d'ABLE. 83
5.2 Actionnement d'ABLE [125]. 84
5.3 Plateforme expérimentale finale. 86
5.4 Rappel de la démarche de recherche (branche inférieure). 88
7.1 Rappel de la démarche de recherche (branche supérieure). 143
11.1 Proposition d'exosquelette actif de membre supérieur. 225

Liste des tableaux

11.1 Caractéristiques d'un potentiel exosquelette dédié à l'étude du contrôle moteur humain. 226

Bibliographie

[1] B. Berret, E. Chiovetto, F. Nori, and T. Pozzo, "Evidence for composite cost functions in arm movement planning : an inverse optimal control approach," *PLoS Computational Biology*, vol. 7, no. 10, pp. 1–18, 2011.

[2] L. S. Pontryagin, V. Boltyanskii, R. V. Gamkrelidze, and E. F. Mishchenko, *The mathematical theory of optimal processes*. Oxford : Pergamon, 1964.

[3] E. B. Lee and L. Markus, *Foundations of optimal control theory*. New York : John Wiley, 1967.

[4] K. Friston, "What is optimal about motor control ?," *Neuron*, vol. 72, pp. 488–498, nov 2011.

[5] R. Mallat, M. Khalil, G. Venture, V. Bonnet, and S. Mohammed, "Human-exoskeleton joint misalignment : a systematic review," in *2019 Fifth International Conference on Advances in Biomedical Engineering (ICABME)*, IEEE, oct 2019.

[6] S. Bastide, *Adaptation du mouvement humain à de nouvelles dynamiques gravito-inertielles induites par l'interaction avec un exosquelette de membre supérieur actionné*. phdthesis, Université Paris-Saclay, 2021.

[7] A. Ajoudani, A. M. Zanchettin, S. Ivaldi, A. Albu-Schäffer, K. Kosuge, and O. Khatib, "Progress and prospects of the human-robot collaboration," *Autonomous Robots*, pp. 957–975, Oct. 2018.

[8] INRS, "Exosquelette – ce qu'il faut retenir," *Risques – INRS*, 2020.

[9] C.-J. Yang, J.-F. Zhang, Y. Chen, Y.-M. Dong, and Y. Zhang, "A review of exoskeleton-type systems and their key technologies," *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part C : Journal of Mechanical Engineering Science*, vol. 222, pp. 1599–1612, aug 2008.

[10] F. M. M. O. Campos and J. M. F. Calado, "Approaches to human arm movement control—a review," *Annual Reviews in Control*, vol. 33, pp. 69–77, apr 2009.

[11] T. Flash, Y. Meirovitch, and A. Barliya, "Models of human movement : Trajectory planning and inverse kinematics studies," *Robotics and Autonomous Systems*, vol. 61, pp. 330–339, apr 2013.

[12] I. Pacifico, F. Aprigliano, A. Parri, G. Cannillo, I. Melandri, A. M. Sabatini, F. S. Violante, F. Molteni, F. Giovacchini, N. Vitiello, and S. Crea, "Evaluation of a spring-loaded upper-limb exoskeleton in cleaning activities," *Applied Ergonomics*, vol. 106, p. 103877, jan 2023.

[13] I. Pacifico, A. Parri, S. Taglione, A. M. Sabatini, F. S. Violante, F. Molteni, F. Giovacchini, N. Vitiello, and S. Crea, "Exoskeletons for workers : A case series study in an enclosures production line," *Applied Ergonomics*, vol. 101, p. 103679, may 2022.

[14] Y. G. Kim, M. Xiloyannis, D. Accoto, and L. Masia, "Development of a soft exosuit for industrial applications," in *2018 7th IEEE International Conference on Biomedical Robotics and Biomechatronics (Biorob)*, IEEE, aug 2018.

[15] Z. Zhu, A. Dutta, and F. Dai, "Exoskeletons for manual material handling : A review and implication for construction applications," *Automation in Construction*, vol. 122, p. 103493, feb 2021.

[16] P. Dempsey, L. Kocher, M. Nasarwanji, J. Pollard, and A. Whitson, "Emerging ergonomics issues and opportunities in mining," *International Journal of Environmental Research and Public Health*, vol. 15, p. 2449, nov 2018.

[17] S. Upasani, R. Franco, K. Niewolny, and D. Srinivasan, "The potential for exoskeletons to improve health and safety in agriculture : Perspectives from service providers," *IISE Transactions on Occupational Ergonomics and Human Factors*, vol. 7, pp. 222–229, apr 2019.

[18] A. Omoniyi, C. Trask, S. Milosavljevic, and O. Thamsuwan, "Farmers' perceptions of exoskeleton use on farms : Finding the right tool for the work(er)," *International Journal of Industrial Ergonomics*, vol. 80, p. 103036, nov 2020.

[19] O. Thamsuwan, S. Milosavljevic, D. Srinivasan, and C. Trask, "Potential exoskeleton uses for reducing low back muscular activity during farm tasks," *American Journal of Industrial Medicine*, vol. 63, pp. 1017–1028, sep 2020.

[20] H. H. Harith, M. F. Mohd, and S. N. Sowat, "A preliminary investigation on upper limb exoskeleton assistance for simulated agricultural tasks," *Applied Ergonomics*, vol. 95, p. 103455, sep 2021.

[21] T. Bosch, J. van Eck, K. Knitel, and M. de Looze, "The effects of a passive exoskeleton on muscle activity, discomfort and endurance time in forward bending work," *Applied Ergonomics*, vol. 54, pp. 212–217, may 2016.

[22] A. S. Koopman, I. Kingma, G. S. Faber, M. P. de Looze, and J. H. van Dieën, "Effects of a passive exoskeleton on the mechanical loading of the low back in static holding tasks," *Journal of Biomechanics*, vol. 83, pp. 97–103, jan 2019.

[23] N. Settembre, P. Maurice, J. Paysant, J. Theurel, L. Claudon, A. Kimmoun, B. Levy, H. Hani, B. Chenuel, and S. Ivaldi, "The use of exoskeletons to help with prone positioning in the intensive care unit during COVID-19," *Annals of Physical and Rehabilitation Medicine*, vol. 63, pp. 379–382, jul 2020.

[24] L. M. Mooney, E. J. Rouse, and H. M. Herr, "Autonomous exoskeleton reduces metabolic cost of human walking during load carriage," *Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation*, vol. 11, no. 1, p. 80, 2014.

[25] M. P. de Looze, T. Bosch, F. Krause, K. S. Stadler, and L. W. O'Sullivan, "Exoskeletons for industrial application and their potential effects on physical work load," *Ergonomics*, vol. 59, pp. 671–681, May 2016.

[26] B. E. Perry, E. K. Evans, and D. S. Stokic, "Weight compensation characteristics of armeo®spring exoskeleton : implications for clinical practice and research," *Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation*, vol. 14, pp. 1–10, feb 2017.

[27] M. A. Nussbaum, B. D. Lowe, M. de Looze, C. Harris-Adamson, and M. Smets, "An introduction to the special issue on occupational exoskeletons," *IISE Transactions on Occupational Ergonomics and Human Factors*, vol. 7, pp. 153–162, oct 2019.

[28] S. J. Baltrusch, J. H. van Dieën, S. M. Bruijn, A. S. Koopman, C. A. M. van Bennekom, and H. Houdijk, "The effect of a passive trunk exoskeleton on metabolic costs during lifting and walking," *Ergonomics*, vol. 62, pp. 903–916, apr 2019.

[29] P. Maurice, J. Camernik, D. Gorjan, B. Schirrmeister, J. Bornmann, L. Tagliapietra, C. Latella, D. Pucci, L. Fritzsche, S. Ivaldi, and J. Babic, "Objective and subjective effects of a passive exoskeleton on overhead work," *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, vol. 28, pp. 152–164, jan 2020.

[30] A. S. Koopman, M. Näf, S. J. Baltrusch, I. Kingma, C. Rodriguez-Guerrero, J. Babič, M. P. de Looze, and J. H. van Dieën, "Biomechanical evaluation of a new passive back support exoskeleton," *Journal of Biomechanics*, vol. 105, p. 109795, may 2020.

[31] P. Maurice, F. Cuny-Enault, and S. Ivaldi, "Influence of a passive back support exoskeleton on simulated patient bed bathing : Results of an exploratory study," *Ergonomics*, pp. 1–37, sep 2022.

[32] S. D. Bock, T. Ampe, M. Rossini, B. Tassignon, D. Lefeber, C. Rodriguez-Guerrero, B. Roelands, J. Geeroms, R. Meeusen, and K. D. Pauw, "Passive shoulder exoskeleton support partially mitigates fatigue-induced effects in overhead work," *Applied Ergonomics*, vol. 106, p. 103903, jan 2023.

[33] R. A. R. C. Gopura, S. V. Bandara, K. Kiguchi, and G. K. I. Mann, "Developments in hardware systems of active upper-limb exoskeleton robots : A review," *Robotics and Autonomous Systems*, vol. 75, pp. 203–220, jan 2016.

[34] R. S. Mosher, "Handyman to hardiman," in *SAE Technical Paper Series*, SAE International, feb 1967.

[35] M. Mistry, P. Mohajerian, and S. Schaal, "An exoskeleton robot for human arm movement study," in *2005 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, IEEE, 2005.

[36] T. Lenzi, S. D. Rossi, N. Vitiello, A. Chiri, S. Roccella, F. Giovacchini, F. Vecchi, and M.-C. Carrozza, "The neuro-robotics paradigm : NEURARM, NEUROExos, HANDEXOS," in *2009 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, IEEE, sep 2009.

[37] C. Pylatiuk, A. Kargov, I. Gaiser, T. Werner, S. Schulz, and G. Bretthauer, "Design of a flexible fluidic actuation system for a hybrid elbow orthosis," in *2009 IEEE International Conference on Rehabilitation Robotics*, IEEE, jun 2009.

[38] K. Ohnishi, Y. Saito, T. Oshima, and T. Higashihara, "Powered orthosis and attachable power-assist device with hydraulic bilateral servo system," in *2013 35th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*, IEEE, jul 2013.

[39] N. G. Tsagarakis and D. G. Caldwell, "Development and control of a 'soft-actuated' exoskeleton for use in physiotherapy and training," *Autonomous Robots*, vol. 15, no. 1, pp. 21–33, 2003.

[40] H. Kobayashi and K. Hiramatsu, "Development of muscle suit for upper limb," in *IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2004.*, IEEE, 2004.

[41] T. G. Sugar, J. He, E. J. Koeneman, J. B. Koeneman, R. Herman, H. Huang, R. S. Schultz, D. E. Herring, J. Wanberg, S. Balasubramanian, P. Swenson, and J. A. Ward, "Design and control of RUPERT : A device for robotic upper extremity repetitive therapy," *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, vol. 15, pp. 336–346, sep 2007.

[42] J. Klein, S. J. Spencer, J. Allington, K. Minakata, E. T. Wolbrecht, R. Smith, J. E. Bobrow, and D. J. Reinkensmeyer, "Biomimetic orthosis for the neurorehabilitation of the elbow and shoulder (BONES)," in *2008 2nd IEEE RAS & EMBS International Conference on Biomedical Robotics and Biomechatronics*, IEEE, oct 2008.

[43] R. Morales, F. J. Badesa, L. M. Domenech, N. Garcia-Aracil, J. M. Sabater, M. Menchon, and E. Fernandez, "Design and control of a rehabilitation robot driven by pneumatic swivel modules," in *2010 3rd IEEE RAS & EMBS International Conference on Biomedical Robotics and Biomechatronics*, IEEE, sep 2010.

[44] C. Carignan and M. Liszka, "Design of an arm exoskeleton with scapula motion for shoulder rehabilitation," in *ICAR '05. Proceedings., 12th International Conference on Advanced Robotics, 2005.*, IEEE, 2005.

[45] A. Frisoli, F. Rocchi, S. Marcheschi, A. Dettori, F. Salsedo, and M. Bergamasco, "A new force-feedback arm exoskeleton for haptic interaction in virtual environments," in *First Joint Eurohaptics Conference and Symposium on Haptic Interfaces for Virtual Environment and Teleoperator Systems*, IEEE, 2005.

[46] S. J. Ball, I. E. Brown, and S. H. Scott, "MEDARM : a rehabilitation robot with 5DOF at the shoulder complex," in *2007 IEEE/ASME international conference on advanced intelligent mechatronics*, IEEE, sep 2007.

[47] N. Jarrasse, J. Robertson, P. Garrec, J. Paik, V. Pasqui, Y. Perrot, A. Roby-Brami, D. Wang, and G. Morel, "Design and acceptability assessment of a new reversible orthosis," in *2008 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, IEEE, sep 2008.

[48] P. Garrec, J.-P. Friconneau, Y. Méasson, and Y. Perrot, "ABLE, an Innovative Transparent Exoskeleton for the Upper-Limb," *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, pp. 1483–1488, Sept. 2008.

[49] T. Otsuka, K. Kawaguchi, H. Kawamoto, and Y. Sankai, "Development of upper-limb type HAL and reaching movement for meal-assistance," in *2011 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics*, IEEE, dec 2011.

[50] A. U. Pehlivan, O. Celik, and M. K. O'Malley, "Mechanical design of a distal arm exoskeleton for stroke and spinal cord injury rehabilitation," in *2011 IEEE International Conference on Rehabilitation Robotics*, IEEE, jun 2011.

[51] T. Nef, V. Klamroth-Marganska, U. Keller, and R. Riener, "Three-dimensional multi-degree-of-freedom arm therapy robot (ARMin)," in *Neurorehabilitation Technology*, pp. 351–374, Springer International Publishing, 2016.

[52] A. J. Young, J. Foss, H. Gannon, and D. P. Ferris, "Influence of power delivery timing on the energetics and biomechanics of humans wearing a hip exoskeleton," *Frontiers in Bioengineering and Biotechnology*, vol. 5, pp. 1–11, mar 2017.

[53] K. Seo, K. Kim, Y. J. Park, J.-K. Cho, J. Lee, B. Choi, B. Lim, Y. Lee, and Y. Shim, "Adaptive oscillator-based control for active lower-limb exoskeleton and its metabolic impact," in *IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, IEEE, may 2018.

[54] S. Crea, S. Manca, A. Parri, E. Zheng, J. Mai, R. M. Lova, N. Vitiello, and Q. Wang, "Controlling a robotic hip exoskeleton with noncontact capacitive sensors," *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, vol. 24, pp. 2227–2235, oct 2019.

[55] W. Huo, V. Arnez-Paniagua, G. Ding, Y. Amirat, and M. Samer, "Adaptive proxy-based controller of an active ankle foot orthosis to assist lower limb movements of paretic patients," *Robotica*, vol. 37, pp. 2147–2164, Dec. 2019.

[56] T. Xue, Z. Wang, T. Zhang, and M. Zhang, "Adaptive oscillator-based robust control for flexible hip assistive exoskeleton," *IEEE Robotics and Automation Letters*, vol. 4, no. 4, pp. 3318–3323, 2019.

[57] C. K. Tan, H. Kadone, H. Watanabe, A. Marushima, Y. Hada, M. Yamazaki, Y. Sankai, A. Matsumura, and K. Suzuki, "Differences in muscle synergy symmetry between subacute post-stroke patients with bioelectrically-controlled exoskeleton gait training and conventional gait training," *Frontiers in Bioengineering and Biotechnology*, vol. 8, pp. 1–19, jul 2020.

[58] S. V. Sarkisian, M. K. Ishmael, and T. Lenzi, "Self-aligning mechanism improves comfort and performance with a powered knee exoskeleton," *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, vol. 29, pp. 629–640, 2021.

[59] B. A. Shafer, S. A. Philius, R. W. Nuckols, J. McCall, A. J. Young, and G. S. Sawicki, "Neuromechanics and energetics of walking with an ankle exoskeleton using neuromuscular-model based control : a parameter study," *Frontiers in Bioengineering and Biotechnology*, vol. 9, pp. 1–16, apr 2021.

[60] F. Durante, M. G. Antonelli, and P. B. Zobel, "Development of an active exoskeleton for assisting back movements in lifting weights," *International Journal of Mechanical Engineering and Robotics Research*, vol. 7, no. 4, pp. 353–360, 2018.

[61] S. Toxiri, A. S. Koopman, M. Lazzaroni, J. Ortiz, V. Power, M. P. de Looze, L. O'Sullivan, and D. G. Caldwell, "Rationale, implementation and evaluation of assistive strategies for an active back-support exoskeleton," *Frontiers in Robotics and AI*, vol. 5, may 2018.

[62] M. Lazzaroni, S. Toxiri, D. G. Caldwell, S. Anastasi, L. Monica, E. D. Momi, and J. Ortiz, "Acceleration-based assistive strategy to control a back-support exoskeleton for load handling : preliminary evaluation," in *2019 IEEE 16th International Conference on Rehabilitation Robotics (ICORR)*, IEEE, jun 2019.

[63] M. Lazzaroni, V. Fanti, M. Sposito, G. Chini, F. Draicchio, C. D. Natali, D. G. Caldwell, and J. Ortiz, "Improving the efficacy of an active back-support exoskeleton for manual material handling using the accelerometer signal," *IEEE Robotics and Automation Letters*, vol. 7, pp. 7716–7721, jul 2022.

[64] Y. Zimmermann, A. Forino, R. Riener, and M. Hutter, "ANYexo : A versatile and dynamic upper-limb rehabilitation robot," *IEEE Robotics and Automation Letters*, vol. 4, pp. 3649–3656, oct 2019.

[65] M. Hutter, K. Bodie, A. Lauber, and J. Hwangbo, "Joint unit, joint system, robot for manipulation and/or transportation,robotic exoskeleton system and method for manipulation and/ortransportation," 2018.

[66] W. M. Nunes, L. A. O. Rodrigues, L. P. Oliveira, J. F. Ribeiro, J. C. M. Carvalho, and R. S. Goncalves, "Cable-based parallel manipulator for rehabilitation of shoulder and elbow movements," in *2011 IEEE International Conference on Rehabilitation Robotics*, IEEE, jun 2011.

[67] R. Jacob and P. Joel C., "Upper limb powered exoskeleton," *International Journal of Humanoid Robotics*, vol. 04, pp. 529–548, sep 2007.

[68] M. H. Rahman, T. K. Ouimet, M. Saad, J. P. Kenne, and P. S. Archambault, "Development and control of a wearable robot for rehabilitation of elbow and shoulder joint movements," in *IECON 2010 - 36th Annual Conference on IEEE Industrial Electronics Society*, IEEE, nov 2010.

[69] D. Ragonesi, S. Agrawal, W. Sample, and T. Rahman, "Series elastic actuator control of a powered exoskeleton," in *2011 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, IEEE, aug 2011.

[70] L. Marchal-Crespo and D. J. Reinkensmeyer, "Review of control strategies for robotic movement training after neurologic injury," *Journal of Neuroengineering and Rehabilitation*, vol. 6, jun 2009.

[71] V. S. Huang and J. W. Krakauer, "Robotic neurorehabilitation : a computational motor learning perspective," *Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation*, vol. 6, no. 5, pp. 1–13, 2009.

[72] S. Balasubramanian, J. Klein, and E. Burdet, "Robot-assisted rehabilitation of hand function," *Current Opinion in Neurology*, vol. 23, pp. 661–670, dec 2010.

[73] J. L. Pons, "Rehabilitation exoskeletal robotics," *IEEE engineering in medicine and biology magazine*, vol. 29, pp. 57–63, may 2010.

[74] N. Jarrassé, T. Proietti, V. Crocher, J. Robertson, A. Sahbani, G. Morel, and A. Roby-Brami, "Robotic exoskeletons : a perspective for the rehabilitation of arm coordination in stroke patients," *Frontiers in Human Neuroscience*, vol. 8, pp. 1–13, Dec. 2014.

[75] T. Proietti, V. Crocher, A. Roby-Brami, and N. Jarrasse, "Upper-Limb Robotic Exoskeletons for Neurorehabilitation : A Review on Control Strategies," *IEEE Reviews in Biomedical Engineering*, vol. 9, pp. 4–14, 2016.

[76] J. Mehrholz, A. Pollock, M. Pohl, J. Kugler, and B. Elsner, "Systematic review with network meta-analysis of randomized controlled trials of robotic-assisted arm training for improving activities of daily living and upper limb function after stroke," *Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation*, vol. 17, pp. 1–14, jun 2020.

[77] J. Theurel, K. Desbrosses, T. Roux, and A. Savescu, "Physiological consequences of using an upper limb exoskeleton during manual handling tasks," *Applied Ergonomics*, vol. 67, pp. 211–217, 2018.

[78] T. Gurriet, S. Finet, G. Boeris, A. Duburcq, A. Hereid, O. Harib, M. Masselin, J. Grizzle, and A. D. Ames, "Towards restoring locomotion for paraplegics : realizing dynamically stable walking on exoskeletons," in *2018 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, IEEE, may 2018.

[79] O. Harib, A. Hereid, A. Agrawal, T. Gurriet, S. Finet, G. Boeris, A. Duburcq, M. E. Mungai, M. Masselin, A. D. Ames, K. Sreenath, and J. W. Grizzle, "Feedback control of an exoskeleton for paraplegics : toward robustly stable, hands-free dynamic walking," *IEEE Control Systems*, vol. 38, pp. 61–87, dec 2018.

[80] X. Lamy, F. Colledani, F. Geffard, Y. Measson, and G. Morel, "Achieving efficient and stable comanipulation through adaptation to changes in human arm impedance," in *2009 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, (Kobe), pp. 265–271, IEEE, May 2009.

[81] E. Pirondini, M. Coscia, S. Marcheschi, G. Roas, F. Salsedo, A. Frisoli, M. Bergamasco, and S. Micera, "Evaluation of the effects of the Arm Light Exoskeleton on movement execution and muscle activities : a pilot study on healthy subjects," *Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation*, 2016.

[82] N. Jarrasse and G. Morel, "Connecting a Human Limb to an Exoskeleton," *IEEE Transactions on Robotics*, vol. 28, pp. 697–709, June 2012.

[83] D. Verdel, G. Sahm, S. Bastide, O. Bruneau, B. Berret, and N. Vignais, "Influence of the physical interface on the quality of human–exoskeleton interaction," *IEEE Transactions on Human-Machine Systems*, vol. 53, no. 1, pp. 44–53, 2022.

[84] N. Jarrassé, M. Tagliabue, J. V. G. Robertson, A. Maiza, V. Crocher, A. Roby-Brami, and G. Morel, "A Methodology to Quantify Alterations in Human Upper Limb Movement During Co-Manipulation With an Exoskeleton," *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, vol. 18, pp. 389–397, Aug. 2010.

[85] S. Bastide, N. Vignais, F. Geffard, and B. Berret, "Interacting with a "transparent" upper-limb exoskeleton : a human motor control approach," *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, pp. 4661–4666, 2018.

[86] N. Hogan, "An organizing principle for a class of voluntary movements," *The Journal of Neuroscience*, vol. 4, pp. 2745–2754, nov 1984.

[87] T. Flash and N. Hogan, "The coordination of arm movements : an experimentally confirmed mathematical model," *The Journal of Neuroscience*, vol. 5, pp. 1688–1703, jul 1985.

[88] L. McAtamney and E. N. Corlett, "RULA : a survey method for the investigation of work-related upper limb disorders," *Applied Ergonomics*, vol. 24, pp. 91–99, apr 1993.

[89] S. Hignett and L. McAtamney, "Rapid entire body assessment (REBA)," *Applied Ergonomics*, vol. 31, pp. 201–205, apr 2000.

[90] L. F. C. Figueredo, R. C. Aguiar, L. Chen, S. Chakrabarty, M. R. Dogar, and A. G. Cohn, "Human comfortability : integrating ergonomics and muscular-informed metrics for manipulability analysis during human-robot collaboration," *IEEE Robotics and Automation Letters*, vol. 6, pp. 351–358, apr 2021.

[91] O. Baser and E. I. Konukseven, "Utilization of motor current based torque feedback to improve the transparency of haptic interfaces," *Mechanism and Machine Theory*, vol. 52, pp. 78–93, jun 2012.

[92] A. Brygo, I. Sarakoglou, G. Grioli, and N. Tsagarakis, "Synergy-based bilateral port : a universal control module for tele-manipulation frameworks using asymmetric master–slave systems," *Frontiers in Bioengineering and Biotechnology*, vol. 5, pp. 1–18, apr 2017.

[93] D. Martelli, F. Vannetti, M. Cortese, P. Tropea, G. Francesco, S. Micera, V. Monaco, and N. Vitiello, "The effects on biomechanics of walking and balance recovery in a novel pelvis exoskeleton during zero-torque control," *Robotica*, vol. 32, pp. 1317–1330, June 2014.

[94] K. Maqsood, J. Luo, C. Yang, Q. Ren, and Y. Li, "Iterative learning-based path control for robot-assisted upper-limb rehabilitation," *Neural Computing and Applications*, may 2021.

[95] D. Verdel, S. Bastide, N. Vignais, O. Bruneau, and B. Berret, "An identification-based method improving the transparency of a robotic upper-limb exoskeleton," *Robotica*, vol. 39, pp. 1711–1728, Sept. 2021.

[96] N. Jarrassé, *Contributions à l'exploitation d'exosquelettes actifs pour la rééducation neuromotrice*. PhD Thesis, Université Pierre et Marie Curie - Paris VI, 2010.

[97] C. Gong, J. Yuan, and J. Ni, "Nongeometric error identification and compensation for robotic system by inverse calibration," *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, 2000.

[98] W.Khalil and E.Dombre, *Modélisation, identification et commande des robot*. 2003.

[99] B. Siciliano, L. Sciavicco, L. Villani, and G. Oriolo, *Robotics*. Springer London, 2009.

[100] S. Moberg, *Modeling and control of flexible manipulators*. phdthesis, Linköping University, 2010.

[101] H. Kim, L. M. Miller, Z. Li, J. R. Roldan, and J. Rosen, "Admittance control of an upper limb exoskeleton - reduction of energy exchange," in *2012 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, aug 2012.

[102] Y. Zimmermann, E. B. Kucuktabak, F. Farshidian, R. Riener, and M. Hutter, "Towards dynamic transparency : robust interaction force tracking using multi-sensory control on an arm exoskeleton," in *2020 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, IEEE, oct 2020.

[103] F. Just, Özhan Özen, P. Bösch, H. Bobrovsky, V. Klamroth-Marganska, R. Riener, and G. Rauter, "Exoskeleton transparency : feed-forward compensation vs. disturbance observer," *at - Automatisierungstechnik*, vol. 66, pp. 1014–1026, nov 2018.

[104] N. Jarrasse, J. Paik, V. Pasqui, and G. Morel, "How can human motion prediction increase transparency ?," *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp. 2134–2139, May 2008.

[105] M. Sommerhalder, Y. Zimmermann, B. Cizmeci, R. Riener, and M. Hutter, "Physical human-robot interaction with real active surfaces using haptic rendering on point clouds," in *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, IEEE, oct 2020.

[106] M. Östring, S. Gunnarsson, and M. Norrlöf, "Closed-loop identification of an industrial robot containing flexibilities," *Control Engineering Practice*, vol. 11, pp. 291–300, mar 2003.

[107] A. Y. Elatta, L. P. Gen, F. L. Zhi, Y. Daoyuan, and L. Fei, "An overview of robot calibration," *Information Technology Journal*, vol. 3, no. 1, pp. 74–78, 2004.

[108] A. Olabi, M. Damak, R. Bearee, O. Gibaru, and S. Leleu, "Improving the accuracy of industrial robots by offline compensation of joints errors," *IEEE International Conference on Industrial Technology*, pp. 492–497, 2012.

[109] A. Jubien, *Identification dynamique des robots à flexibilités articulaires*. phdthesis, Université de Nantes, 2015.

[110] N. Neckel, W. Wisman, and J. Hidler, "Limb alignment and kinematics inside a lokomat robotic orthosis," in *2006 International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, pp. 2698–2701, 2006.

[111] A. Ericson, A. Arndt, A. Stark, P. Wretenberg, and A. Lundberg, "Variation in the position and orientation of the elbow flexion axis," *The Journal of Bone and Joint Surgery. British volume*, vol. 85-B, pp. 538–544, may 2003.

[112] J. Bessler, G. B. Prange-Lasonder, L. Schaake, J. F. Saenz, C. Bidard, I. Fassi, M. Valori, A. B. Lassen, and J. H. Buurke, "Safety assessment of rehabilitation robots : a review identifying safety skills and current knowledge gaps," *Frontiers in Robotics and AI*, vol. 8, mar 2021.

[113] R. A. F. R. R. S. A. P. J. L. B.-L. J. M. e. a. Rocon, E., *Wearable robots : biomechatronic exoskeletons*, ch. Human–Robot physical interaction, pp. 127–163. Chichester, UK : John Whiley and Sons, 2008.

[114] Y. Akiyama, S. Okamoto, Y. Yamada, and K. Ishiguro, "Measurement of contact behavior including slippage of cuff when using wearable physical assistant robot," *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, vol. 24, pp. 784–793, jul 2016.

[115] Y. He, D. Eguren, T. P. Luu, and J. L. Contreras-Vidal, "Risk management and regulations for lower limb medical exoskeletons : a review," *Medical Devices : Evidence and Research*, vol. Volume 10, pp. 89–107, may 2017.

[116] T. Kermavnar, V. Power, A. de Eyto, and L. W. O'Sullivan, "Computerized cuff pressure algometry as guidance for circumferential tissue compression for wearable soft robotic applications : a systematic review," *Soft Robotics*, vol. 5, pp. 1–16, feb 2018.

[117] A. Schiele and F. C. T. van der Helm, "Kinematic design to improve ergonomics in human machine interaction," *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, vol. 14, pp. 456–469, dec 2006.

[118] A. Schiele, "An explicit model to predict and interpret constraint force creation in pHRI with exoskeletons," in *2008 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, may 2008.

[119] J. Beil, C. Marquardt, and T. Asfour, "Self-aligning exoskeleton hip joint : Kinematic design with five revolute, three prismatic and one ball joint," in *2017 International Conference on Rehabilitation Robotics (ICORR)*, jul 2017.

[120] K. Junius, N. Lefeber, E. Swinnen, B. Vanderborght, and D. Lefeber, "Metabolic effects induced by a kinematically compatible hip exoskeleton during STS," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 65, pp. 1399–1409, jun 2018.

[121] Y. Niu, Z. Song, and J. S. Dai, "Design of the planar compliant five-bar mechanism for self-aligning knee exoskeleton," in *2018 International Conference on Reconfigurable Mechanisms and Robots (ReMAR)*, IEEE, jun 2018.

[122] A. H. A. Stienen, E. E. G. Hekman, F. C. T. van der Helm, and H. van der Kooij, "Self-aligning exoskeleton axes through decoupling of joint rotations and translations," *IEEE Transactions on Robotics*, vol. 25, no. 3, pp. 628–633, 2009.

[123] A. S. Niyetkaliyev, S. Hussain, M. H. Ghayesh, and G. Alici, "Review on design and control aspects of robotic shoulder rehabilitation orthoses," *IEEE Transactions on Human-Machine Systems*, vol. 47, pp. 1134–1145, dec 2017.

[124] A. Schiele and F. C. T. van der Helm, "Influence of attachment pressure and kinematic configuration on pHRI with wearable robots," *Applied Bionics and Biomechanics*, vol. 6, no. 2, pp. 157–173, 2009.

[125] P. Garrec, "Screw and Cable Acutators (SCS) and Their Applications to Force Feedback Teleoperation, Exoskeleton and Anthropomorphic Robotics," *Robotics 2010 Current and Future Challenges*, pp. 167–191, 2010.

[126] M. Puchinger, N. B. R. Kurup, T. Keck, J. Zajc, M. F. Russold, and M. Gfohler, "The retrainer light-weight arm exoskeleton : effect of adjustable gravity compensation on muscle activations and forces," in *Proceedings of the 7th IEEE International Conference on BiomedicalRobotics and Biomechatronics (Biorob)*, aug 2018.

[127] M. D. Ellis, T. Sukal, T. DeMott, and J. P. A. Dewald, "Augmenting clinical evaluation of hemiparetic arm movement with a laboratory-based quantitative measurement of kinematics as a function of limb loading," *Neurorehabilitation and Neural Repair*, vol. 22, pp. 321–329, dec 2007.

[128] M. D. Ellis, T. M. Sukal-Moulton, and J. Dewald, "Impairment-based 3-d robotic intervention improves upper extremity work area in chronic stroke : targeting abnormal joint torque coupling with progressive shoulder abduction loading," *IEEE Transactions on Robotics*, vol. 25, pp. 549–555, jun 2009.

[129] D. Verdel, S. Bastide, N. Vignais, O. Bruneau, and B. Berret, "Human weight compensation with a backdrivable upper-limb exoskeleton : identification and control," *Frontiers in Bioengineering and Biotechnology*, vol. 9, pp. 1–16, jan 2022.

[130] D. J. Gladstone, C. J. Danells, and S. E. Black, "The Fugl-Meyer assessment of motor recovery after stroke : a critical review of its measurement properties," *Neurorehabilitation and Neural Repair*, vol. 16, pp. 232–240, sep 2002.

[131] S. R. Barreca, P. W. Stratford, C. L. Lambert, L. M. Masters, and D. L. Streiner, "Test-retest reliability, validity, and sensitivity of the chedoke arm and hand activity inventory : a new measure of upper-limb function for survivors of stroke," *Archives of Physical Medicine and Rehabilitation*, vol. 86, pp. 1616–1622, aug 2005.

[132] A. Frisoli, L. Borelli, A. Montagner, S. Marcheschi, C. Procopio, F. Salsedo, M. Bergamasco, M. C. Carboncini, M. Tolaini, and B. Rossi, "Arm rehabilitation with a robotic exoskeleleton in Virtual Reality," in *IEEE 10th International Conference on Rehabilitation Robotics ICORR, 2007.*, pp. 631–642, 2007.

[133] A. Frisoli, C. Procopio, C. Chisari, I. Creatini, L. Bonfiglio, M. Bergamasco, B. Rossi, and M. C. Carboncini, "Positive effects of robotic exoskeleton training of upper limb reaching movements after stroke," *Journal of neuroengineering and rehabilitation*, vol. 9, no. 1, p. 36, 2012.

[134] G. B. Prange, M. J. A. Jannink, A. H. A. Stienen, H. van der Kooij, M. J. IJzerman, and H. J. Hermens, "Influence of gravity compensation on muscle activation patterns during different temporal phases of arm movements of stroke patients," *Neurorehabilitation and Neural Repair*, vol. 23, pp. 478–485, June 2009.

[135] G. B. Prange, L. A. C. Kallenberg, M. J. A. Jannink, A. H. A. Stienen, H. van der Kooij, M. J. IJzerman, and H. J. Hermens, "Influence of gravity compensation on muscle activity uring reach and retrieval in healthy elderly," *Journal of Electromyography and Kinesiology*, vol. 19, pp. 40–49, Apr. 2009.

[136] G. Mochizuki, A. Centen, M. Resnick, C. Lowrey, S. P. Dukelow, and S. H. Scott, "Movement kinematics and proprioception in post-stroke spasticity : assessment using the kinarm robotic exoskeleton," *Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation*, vol. 16, nov 2019.

[137] F. Just, Özhan Özen, S. Tortora, V. Klamroth-Marganska, R. Riener, and G. Rauter, "Human arm weight compensation in rehabilitation robotics : efficacy of three distinct methods," *Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation*, vol. 17, no. 1, 2020.

[138] B. Perry, J. Sivak, and D. Stokic, "Providing unloading by exoskeleton improves shoulder flexion performance after stroke," *Experimental Brain Research*, vol. 239, pp. 1539–1549, mar 2021.

[139] S. Furuya, R. Osu, and H. Kinoshita, "Effective utilization of gravity during arm downswing in keystrokes by expert pianists," *Neuroscience*, vol. 164, pp. 822–831, dec 2009.

[140] J. Gaveau, S. Grospretre, B. Berret, D. E. Angelaki, and C. Papaxanthis, "A cross-species neural integration of gravity for motor optimization," *Science Advances*, vol. 7, p. eabf7800, apr 2021.

[141] G. Poirier, C. Papaxanthis, F. Mourey, M. Lebigre, and J. Gaveau, "Muscle effort is best minimized by the right-dominant arm in the gravity field," *Journal of Neurophysiology*, vol. 127, pp. 1117–1126, apr 2022.

[142] D. Verdel, S. Bastide, F. Geffard, O. Bruneau, N. Vignais, and B. Berret, "Fast reoptimization of human motor patterns in non-Earth gravity fields locally induced by a robotic exoskeleton," *bioRχiv*, nov 2022.

[143] K. D. Runnalls, P. Ortega-Auriol, A. J C McMorland, G. Anson, and W. D Byblow, "Effects of arm weight support on neuromuscular activation during reaching in chronic stroke patients," *Experimental Brain Research*, vol. 237, pp. 3391–3408, Dec. 2019.

[144] J. L. Samper-Escudero, S. Coloma, M. A. Olivares-Mendez, M. A. S.-U. Gonzalez, and M. Ferre, "A compact and portable exoskeleton for shoulder and elbow assistance for workers and prospective use in space," *IEEE Transactions on Human-Machine Systems*, pp. 1–10, 2022.

[145] R. F. Chandler, E. Clauser C., T. McConviRe J., M. Reynolds H., and J. W. Young, "Investigation of inertial properties of the human body," *(AMRL TR 74-137). Wright-PattersonAir Force Base, Ohio (NTIS No. ADA016 485)*, 1975.

[146] D. A. Winter, *Biomechanics and motor control of human movement*, vol. 1 of *John Wiley and Sons*. New York : New York : John Wiley and Sons, second ed., 1990.

[147] P. de Leva, "Adjustments to zatsiorsky-seluyanov's segment inertia parameters," *Journal of Biomechanics*, vol. 29, pp. 1223–1230, sep 1996.

[148] P. de Leva, "Joint center longitudinal positions computed from a selected subset of chandler's data," *Journal of Biomechanics*, vol. 29, pp. 1231–1233, sep 1996.

[149] R. Ronsse, N. Vitiello, T. Lenzi, J. van den Kieboom, M. C. Carrozza, and A. J. Ijspeert, "Human–robot synchrony : flexible assistance using adaptive oscillators," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 58, pp. 1001–1012, apr 2011.

[150] B. Berret and F. Jean, "Why Don't We Move Slower ? The Value of Time in the Neural Control of Action," *Journal of Neuroscience*, vol. 36, pp. 1056–1070, Jan. 2016.

[151] M. Virmavirta and J. Isolehto, "Determining the location of the body center of mass for different groups of physically active people," *Journal of Biomechanics*, vol. 47, pp. 1909–1913, jun 2014.

[152] H. Hatze, "Parameter identification for human body segment models," *Theoretical Issues in Ergonomics Science*, vol. 6, pp. 331–334, may 2005.

[153] G. Venture, K. Yamane, Y. Nakamura, and M. Hirashima, "Estimating viscoelastic properties of human limb joints based on motion capture and robotic identification technologies," in *2007 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pp. 624–629, oct 2007.

[154] G. Venture, K. Ayusawa, and Y. Nakamura, "Motion capture based identification of the human body inertial parameters," in *30th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, aug 2008.

[155] G. Venture, K. Ayusawa, and Y. Nakamura, "Real-time identification and visualization of human segment parameters," in *2009 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, sep 2009.

[156] G. Venture, K. Ayusawa, and Y. Nakamura, "Identification of human mass properties from motion," *IFAC Proceedings Volumes*, vol. 42, no. 10, pp. 988–993, 2009.

[157] G. Venture and M. Gautier, "Dynamics calibration using inverse dynamics and LS technique & an application to the human body," in *2012 IEEE/ASME International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics (AIM)*, IEEE, jul 2012.

[158] G. Venture, T. Yabuki, Y. Kinase, A. Berthoz, and N. Abe, "Using dynamics to recognize human motion," in *Dance Notations and Robot Motion*, pp. 361–376, Springer International Publishing, nov 2015.

[159] E. Todorov, "Probabilistic inference of multijoint movements, skeletal parameters and marker attachments from diverse motion capture data," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 54, pp. 1927–1939, nov 2007.

[160] G. Venture, K. Ayusawa, and Y. Nakamura, "A numerical method for choosing motions with optimal excitation properties for identification of biped dynamics - an application to human," in *2009 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, IEEE, may 2009.

[161] K. Ayusawa, G. Venture, and Y. Nakamura, "Real-time implementation of physically consistent identification of human body segments," in *2011 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, may 2011.

[162] V. Bonnet, P. Fraisse, A. Crosnier, M. Gautier, A. Gonzalez, and G. Venture, "Optimal exciting dance for identifying inertial parameters of an anthropomorphic structure," *IEEE Transactions on Robotics*, vol. 32, pp. 823–836, aug 2016.

[163] J. Jovic, A. Escande, K. Ayusawa, E. Yoshida, A. Kheddar, and G. Venture, "Humanoid and human inertia parameter identification using hierarchical optimization," *IEEE Transactions on Robotics*, vol. 32, pp. 726–735, jun 2016.

[164] B. Hwang and D. Jeon, "A method to accurately estimate the muscular torques of human wearing exoskeletons by torque sensors," *Sensors*, vol. 15, pp. 8337–8357, apr 2015.

[165] S. L. Delp, F. C. Anderson, A. S. Arnold, P. Loan, A. Habib, C. T. John, E. Guendelman, and D. G. Thelen, "OpenSim : open-source software to create and analyze dynamic simulations of movement," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 54, pp. 1940–1950, nov 2007.

[166] S. Knuth, A. Passon, F. Dähne, A. Niedeggen, I. Schmehl, and T. Schauer, "Adaptive arm weight support using a cable-driven robotic system," in *Biosystems & Biorobotics*, pp. 1317–1321, Springer International Publishing, oct 2016.

[167] F. Just, O. Ozen, S. Tortora, R. Riener, and G. Rauter, "Feedforward model based arm weight compensation with the rehabilitation robot ARMin," in *2017 International Conference on Rehabilitation Robotics (ICORR)*, jul 2017.

[168] Y. Li, A. Sena, Z. Wang, X. Xing, J. Babič, E. van Asseldonk, and E. Burdet, "A review on interaction control for contact robots through intent detection," *Progress in Biomedical Engineering*, vol. 4, p. 032004, jul 2022.

[169] S. Schaal, S. Kotosaka, and D. Sternad, "Nonlinear dynamical systems as movement primitives," in *Humanoids 2000, First IEEE-RAS International Conference on Humanoid Robots*, CD-Proceedings, 2000.

[170] S. Schaal, J. Peters, J. Nakanishi, and A. Ijspeert, "Learning movement primitives," in *Springer Tracts in Advanced Robotics*, pp. 561–572, Springer Berlin Heidelberg, 2005.

[171] A. J. Ijspeert, J. Nakanishi, H. Hoffmann, P. Pastor, and S. Schaal, "Dynamical movement primitives : learning attractor models for motor behaviors," *Neural Computation*, vol. 25, pp. 328–373, feb 2013.

[172] S. Schaal, "Dynamic movement primitives – A framework for motor control in humans and humanoid robotics," in *Adaptive Motion of Animals and Machines* (H. Kimura, K. Tsuchiya, A. Ishiguro, and H. Witte, eds.), pp. 261–280, Springer-Verlag, 2006.

[173] S. Qiu, W. Guo, D. Caldwell, and F. Chen, "Exoskeleton online learning and estimation of human walking intention based on dynamical movement primitives," *IEEE Transactions on Cognitive and Developmental Systems*, vol. 13, pp. 67–79, mar 2021.

[174] L. Peternel, T. Noda, T. Petrič, A. Ude, J. Morimoto, and J. Babič, "Adaptive control of exoskeleton robots for periodic assistive behaviours based on EMG feedback minimisation," *PLOS ONE*, vol. 11, p. e0148942, feb 2016.

[175] W. Gomes, P. Maurice, E. Dalin, J.-B. Mouret, and S. Ivaldi, "Multi-objective trajectory optimization to improve ergonomics in human motion," *IEEE Robotics and Automation Letters*, vol. 7, pp. 342–349, jan 2022.

[176] C. Lauretti, F. Cordella, A. L. Ciancio, E. Trigili, J. M. Catalan, F. J. Badesa, S. Crea, S. M. Pagliara, S. Sterzi, N. Vitiello, N. G. Aracil, and L. Zollo, "Learning by demonstration for motion planning of upper-limb exoskeletons," *Frontiers in Neurorobotics*, vol. 12, feb 2018.

[177] M. Jamsek, T. Kunavar, U. Bobek, E. Rueckert, and J. Babic, "Predictive exoskeleton control for arm-motion augmentation based on probabilistic movement primitives combined with a flow controller," *IEEE Robotics and Automation Letters*, vol. 6, pp. 4417–4424, jul 2021.

[178] L. Righetti, J. Buchli, and A. J. Ijspeert, "Dynamic hebbian learning in adaptive frequency oscillators," *Physica D : Nonlinear Phenomena*, vol. 216, pp. 269–281, apr 2006.

[179] L. Righetti and A. J. Ijspeert, "Programmable central pattern generators : an application to biped locomotion control," in *Proceedings of the 2006 IEEE International Conference on Robotics and Automation, ICRA*, IEEE, 2006.

[180] A. Gams, A. J. Ijspeert, S. Schaal, and J. Lenarčič, "On-line learning and modulation of periodic movements with nonlinear dynamical systems," *Autonomous Robots*, vol. 27, pp. 3–23, may 2009.

[181] L. Righetti, J. Buchli, and A. J. Ijspeert, "Adaptive frequency oscillators and applications," *The Open Cybernetics & Systemics Journal*, vol. 3, pp. 64–69, oct 2009.

[182] G. Aguirre-Ollinger, "Learning muscle activation patterns via nonlinear oscillators : Application to lower-limb assistance," in *2013 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, IEEE, nov 2013.

[183] A. Gams, T. Petric, T. Debevec, and J. Babic, "Effects of robotic knee exoskeleton on human energy expenditure," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 60, pp. 1636–1644, jun 2013.

[184] T. Yan, A. Parri, M. Fantozzi, M. Cortese, M. Muscolo, M. Cempini, F. Giovacchini, G. Pasquini, M. Munih, and N. Vitiello, "A novel adaptive oscillators-based control for a powered multi-joint lower-limb orthosis," in *IEEE International Conference on Rehabilitation Robotics (ICORR)*, IEEE, Aug. 2015.

[185] G. Chen, P. Qi, Z. Guo, and H. Yu, "Gait-event-based synchronization method for gait rehabilitation robots via a bioinspired adaptive oscillator," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 64, pp. 1345–1356, jun 2017.

[186] E. Zheng, S. Manca, T. Yan, A. Parri, N. Vitiello, and Q. Wang, "Gait phase estimation based on noncontact capacitive sensing and adaptive oscillators," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 64, no. 10, pp. 2419–2430, 2017.

[187] Y. Ma, X. Wu, J. Yi, C. Wang, and C. Chen, "A review on human-exoskeleton coordination towards lower limb robotic exoskeleton systems," *International Journal of Robotics and Automation*, vol. 34, no. 4, 2019.

[188] W. Yang, L. Xu, L. Yu, Y. Chen, Z. Yan, and C. Yang, "Hybrid oscillator-based no-delay hip exoskeleton control for free walking assistance," *Industrial Robot : the international journal of robotics research and application*, vol. 48, pp. 906–914, jul 2021.

[189] R. Ronsse, N. Vitiello, T. Lenzi, J. van den Kieboom, M. C. Carrozza, and A. J. Ijspeert, "Adaptive oscillators with human-in-the-loop : Proof of concept for assistance and rehabilitation," in *2010 3rd IEEE RAS & EMBS International Conference on Biomedical Robotics and Biomechatronics*, IEEE, sep 2010.

[190] W. Wang, L. Qin, X. Yuan, X. Ming, T. Sun, and Y. Liu, "Bionic control of exoskeleton robot based on motion intention for rehabilitation training," *Advanced Robotics*, vol. 33, no. 12, pp. 590–601, 2019.

[191] N. Jarrassé, T. Charalambous, and E. Burdet, "A framework to describe, analyze and generate interactive motor behaviors," *PLoS ONE*, vol. 7, p. e49945, nov 2012.

[192] N. Hogan, "Impedance control : an approach to manipulation," in *1984 American Control Conference*, IEEE, jul 1984.

[193] N. Hogan, "Impedance control of industrial robots," *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, vol. 1, pp. 97–113, jan 1984.

[194] N. Hogan, "Impedance control : an approach to manipulation : part II-implementation," *Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control*, vol. 107, pp. 8–16, mar 1985.

[195] G. Aguirre-Ollinger, J. E. Colgate, M. A. Peshkin, and A. Goswami, "Active-impedance control of a lower-limb assistive exoskeleton," in *2007 IEEE 10th International Conference on Rehabilitation Robotics*, IEEE, jun 2007.

[196] Z. Yang, Y. Zhu, X. Yang, and Y. Zhang, "Impedance control of exoskeleton suit based on adaptive RBF neural network," in *2009 International Conference on Intelligent Human-Machine Systems and Cybernetics*, IEEE, 2009.

[197] A. M. Khan, D. won Yun, M. A. Ali, J. Han, K. Shin, and C. Han, "Adaptive impedance control for upper limb assist exoskeleton," in *2015 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, IEEE, may 2015.

[198] H. T. Tran, H. Cheng, H. Rui, X. Lin, M. K. Duong, and Q. Chen, "Evaluation of a fuzzy-based impedance control strategy on a powered lower exoskeleton," *International Journal of Social Robotics*, vol. 8, pp. 103–123, oct 2015.

[199] W. Huo, S. Mohammed, Y. Amirat, and K. Kong, "Active impedance control of a lower limb exoskeleton to assist sit-to-stand movement," in *2016 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, IEEE, may 2016.

[200] A. U. Pehlivan, D. P. Losey, and M. K. OMalley, "Minimal assist-as-needed controller for upper limb robotic rehabilitation," *IEEE Transactions on Robotics*, vol. 32, pp. 113–124, feb 2016.

[201] Z. Li, Z. Huang, W. He, and C.-Y. Su, "Adaptive impedance control for an upper limb robotic exoskeleton using biological signals," *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 64, pp. 1664–1674, feb 2017.

[202] Y. Guo, H. Wang, Y. Tian, and D. G. Caldwell, "Task performance-based adaptive velocity assist-as-needed control for an upper limb exoskeleton," *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 73, p. 103474, mar 2022.

[203] A. Takagi, F. Usai, G. Ganesh, V. Sanguineti, and E. Burdet, "Haptic communication between humans is tuned by the hard or soft mechanics of interaction," *Computational Biology*, vol. 14, pp. 1–17, Mar. 2018.

[204] A. Takagi, M. Hirashima, D. Nozaki, and E. Burdet, "Individuals physically interacting in a group rapidly coordinate their movement by estimating the collective goal," *eLife*, vol. 8, pp. 1–19, Feb. 2019.

[205] T. Başar and G. J. Olsder, *Dynamic noncooperative game theory, 2nd edition*. Society for Industrial and Applied Mathematics, jan 1998.

[206] C. Belta, A. Bicchi, M. Egerstedt, E. Frazzoli, E. Klavins, and G. Pappas, "Symbolic planning and control of robot motion [Grand Challenges of Robotics]," *IEEE Robotics & Automation Magazine*, vol. 14, pp. 61–70, mar 2007.

[207] D. Gu, "A differential game approach to formation control," *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, vol. 16, pp. 85–93, jan 2008.

[208] F. Shamsi, F. Abdollahi, and K. Y. Nikravesh, "Time varying formation control using differential game approach," *IFAC Proceedings Volumes*, vol. 44, pp. 1114–1119, jan 2011.

[209] A. Jagat and A. J. Sinclair, "Nonlinear control for spacecraft pursuit-evasion game using the state-dependent riccati equation method," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 53, pp. 3032–3042, dec 2017.

[210] Y. Li, K. P. Tee, R. Yan, W. L. Chan, and Y. Wu, "A framework of human-robot coordination based on game theory and policy iteration," *IEEE Transactions on Robotics*, vol. 32, pp. 1408–1418, dec 2016.

[211] Y. Li, G. Carboni, F. Gonzalez, D. Campolo, and E. Burdet, "Differential game theory for versatile physical human-robot interaction," *Nature Machine Intelligence*, vol. 1, pp. 36–43, jan 2019.

[212] N. Irastorza-Landa, A. Sarasola-Sanz, E. Lopez-Larraz, C. Bibian, F. Shiman, N. Birbaumer, and A. Ramos-Murguialday, "Design of continuous EMG classification approaches towards the control of a robotic exoskeleton in reaching movements," in *2017 International Conference on Rehabilitation Robotics (ICORR)*, IEEE, jul 2017.

[213] H. C. Siu, A. M. Arenas, T. Sun, and L. A. Stirling, "Implementation of a surface electromyography-based upper extremity exoskeleton controller using learning from demonstration," *Sensors*, vol. 18, p. 467, feb 2018.

[214] E. Trigili, L. Grazi, S. Crea, A. Accogli, J. Carpaneto, S. Micera, N. Vitiello, and A. Panarese, "Detection of movement onset using EMG signals for upper-limb exoskeletons in reaching tasks," *Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation*, vol. 16, mar 2019.

[215] S. Yao, Y. Zhuang, Z. Li, and R. Song, "Adaptive admittance control for an ankle exoskeleton using an EMG-driven musculoskeletal model," *Frontiers in Neurorobotics*, vol. 12, apr 2018.

[216] T. Teramae, T. Noda, and J. Morimoto, "EMG-based model predictive control for physical human–robot interaction : application for assist-as-needed control," *IEEE Robotics and Automation Letters*, vol. 3, pp. 210–217, jan 2018.

[217] N. E. Krausz, D. Lamotte, I. Batzianoulis, L. J. Hargrove, S. Micera, and A. Billard, "Intent prediction based on biomechanical coordination of EMG and vision-filtered gaze for end-point control of an arm prosthesis," *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, vol. 28, pp. 1471–1480, jun 2020.

[218] R. Dindorf and P. Wos, "Using the bioelectric signals to control of wearable orthosis of the elbow joint with bi-muscular pneumatic servo-drive," *Robotica*, vol. 38, pp. 804–818, jul 2019.

[219] B. Treussart, F. Geffard, N. Vignais, and F. Marin, "Controlling an upper-limb exoskeleton by EMG signal while carrying unknown load," in *2020 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, pp. 9107–9113, may 2020.

[220] S. Grafakos, F. Dimeas, and N. Aspragathos, "Variable admittance control in pHRI using EMG-based arm muscles co-activation," in *2016 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC)*, IEEE, oct 2016.

[221] H. I. Krebs, J. J. Palazzolo, L. Dipietro, M. Ferraro, J. Krol, K. Rannekleiv, B. T. Volpe, and N. Hogan, "Rehabilitation robotics : performance-based progressive robot-assisted therapy," *Autonomous Robots*, vol. 15, no. 1, pp. 7–20, 2003.

[222] F. Abdollahi, E. D. C. Lazarro, M. Listenberger, R. V. Kenyon, M. Kovic, R. A. Bogey, D. Hedeker, B. D. Jovanovic, and J. L. Patton, "Error augmentation enhancing arm recovery in individuals with chronic stroke," *Neurorehabilitation and Neural Repair*, vol. 28, pp. 120–128, aug 2013.

[223] D. Novak, A. Nagle, U. Keller, and R. Riener, "Increasing motivation in robot-aided arm rehabilitation with competitive and cooperative gameplay," *Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation*, vol. 11, no. 1, p. 64, 2014.

[224] G. B. Prange, M. J. A. Jannink, C. G. M. Groothuis-Oudshoorn, H. J. Hermens, and M. J. IJzerman, "Systematic review of the effect of robot-aided therapy on recovery of the hemiparetic arm after stroke," *The Journal of Rehabilitation Research and Development*, vol. 43, no. 2, p. 171, 2006.

[225] G. Cheng, S. K. Ehrlich, M. Lebedev, and M. A. L. Nicolelis, "Neuroengineering challenges of fusing robotics and neuroscience," *Science Robotics*, vol. 5, dec 2020.

[226] S. H. Scott, "Apparatus for measuring and perturbing shoulder and elbow joint positions and torques during reaching," *Journal of Neuroscience Methods*, vol. 89, pp. 119–127, jul 1999.

[227] E. Burdet, R. Osu, D. W. Franklin, T. E. Milner, and M. Kawato, "The central nervous system stabilizes unstable dynamics by learning optimal impedance," *Letters to Nature*, vol. 414, pp. 446–449, Nov. 2001.

[228] C.-S. R. Li, C. Padoa-Schioppa, and E. Bizzi, "Neuronal correlates of motor performance and motor learning in the primary motor cortex of monkeys adapting to an external force field," *Neuron*, vol. 30, pp. 593–607, may 2001.

[229] D. W. Franklin, R. Osu, E. Burdet, M. Kawato, and T. E. Milner, "Adaptation to stable and unstable dynamics achieved by combined impedance control and inverse dynamics model," *Journal of Neurophysiology*, vol. 90, pp. 3270–3282, Nov. 2003.

[230] E. Burdet, K. P. Tee, I. Mareels, T. E. Milner, C. M. Chew, D. W. Franklin, R. Osu, and M. Kawato, "Stability and motor adaptation in human arm movements," *Biological Cybernetics*, vol. 94, pp. 20–32, Jan. 2006.

[231] D. W. Franklin, G. Liaw, T. E. Milner, R. Osu, E. Burdet, and M. Kawato, "Endpoint stiffness of the arm is directionally tuned to instability in the environment," *Journal of Neuroscience*, vol. 27, pp. 7705–7716, jul 2007.

[232] D. W. Franklin, E. Burdet, K. P. Tee, R. Osu, C.-M. Chew, T. E. Milner, and M. Kawato, "Cns learns stable, accurate, and efficient movements using a simple algorithm," *The Journal of Neuroscience*, vol. 28, pp. 11165–11173, Oct. 2008.

[233] A. Melendez-Calderon, L. Masia, R. Gassert, G. Sandini, and E. Burdet, "Force field adaptation can be learned using vision in the absence of proprioceptive error," *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, vol. 19, pp. 298–306, jun 2011.

[234] M.-O. Dube and J.-S. Roy, "Effect of fatigue and the absence of visual feedback on shoulder motor control in an healthy population during a reaching task," *Gait & Posture*, vol. 74, pp. 135–141, oct 2019.

[235] S. Bastide, N. Vignais, F. Geffard, and B. Berret, "Analysing human-exoskeleton interaction : on the human adaptation to modified gravito-inertial dynamics," *Computer Methods in Biomechanics and Biomedical Engineering*, vol. 22, pp. S507–S509, may 2019.

[236] M. Mistry, P. Mohajerian, and S. Schaal, "Arm movement experiments with joint space force fields using an exoskeleton robot," in *9th International Conference on Rehabilitation Robotics ICORR*, pp. 408–413, IEEE, June 2005.

[237] J. C. Selinger, S. M. O'Connor, J. D. Wong, and J. M. Donelan, "Humans can continuously optimize energetic cost during walking," *Current Biology*, vol. 25, pp. 2452–2456, sep 2015.

[238] D. Marr, *Vision : A computational investigation into the human representation and processing of visual information*. MIT press, 2010.

[239] S. H. Scott, "Optimal feedback control and the neural basis of volitional motor control," *Nature Reviews Neuroscience*, vol. 5, pp. 532–545, jul 2004.

[240] J. F. Kalaska, "From intention to action : motor cortex and the control of reaching movements," in *Advances in Experimental Medicine and Biology*, pp. 139–178, Springer US, 2009.

[241] J. T. Dudman and J. W. Krakauer, "The basal ganglia : from motor commands to the control of vigor," *Current Opinion in Neurobiology*, vol. 37, pp. 158–166, apr 2016.

[242] P. N. Sabes, M. I. Jordan, and D. M. Wolpert, "The role of inertial sensitivity in motor planning," *The Journal of Neuroscience*, vol. 18, pp. 5948–5957, aug 1998.

[243] E. Todorov and M. I. Jordan, "Optimal feedback control as a theory of motor coordination," *Nature Neuroscience*, vol. 5, pp. 1226–1235, nov 2002.

[244] R. J. van Beers, P. Haggard, and D. M. Wolpert, "The role of execution noise in movement variability," *Journal of Neurophysiology*, vol. 91, pp. 1050–1063, feb 2004.

[245] K. P. Körding and D. M. Wolpert, "Bayesian integration in sensorimotor learning," *Nature*, vol. 427, pp. 244–247, jan 2004.

[246] N. Schweighofer, M. A. Arbib, and M. Kawato, "Role of the cerebellum in reaching movements in humans. i. distributed inverse dynamics control," *European Journal of Neuroscience*, vol. 10, pp. 86–94, jan 1998.

[247] N. Schweighofer, J. Spoelstra, M. A. Arbib, and M. Kawato, "Role of the cerebellum in reaching movements in humans. II. a neural model of the intermediate cerebellum," *European Journal of Neuroscience*, vol. 10, pp. 95–105, jan 1998.

[248] A. L. Wong, A. M. Haith, and J. W. Krakauer, "Motor planning," *The Neuroscientist*, vol. 21, pp. 385–398, jun 2014.

[249] R. H. S. Carpenter, "Contrast, probability, and saccadic latency," *Current Biology*, vol. 14, pp. 1576–1580, sep 2004.

[250] R. H. S. Carpenter and M. L. L. Williams, "Neural computation of log likelihood in control of saccadic eye movements," *Nature*, vol. 377, pp. 59–62, sep 1995.

[251] S. Perfiliev, T. Isa, B. Johnels, G. Steg, and J. Wessberg, "Reflexive limb selection and control of reach direction to moving targets in cats, monkeys, and humans," *Journal of Neurophysiology*, vol. 104, pp. 2423–2432, nov 2010.

[252] L. Fautrelle, C. Prablanc, B. Berret, Y. Ballay, and F. Bonnetblanc, "Pointing to double-step visual stimuli from a standing position : very short latency (express) corrections are observed in upper and lower limbs and may not require cortical involvement," *Neuroscience*, vol. 169, pp. 697–705, aug 2010.

[253] J. R. Flanagan and A. M. Wing, "The role of internal models in motion planning and control : evidence from grip force adjustments during movements of hand-held loads," *The Journal of Neuroscience*, vol. 17, pp. 1519–1528, feb 1997.

[254] D. M. Wolpert, R. C. Miall, and M. Kawato, "Internal models in the cerebellum," *Trends in Cognitive Sciences*, vol. 2, pp. 338–347, sep 1998.

[255] M. Kawato, "Internal models for motor control and trajectory planning," *Current Opinion in Neurobiology*, vol. 9, pp. 718–727, dec 1999.

[256] M. Kawato and D. Wolpert, "Internal models for motor control," in *Novartis Foundation Symposia*, pp. 291–307, John Wiley & Sons, Ltd., sep 2007.

[257] M. O. Ernst and M. S. Banks, "Humans integrate visual and haptic information in a statistically optimal fashion," *Nature*, vol. 415, pp. 429–433, jan 2002.

[258] K. Doya, I. Shin, P. Alexandre, and P. N. R. Rajesh, *Bayesian brain : probabilistic approaches to neural coding*. MIT Press (MA), 2011.

[259] S. W. Egger, E. D. Remington, C.-J. Chang, and M. Jazayeri, "Internal models of sensorimotor integration regulate cortical dynamics," *Nature Neuroscience*, vol. 22, pp. 1871–1882, oct 2019.

[260] D. McNamee and D. M. Wolpert, "Internal models in biological control," *Annual Review of Control, Robotics, and Autonomous Systems*, vol. 2, pp. 339–364, may 2019.

[261] J. Merel, M. Botvinick, and G. Wayne, "Hierarchical motor control in mammals and machines," *Nature Communications*, vol. 10, dec 2019.

[262] H. Tanaka, T. Ishikawa, J. Lee, and S. Kakei, "The cerebro-cerebellum as a locus of forward model : a review," *Frontiers in Systems Neuroscience*, vol. 14, apr 2020.

[263] E. Todorov, "Optimality principles in sensorimotor control," *Nature Neuroscience*, vol. 7, pp. 907–915, aug 2004.

[264] E. Todorov, "Stochastic optimal control and estimation methods adapted to the noise characteristics of the sensorimotor system," *Neural Computation*, vol. 17, pp. 1084–1108, may 2005.

[265] W. Li and E. Todorov, "Iterative linearization methods for approximately optimal control and estimation of non-linear stochastic system," *International Journal of Control*, vol. 80, pp. 1439–1453, sep 2007.

[266] Y. Uno, M. Kawato, and R. Suzuki, "Formation and control of optimal trajectory in human multijoint arm movement," *Biological Cybernetics*, vol. 61, pp. 89–101, jun 1989.

[267] E. Nakano, H. Imamizu, R. Osu, Y. Uno, H. Gomi, T. Yoshioka, and M. Kawato, "Quantitative examinations of internal representations for arm trajectory planning : minimum commanded torque change model," *Journal of Neurophysiology*, vol. 81, pp. 2140–2155, may 1999.

[268] W. L. Nelson, "Physical principles for economies of skilled movements," *Biological Cybernetics*, vol. 46, pp. 135–147, feb 1983.

[269] B. Berret, C. Darlot, F. Jean, T. Pozzo, C. Papaxanthis, and J. P. Gauthier, "The inactivation principle : mathematical solutions minimizing the absolute work and biological implications for the planning of arm movements," *PLoS Computational Biology*, vol. 4, p. e1000194, oct 2008.

[270] A. Biess, D. G. Liebermann, and T. Flash, "A computational model for redundant human three-dimensional pointing movements : integration of independent spatial and temporal motor plans simplifies movement dynamics," *Journal of Neuroscience*, vol. 27, pp. 13045–13064, nov 2007.

[271] M. Athans, "The role and use of the stochastic linear-quadratic-Gaussian problem in control system design," *IEEE Transactions on Automatic Control*, vol. 16, pp. 529–552, dec 1971.

[272] B. Berret, A. Conessa, N. Schweighofer, and E. Burdet, "Stochastic optimal feedforward-feedback control determines timing and variability of arm movements with or without vision," *PLOS Computational Biology*, vol. 17, p. e1009047, jun 2021.

[273] F. Crevecoeur, J.-L. Thonnard, and P. Lefèvre, "Optimal integration of gravity in trajectory planning of vertical pointing movements," *Journal of Neurophysiology*, vol. 102, pp. 786–796, aug 2009.

[274] F. Crevecoeur, J. McIntyre, J.-L. Thonnard, and P. Lefèvre, "Movement stability under uncertain internal models of dynamics," *Journal of Neurophysiology*, vol. 104, pp. 1301–1313, sep 2010.

[275] Y. Ueyama and E. Miyashita, "Optimal feedback control for predicting dynamic stiffness during arm movement," *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 61, pp. 1044–1052, feb 2014.

[276] E. Guigon, "A computational theory for the production of limb movements.," *Psychological Review*, aug 2021.

[277] W. Li and E. Todorov, "Iterative linear quadratic regulator design for nonlinear biological movement systems.," in *ICINCO*, pp. 222–229, Citeseer, 2004.

[278] K. R. Saul, X. Hu, C. M. Goehler, M. E. Vidt, M. Daly, A. Velisar, and W. M. Murray, "Benchmarking of dynamic simulation predictions in two software platforms using an upper limb musculoskeletal model," *Computer Methods in Biomechanics and Biomedical Engineering*, vol. 18, pp. 1445–1458, jul 2014.

[279] R. F. Beer, M. D. Ellis, G. Bradley, and P. D. Julius, "Impact of gravity loading on post-stroke reaching and its relationship to weakness," *Muscle and Nerve*, vol. 36, pp. 242–250, Aug. 2007.

[280] S. P. Dukelow, T. M. Herter, K. D. Moore, M. J. Demers, J. I. Glasgow, S. D. Bagg, K. E. Norman, and S. H. Scott, "Quantitative assessment of limb position sense following stroke," *Neurorehabilitation and Neural Repair*, vol. 24, pp. 178–187, sep 2009.

[281] N. Neckel, M. Pelliccio, D. Nichols, and J. Hidler, "Quantification of functional weakness and abnormal synergy patterns in the lower limb of individuals with chronic stroke," *Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation*, vol. 3, jul 2006.

[282] T. M. Sukal, M. D. Ellis, and J. P. A. Dewald, "Dynamic characterization of upper limb discoordination following hemiparetic stroke," in *9th International Conference on Rehabilitation Robotics, 2005. ICORR 2005.*, pp. 519–521, IEEE, 2005.

[283] M. P. D. Looze, K. V. Greuningen, J. Rebel, I. Kingma, and P. P. F. M. Kuijer, "Force direction and physical load in dynamic pushing and pulling," *Ergonomics*, vol. 43, pp. 377–390, mar 2000.

[284] A. Freivalds, *Biomechanics of the upper limbs : mechanics, modeling and musculoskeletal injuries*. CRC Press Taylor & Francis, second ed., 2011.

[285] D. Ide, O. Tokcalar, and T. Gunduz, "The effect of joint forces and torques on speed variation in automobile assembly lines," *Work*, vol. 61, pp. 211–224, nov 2018.

[286] P. Capodaglio, L. Vismara, F. Menegoni, G. Baccalaro, M. Galli, and G. Grugni, "Strength characterization of knee flexor and extensor muscles in prader-willi and obese patients," *BMC Musculoskeletal Disorders*, vol. 10, may 2009.

[287] M. Cilli, K. Serbest, and E. Kayaoglu, "The effect of body weight on joint torques in teenagers : Investigation of sit-to-stand movement," *Clinical Biomechanics*, vol. 83, p. 105288, mar 2021.

[288] V. R. Edgerton, G. E. McCall, J. A. Hodgson, J. Gotto, C. Goulet, K. Fleischmann, and R. R. Roy, "Sensorimotor adaptations to microgravity in humans," *Journal of Experimental Biology*, vol. 204, pp. 3217–3224, sep 2001.

[289] R. H. Fitts, D. R. Riley, and J. J. Widrick, "Functional and structural adaptations of skeletal muscle to microgravity," *Journal of Experimental Biology*, vol. 204, pp. 3201–3208, sep 2001.

[290] F. P. M. Kohn and R. Ritzmann, "Gravity and neuronal adaptation, in vitro and in vivo—from neuronal cells up to neuromuscular responses : a first model," *European Biophysics Journal*, vol. 47, pp. 97–107, jun 2017.

[291] A. Winnard, J. Scott, N. Waters, M. Vance, and N. Caplan, "Effect of time on human muscle outcomes during simulated microgravity exposure without countermeasures—systematic review," *Frontiers in Physiology*, vol. 10, aug 2019.

[292] N. Goswami, O. White, A. Blaber, J. Evans, J. J. W. A. van Loon, and G. Clement, "Human physiology adaptation to altered gravity environments," *Acta Astronautica*, vol. 189, pp. 216–221, dec 2021.

[293] K. E. Hupfeld, H. R. McGregor, P. A. Reuter-Lorenz, and R. D. Seidler, "Microgravity effects on the human brain and behavior : Dysfunction and adaptive plasticity," *Neuroscience & Biobehavioral Reviews*, vol. 122, pp. 176–189, mar 2021.

[294] G. D. Tays, K. E. Hupfeld, H. R. McGregor, A. P. Salazar, Y. E. D. Dios, N. E. Beltran, P. A. Reuter-Lorenz, I. S. Kofman, S. J. Wood, J. J. Bloomberg, A. P. Mulavara, and R. D. Seidler, "The effects of long duration spaceflight on sensorimotor control and cognition," *Frontiers in Neural Circuits*, vol. 15, oct 2021.

[295] F. Lacquaniti, Y. P. Ivanenko, F. Sylos-Labini, V. L. Scaleia, B. L. Scaleia, P. A. Willems, and M. Zago, "Human locomotion in hypogravity : from basic research to clinical applications," *Frontiers in Physiology*, vol. 8, nov 2017.

[296] D. E. Angelaki, M. Q. McHenry, J. D. Dickman, S. D. Newlands, and B. J. M. Hess, "Computation of inertial motion : neural strategies to resolve ambiguous otolith information," *The Journal of Neuroscience*, vol. 19, pp. 316–327, jan 1999.

[297] D. M. Merfeld, L. Zupan, and R. J. Peterka, "Humans use internal models to estimate gravity and linear acceleration," *Nature*, vol. 398, pp. 615–618, apr 1999.

[298] D. M. Merfeld and L. H. Zupan, "Neural processing of gravitoinertial cues in humans. III. modeling tilt and translation responses," *Journal of Neurophysiology*, vol. 87, pp. 819–833, feb 2002.

[299] L. H. Zupan, R. J. Peterka, and D. M. Merfeld, "Neural processing of gravito-inertial cues in humans. i. influence of the semicircular canals following post-rotatory tilt," *Journal of Neurophysiology*, vol. 84, no. 4, pp. 2001–2015, 2000.

[300] A. M. Green and D. E. Angelaki, "Resolution of sensory ambiguities for gaze stabilization requires a second neural integrator," *The Journal of Neuroscience*, vol. 23, pp. 9265–9275, oct 2003.

[301] A. M. Green and D. E. Angelaki, "An integrative neural network for detecting inertial motion and head orientation," *Journal of neurophysiology*, vol. 92, no. 2, pp. 905–925, 2004.

[302] D. E. Angelaki, A. G. Shaikh, A. M. Green, and J. D. Dickman, "Neurons compute internal models of the physical laws of motion," *Nature*, vol. 430, pp. 560–564, jul 2004.

[303] I. Indovina, V. Maffei, G. Bosco, M. Zago, E. Macaluso, and F. Lacquaniti, "Representation of visual gravitational motion in the human vestibular cortex," *Science*, vol. 308, pp. 416–419, apr 2005.

[304] A. Karl, N. Birbaumer, W. Lutzenberger, L. G. Cohen, and H. Flor, "Reorganization of motor and somatosensory cortex in upper extremity amputees with phantom limb pain," *The Journal of Neuroscience*, vol. 21, pp. 3609–3618, may 2001.

[305] M. J. Prud'homme and J. F. Kalaska, "Proprioceptive activity in primate primary somatosensory cortex during active arm reaching movements," *Journal of Neurophysiology*, vol. 72, pp. 2280–2301, nov 1994.

[306] G. Bottini, R. Sterzi, E. Paulesu, G. Vallar, S. Cappa, F. Erminio, R. Passingham, C. Frith, and R. J. Frackowiak, "Identification of the central vestibular projections in man : a positron emission tomography activation study," *Experimental Brain Research*, vol. 99, may 1994.

[307] S. Bense, T. Stephan, T. A. Yousry, T. Brandt, and M. Dieterich, "Multisensory cortical signal increases and decreases during vestibular galvanic stimulation (fMRI)," *Journal of Neurophysiology*, vol. 85, pp. 886–899, feb 2001.

[308] J. Laurens, H. Meng, and D. E. Angelaki, "Neural representation of orientation relative to gravity in the macaque cerebellum," *Neuron*, vol. 80, pp. 1508–1518, dec 2013.

[309] I. Masao, "Historical review of the significance of the cerebellum and the role of purkinje cells in motor learning," *Annals of the New York Academy of Sciences*, vol. 978, pp. 273–288, dec 2002.

[310] L. D. Knogler, A. M. Kist, and R. Portugues, "Motor context dominates output from purkinje cell functional regions during reflexive visuomotor behaviours," *eLife*, vol. 8, jan 2019.

[311] J. Laurens, B. Kim, J. D. Dickman, and D. E. Angelaki, "Gravity orientation tuning in macaque anterior thalamus," *Nature Neuroscience*, vol. 19, pp. 1566–1568, oct 2016.

[312] J. M. Hollerbach and T. Flash, "Dynamic interactions between limb segments during planar arm movement," *Biological Cybernetics*, vol. 44, pp. 67–77, may 1982.

[313] C. G. Atkeson and J. M. Hollerbach, "Kinematic features of unrestrained vertical arm movements," *Journal of Neuroscience*, vol. 5, pp. 2318–2330, Sept. 1985.

[314] M. Flanders and U. Herrmann, "Two components of muscle activation : scaling with the speed of arm movement," *Journal of Neurophysiology*, vol. 67, pp. 931–943, apr 1992.

[315] D. M. Corcos, G. L. Gottlieb, and G. C. Agarwal, "Organizing principles for single-joint movements. II. a speed-sensitive strategy," *Journal of Neurophysiology*, vol. 62, pp. 358–368, aug 1989.

[316] M. Flanders, J. Pellegrini, and S. Geisler, "Basic features of phasic activation for reaching in vertical planes," *Experimental Brain Research*, vol. 110, jun 1996.

[317] A. d'Avella, L. Fernandez, A. Portone, and F. Lacquaniti, "Modulation of phasic and tonic muscle synergies with reaching direction and speed," *Journal of Neurophysiology*, vol. 100, pp. 1433–1454, sep 2008.

[318] E. V. Olesh, B. S. Pollard, and V. Gritsenko, "Gravitational and dynamic components of muscle torque underlie tonic and phasic muscle activity during goal-directed reaching," *Frontiers in Human Neuroscience*, vol. 11, sep 2017.

[319] R. Gentili, V. Cahouet, and C. Papaxanthis, "Motor planning of arm movements is direction-dependent in the gravity field," *Neuroscience*, vol. 1, no. 145, pp. 20–32, 2007.

[320] J. Gaveau, C. Paizis, B. Berret, T. Pozzo, and C. Papaxanthis, "Sensorimotor adaptation of point-to-point arm movements after spaceflight : the role of internal representation of gravity force in trajectory planning," *Journal of Neurophysiology*, vol. 106, pp. 620–629, aug 2011.

[321] J. Gaveau, B. Berret, L. Demougeot, L. Fadiga, T. Pozzo, and C. Papaxanthis, "Energy-related optimal control accounts for gravitational load : comparing shoulder, elbow, and wrist rotations," *Journal of Neurophysiology*, pp. 4–16, 2014.

[322] J. Gaveau, B. Berret, D. E. Angelaki, and C. Papaxanthis, "Direction-dependent arm kinematics reveal optimal integration of gravity cues," *eLife*, vol. 5, pp. 1–17, Nov. 2016.

[323] A. B. L. Seac'h and J. McIntyre, "Multimodal reference frame for the planning of vertical arms movements," *Neuroscience Letters*, vol. 423, pp. 211–215, aug 2007.

[324] C. S. D. Cesare, F. R. Sarlegna, C. Bourdin, D. R. Mestre, and L. Bringoux, "Combined influence of visual scene and body tilt on arm pointing movements : gravity matters !," *PLoS ONE*, vol. 9, p. e99866, jun 2014.

[325] C. Papaxanthis, T. Pozzo, and P. Stapley, "Effects of movement direction upon kinematic characteristics of vertical arm pointing movements in man," *Neuroscience Letters*, vol. 253, pp. 103–106, sep 1998.

[326] C. Papaxanthis, T. Pozzo, and M. Schieppati, "Trajectories of arm pointing movements on the sagittal plane vary with both direction and speed," *Experimental Brain Research*, vol. 148, pp. 498–503, dec 2003.

[327] A. Sciutti, L. Demougeot, B. Berret, S. Toma, G. Sandini, C. Papaxanthis, and T. Pozzo, "Visual gravity influences arm movement planning," *Journal of Neurophysiology*, vol. 107, pp. 3433–3445, jun 2012.

[328] S. Toma, A. Sciutti, C. Papaxanthis, and T. Pozzo, "Visuomotor adaptation to a visual rotation is gravity dependent," *Journal of Neurophysiology*, vol. 113, pp. 1885–1895, mar 2015.

[329] G. Poirier, C. Papaxanthis, F. Mourey, and J. Gaveau, "Motor planning of vertical arm movements in healthy older adults : does effort minimization persist with aging ?," *Frontiers in Aging Neuroscience*, vol. 12, feb 2020.

[330] G. Poirier, C. Papaxanthis, A. Juranville, M. Lebigre, F. Mourey, and J. Gaveau, "Aging decreases the lateralization of gravity-related effort minimization during vertical arm movements," *bioRxiv*, 2022.

[331] T. Macaluso, C. Bourdin, F. Buloup, M.-L. Mille, P. Sainton, F. R. Sarlegna, V. Taillebot, J.-L. Vercher, P. Weiss, and L. Bringoux, "Kinematic features of whole-body reaching movements underwater : Neutral buoyancy effects," *Neuroscience*, vol. 327, pp. 125–135, jul 2016.

[332] M. Dalecki, T. Dräger, A. Mierau, and O. Bock, "Production of finely graded forces in humans : effects of simulated weightlessness by water immersion," *Experimental Brain Research*, vol. 218, pp. 41–47, jan 2012.

[333] P. DiZio and J. R. Lackner, "Sensorimotor aspects of high-speed artificial gravity : III. sensorimotor adaptation," *Journal of Vestibular Research*, vol. 12, pp. 291–299, aug 2003.

[334] O. White, J.-L. Thonnard, P. Lefèvre, and J. Hermsdörfer, "Grip force adjustments reflect prediction of dynamic consequences in varying gravitoinertial fields," *Frontiers in Physiology*, vol. 9, feb 2018.

[335] O. White, M. Barbiero, and N. Goswami, "The effects of varying gravito-inertial stressors on grip strength and hemodynamic responses in men and women," *European Journal of Applied Physiology*, vol. 119, pp. 951–960, feb 2019.

[336] J. McIntyre, M. Zago, A. Berthoz, and F. Lacquaniti, "Does the brain model newton's laws ?," *Nature Neuroscience*, vol. 4, pp. 693–694, jul 2001.

[337] C. Papaxanthis, T. Pozzo, K. E. Popov, and J. McIntyre, "Hand trajectories of vertical arm movements in one-g and zero-g environments," *Experimental Brain Research*, vol. 120, pp. 496–502, June 1998.

[338] J. McIntyre, A. Berthoz, and F. Lacquaniti, "Reference frames and internal models for visuo-manual coordination : what can we learn from microgravity experiments ?," *Brain Research Reviews*, vol. 28, pp. 143–154, nov 1998.

[339] O. White, J. Gaveau, L. Bringoux, and F. Crevecoeur, "The gravitational imprint on sensorimotor planning and control," *Journal of Neurophysiology*, vol. 124, pp. 4–19, jul 2020.

[340] M. Shelhamer, "Parabolic flight as a spaceflight analog," *Journal of Applied Physiology*, vol. 120, pp. 1442–1448, jun 2016.

[341] F. Karmali and M. Shelhamer, "The dynamics of parabolic flight : Flight characteristics and passenger percepts," *Acta Astronautica*, vol. 63, pp. 594–602, sep 2008.

[342] V. Pletser, J. Winter, F. Duclos, T. Bret-Dibat, U. Friedrich, J.-F. Clervoy, T. Gharib, F. Gai, O. Minster, and P. Sundblad, "The first joint european partial-g parabolic flight campaign at moon and mars gravity levels for science and exploration," *Microgravity Science and Technology*, vol. 24, pp. 383–395, apr 2012.

[343] A.-S. Augurelle, M. Penta, O. White, and J.-L. Thonnard, "The effects of a change in gravity on the dynamics of prehension," *Experimental Brain Research*, vol. 148, pp. 533–540, feb 2003.

[344] J. R. Lackner and P. DiZio, "Human orientation and movement control in weightless and artificial gravity environments," *Experimental Brain Research*, vol. 130, pp. 2–26, jan 2000.

[345] J. Carriot, L. Bringoux, C. Charles, F. Mars, V. Nougier, and C. Cian, "Perceived body orientation in microgravity : effects of prior experience and pressure under the feet," *Aviation, space, and environmental medicine*, vol. 75, no. 9, pp. 795–799, 2004.

[346] K. N. de Winkel, G. Clément, E. L. Groen, and P. J. Werkhoven, "The perception of verticality in lunar and martian gravity conditions," *Neuroscience Letters*, vol. 529, pp. 7–11, oct 2012.

[347] C. Papaxanthis, T. Pozzo, and J. McIntyre, "Kinematic and dynamic processes for the control of pointing movements in humans revealed by short-term exposure to microgravity," *Neuroscience*, vol. 135, pp. 371–383, jan 2005.

[348] L. Bringoux, J. Blouin, T. Coyle, H. Ruget, and L. Mouchnino, "Effect of gravity-like torque on goal-directed arm movements in microgravity," *Journal of Neurophysiology*, vol. 107, pp. 2541–2548, may 2012.

[349] T. Kunavar, M. Jamšek, M. Barbiero, G. Blohm, D. Nozaki, C. Papaxanthis, O. White, and J. Babič, "Effects of local gravity compensation on motor control during altered environmental gravity," *Frontiers in Neural Circuits*, vol. 15, oct 2021.

[350] O. Bock, "Problems of sensorimotor coordination in weightlessness," *Brain Research Reviews*, vol. 28, pp. 155–160, nov 1998.

[351] F. Lacquaniti, G. Bosco, S. Gravano, I. Indovina, B. L. Scaleia, V. Maffei, and M. Zago, "Gravity in the brain as a reference for space and time perception," *Multisensory Research*, vol. 28, no. 5-6, pp. 397–426, 2015.

[352] C. Rousseau, C. Papaxanthis, J. Gaveau, T. Pozzo, and O. White, "Initial information prior to movement onset influences kinematics of upward arm pointing movements," *Journal of Neurophysiology*, vol. 116, pp. 1673–1683, oct 2016.

[353] N. F. Bernardi, M. Darainy, and D. J. Ostry, "Somatosensory contribution to the initial stages of human motor learning," *Journal of Neuroscience*, vol. 35, pp. 14316–14326, oct 2015.

[354] K. E. Hupfeld, H. R. McGregor, V. Koppelmans, N. E. Beltran, I. S. Kofman, Y. E. D. Dios, R. F. Riascos, P. A. Reuter-Lorenz, S. J. Wood, J. J. Bloomberg, A. P. Mulavara, and R. D. Seidler, "Brain and behavioral evidence for reweighting of vestibular inputs with long-duration spaceflight," *Cerebral Cortex*, vol. 32, pp. 755–769, aug 2021.

[355] C. M. Harris and D. M. Wolpert, "Signal-dependent noise determines motor planning," *Nature*, vol. 394, pp. 780–784, aug 1998.

[356] P. M. Fitts, "The information capacity of the human motor system in controlling the amplitude of movement," *Journal of Experimental Psychology*, vol. 47, pp. 381–391, June 1954.

[357] R. G. Carson, Y. Oytam, and S. Riek, "Artificial gravity reveals that economy of action determines the stability of sensorimotor coordination," *PLoS ONE*, vol. 4, p. e5248, apr 2009.

[358] D. J. Newman and H. L. Alexander, "Human locomotion and workload for simulated lunar and martian environments," *Acta Astronautica*, vol. 29, pp. 613–620, aug 1993.

[359] W. Xiu, K. Ruble, and O. Ma, "A reduced-gravity simulator for physically simulating human walking in microgravity or reduced-gravity environment," in *2014 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, IEEE, may 2014.

[360] F. Sylos-Labini, F. Lacquaniti, and Y. P. Ivanenko, "Human locomotion under reduced gravity conditions : biomechanical and neurophysiological considerations," *BioMed Research International*, vol. 2014, pp. 1–12, 2014.

[361] N. Poljak, D. Klindzic, and M. Kruljac, "Effects of exoplanetary gravity on human locomotion ability," *The Physics Teacher*, vol. 57, pp. 378–381, sep 2019.

[362] P. R. Cavanagh and K. R. Williams, "The effect of stride length variation on oxygen uptake during distance running," *Medicine & Science in Sports & Exercise*, vol. 14, no. 1, pp. 30–35, 1982.

[363] J. M. Donelan, R. Kram, and A. D. Kuo, "Mechanical work for step-to-step transitions is a major determinant of the metabolic cost of human walking," *Journal of Experimental Biology*, vol. 205, pp. 3717–3727, dec 2002.

[364] J. M. Donelan, D. W. Shipman, R. Kram, and A. D. Kuo, "Mechanical and metabolic requirements for active lateral stabilization in human walking," *Journal of Biomechanics*, vol. 37, pp. 827–835, jun 2004.

[365] M. H. Bornstein and H. G. Bornstein, "The pace of life," *Nature*, vol. 259, pp. 557–559, feb 1976.

[366] R. L. Knoblauch, M. T. Pietrucha, and M. Nitzburg, "Field studies of pedestrian walking speed and start-up time," *Transportation Research Record : Journal of the Transportation Research Board*, vol. 1538, pp. 27–38, jan 1996.

[367] L. C. Hunter, E. C. Hendrix, and J. C. Dean, "The cost of walking downhill : Is the preferred gait energetically optimal ?," *Journal of Biomechanics*, vol. 43, pp. 1910–1915, jul 2010.

[368] C. Wang, Y. Xiao, E. Burdet, J. Gordon, and N. Schweighofer, "The duration of reaching movement is longer than predicted by minimum variance," *Journal of Neurophysiology*, vol. 116, pp. 2342–2345, nov 2016.

[369] M. B. Yandell and K. E. Zelik, "Preferred barefoot step frequency is influenced by factors beyond minimizing metabolic rate," *Scientific Reports*, vol. 6, p. 23243, mar 2016.

[370] J. de Grosbois, M. Heath, and L. Tremblay, "Augmented feedback influences upper limb reaching movement times but does not explain violations of fitts' law," *Frontiers in Psychology*, vol. 6, jun 2015.

[371] O. Labaune, T. Deroche, C. Castanier, and B. Berret, "On the perception of movement vigour," *Quarterly Journal of Experimental Psychology*, p. 174702182211409, nov 2022.

[372] B. Berret, C. Castanier, S. Bastide, and T. Deroche, "Vigour of self-paced reaching movement : cost of time and individual traits," *Scientific Reports*, vol. 8, no. 1, p. 10655, 2018.

[373] R. Farmer and N. D. Sundberg, "Boredom proneness – the development and correlates of a new scale," *Journal of Personality Assessment*, vol. 50, pp. 4–17, mar 1986.

[374] J. E. S. Choi, P. A. Vaswani, and R. Shadmehr, "Vigor of movements and the cost of time in decision making," *Journal of Neuroscience*, vol. 34, pp. 1212–1223, jan 2014.

[375] O. Labaune, T. Deroche, C. Teulier, and B. Berret, "Vigor of reaching, walking, and gazing movements : on the consistency of interindividual differences," *Journal of Neurophysiology*, vol. 123, pp. 234–242, jan 2020.

[376] T. R. Reppert, I. Rigas, D. J. Herzfeld, E. Sedaghat-Nejad, O. Komogortsev, and R. Shadmehr, "Movement vigor as a traitlike attribute of individuality," *Journal of Neurophysiology*, vol. 120, pp. 741–757, aug 2018.

[377] R. Shadmehr and A. A. Ahmed, *Vigor : neuroeconomics of movement control*. The MIT Press, 2020.

[378] J. T. Dudman and C. R. Gerfen, "The basal ganglia," in *The Rat Nervous System*, pp. 391–440, Elsevier, 2015.

[379] R. J. McDonald and N. M. White, "A triple dissociation of memory systems : Hippocampus, amygdala, and dorsal striatum.," *Behavioral Neuroscience*, vol. 107, no. 1, pp. 3–22, 1993.

[380] B. D. Devan and N. M. White, "Parallel information processing in the dorsal striatum : relation to hippocampal function," *The Journal of Neuroscience*, vol. 19, pp. 2789–2798, apr 1999.

[381] H. H. Yin, S. P. Mulcare, M. R. F. Hilário, E. Clouse, T. Holloway, M. I. Davis, A. C. Hansson, D. M. Lovinger, and R. M. Costa, "Dynamic reorganization of striatal circuits during the acquisition and consolidation of a skill," *Nature Neuroscience*, vol. 12, pp. 333–341, feb 2009.

[382] D. P. Munoz and R. H. Wurtz, "Fixation cells in monkey superior colliculus. II. reversible activation and deactivation," *Journal of Neurophysiology*, vol. 70, pp. 576–589, aug 1993.

[383] R. Kawagoe, Y. Takikawa, and O. Hikosaka, "Expectation of reward modulates cognitive signals in the basal ganglia," *Nature Neuroscience*, vol. 1, pp. 411–416, sep 1998.

[384] R. S. Turner, M. Desmurget, J. Grethe, M. D. Crutcher, and S. T. Grafton, "Motor subcircuits mediating the control of movement extent and speed," *Journal of Neurophysiology*, vol. 90, pp. 3958–3966, dec 2003.

[385] S. Kobayashi and W. Schultz, "Influence of reward delays on responses of dopamine neurons," *Journal of Neuroscience*, vol. 28, pp. 7837–7846, jul 2008.

[386] Y. Tachibana and O. Hikosaka, "The primate ventral pallidum encodes expected reward value and regulates motor action," *Neuron*, vol. 76, pp. 826–837, nov 2012.

[387] N. Kim, J. W. Barter, T. Sukharnikova, and H. H. Yin, "Striatal firing rate reflects head movement velocity," *European Journal of Neuroscience*, vol. 40, pp. 3481–3490, sep 2014.

[388] C. Varazzani, A. San-Galli, S. Gilardeau, and S. Bouret, "Noradrenaline and dopamine neurons in the reward/effort trade-off : a direct electrophysiological comparison in behaving monkeys," *Journal of Neuroscience*, vol. 35, pp. 7866–7877, may 2015.

[389] A. L. Collins, V. Y. Greenfield, J. K. Bye, K. E. Linker, A. S. Wang, and K. M. Wassum, "Dynamic mesolimbic dopamine signaling during action sequence learning and expectation violation," *Scientific Reports*, vol. 6, p. 20231, feb 2016.

[390] P. Mazzoni, A. Hristova, and J. W. Krakauer, "Why don't we move faster ? parkinson's disease, movement vigor, and implicit motivation," *Journal of Neuroscience*, vol. 27, pp. 7105–7116, jul 2007.

[391] P. Baraduc, S. Thobois, J. Gan, E. Broussolle, and M. Desmurget, "A common optimization principle for motor execution in healthy subjects and parkinsonian patients," *Journal of Neuroscience*, vol. 33, pp. 665–677, jan 2013.

[392] B. Panigrahi, K. A. Martin, Y. Li, A. R. Graves, A. Vollmer, L. Olson, B. D. Mensh, A. Y. Karpova, and J. T. Dudman, "Dopamine is required for the neural representation and control of movement vigor," *Cell*, vol. 162, pp. 1418–1430, sep 2015.

[393] J. A. da Silva, F. Tecuapetla, V. Paixão, and R. M. Costa, "Dopamine neuron activity before action initiation gates and invigorates future movements," *Nature*, vol. 554, pp. 244–248, jan 2018.

[394] I. Opris, M. Lebedev, and R. J. Nelson, "Motor planning under unpredictable reward : modulations of movement vigor and primate striatum activity," *Frontiers in Neuroscience*, vol. 5, pp. 1–12, 2011.

[395] P. E. Rueda-Orozco and D. Robbe, "The striatum multiplexes contextual and kinematic information to constrain motor habits execution," *Nature Neuroscience*, vol. 18, pp. 453–460, jan 2015.

[396] M.-T. Jurado-Parras, M. Safaie, S. Sarno, J. Louis, C. Karoutchi, B. Berret, and D. Robbe, "The dorsal striatum energizes motor routines," *Current Biology*, vol. 30, pp. 4362–4372.e6, nov 2020.

[397] J. D. Salamone, "Dopamine, behavioral economics, and effort," *Frontiers in Behavioral Neuroscience*, vol. 3, pp. 1–12, 2009.

[398] S. M. Nicola, "The flexible approach hypothesis : unification of effort and cue-responding hypotheses for the role of nucleus accumbens dopamine in the activation of reward-seeking behavior," *Journal of Neuroscience*, vol. 30, pp. 16585–16600, dec 2010.

[399] K. Jimura, J. Myerson, J. Hilgard, T. S. Braver, and L. Green, "Are people really more patient than other animals ? evidence from human discounting of real liquid rewards," *Psychonomic Bulletin & Review*, vol. 16, pp. 1071–1075, dec 2009.

[400] J. Myerson and L. Green, "Discounting of delayed rewards : models of individual choice," *Journal of the Experimental Analysis of Behavior*, vol. 64, pp. 263–276, nov 1995.

[401] R. R. Smits, J. S. Stein, P. S. Johnson, A. L. Odum, and G. J. Madden, "Test–retest reliability and construct validity of the experiential discounting task.," *Experimental and Clinical Psychopharmacology*, vol. 21, pp. 155–163, apr 2013.

[402] M. Xu-Wilson, D. S. Zee, and R. Shadmehr, "The intrinsic value of visual information affects saccade velocities," *Experimental Brain Research*, vol. 196, pp. 475–481, jun 2009.

[403] T. R. Reppert, K. M. Lempert, P. W. Glimcher, and R. Shadmehr, "Modulation of saccade vigor during value-based decision making," *Journal of Neuroscience*, vol. 35, pp. 15369–15378, nov 2015.

[404] C. C. Korbisch, D. R. Apuan, R. Shadmehr, and A. A. Ahmed, "Saccade vigor reflects the rise of decision variables during deliberation," *Current Biology*, vol. 32, pp. 5374–5381, nov 2022.

[405] S. G. Manohar, R. D. Finzi, D. Drew, and M. Husain, "Distinct motivational effects of contingent and noncontingent rewards," *Psychological Science*, vol. 28, pp. 1016–1026, may 2017.

[406] R. Shadmehr, J. J. O. de Xivry, M. Xu-Wilson, and T.-Y. Shih, "Temporal discounting of reward and the cost of time in motor control," *Journal of Neuroscience*, vol. 30, pp. 10507–10516, aug 2010.

[407] S. G. Manohar, T. T.-J. Chong, M. A. J. Apps, A. Batla, M. Stamelou, P. R. Jarman, K. P. Bhatia, and M. Husain, "Reward pays the cost of noise reduction in motor and cognitive control," *Current Biology*, vol. 25, pp. 1707–1716, jun 2015.

[408] K. Sackaloo, E. Strouse, and M. S. Rice, "Degree of preference and its influence on motor control when reaching for most preferred, neutrally preferred, and least preferred candy," *OTJR : Occupation, Participation and Health*, vol. 35, pp. 81–88, feb 2015.

[409] R. Shadmehr, H. J. Huang, and A. A. Ahmed, "A representation of effort in decision-making and motor control," *Current Biology*, vol. 26, pp. 1929–1934, jul 2016.

[410] N. Schweighofer, Y. Xiao, S. Kim, T. Yoshioka, J. Gordon, and R. Osu, "Effort, success, and nonuse determine arm choice," *Journal of Neurophysiology*, vol. 114, pp. 551–559, jul 2015.

[411] E. M. Summerside, R. Shadmehr, and A. A. Ahmed, "Vigor of reaching movements : reward discounts the cost of effort," *Journal of Neurophysiology*, vol. 119, pp. 2347–2357, jun 2018.

[412] L. McCullough, J. Sokolowski, and J. Salamone, "A neurochemical and behavioral investigation of the involvement of nucleus accumbens dopamine in instrumental avoidance," *Neuroscience*, vol. 52, pp. 919–925, feb 1993.

[413] R. P. R. D. van der Wel, D. Sternad, and D. A. Rosenbaum, "Moving the arm at different rates : slow movements are avoided," *Journal of Motor Behavior*, vol. 42, pp. 29–36, dec 2009.

[414] P. Morel, P. Ulbrich, and A. Gail, "What makes a reach movement effortful ? physical effort discounting supports common minimization principles in decision making and motor control," *PLOS Biology*, vol. 15, p. e2001323, jun 2017.

[415] B. Hoff, "A model of duration in normal and perturbed reaching movement," *Biological Cybernetics*, vol. 71, pp. 481–488, oct 1994.

[416] D. Liu and E. Todorov, "Evidence for the flexible sensorimotor strategies predicted by optimal feedback control," *Journal of Neuroscience*, vol. 27, pp. 9354–9368, aug 2007.

[417] R. Shadmehr, "Control of movements and temporal discounting of reward," *Current Opinion in Neurobiology*, vol. 20, pp. 726–730, dec 2010.

[418] R. Shadmehr and S. Mussa-Ivaldi, *Biological learning and control*. MIT Press Ltd, Jan. 2012.

[419] L. Rigoux and E. Guigon, "A model of reward- and effort-based optimaldecision making and motor control," *PLoS Computational Biology*, vol. 8, pp. 1–13, Jan. 2012.

[420] B. Berret and G. Baud-Bovy, "Evidence for a cost of time in the invigoration of isometric reaching movements," *Journal of Neurophysiology*, vol. 127, pp. 689–701, feb 2022.

[421] P. Viviani and C. Terzuolo, "Trajectory determines movement dynamics," *Neuroscience*, vol. 7, no. 2, pp. 431–437, 1982.

[422] E. Guigon, P. Baraduc, and M. Desmurget, "Computational motor control : redundancy and invariance," *Journal of Neurophysiology*, vol. 97, pp. 331–347, jan 2007.

[423] World Medical Association., "World Medical Association Declaration of Helsinki. Ethical principles for medical research involving human subjects," *Bulletin of the World Health Organization*, vol. 79, no. 4, pp. 373–374, 2001.

[424] D. Verdel, S. Bastide, O. Bruneau, B. Berret, and N. Vignais, "Improving and quantifying the transparency of an upper-limb robotic exoskeleton with a force sensor and electromyographic measures," *46ème Congrès Société Biomécanique, Computer Methods in Biomechanics and Biomedical Engineering*, vol. 24 :sup1, pp. 261–263, 2021.

[425] H. J. Hermens, R. Research, and B. V. Development, eds., *European recommendations for surface ElectroMyoGraphy : results of the SENIAM project*. No. 8 in SENIAM, Roessingh Research and Development, 1999.

[426] T. S. Buchanan, D. G. Lloyd, K. Manal, and T. F. Besier, "Neuromusculoskeletal modeling : Estimation of muscle forces and joint moments and movements from measurements of neural command," *Journal of Applied Biomechanics*, vol. 20, pp. 367–395, nov 2004.

[427] 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*, vol. 14, pp. 389–399, June 2004.

[428] G. Kamen and D. A. Gabriel, *Essentials of Electromyography*. Human Kinetics, 2009.

[429] N. Sylla, V. Bonnet, F. Colledani, and P. Fraisse, "Ergonomic contribution of ABLE exoskeleton in automotive industry," *International Journal of Industrial Ergonomics*, vol. 44, pp. 475–481, July 2014.

[430] P. Hamon, M. Gautier, and P. Garrec, "Dynamic identification of robots with a dry friction model depending on load and velocity," *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, pp. 6187–6193, Oct. 2010.

[431] D. Verdel, G. Sahm, S. Bastide, O. Bruneau, B. Berret, and N. Vignais, "Human-exoskeleton interfaces design and their impact on interaction," in *4th Workshop on Integrating Multidisciplinary Approaches to Advance Physical Human-Robot Interaction – ICRA 2022 Workshop*, 2022.

[432] Y. Abe, A. Sasaki, H. Hashimoto, S. Yokota, Y. Ohyama, and H. Murakoshi, "A method for non-contact measurement of knee load in sport motion," in *2007 IEEE International Symposium on Industrial Electronics*, IEEE, jun 2007.

[433] M. Watanabe, Y. Yamamoto, K. Nakakoji, H. Kambara, and Y. Koike, "Estimation of relatively commanded force from emg and its application to human-machine interfaces," in *Xix Imeko World Congress : Fundamental and Applied Metrology, Proceedings*, pp. 2168–2171, 2009.

[434] H. C. Siu, J. Sloboda, R. J. McKindles, and L. A. Stirling, "Ankle torque estimation during locomotion from surface electromyography and accelerometry," in *2020 8th IEEE RAS/EMBS International Conference for Biomedical Robotics and Biomechatronics (BioRob)*, IEEE, nov 2020.

[435] M. Akamatsu, I. MacKenzie, and T. Hasbroucq, "A comparison of tactile, auditory, and visual feedback in a pointing task using a mouse-type device," *Ergonomics*, vol. 38, pp. 816–827, apr 1995.

[436] M. M. Glumm, K. L. Kehring, and T. L. White, "Effects of visual and auditory cues about threat location on target acquisition and attention to auditory communications," *Proceedings of the Human Factors and Ergonomics Society Annual Meeting*, vol. 49, pp. 347–351, sep 2005.

[437] N. Vignais, M. Miezal, G. Bleser, K. Mura, D. Gorecky, and F. Marin, "Innovative system for real-time ergonomic feedback in industrial manufacturing," *Applied Ergonomics*, vol. 44, pp. 566–574, jul 2013.

[438] C. Ho, H. Z. Tan, and C. Spence, "The differential effect of vibrotactile and auditory cues on visual spatial attention," *Ergonomics*, vol. 49, pp. 724–738, jun 2006.

[439] W.-G. Yoo and S.-Y. Park, "Effects of posture-related auditory cueing (PAC) program on muscles activities and kinematics of the neck and trunk during computer work," *Work*, vol. 50, no. 2, pp. 187–191, 2015.

[440] S. Schatzle, T. Ende, T. Wusthoff, and C. Preusche, "VibroTac : An ergonomic and versatile usable vibrotactile feedback device," in *19th International Symposium in Robot and Human Interactive Communication*, IEEE, sep 2010.

[441] W. Kim, M. Lorenzini, K. Kapicioglu, and A. Ajoudani, "ErgoTac : a tactile feedback interface for improving human ergonomics in workplaces," *IEEE Robotics and Automation Letters*, vol. 3, pp. 4179–4186, oct 2018.

[442] S. M. Cerqueira, A. F. D. Silva, and C. P. Santos, "Smart vest for real-time postural biofeedback and ergonomic risk assessment," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 107583–107592, 2020.

[443] M. Lorenzini, J. M. Gandarias, L. Fortini, W. Kim, and A. Ajoudani, "ErgoTac-belt : anticipatory vibrotactile feedback to lead centre of pressure during walking," 2022.

[444] D. Verdel, O. Bruneau, G. Sahm, N. Vignais, and B. Berret, "The value of time in the invigoration of human movements when interacting with a robotic exoskeleton," *bioRχiv*, mar 2023.

[445] D. B. Debicki and P. L. Gribble, "Inter-joint coupling strategy during adaptation to novel viscous loads in human arm movement," *Journal of Neurophysiology*, vol. 92, pp. 754–765, aug 2004.

[446] S. J. Ball, I. E. Brown, and S. H. Scott, "A planar 3DOF robotic exoskeleton for rehabilitation and assessment," in *2007 29th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, IEEE, aug 2007.

[447] E. Otaka, Y. Otaka, S. Kasuga, A. Nishimoto, K. Yamazaki, M. Kawakami, J. Ushiba, and M. Liu, "Clinical usefulness and validity of robotic measures of reaching movement in hemiparetic stroke patients," *Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation*, vol. 12, aug 2015.

[448] C. S. Batcho, M. Gagné, L. J. Bouyer, J. S. Roy, and C. Mercier, "Impact of online visual feedback on motor acquisition and retention when learning to reach in a force field," *Neuroscience*, vol. 337, pp. 267–275, nov 2016.

[449] L. E. R. Simmatis, A. Y. Jin, M. Keiski, L. B. Lomax, S. H. Scott, and G. P. Winston, "Assessing various sensorimotor and cognitive functions in people with epilepsy is feasible with robotics," *Epilepsy & Behavior*, vol. 103, p. 106859, feb 2020.