



HAL
open science

Etude du contrôle sensorimoteur dans un contexte artificiel simplifié en vue d'améliorer le contrôle des prothèses myoélectriques.

Mathilde Couraud

► **To cite this version:**

Mathilde Couraud. Etude du contrôle sensorimoteur dans un contexte artificiel simplifié en vue d'améliorer le contrôle des prothèses myoélectriques.. Neurosciences. Université de Bordeaux, 2018. Français. NNT : 2018BORD0287 . tel-01986283

HAL Id: tel-01986283

<https://theses.hal.science/tel-01986283>

Submitted on 18 Jan 2019

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.

THESE

présentée pour obtenir le grade de

DOCTEUR

Université de Bordeaux

Ecole Doctorale Science de la Vie et Santé

Spécialité : Neurosciences

Étude du contrôle sensorimoteur dans un contexte artificiel simplifié en vue d'améliorer le contrôle des prothèses myoélectriques

PAR : MATHILDE COURAUD

SOUTENUE LE : 7 DÉCEMBRE 2018

Sous la direction de Aymar DE RUGY, Chargé de Recherche

à : Institut des Neurosciences Cognitives et Intégratives d'Aquitaine (**INCIA**)

Membres du jury :

Rapporteur : Frédéric DANION, Chargé de Recherche, INT, Marseille

Rapporteur : Agnès ROBY-BRAMI, Directeur de Recherche, ISIR, Paris

Examineur : Christine AZEVEDO-COSTE, Directeur de Recherche, INRIA LIRMM Montpellier

Président : François HUG, Professeur des Universités, Université de Nantes

Directeur de thèse : Aymar DE RUGY, Chargé de Recherche, INCIA, Bordeaux

Membre invité : Daniel CATTAERT, Directeur de Recherche, INCIA, Bordeaux

A mes sœurs,

A mes parents.



« La folie c'est de faire toujours la même chose et de s'attendre à un résultat différent. »

Albert Einstein

☞ Remerciements ☞

Pour commencer, je souhaite remercier l'ensemble des membres du jury pour avoir accepté d'évaluer mon travail et pour la qualité de leurs remarques et points de discussion. Plus particulièrement, je remercie **Agnès Roby-Brami** d'avoir accepté le statut de rapporteur. L'ensemble de nos échanges tournés vers les difficultés cliniques des personnes amputées a enrichi mes connaissances et m'a permis de mettre davantage mes travaux en perspective. Je remercie également **Frédéric Danion** d'avoir accepté ce même statut. Tu faisais déjà parti de mon comité de mi-thèse et ce fut un plaisir d'échanger de nouveau avec toi lors de ma soutenance. Je tiens aussi à remercier **Christine Azevedo-Coste** d'avoir apporté son expertise lors de ma soutenance et j'espère grandement que sa visite au sein du laboratoire pourra donner lieu à de belles collaborations. Merci à **François Hug** d'avoir accepté d'examiner mon manuscrit mais aussi et surtout d'avoir présidé au pied levé ma soutenance. Enfin, je voudrais tout de même remercier **Jean-Louis Vercher**, qui a pris le temps d'évaluer mon manuscrit et n'a malheureusement pas pu assister à ma soutenance.

Merci à **Jean-René** pour son accueil au sein du laboratoire. Nous avons très peu échangé sur mes travaux mais tu as fortement participé à la bonne humeur d'Aymar quitte à te mettre en danger à travers vos nombreuses parties de squash.

Aymar, merci à toi pour ton encadrement, ton partage et ta confiance. J'ai commencé avec toi en master 2 et déjà tu avais pris le risque de me choisir comme stagiaire avant même d'être sûr de mon admission au master de Bordeaux. Pari tenu puisque mon master a été une belle réussite et a pu déboucher sur une thèse. Une fois de plus tu m'as fait confiance et nous nous sommes lancés à deux dans cette aventure inédite. Certes il y a eu des moments plus difficiles que d'autres mais il faudra retenir qu'avec un peu de persévérance, d'envie et de passion l'impossible peut devenir possible ☺ Tu m'auras permis de développer un grand nombre de connaissances physiologiques mais aussi des compétences d'encadrement et d'autonomie dont je ne pensais pas capable.

Daniel, tu auras été l'encadrant de l'ombre :) Toujours présent quand quelque chose bloque, rassurant, pédagogue et de bons conseils. Avant de te remercier pour ton aide durant ma thèse, un immense merci pour ton aide au concours de l'école doctorale. Certes je n'avais pas de pression autre que de figurer parmi les admis et classés du concours. Mais quand même ! Tu as pris le temps, tu as été patient pour m'apprendre en 10 jours les bases de la neurophysiologie, de l'électrophysio, de la génétique, etc. pour que je puisse proposer un projet fictif qui tienne la route sachant de quoi je parle. Tu m'as vu paniquer et avoir l'impression de tout mélanger, entre le voltage clamp, le current clamp et autres courants Ih. Malgré tout tu es resté calme et confiant de mes capacités à absorber une quantité d'informations nouvelles alors merci ! Pour le reste de ma thèse, merci de ta bienveillance, de ta sagesse et de ta présence.

Le reste de l'équipe Hybrid, cette équipe d'OVNI constituée d'individus venant d'horizons lointains ! Merci **Florent** pour ton implication dans la mise en place de protocole et l'analyse des résultats. Merci **Philippe**, tu m'as permis d'assister à deux reprises à des dissections inoubliables ! Grâce à toi j'ai pu accéder aux secrets du corps humain et suis à mon tour convaincue de l'importance de la tenségrité ☺ Merci **Christophe** pour cette aventure pythonique, tu as su défendre avec moi mes idées statistiques et je peux aujourd'hui ajouter dans mon CV « excellente modifieuse de code » ! Merci **Pierre-Yves** pour ta collaboration et ton aide dans les premiers mois.

Je voudrais également remercier l'ensemble des membres du laboratoire pour leur soutien. Bien sûr, je ne vais pas pouvoir détailler chaque personne mais merci à vous tous.

Merci à **Etienne, Emilie, Emma, Giulia, Céline**, vous autres les « gens de la PAM » pour m'avoir aidée dans ma quête de sujets et avoir fait ma pub auprès des vôtres. Merci plus particulièrement **Céline** et **Etienne** pour m'avoir envoyé des stimulations du nerf vestibulaire bien trop longues, je suis peut-être un peu plus folle aujourd'hui grâce à vous ☺ Merci **Etienne** (et de nouveau **Florent**) pour m'avoir permis de vivre l'expérience du vol zéro G, grâce à vous je peux me vanter d'avoir vomi dans l'avion de Tom Cruise (cf. le film *La momie*) ☺

Merci à l'équipe MOCOCO, merci **Arnaud** pour les moments d'échanges enrichissants et

passionnants sur les théories cognitives, sur ton expérience et tes connaissances. Merci **Alexandre** pour ton aide sur ma manip de poursuite et ton soutien dans la dernière ligne droite.

Je remercie également l'ensemble de l'équipe CPGs, merci à **Sandrine, Greg, Didier M** et **Laurent** pour votre présence, votre soutien et vos conseils. Plus spécifiquement, merci **Greg** pour ta bonne humeur, ton rire communicatif et tes blagues qui n'en finissent pas tant tu rigoles de leurs chutes. A toi **Laurent**, merci de ton implication, de ta générosité, de ta patience et j'en passe... Greg a dit « chaque étudiant sait ce qu'il te doit »... Ça c'est sûr !!! Je n'ai pas fait les comptes exacts mais ... je te dois bien 3 ou 4 packs !!! Eh oui, paraît-il les bières qui disparaissaient si vite n'arrivaient pas par miracle ☺ Merci pour ta pédagogie, tes discours sans fin, tes conseils et ton soutien. Tu m'auras appris à prendre les choses avec du recul, qu'il n'est jamais trop prudent de regarder avant de s'asseoir, que « Chuck Norris Fight » c'est drôle mais difficile à dire mais surtout à être patiente. Patiente car après 3 ans de cours acharnés, je ne sais toujours pas terriblement bien jongler et que pourtant, je n'ai jamais jeté ces fichues balles de jonglage au visage d'un malheureux qui m'aurait agacé.

Merci aux membres de l'équipe OASM, merci à **Muriel, Denis, Romuald, Didier L, François, Julien, Kris**. Un petit mot particulier pour toi **Muriel**, merci pour ton humour et ta bienveillance. Tu as su me transmettre ta passion pour l'électrophysio et si on me donnait l'occasion de vivre une seconde vie, il n'y a pas de doute possible : je serai une brillante (ou pas) électrophysiologiste !!! **Kris**, merci pour ton soutien dans les derniers mois. Tu auras été une oreille attentive et discrète pour m'encourager dans les derniers instants.

Avant de passer à mes collègues de galère, merci à mes collègues de café ! Merci **Justine** et **Laura** pour votre bonne humeur quotidienne, votre sens du partage et votre organisation sans faille des plus grands événements du labo (journées détente, activités nautiques, pique-niques et surtout le fameux repas de Noël). **Laura**, merci de ton soutien, de ton aide pour préparer mon pot. Nos discussions sérieuses (eh oui ça nous arrive) et beaucoup moins sérieuses me manqueront à coup sûr !

J'ai gardé le meilleur pour la fin ! Le bureau 26, les pigeons ! Merci aux nouveaux et déjà un peu anciens, merci **Eloïse, Sighild, Camille, Théo, Sébastien**. Merci **Mimo**, parti vers de nouveaux horizons, tu auras été d'une grande aide (technique, logicielle, ...) jusqu'au jour même de ma soutenance ! Mais tu as aussi participé à des parties de rire et de détente dans ce bureau ! Merci **Matthieu**, partenaire Hybrid, on aura partagé de belles réunions, et voyagé ensemble sur plusieurs séminaires. Le chef de la blague, je ne me suis jamais ennuyée et tu as toujours trouvé le mot pour nous faire rire alors merci ! **Mélissa**, on aura vécu bien des choses, beaucoup de rires, quelques chutes, des discussions sans fin autour d'une bière (ou deux ... #2017), des danses de l'ascenseur et des marches du bureau endiablées. Merci à toi car tu as été un immense soutien, une force et un bel exemple de détermination et ténacité. Même si aujourd'hui fin il y a, amitié il restera ;) **Zied**, je me devais de te garder les dernières lignes... Quelle joie, d'être arrivés au bout ensemble ! On l'a fait !!! Je pense que tu en sais déjà beaucoup mais merci, merci d'avoir partagé ces trois années de thèse. Je ne pouvais rêver meilleur partenaire de rédaction, nous avons su nous nourrir de la force de l'autre et nous soutenir dans les moments trop difficiles pour donner le meilleur et accoucher enfin ! Alors toutes mes félicitations Docteur et encore merci !

Sur un plan plus personnel, je souhaite remercier mes amis, ceux qui sont là depuis bien longtemps, ceux qui partagent une même passion mais aussi mes plus belles rencontres étudiantes... **Guillaume**, merci d'avoir toujours été là et de m'avoir poussée à atteindre mes objectifs. Merci d'avoir cru en moi dans les moments de doute et d'apporter toujours un peu de joie dans les journées qui passent. **Juju**, merci à toi et **Steven**. Toujours présents même depuis Paris. Vous avez rythmé ma thèse entre votre mariage, votre emménagement à Bordeaux et la naissance de mon filleul ... Chaque événement m'a apporté une bouffée d'oxygène et m'a emplie de bonheur. Vous avez été et êtes un soutien inestimable alors simplement, Merci. Merci aux meilleures coéquipières, **Gaëlle, Oriane, Amélie, Marianne, Manon, Julie, Laurine**, nos week-ends de retrouvailles me montrent chaque année à quel point vous êtes importantes. **Oriane**, merci d'avoir fait le voyage pour venir me soutenir le jour J, compte sur moi pour venir randonner dans tes montagnes ☺ **Gaëlle**, merci pour tous ces moments de partage à rire et raconter n'importe quoi, merci de ta présence et de ton soutien. Merci aussi de m'avoir accompagnée sur l'île de la Réunion pour vivre avec moi mes vacances pré-rédaction. En parlant de la Réunion, **Nico**, un immense merci pour ton accueil et

ta joie de vivre. Tu m'as permis de vivre des vacances magnifiques pour me détendre avant d'entrer dans la dernière ligne droite. **Diego**, merci pour ton soutien, ta confiance, ton humour tranchant et ta sincérité. Tu sais le rôle que tu as joué tant sur mon développement sportif que personnel alors merci ! **Cécile**, merci d'avoir surveillé ma ligne avec tous nos jeudis mac do, merci de m'avoir soutenue dans des moments compliqués et d'avoir toujours cru en moi et mes capacités. **Léo** (copain Docteur), je ne pouvais pas parler de handballeur sans terminer avec le plus violent d'entre eux ! Merci pour ta délicatesse sur un terrain, tes astuces pour tromper l'ennemi et ton soutien sans faille. Je t'ai vu galérer, tu m'as vue galérer, aujourd'hui nous sommes quitte, un doctorat chacun en poche ! Merci pour tes encouragements, ta présence et ton humour inimitable. Enfin, merci aux meilleurs des camarades de promo ! Merci **John** enfin devrais-je dire, merci **JC** ! Depuis la L2 on a suivi le même parcours, enfin t'as copié quoi ! Tu as fait le choix courageux de repartir en médecine après notre master 2 pendant que moi je m'embarquais dans le doctorat. Tous les deux sous le boulot mais toujours présents quand même. Merci pour ton soutien et ton réconfort, merci pour ta patience et ton courage, merci de me supporter. J'attends ta thèse avec impatience, alors au boulot bichon et merci ! Merci **Manu**, mon binôme, mon aventurière ! Tu sais comme tu es importante et le rôle que tu as joué dans mes études. On a pris des risques ensemble, on aurait pu mourir du haut d'une falaise, mais non, on est toujours là et pour des années encore. Merci de toutes les attentions, la force et le courage que tu m'as donnés pour que j'accomplisse ce travail. Tu es toujours la première à me suivre pour une soirée vin fromages film à l'eau de rose, pour une virée en montagne ou une super nuit en tente, alors simplement merci d'être aussi généreuse et présente.

Léo, un mot particulier pour toi. Tu partages mon quotidien depuis un petit moment maintenant et tu as été le soutien le plus fort dans ma dernière année. Merci pour ta patience, ta résistance lors de mes moments de faiblesse. Merci pour ta cuisine et ton soutien lorsque je fais cuire un steak. Merci d'avoir toujours trouvé de quoi m'occuper et de m'avoir organisé des sorties plus romantiques les unes que les autres entre les urgences main, les visites à l'assurance, les rendez-vous sur un parking pour faire un constat ... Plus sérieusement, merci d'être l'homme que tu es, tu fais ma force. Puisse l'aventure être longue encore ...

Je finirai ces remerciements par ma famille. **Fred**, mon cousin, merci ! Tu as été mon premier public, tu m'as inspiré des idées folles et même si je n'ai pas fait toutes les expériences que tu aurais aimées tu as toujours été présent. Merci de me faire autant rire, de partager avec moi des moments inoubliables (tu leur as dit qu'on a assisté au concert de Phil Collins ?). Merci de ta générosité, de ta fiabilité et ta légèreté. Merci à tes deux enfants, mes petits champions pour leur bonne humeur et leur spontanéité. Merci **Domi** pour ta présence, ton soutien. Tu as gardé un œil distant et protecteur sur mes années d'études et tu as été de très bons conseils. Merci à toi, à **Claudine**, **Didier** et **Nicole** d'être venus le jour de ma soutenance. Un soutien familial important et bienveillant. A mes **grands-parents** partis trop tôt, je sais comme vous avez été fiers de moi et je pense bien évidemment à vous dans ma réussite. **Mamie**, merci pour ton soutien et tes mots d'encouragements. Mes sœurs, merci ! Merci pour votre soutien, votre attention et votre protection. J'admire votre force et votre amour, merci d'être solidaires et présentes. **Sosotte**, merci d'être venue, merci d'être présente malgré la distance et ta vie de famille. Merci à **Fred** mon beau-frère préféré et à mon petit amour de neveu. **Po**, ma niquedouille, merci ! Tu ne pouvais me rendre plus heureuse qu'aujourd'hui, te retrouver et partager de nouveau est un réel bonheur. Merci d'être aussi barjot que moi et de rire de toutes mes blagues. Merci **Alice**, ma belle-sœur chérie d'être venue et d'être présente. Merci pour ta curiosité et ton attention. **Papa**, je sais que ton travail a souvent pris une place importante dans nos vies mais tu as toujours répondu présent lorsque j'en avais besoin alors merci. Voir tes yeux remplis de fierté m'a touchée, je nous souhaite davantage de moments de partages et d'affection. **Maman**, tu n'as pas été un soutien mais une muraille. Merci pour toute ton aide, tout l'amour que tu me portes, ta générosité, ton sourire, et j'en passe. Tu as une grande part dans ma réussite, tu as su rester objective et m'aider lorsque je butais, tu as été mon petit bonhomme sur le coin du bureau, pour toutes ces raisons merci !

A tous, merci !

TABLE DES MATIÈRES

Résumé	1
Abstract	2
Problématique et présentation de la thèse	3
Introduction générale	7
1 Les généralités du contrôle sensorimoteur naturel	7
1.1 Planification d'un mouvement dirigé de bras	8
1.2 Le contrôle du mouvement : les modèles existants	11
1.2. a Les modèles internes : modèle inverse et modèle forward . .	13
1.2. b La théorie du contrôle optimal : <i>Optimal Feedback Control</i>	
(<i>OFC</i>)	16
1.2. c Les modèles hiérarchiques	18
1.3 Décomposition du mouvement en sous-mouvements	19
2 Le contrôle de prothèses myoélectriques	21
2.1 La condition de la personne amputée	22
2.2 Le contrôle myoélectrique : du système On/Off au contrôle proportionnel	23
2.3 Le contrôle myoélectrique : du séquentiel au simultané	27
2.4 L'influence du domaine des interfaces cerveau-machine et les stratégies	
de co-adaptation	28
Objectifs de la thèse	32
Dispositifs expérimentaux	39
1 Présentation des dispositifs expérimentaux	39
1.1 Dispositif principal : un contexte myoélectrique simplifié	39
1.1. a Dispositif	39
1.1. b Traitements des forces exercées dans le dispositif	40
1.1. c Electromyogrammes de surface (EMG)	41
1.1. d Reconstruction de forces à partir des EMG	41
1.2 Dispositif secondaire	43
2 Modes de contrôle implémentés	43

2.1	Distinction contrôle position et contrôle vitesse	43
2.2	Définition des gains des modes de contrôle pour une tâche avec cibles fixes	45
2.3	Définition des gains des modes de contrôle pour une tâche avec cible mobile	46
3	Répartition des dispositifs et des modalités de contrôle dans les différents chapitres expérimentaux	47

Contributions expérimentales 50

1 Expérimentation d’un algorithme de co-adaptation dans un contexte myoélectrique simplifié (axe 1) 50

1	Résumé	50
2	Introduction	51
3	Matériels et Méthodes	53
3.1	Plan expérimental	53
3.2	Perturbations de la biomécanique virtuelle	55
3.3	Modèle d’adaptation de l’Homme	55
3.4	Co-adaptation de la machine	57
3.5	Analyses statistiques	59
4	Résultats	60
4.1	Sans et avec co-adaptation à gains fixes	60
4.2	Avec co-adaptation à gains variables	63
5	Discussion	66

2 Comparaison des contrôles position et vitesse dans une tâche d’acquisition de cibles fixes à partir des forces isométriques (axe 2) 71

1	Résumé	71
2	Introduction	72
3	Matériels et Méthodes	74
3.1	Plan expérimental	74
3.2	Niveaux de force	75
3.3	Tailles et distances de cible – Indices de difficulté associés	75
3.4	Questionnaire	76
3.5	Mesures expérimentales	77
3.6	Analyses statistiques	78
4	Résultats	79
4.1	Préférences des sujets	79
4.2	Taux de réussite	79

4.3	Temps de mouvement global : analyse des temps et loi de Fitts	81
4.4	Temps d'atteinte : analyse des temps et loi de Fitts	82
4.5	Temps d'acquisition : analyse des temps et loi de Fitts	83
4.6	Sous-mouvements : durée et amplitude	85
5	Discussion	88
3	Comparaison des contrôles position et vitesse dans une tâche de poursuite de cible à partir des forces isométriques (axe 2.a)	94
1	Résumé	94
2	Introduction	95
3	Matériels et Méthodes	97
3.1	Plan expérimental	97
3.2	Génèse du signal imprédictible de la cible	98
3.3	Gains des contrôles position et vitesse	98
3.4	Mesures expérimentales et analyses statistiques	98
4	Résultats	99
4.1	Comparaison des inter-corrélations des signaux sans recalage	99
4.2	Calcul du délai temporel minimal	100
4.3	Comparaison des délais temporels minimaux et des inter-corrélations associées (après recalage)	100
5	Discussion	101
4	Comparaison des contrôles position et vitesse dans une tâche d'acquisition de cibles fixes à partir des activités musculaires (axe 2.b)	104
1	Résumé	104
2	Introduction	105
3	Matériels et Méthodes	107
3.1	Plan expérimental	107
3.2	Niveaux de forces	108
3.3	Tailles et distances de cible – Indices de difficulté associés	108
3.4	Questionnaire	109
3.5	Mesures expérimentales	109
3.6	Analyses statistiques	109
4	Résultats	110
4.1	Taux de réussite	110
4.2	Préférences des sujets	111
4.3	Temps de mouvement global	112
4.4	Temps d'atteinte	112
4.5	Temps d'acquisition	112

4.6	Comparaison des préférences et taux de réussite avec l'étude du chapitre 2	113
4.7	Comparaison des temps des essais avec l'étude du chapitre 2	114
5	Discussion	115
Conclusions & Perspectives		121
6	Rappels des principaux résultats obtenus	121
6.1	Une co-adaptation implémentée par un gain variable et local améliore l'apprentissage	121
6.2	L'implication des boucles sensorimotrices dans la régulation des mouvements	122
7	Que faut-il en retenir pour l'avenir?	124
7.1	La modélisation : un outil pour comprendre, explorer et compléter	124
7.2	De la recherche fondamentale à la prothèse idéale	127
Références bibliographiques		132
Annexes		148

RÉSUMÉ

L'amputation du membre supérieur, dont la prévalence est comparable à celle des maladies orphelines, induit chez les patients une perte considérable d'autonomie dans la majorité des tâches simples de la vie quotidienne. Pour pallier ces difficultés, les prothèses myoélectriques actuelles proposent une multitude de mouvements possibles. Cependant, leur contrôle non intuitif et lourd cognitivement requiert un apprentissage long et difficile, qui pousse une proportion importante de patients amputés à l'abandon de la prothèse. Dans cette thèse, nous avons cherché à identifier l'origine des difficultés et les manques du contrôle myoélectrique en comparaison au contrôle sensorimoteur naturel, dans le but à terme de proposer de meilleures solutions de restitution et de suppléance. Pour cela, nous avons manipulé diverses conditions expérimentales dans un contexte d'interface homme-machine simplifié où des sujets non amputés contrôlent un curseur sur un écran à partir de contractions isométriques, *i.e.* des contractions qui n'engendrent pas de mouvement. Cette condition isométrique nous a permis de nous approcher de la condition de la personne amputée contrôlant sa prothèse à partir de l'activité électrique (EMG) de ses muscles résiduels, en absence de mouvement articulaire. Durant une tâche d'atteinte de cible, nous avons entre autre démontré le bénéfice d'une adaptation conjointe du décodeur qui traduit les activités EMG en mouvement du curseur, venant s'ajouter à la propre adaptation du plan de mouvement des sujets en réponse à des perturbations orientées. De plus, il a été mis en évidence que ce bénéfice est d'autant plus important que la dynamique d'adaptation artificielle du décodeur s'inspire de celle de l'Homme. Dans des tâches d'acquisition et de poursuite de cible, impliquant davantage les mécanismes de régulation en ligne du mouvement, nous avons mis en évidence l'importance d'une congruence immédiate entre les informations sensorimotrices et la position du curseur à l'écran pour permettre des corrections rapides et efficaces. Dans une condition où le niveau de bruit du système est relativement faible, comme avec l'utilisation du signal de forces plus stable que l'habituel signal EMG, cette congruence explique, en partie, la supériorité d'un contrôle d'ordre 0 (*i.e.* position) sur un contrôle d'ordre 1 (*i.e.* vitesse). Cependant, dès lors que le niveau de bruit est trop important, ce qui est le cas avec le signal EMG, le filtrage induit par l'intégration nécessaire au contrôle vitesse fait que celui-ci devient plus performant que le contrôle position. L'ensemble de ces résultats suggèrent qu'un décodeur adaptatif et intuitif, respectant et suppléant au mieux les boucles du contrôle sensorimoteur naturel, est le plus à même de faciliter le contrôle des futures prothèses.

Mots clés : contrôle sensorimoteur, prothèse myoélectrique, contraction isométrique, interface homme-machine, apprentissage automatique, poursuite de cible, mouvement d'atteinte

ABSTRACT

Upper limb amputation, although quite rare, induces enormous loss of autonomy for patients in most daily life activities. To overcome this loss, current myoelectric prosthesis offers a multitude of possible movements. However, current controls of these movements are typically non-intuitive and cognitively demanding, leading to a high abandon rate in response to the long and tedious learning involved. In this thesis, we aimed at identifying difficulties and gaps associated with myoelectric controls when compared to natural sensorimotor control, with the long term goal of informing the design of better solutions for prosthesis control. To do so, we manipulated several experimental conditions in a simplified human-machine interface, where non-amputated subjects controlled a cursor on a computer screen from isometric contractions, i.e. muscle contractions produced in the absence of joint movement. This isometric condition was designed to get closer to a situation in which an amputee controls a myoelectric prosthesis using electrical activity (EMG) of his/her residual muscles, without movement of the missing limb. During aiming movements, we demonstrated the benefits of adapting the decoder that translate muscle activities into cursor movement in conjunction with the own subject's adaptation of the planned movement direction in response to oriented perturbations. Furthermore, these benefits were showed to be even more important as the artificial decoder adaptation was inspired by the modelled adaptation of a human. In reaching and tracking movements toward fixed and moving targets, which increasingly involve online movement regulations, we revealed the importance of an immediate congruency between sensorimotor information and the cursor position on the screen for timely and efficient corrections. For conditions in which the level of noise associated with the control signal is relatively low, such as when using force that is more stable than the usual EMG signal used, this congruency partly explains the better performance obtained with zero order control (i.e. position) when compared to first order control (i.e. velocity). However, when the noise level increases, as is the case with EMG signals, the filtering property associated with the integration involved in a velocity control elicits better performances than with a position control. Taken together, these results suggest that intuitive and adaptive decoder, that supplies and judiciously complements natural sensorimotor feedback loops, is promising to facilitate future prosthesis controls.

Keywords : sensorimotor control, myoelectric prosthesis, isometric contraction, human-machine interface, machine learning, tracking movement, reaching movement

PROBLÉMATIQUE ET PRÉSENTATION DE LA THÈSE

En 2006, on recensait en France environ 5000 nouveaux cas d'amputation par an, dont 400 du membre supérieur (voir http://www.cofemer.fr/UserFiles/File/AP2Amp_Chiffres.pdf). Plus récemment, le rapport de la Haute Autorité de Santé de 2016 intégrant la main michelangelo au système de la sécurité sociale mentionne entre 140 et 150 séjours hospitaliers pour amputation du membre supérieur par an (voir page 17, [https://www.has-sante.fr/portail/upload/docs/evamed/CEPP-4922_MICHELANGELO_12_janvier_2016_\(4922\)_avis.pdf](https://www.has-sante.fr/portail/upload/docs/evamed/CEPP-4922_MICHELANGELO_12_janvier_2016_(4922)_avis.pdf)). Parmi ces amputations, on dénombre une cinquantaine d'amputations trans-radiales (ou trans-ulnaires) et environ 75 amputations trans-humérales. L'amputation, de par le faible nombre de cas peut être considérée comme maladie orpheline. Cependant, elle implique, chez la personne amputée, une perte considérable d'autonomie. C'est pourquoi, appareiller et permettre à ces personnes amputées de retrouver une autonomie et un confort de vie est une réelle quête pour diverses industries, équipes médicales et équipes de recherche. Le membre supérieur est essentiel à la réalisation de presque toutes les tâches quotidiennes, telles qu'appuyer sur un interrupteur ou ouvrir une porte. L'amputation de ce membre entraîne la perte d'un grand nombre de fonctionnalités, et ce nombre est d'autant plus important pour les amputations proximales.

Bien que prometteuses, les prothèses myoélectriques actuelles sont encore trop peu souvent utilisées dans les processus d'appareillage et portées par les personnes amputées. Certes, les prothèses myoélectriques récentes proposent de plus en plus de mouvements et fonctions possibles pour pallier le manque du membre, mais l'apprentissage de leur contrôle et leur acceptation auprès des personnes amputées restent encore une étape trop difficile tant cognitivement que psychologiquement pour la personne. Le contrôle d'une prothèse ne se fait pas comme le contrôle d'un membre : la traduction d'un signal de contraction musculaire de seulement deux muscles en une multitude de mouvements de la prothèse, couplée à un appauvrissement des retours sensoriels, offre un schéma de contrôle bien différent d'un contrôle sensorimoteur naturel. En effet, dans le cas non amputé, le mouvement d'un bras se fait par l'exercice de force sur les différentes articulations à partir de diverses contractions musculaires, et peut être régulé à tout instant par l'ensemble des boucles sensorimotrices composant le système. La différence entre le contrôle sensorimoteur naturel et le contrôle d'un effecteur artificiel à partir de l'activité musculaire tel qu'il est proposé aujourd'hui, induit une gestion à terme différente des boucles sensorimotrices. La difficulté qui résulte de cette différence fondamentale entre contrôle naturel et contrôle myoélectrique d'une prothèse induit une charge cognitive supplémentaire chez le patient qui aboutit trop souvent à l'abandon de la prothèse.

Nous avons voulu, dans cette thèse, accroître notre compréhension des mécanismes sensori-moteurs à l'œuvre dans le contrôle naturel afin d'identifier les différences fondamentales entre ces mécanismes et ceux à l'œuvre dans le contrôle myoélectrique et ainsi offrir des pistes pour réduire ou suppléer ces différences. Ces objectifs présentent pour objectif commun, à terme, d'améliorer le contrôle des prothèses. **Quelles sont donc les mécanismes faisant défaut dans le contrôle d'une prothèse en comparaison au contrôle sensorimoteur naturel ? Comment restituer ou suppléer ces manques ?**

Le travail de thèse présenté ici part du principe que l'étude du contrôle sensorimoteur naturel dans des contextes simplifiés peut permettre d'apporter des éléments de réponse à ces questions. En effet, comprendre davantage les processus mis en jeu lors du contrôle sensorimoteur naturel doit permettre d'identifier les fonctions manquantes dans le contrôle de la prothèse et d'apporter des pistes de restitution ou de suppléance. Dans le cadre de cette thèse, nous avons adressé ces questions fondamentales dans un contexte simplifié sur des sujets non-amputés. Ainsi, cette thèse porte sur **l'étude du contrôle sensorimoteur dans un contexte d'interface simplifié où les sujets contrôlent un curseur dans différentes tâches manipulant certaines caractéristiques du contrôle myoélectrique ainsi que la nature des boucles sensorimotrices qui y sont impliquées**. Dans nos contextes expérimentaux, le bras du sujet est immobilisé dans différents dispositifs. Les contractions musculaires produites n'impliquent alors aucun mouvement, on parlera de **condition isométrique**. L'utilisation de cette condition isométrique, *i.e.* où aucun mouvement n'est réalisé, nous permet de nous approcher de la condition d'une personne amputée pour qui la contraction d'un muscle résiduel rattaché au moignon n'engendrera pas ou peu de mouvement. Par ailleurs, deux *signaux source* ont été utilisés pour contrôler le mouvement d'un curseur sur un écran : **un signal de forces** réellement exercées par les sujets dans les dispositifs, ou un **signal musculaire (EMG)** enregistré par électromyographie de surface. Les différents niveaux de bruit impliqués dans ces deux signaux source nous ont permis, entre autre, de comparer l'impact du niveau de bruit sur la qualité des contrôles qui en résulte. La manipulation conjointe du contexte expérimental et des tâches simplifiées nous a permis de cibler certaines différences entre le contrôle sensorimoteur naturel et artificiel. Nous avons, par exemple, questionné l'effet de l'implémentation d'une co-adaptation (ou *adaptation mutuelle*) du décodeur et de l'humain sur les performances en réponse à des perturbations sur une tâche où la planification « feedforward » du mouvement est essentielle. Nous avons également questionné l'implication des différentes boucles sensorimotrices dans la production et la régulation du mouvement à travers la comparaison de deux modes de contrôle (contrôles position et vitesse) dans des tâches où les processus de « feedback » sont essentiels.

Le travail présenté ci-après est divisé en cinq parties. Une **première partie** (*Introduction générale*) présente les théories et concepts du contrôle sensorimoteur naturel, en accentuant particulièrement le rôle des boucles sensorimotrices dans la production et la régulation du mouvement, puis aborde les complications engendrées par une amputation et le nouveau

système de commande nécessaire au contrôle d'une prothèse. La **deuxième partie** (*Dispositifs expérimentaux*) présente les dispositifs expérimentaux utilisés et les différentes conditions expérimentales manipulées dans les travaux réalisés dans cette thèse. La **troisième partie** (*Contributions expérimentales*) présente l'ensemble des études expérimentales réalisées durant ma thèse et sera découpée en quatre chapitres. Un *premier chapitre* décrit l'étude d'une co-adaptation dans un contexte myoélectrique où, en réponse à des perturbations orientées du décodeur, les sujets doivent adapter leur intention de mouvement (planification) conjointement avec une adaptation du décodeur. Le *deuxième chapitre* s'intéresse aux différences de performances induites par les deux principaux modes de contrôle que l'on retrouve dans la littérature (position ou vitesse). Afin de ne considérer que les effets propres au mode de contrôle, cette étude a été réalisée sur la base du signal des forces comme signal source, et non du signal EMG dont le manque de stationnarité aurait pu impacter les résultats (voir *chapitre 4*). Ainsi, la tâche consistait à acquérir des cibles sur un écran avec un curseur contrôlé par les forces exercées au niveau de l'articulation du poignet en condition isométrique. Le *troisième chapitre* s'intéresse à l'impact des informations proprioceptives dans les deux modes de contrôle. Dans une tâche de poursuite de cible qui met l'accent sur l'influence des retours sensoriels sur la régulation du mouvement, les sujets ont contrôlé la position ou la vitesse de déplacement du curseur sur l'axe vertical à partir des forces isométriques exercées. De plus, les informations proprioceptives pouvaient être congruentes avec le déplacement du curseur, ou non (dans une condition particulière où seule l'erreur est montrée au sujet). Pour finir cette partie consacrée aux expérimentations, le *quatrième chapitre* s'intéresse à l'impact du niveau de bruit présent dans le signal source sur la qualité du contrôle qui en résulte. Pour cela, nous avons reproduit le protocole expérimental du chapitre 2 en utilisant le signal EMG, dont le niveau de bruit est élevé, au lieu du signal de forces. Dans la **quatrième partie** (*Conclusions & Perspectives*) nous discuterons, après un bref rappel des résultats principaux obtenus, de l'impact de ces résultats dans le contexte plus général des interfaces artificielles et du contrôle du prothèse. Deux aspects seront essentiellement abordés, à savoir, le rôle de la modélisation pour améliorer les interfaces, et la confrontation de nos résultats à la réalité du contrôle d'une prothèse myoélectrique. Enfin, la **cinquième partie** (*Annexes*) est une partie annexe, consacrée aux publications affichées et articles produits durant ce travail doctoral.

INTRODUCTION

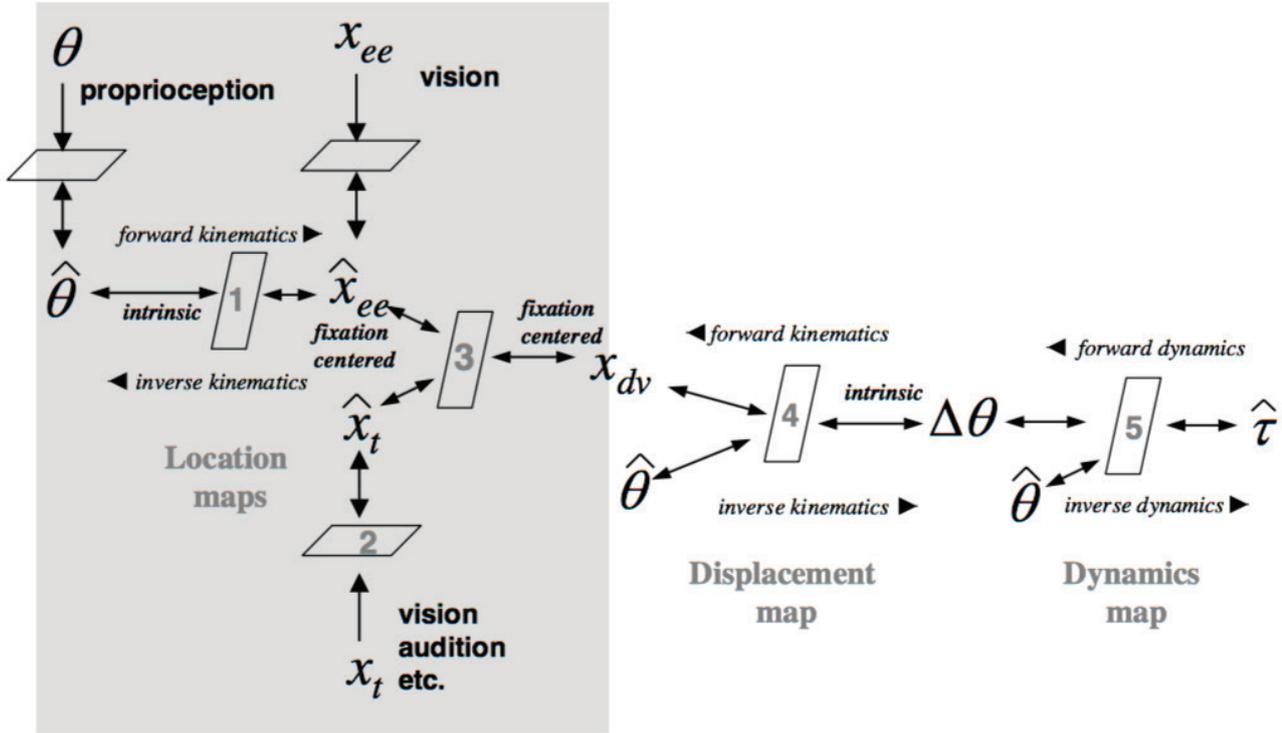
1 Les généralités du contrôle sensorimoteur naturel

Pour interagir avec l'environnement, l'être humain utilise principalement ses membres supérieurs. Ces derniers nous permettent en effet de réaliser un grand nombre de tâches telles qu'atteindre un objet pour le saisir, porter un plateau ou encore utiliser une souris d'ordinateur. L'amputation d'un membre supérieur induit une perte considérable d'autonomie de la personne amputée dans des tâches simples de la vie quotidienne. Malgré l'importance des progrès technologiques mis en œuvre dans le développement de prothèses de plus en plus réalistes et fonctionnelles, leur contrôle reste difficile. Par conséquent, les personnes amputées restent limitées dans leur mouvement et leur interaction avec le monde. Améliorer le contrôle de ces prothèses passe par une compréhension fine du contrôle sensorimoteur naturel et des concepts associés. Parmi la multitude des mouvements réalisables par le bras, il en existe deux qu'il est important de distinguer : l'atteinte et la saisie. Alors que la saisie engage l'ensemble des mécanismes de serrage de la main et des doigts, l'action d'atteindre est une tâche qui repose sur les connaissances de la position relatives des membres en rapport au reste du corps et en lien avec la position de la cible. Dans le but de concentrer nos efforts sur les principes fondamentaux du contrôle sensorimoteur lors de tâche où peu de degrés de liberté sont mis en jeu, nous nous sommes centrés, durant cette thèse, sur des mouvements d'atteinte (ou pointage), de maintien (pour acquisition) et de poursuite de cible. Que savons-nous du contrôle sensorimoteur naturel de ce type de mouvement ?

Les mouvements que nous avons choisi de cibler (*i.e.* pointage, maintien et poursuite) font partie d'une catégorie de mouvement plus englobante : les mouvements volontaires. Un mouvement volontaire représente tout mouvement dirigé vers un but défini par avance. En d'autres termes ce mouvement est consciemment planifié, exécuté et ajusté pour atteindre son but. L'exécution de ces mouvements nécessite donc l'identification d'un but, puis la planification du mouvement correspondant et enfin l'initiation et la régulation de ce mouvement jusqu'à l'obtention du but. Alors que l'identification d'un but reste inchangé suite à une amputation, les processus de planification, de production (ou exécution) et régulation de mouvement sont, quant à eux, fortement impactés par la perte du membre. Pour mieux comprendre ce qui est réellement affecté suite à une amputation et quel est le meilleur moyen de le restituer, il est nécessaire de mieux comprendre les mécanismes sensorimoteurs chez une personne non amputée. Que savons-nous du contrôle moteur ? Comment les mouvements sont-ils planifiés ? Après leur planification, comment sont-ils exécutés et régulés ?

Les sous-sections suivantes abordent les différents processus mis en place lors du contrôle d'un mouvement volontaire. Bien que les processus de planification et d'exécution/régulation soient physiologiquement inter-dépendants, nous avons décidé de les présenter de façon isolée en deux sous-sections distinctes pour simplifier la lecture (sous-section 1.1 et 1.2 respectivement). La dernière sous-section (sous-section 1.3) portera, quant à elle, sur les dynamiques du mouvement et son découpage en sous-mouvements.

A. Modèle de planification vectorielle, d'après Shadmehr et al. (2005)



B. Illustration d'une planification vectorielle d'un mouvement d'atteinte

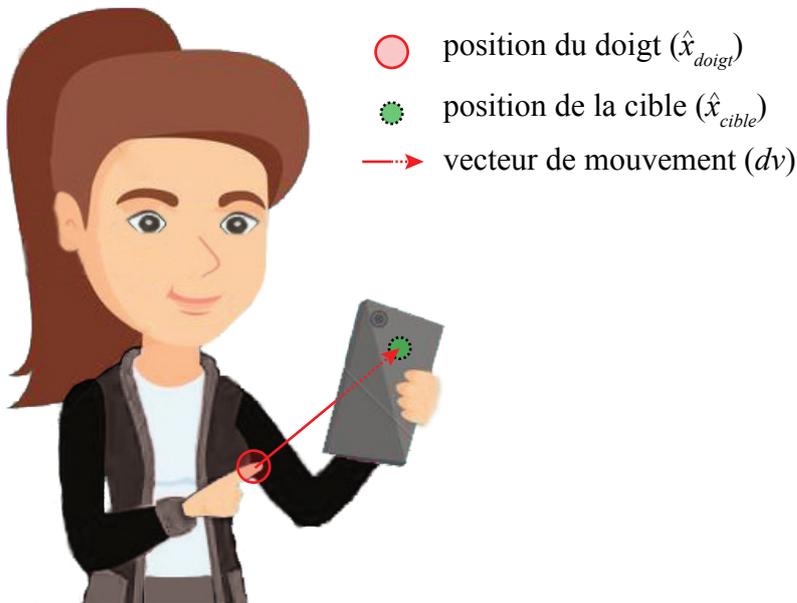


Figure 11 : Modèle et illustration de la planification vectorielle d'un mouvement dirigé de bras. **A.**, modèle de codage vectoriel du mouvement proposé par Shadmehr *et al.* (2005). La position de l'organe terminal (end effecteur, x_{ee}) est estimée (\hat{x}_{ee}) à partir d'informations visuelles et proprioceptives, tandis que la position de la cible (target, x_t) va être estimée (\hat{x}_t) dans le même temps par les informations extéroceptives (eg. visuelles ou auditives). Ces deux positions estimées vont être utilisées pour définir le vecteur différentiel (ou vecteur de mouvement, x_{dv}) caractérisant la direction et l'amplitude du mouvement à produire. Cette planification du mouvement par codage vectoriel (encadré gris) va ensuite être traduite à partir de modèles inverses en une commande motrice. **B.**, illustration de la planification vectorielle dans un cas concret de mouvement d'atteinte. Les positions du doigt et du point à atteindre (ou cible) sur la tablette sont estimées (\hat{x}_{doigt} et \hat{x}_{cible} respectivement). Le vecteur de mouvement planifié correspond alors au vecteur de différence (dv) entre la position estimée du doigt et celle de la cible.

1.1 Planification d'un mouvement dirigé de bras

La planification motrice a pour but d'établir le plan moteur du mouvement qui sera par la suite traduit en une commande motrice. Le codage de ce processus cognitif fait l'objet d'un débat dans le domaine des neurosciences. Une théorie majeure supportée par un grand nombre d'études (Ghez *et al.*, 1993; Gordon *et al.*, 1994; Rossetti *et al.*, 1995; Sainburg *et al.*, 1995; Nougier *et al.*, 1996) repose sur l'hypothèse d'un codage vectoriel du mouvement. L'idée de cette théorie de codage vectoriel est que l'intention du mouvement va être planifiée par un **vecteur de mouvement**, caractérisé par sa direction et son amplitude (**figure I1A**, zone grisée; Shadmehr *et al.*, 2005).

Cette théorie requiert l'estimation des positions de l'organe effecteur (ou *end effecteur*, **figure I1A**, x_{ee} , position réelle et \hat{x}_{ee} , position estimée) et de la cible (**figure I1A**, x_t , position réelle et \hat{x}_t , position estimée) dans l'espace. Ces deux estimations sont ensuite utilisées pour planifier le mouvement par codage vectoriel (**figure I1A**, x_{dv} ; Shadmehr *et al.*, 2005). Le *vecteur de mouvement* représente alors la direction et l'amplitude du mouvement à effectuer. Ce vecteur va, par la suite, être traduit en commande motrice à partir d'un ou plusieurs modèle(s) inverse(s) (voir sous-section 1.2. a, **figure I1A** partie de droite). Les principes de la théorie de codage vectoriel ont été illustrés sur la base d'un mouvement de pointage (**figure I1B**). Supposons que notre femme témoin veuille toucher l'écran de sa tablette sur le point vert représenté sur la **figure I1B**. Le but de son mouvement est donc : **atteindre la cible**. Pour cela, si l'on suit la théorie de planification vectorielle, notre femme témoin va commencer par estimer la position de son doigt (**figure I1B**, \hat{x}_{doigt}) ainsi que celle de la cible à atteindre (**figure I1B**, \hat{x}_{cible}) dans l'espace. Le vecteur reliant la position estimée du doigt (\hat{x}_{doigt}) à la position de la cible sur la tablette (\hat{x}_{cible}) représente alors le vecteur de différence appelé *vecteur de mouvement* (dv , **figure I1B**, flèche rouge). Ce vecteur représente le mouvement à produire en termes de distance à parcourir, dans une direction donnée vers le but souhaité. Pour réaliser le mouvement, la femme témoin a donc pour objectif de réduire la norme du vecteur de mouvement dv à zéro.

Cette théorie rend compte de l'importance de l'estimation de la position de l'organe terminal ou organe effecteur (dans l'exemple le doigt) en amont du mouvement. L'étude de Vindras *et al.* (1998) montre que l'erreur obtenue en fin de mouvement est corrélée au biais d'estimation de la position initiale de la main. Dans cette étude (Vindras *et al.*, 1998), les sujets ont réalisé trois tâches : (1) la première tâche correspondait à une tâche d'atteinte de cible où la main réalisant l'atteinte n'était pas visible par les sujets avant le mouvement (2) dans la deuxième tâche, les sujets pouvaient voir leur main avant l'initiation du mouvement d'atteinte et, (3) lors de la troisième tâche, les sujets devaient utiliser un joystick avec leur main gauche pour pointer leur estimation de la position initiale de leur main droite (non visible) avant le mouvement. Cette dernière tâche permettait alors de quantifier l'erreur d'estimation de la position initiale de la main des sujets. Deux résultats principaux démontrent l'importance de l'estimation de la position de la main avant le début du mouvement. Dans un premier temps, Vindras *et al.*

(1998) ont observé que les erreurs d'atteinte obtenues dans la première tâche étaient fortement diminuées lors de la deuxième tâche. En d'autres termes, le fait de voir leur main avant le mouvement a permis aux sujets d'être plus précis. Dans un second temps, l'analyse de la troisième tâche a montré que l'erreur d'atteinte et l'erreur d'estimation de la position initiale présentaient un biais similaire. Ce résultat suggère donc qu'une erreur faite dans l'estimation de la position de la main avant le mouvement se répercutera sur la précision de l'atteinte. De même, une mauvaise estimation de la position à atteindre (position finale) va induire, de fait, des erreurs d'atteinte. Selon la théorie de planification vectorielle, un mouvement précis requiert donc une bonne précision dans l'estimation de la position initiale de l'organe terminal ainsi que de la position à atteindre.

Comme nous venons de le voir, estimer la position initiale de l'effecteur est un point essentiel à la planification du mouvement. Cette estimation se fait par le biais de l'intégration multi-sensorielle (pour revue voir Sabes, 2011). En effet, pour déterminer la position réelle de la main dans l'espace et estimer sa position finale (par estimation de la position de la cible), nous utilisons à la fois les informations visuelles et proprioceptives. L'étude de Ghez *et al.* (1995) montre l'importance du système visuel dans l'estimation de la position de la main avant l'initiation du mouvement chez des patients désafférentés. De manière parallèle, Larish *et al.* (1984) mettent en avant l'apport des informations proprioceptives dans la réalisation d'un mouvement précis en absence de vision. Dans cette étude, les sujets réalisaient un mouvement de flexion du coude dans l'obscurité (*i.e.* en absence de retour visuel). Cependant, avant la réalisation du mouvement, les informations proprioceptives étaient, pour certains essais, perturbées par l'induction d'une vibration du biceps pendant dix secondes. Les résultats de cette étude ont montré que les mouvements réalisés sans perturbation des informations proprioceptives (sans vibration) étaient plus précis que ceux réalisés alors qu'une vibration du biceps avait été délivrée avant le mouvement (Larish *et al.*, 1984). Dans ces deux études, l'une des deux modalités sensorielles utilisées dans l'estimation de la position de la main est absente : alors que Ghez *et al.* (1995) ont travaillé avec des patients désafférentés dénués de tous retours proprioceptifs, Larish *et al.* (1984) privaient leurs sujets de retour visuel avant et pendant le mouvement par l'utilisation de lunettes opaques. Que se passe-t-il lorsque les deux modalités sont présentes ? Quel poids de confiance est donné à chacune de ces modalités ? Sober et Sabes (2005) mettent en évidence que le poids de chacune de ces modalités dépend des caractéristiques de la cible et du type de retour donné aux sujets lors de la réalisation du mouvement. Dans cette étude, les sujets réalisaient une tâche d'atteinte de cible. Cette cible pouvait être définie soit par un curseur affiché sur l'espace de travail (cible visuelle), soit par la main non impliquée dans le mouvement (cible proprioceptive). De plus, le retour se faisait soit en montrant uniquement un point représentant la position du doigt de la main en cours de mouvement, soit le bras entier. En présentant aux sujets une représentation faussée de la main ou du bras (déviée vers la droite ou la gauche) et en mesurant l'erreur en fin de mouvement, les auteurs ont pu mesurer la part du visuel et

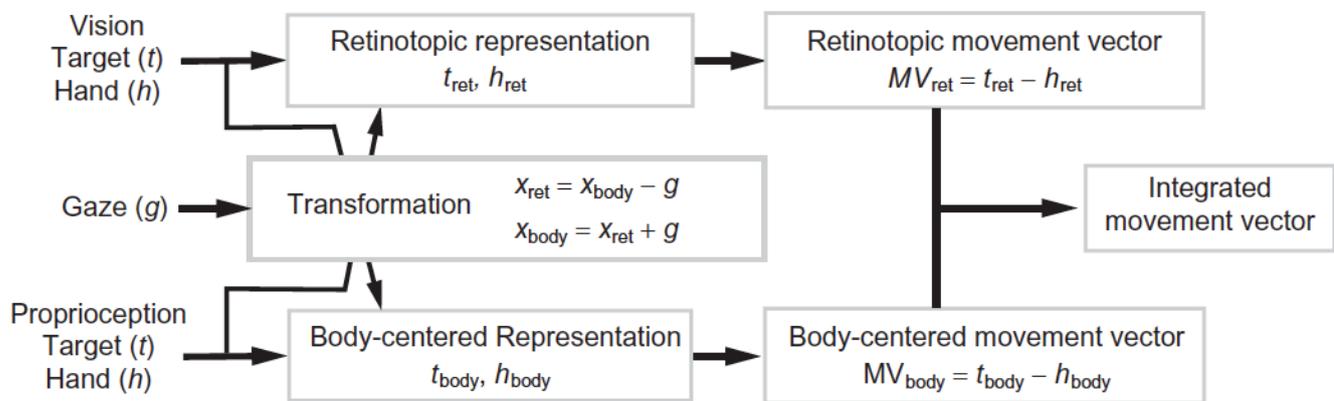


Figure I2 : Modèle d'intégration multi-sensorielle bayésien impliqué dans l'estimation de la position de l'organe effecteur lors des processus de planification vectorielle du mouvement. Les informations visuelles et proprioceptives sont intégrées de sorte qu'une information bruitée soit moins prise en compte dans la construction du plan moteur qu'une information plus fiable. Par exemple, dans le cas où la cible sera une cible visuelle, le système donnera davantage de poids à la représentation visuelle de la scène qu'aux informations proprioceptives. D'après Sabes (2011).

du proprioceptif dans l'estimation de la position réelle de la main. Les résultats de cette étude ont montré que pour une cible visuelle, les sujets ont davantage fait confiance à l'information visuelle de la main pour déterminer la position de celle-ci et produisaient une erreur d'atteinte congruente avec le biais introduit initialement dans la représentation de la main. En revanche, pour une cible proprioceptive, les sujets estimaient la position de leur main sur la base de leurs retours proprioceptifs et faisaient ainsi moins d'erreurs d'atteinte. Le schéma ci-contre (**figure I2**) illustre le modèle d'intégration multi-sensorielle bayésien impliqué dans la planification du mouvement présenté par Sabes (2011). D'après ce modèle, le système donnera plus d'importance à la modalité sensorielle la plus fiable, ou, en d'autres termes, à la modalité sensorielle qui présente des informations sûres et peu bruitées. Par exemple, si notre vision est floutée, le système sensorimoteur fera davantage confiance aux informations proprioceptives qu'aux informations visuelles. Dans ce cas, l'estimation de la position initiale de la main sera majoritairement réalisée à partir des retours proprioceptifs perçus. De plus, bien que la position de la cible ne soit potentiellement accessible que par la vision, cette position de cible peut être transformée dans un système de référence centré sur le corps (*body-centered representation*, **figure I2**) pour être ensuite mise en relation avec la position du bras. Le mouvement sera alors planifié, en majorité, à partir du système de référence centré sur le corps (**figure I2** Sabes, 2011).

Des études mettent en évidence le rôle du cortex pariétal postérieur dans la production de cette planification vectorielle (Snyder *et al.*, 1997; Batista *et al.*, 1999; Snyder *et al.*, 2000). Graziano *et al.* (2000) montrent l'implication de l'aire 5 du cortex pariétal dans le codage de la position du bras tant sur une modalité visuelle que proprioceptive. La région pariétale du cortex semble être le point de rencontre des différentes informations sensorielles impliquées dans l'estimation de la position de la main. Cette région est une région clé dans l'intégration multi-sensorielle permettant la planification vectorielle du mouvement (pour revue voir Andersen *et al.*, 1997).

Diverses études d'adaptation en réponse à une rotation visuomotrice appuient la théorie de planification vectorielle (Krakauer *et al.*, 2000; Wang et Sainburg, 2005). Wang et Sainburg (2005) montrent par exemple, que la généralisation d'un apprentissage à une rotation visuomotrice est plus importante pour des mouvements effectués dans des directions similaires plutôt que pour des mouvements présentant une même localisation spatiale finale mais des directions différentes. Les auteurs concluent alors que l'adaptation à une rotation visuomotrice reconfigure les représentations internes des vecteurs de mouvement. Dans le but de reproduire les courbes d'apprentissages typiques (pour revue voir Haith et Krakauer, 2013), certains chercheurs tentent de modéliser les mécanismes d'adaptation de l'Homme en réponse à une rotation visuomotrice. Parmi les modèles étudiés, le « *state space model* » propose de corriger l'erreur introduite par la rotation en modifiant la direction du vecteur de mouvement planifié avant l'initiation du mouvement (Donchin *et al.*, 2003; Smith *et al.*, 2006; Thoroughman et Shadmehr,

2000; Haith et Krakauer, 2013). Supposons par exemple que la cible à atteindre se trouve à 40° et qu'une rotation de $+30^\circ$ a été introduite. Pour compenser une erreur dans une direction, l'Homme va modifier son intention de mouvement d'une portion de l'erreur en direction opposée. Ainsi, petit à petit, l'Homme ne va plus planifier un mouvement dirigé à 40° mais va planifier un mouvement orienté à $40^\circ - k \times 30^\circ$ où k représente la proportion d'erreur corrigée. Ce modèle d'adaptation de la direction du vecteur de mouvement permet de reproduire les courbes d'apprentissage habituellement obtenues en réponse à une rotation visuomotrice, et appuie la théorie de planification vectorielle du mouvement. Tanaka *et al.* (2009) mettent en évidence les processus de généralisation de l'apprentissage, pour une direction, aux directions voisines. En effet, l'apprentissage fait sur la cible à 40° va induire une modification des directions de mouvement planifiées pour des cibles voisines. Cette généralisation de l'apprentissage s'atténue à mesure que l'on s'éloigne de la direction apprise. Cette généralisation de l'apprentissage se décrit par une courbe gaussienne de $\pm 23^\circ$ d'écart-type (Tanaka *et al.*, 2009). Ces processus de généralisation de l'apprentissage peuvent être intégrés au précédent modèle d'adaptation de l'Homme par l'implémentation d'un réseau de neurones à codage spatial. Dans leur étude, Tanaka *et al.* (2009) ont mis en évidence le rôle du cortex pariétal postérieur et du cervelet dans l'apprentissage d'une rotation visuomotrice et dans sa généralisation. L'existence de neurones codant pour des directions préférentielles à la fois dans le cortex pariétal postérieur et le cervelet appuie la modélisation de l'apprentissage par réseau de neurones codant préférentiellement pour une direction spécifique.

Il est important de noter que la g n se d'un mouvement ne s'arr te pas   sa planification vectorielle. Sober et Sabes (2005) montrent par exemple que les informations proprioceptives et visuelles utilis es dans l'estimation de la position de la main sont  galement utilis es dans la g n ration de la commande motrice. Comme le montre le mod le de Shadmehr *et al.* (2005) repr sent  sur la **figure 11A**, la planification vectorielle du mouvement requiert par la suite d' tre traduite en une commande motrice dans le but de produire le mouvement souhait . La sous-section suivante pr sente les mod les expliquant comment, sur la base de cette planification en vecteur de mouvement, une commande motrice va  tre g n r e puis ex cut e. Autrement dit, nous nous int ressons ci-apr s   la production et la r gulation du mouvement suite   sa planification.

1.2 Le contr le du mouvement : les mod les existants

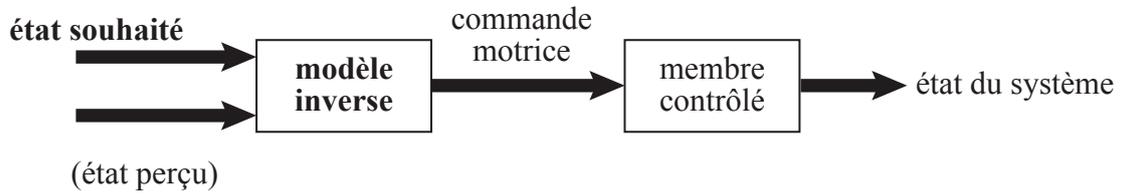
Woodworth (1899), encore largement cit  aujourd'hui, fut un pionnier dans l' tude du contr le des mouvements dirig s du bras. Son mod le propose de d couper le mouvement en deux phases : une premi re phase aurait pour but d'approcher la main de la cible ; une seconde phase permettrait de guider visuellement plus pr cis ment la main sur la cible. La premi re phase serait plut t rapide et donc peu pr cise et ne n cessite pas forc ment de retour sensoriel

(visuel ou proprioceptif) car une fois planifiée elle serait non modulable. La seconde phase serait, quant à elle, visuellement guidée (Woodworth, 1899). Ce premier modèle marque le début d'un grand nombre d'études sur la planification, la production et la régulation en ligne du mouvement dirigé. Durant plus d'un siècle, trois principaux modèles explicatifs du mouvement ont été proposés (pour revue voir Desmurget et Grafton, 2000) :

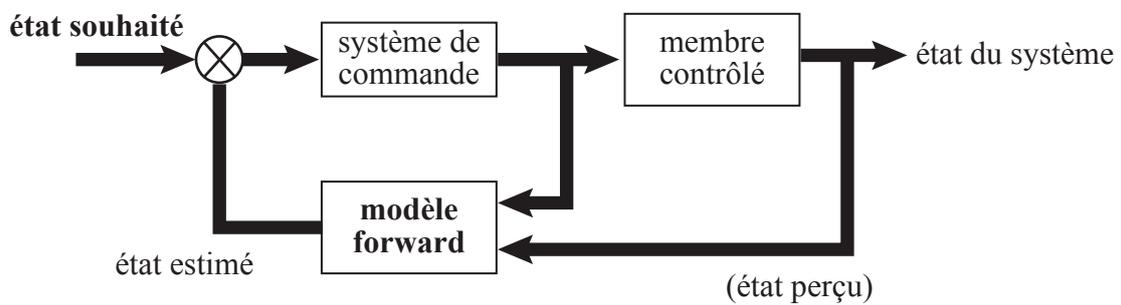
- **les modèles uniquement « *feedforward* »** : où **tout est planifié et anticipé avant** l'exécution du mouvement. Les boucles sensorimotrices donnant des retours sur le contrôle ne seraient utiles qu'à la toute fin de la trajectoire (Keele, 1968b; Meyer *et al.*, 1988; Milner, 1992). Ces modèles reposent donc sur une planification entière du mouvement, mais n'expliquent pas comment nous pouvons réagir à des perturbations durant le mouvement.
- **les modèles uniquement « *feedback* »** : ces modèles sont en totale opposition avec les modèles précédents. Ils suggèrent qu'il n'existe pas de plan moteur défini a priori du mouvement. En revanche **la commande musculaire serait générée en temps réel à partir du signal d'erreur** basé sur la comparaison entre la position de la main et celle de la cible. La commande serait donc mise à jour à chaque instant via les retours sensoriels (Hinton, 1984; Flanagan *et al.*, 1993). Cependant, ces modèles expliquent mal la possibilité d'exécuter des mouvements très rapides, avant que tout retour sensoriel ne puisse intervenir.
- **les modèles « *hybrides* »** : ces modèles représentent un compromis entre les deux précédentes théories. Ainsi ces modèles présentent deux composantes : une composante proactive (*feedforward*), où un plan moteur est programmé avant le départ du mouvement et une composante rétro-active (*feedback*), où les boucles sensorimotrices internes supervisent le mouvement et permettent un réajustement de la commande en temps réel.

De même que la théorie de générateurs centraux de patrons locomoteurs rythmiques (Brown, 1911, 1914) s'est opposée à celle des boucles réflexes (Sherrington, 1910) pour expliquer l'existence d'un rythme locomoteur après transection de la moelle épinière, les modèles uniquement « *feedforward* » et uniquement « *feedback* » s'opposent pour expliquer le contrôle moteur. Dans ces deux oppositions, considérer un seul des deux modèles est trop réducteur. Les modèles hybrides semblent donc les modèles les plus appropriés pour expliquer l'ensemble des observations empiriques. De façon plus précise, dans notre cas, les modèles « *feedforward* » ne permettent pas d'expliquer la différence de performance entre des mouvements visuellement guidés et des mouvements réalisés dans l'obscurité (Woodworth, 1899). Dans son étude, Woodworth (1899) montre en effet que lorsque les sujets réalisent la tâche les yeux ouverts, le contrôle est plus précis que lorsqu'ils la réalisent les yeux fermés. Or, si tout était planifié par avance, il ne devrait pas y avoir de différence dans la précision de la tâche en fonction de la présence ou non d'informations visuelles durant le mouvement. De la même manière, il est trop réducteur de penser que le contrôle moteur ne se fait que sur la base des retours sensoriels perçus en ligne. L'étude de Woodworth (1899) montre également que pour des mouvements très rapides, il

A. Schématisation du modèle inverse



B. Schématisation du modèle forward



C. Combinaison du modèle inverse et forward

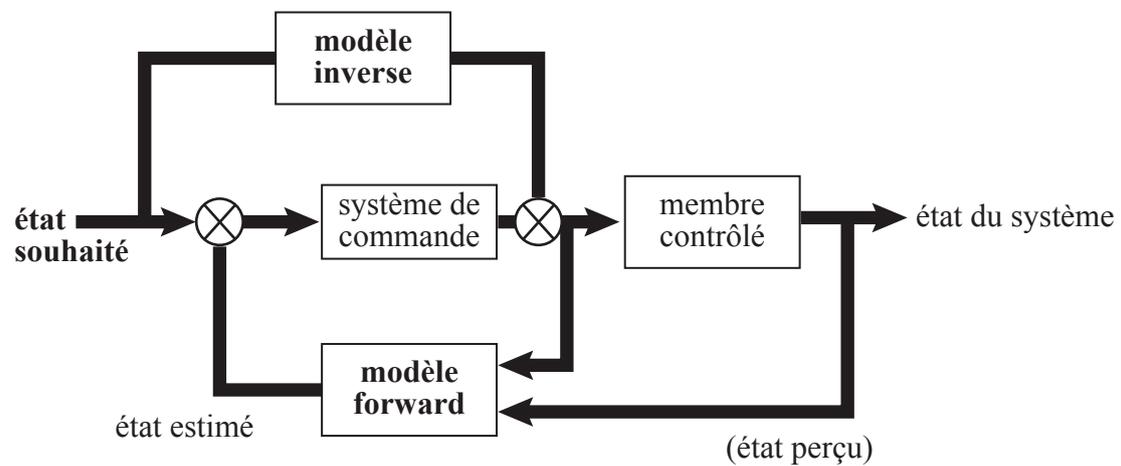


Figure I3 : Schématisation du rôle des modèles internes et de leur combinaison possible dans la production et régulation du mouvement. **A**, le modèle inverse génère une commande motrice à partir de l'intention du mouvement. **B**, le modèle forward (ou modèle direct) permet de prédire l'état sensoriel à venir à partir de la commande motrice envoyée et de l'état actuel du système. **C**, une combinaison de ces modèles inverses et forward permettrait la production et la régulation du mouvement. Adapté de Vercher *et al.* (2003).

n'existe pas de différence de précision dans la réalisation de la tâche les yeux ouverts ou fermés. Nous pouvons donc conclure que la présence de retour visuel n'améliore pas les performances pour des mouvements très rapides. Ainsi, dans ce cas le mouvement n'est pas basé sur les retours sensoriels seuls, mais implique une planification en amont. Ce sont finalement ces derniers modèles – modèles hybrides – qui apparaissent comme les plus réalistes et physiologiques. Cependant, la notion de modèle hybride n'explique pas, en soi, le fonctionnement précis du système sensorimoteur. Comment les composantes « *feedforward* » et « *feedback* » sont-elles combinées pour réaliser des mouvements rapides et précis, ou pour réagir à une perturbation introduite durant le mouvement ?

1.2. a Les modèles internes : modèle inverse et modèle forward

La notion de modèle interne apparaît comme étant un concept théorique essentiel dans l'étude du contrôle sensorimoteur (Kawato *et al.*, 1987). Il existe deux types de modèles internes (pour revues voir Wolpert *et al.*, 1995; Wolpert et Ghahramani, 2000) :

- le **modèle inverse**, qui permet de traduire le but du mouvement en une commande motrice
- le **modèle forward** ou modèle direct, qui permet de prédire l'état sensoriel au pas de temps suivant à partir de l'état actuel et de la commande motrice envoyée

Plus spécifiquement, le modèle inverse permet de générer la commande motrice correspondant à la planification du mouvement. Autrement dit, ce modèle réalise l'inverse de la relation directe existante entre la commande motrice et le mouvement du bras (**figure I3A**).

La **figure I3B** illustre un exemple de boucle de rétro-contrôle formée avec un modèle forward (ou modèle direct) qui permet de produire des ajustements en amont du mouvement. D'après Wolpert *et al.* (1995) le modèle forward apporterait des solutions à quatre problèmes fondamentaux du système moteur en permettant :

- d'anticiper les retours sensoriels, donc d'anticiper une possible erreur, et ainsi de proposer un réajustement moteur dans un délai court. L'utilisation d'un modèle forward permettrait d'estimer l'issue de la commande avant même d'avoir les premiers retours sensoriels. Ainsi, une première correction pourrait, en principe, avoir lieu dans un délai inférieur aux latences des premières boucles sensorimotrices (Miall *et al.*, 1993)
- d'anticiper et annuler certains effets sensoriels du mouvement. Une stimulation tactile telle qu'un chatouillement est moins ressentie lorsqu'elle est auto-administrée. L'estimation sensorielle produite par le modèle forward permet, dans cet exemple, d'anticiper les effets négatifs du chatouillement et ainsi de réduire l'effet sensoriel ressenti (Gallistel, 2013)
- d'entraîner un apprentissage moteur. Une erreur mesurée entre l'estimation des retours sensoriels et les retours sensoriels réels peut être traduite en une erreur dans la commande motrice. Dans le cas où l'action motrice devrait être reproduite, la commande motrice sera

potentiellement réajustée pour limiter l'erreur produite (Sutton et Barto, 1981; Jordan et Rumelhart, 1992)

- d'estimer l'état du système à partir d'une comparaison de l'état sensoriel précédemment estimé et l'état sensoriel réel, pondéré selon un système bayésien (Goodwin et Sin, 2014)

Le modèle forward permet donc de prédire les conséquences sensorielles du mouvement programmé dans le but d'ajuster ce dernier et d'améliorer sa précision.

La combinaison d'un modèle inverse et d'un modèle forward permettrait alors la production et la régulation d'un mouvement. La **figure I3C** présente un exemple possible d'une telle combinaison de modèles forward et inverse selon Vercher *et al.* (2003). En effet, alors que le modèle inverse permet la création de la commande motrice correspondant à l'action désirée, le modèle forward est, quant à lui, intégré à la boucle de « feedback » (Wolpert *et al.*, 1998; Vercher *et al.*, 2003). La combinaison de ces modèles internes a été mise en évidence dans la coordination oeil-main dans une tâche de poursuite et d'adaptation motrice (pour revues voir Vercher *et al.*, 2003; Gauthier et Berry, 2006). La présence de l'implication de la main dans la poursuite du mouvement de la cible permet de prédire les mouvements de cette dernière, et de faciliter la poursuite visuelle. De façon parallèle, l'implication de l'oeil permet de mieux générer le comportement sensorimoteur associé au contrôle de la main.

L'étude de Thoroughman et Shadmehr (1999) met en évidence le rôle du modèle forward dans l'apprentissage moteur. Les auteurs ont observé, à partir d'enregistrements électromyographiques, un décalage temporel des activités musculaires induisant un comportement d'anticipation pour annuler l'impact d'une perturbation durant le mouvement. Dans cette étude (Thoroughman et Shadmehr, 1999), les sujets avaient pour objectif d'atteindre une cible par un mouvement rectiligne en présence d'un champ de force perpendiculaire à la trajectoire. Les premiers essais ont montré qu'à l'introduction de la perturbation (champ de force), les mouvements étaient fortement déviés en direction du champ de force. Les sujets devaient alors exercer une force contraire à la perturbation pour rediriger le mouvement et atteindre la cible. Après apprentissage, les résultats ont montré que les activités musculaires utilisées pour contrer les déviations induites par le champ de force étaient produites avant même l'introduction de ce champ de force. En d'autres termes, les atteintes étaient meilleures lorsque les activités musculaires utilisées pour annuler l'effet de la perturbation étaient avancées dans le temps, soit lorsqu'elles anticipaient l'effet de la perturbation. Cette anticipation de l'activité musculaire pour minimiser l'effet de la perturbation témoigne d'un apprentissage moteur : au lieu d'augmenter la force exercée en réponse à la perturbation, les sujets ont anticipé la perturbation au moyen d'un modèle forward et forçaient davantage en amont de la perturbation.

Certaines études physiologiques ont mis en évidence le rôle du cervelet dans l'anticipation des conséquences du mouvement et l'apprentissage moteur à travers l'utilisation de divers paradigmes d'adaptation (Martin *et al.*, 1996; Wolpert *et al.*, 1998; Smith et Shadmehr, 2005;

Nowak *et al.*, 2007). En effet, Nowak *et al.* (2007) ont montré qu'un patient ne possédant pas de cervelet dû à une agénésie cérébelleuse n'apprenait pas, essai après essai, à anticiper les conséquences de l'introduction d'un champ de force en opposition au mouvement. De façon similaire, Smith et Shadmehr (2005) ont montré que chez des patients atteints de dégénération cérébelleuse, l'adaptation à un champ de force durant le mouvement était déficiente. Dans un autre contexte, Martin *et al.* (1996) ont montré un déficit d'adaptation à des lunettes prismatiques chez des patients cérébellolésés.

D'autre part, Rushworth *et al.* (1997) ont mis en évidence le rôle du cortex pariétal postérieur dans les processus de comparaison des états sensoriels estimés et des états sensoriels réels utilisés pour adapter la commande motrice. En cas de lésion de régions de ce cortex pariétal chez le singe, des mouvements impliquant le système visuel ou le système proprioceptif étaient détériorés. Ces résultats suggèrent fortement que le cortex pariétal postérieur est un élément clé du modèle forward et que sa lésion impacte lourdement l'identification des erreurs dans la commande motrice sur la base de la comparaison des retours sensoriels réels et estimés.

Finalement, la combinaison du modèle inverse avec le modèle forward semble pouvoir générer une commande motrice viable et réguler le mouvement jusqu'à l'obtention du but désiré. Cependant, la manière précise avec laquelle cette combinaison de modèle inverse et modèle forward permet à la fois de générer et de réguler nos mouvements reste floue.

La gestion de la fatigue lors du mouvement, ou encore des différentes contraintes temporelles d'un mouvement, reste peu expliquée par la combinaison de ces deux modèles. Shadmehr et Krakauer (2008) présentent par exemple, une liste de diverses questions auxquelles la combinaison des modèles internes doit répondre pour mieux représenter et expliquer les observations expérimentales. Parmi ces questions, on trouve :

- comment le modèle inverse génère-t-il une commande dans le but de maximiser le ratio coût/bénéfice? Chaque mouvement engendre une récompense (*e.g.* l'effet souhaité du mouvement est atteint); quelle est cette récompense? Quelle fonction de coût doit être minimisée pour ne pas engendrer de fatigue ou de douleurs posturales par exemple?
- comment le décours temporel du mouvement est-il déterminé?
- comment les estimations sensorielles dues au modèle forward et les retours sensoriels sont-ils intégrés pour corriger le mouvement?

Le modèle présenté dans la sous-section suivante intègre cette notion de modèle interne dans un contexte de contrôle en ligne, où une fonction de coût est minimisée pour produire un mouvement optimal, et où les informations sensorielles sont intégrées par un modèle bayésien pour permettre la régulation du mouvement.

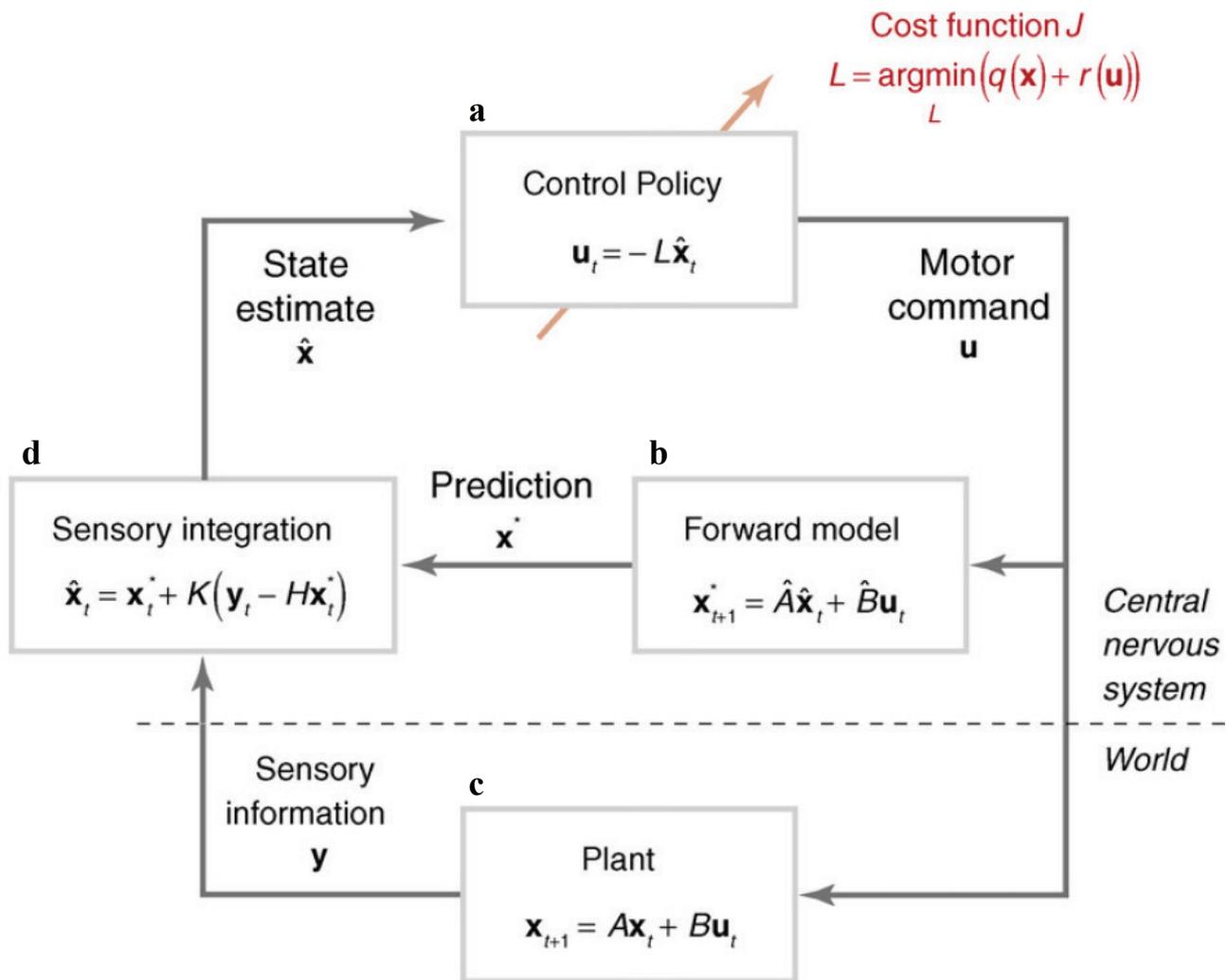


Figure 14 : Architecture du modèle de contrôle en ligne optimal (*Optimal Feedback Control, OFC*). La politique de contrôle (**a**, *control policy*) va permettre la création d'une commande motrice optimale (u) qui minimise une fonction de coût (L) définie a priori. Une copie d'efférence de cette commande va être utilisée par un modèle forward (*Forward model*, **b**) pour prédire les états sensoriels du système au pas de temps suivant (x^*). En parallèle, l'état réel du système (x) est mis à jour à travers l'exécution de la commande (**c**). Les retours sensoriels réellement perçus (y) et les retours prédits (x^*) sont intégrés (**d**) selon un gain de Kalman (K) pour définir une unique estimation de l'état du système (\hat{x}). Cet état estimé sera utilisé par la politique de contrôle pour poursuivre la production de la commande et/ou la réguler si nécessaire. D'après Diedrichsen *et al.* (2010).

1.2. b La théorie du contrôle optimal : *Optimal Feedback Control (OFC)*

Comme dit précédemment, la combinaison de modèle inverse et forward apporte peu d'explications précises sur la manière dont la commande motrice est générée et régulée au cours du mouvement, ou encore sur la gestion précise de la temporalité du mouvement. Le modèle, « *optimal feedback control* » explique la production et la régulation d'un mouvement optimal à partir d'une politique de contrôle et d'un processus bayésien d'intégration des informations sensorielles (Todorov et Jordan, 2002; Todorov, 2004). L'architecture et le fonctionnement de ce modèle sont illustrés sur la **figure I4** (ci-après) qui reprend le schéma proposé par Diedrichsen *et al.* (2010).

La politique de contrôle, ou *control policy*, traduit l'état courant estimé du système (\hat{x}) en une commande motrice optimale (fonction u) permettant de produire le mouvement souhaité tout en minimisant une fonction de coût donnée (fonction L , **figure I4a**). Ainsi, la commande sera générée dans le but, par exemple, de minimiser le jerk (Hoff et Arbib, 1993) ou l'effort à fournir (approximé par exemple, par la somme des carrés des forces à exercer dans le cadre de mouvement incluant plusieurs articulations; Uno *et al.*, 1989). Une fois la commande motrice générée, une copie d'efférence est envoyée à un modèle forward, qui va prédire les retours sensoriels attendus (x^*) à partir de la commande et de l'estimation de l'état actuel du système (**figure I4b**). Les informations sensorielles réelles (y) issues de la réalisation du mouvement (**figure I4c**), et les informations sensorielles prédites par le modèle forward (x^*) sont intégrées selon un gain de Kalman (K , **figure I4d**) pour définir une unique estimation de l'état du système (\hat{x}). Cette estimation de l'état du système (\hat{x}) va alors de nouveau être utilisée par la politique de contrôle (**figure I4a**) dans le but de poursuivre et ajuster, si nécessaire, la commande et, par conséquent, le mouvement. L'intégration sensorielle est une étape fondamentale au modèle OFC. C'est elle qui permet de prendre en compte le bruit présent dans les retours sensoriels en faisant plus ou moins confiance à ces derniers. Dans le cas où les retours visuels sont floutés par exemple, le système basera son estimation finale davantage sur les prédictions établies par le modèle forward que sur les réels retours visuels. Ce modèle représente le contrôle sensorimoteur par un processus en boucle fermée. La combinaison de la politique de contrôle avec l'intégration des retours sensoriels estimés et réels dans un système en boucle fermée permet la production d'un mouvement optimal, et/ou la régulation optimale de ce dernier, dans le cas où une perturbation est introduite pendant sa réalisation.

Le fonctionnement en boucle fermée de ce modèle rend la frontière entre la composante « feedforward » et la composante « feedback » du contrôle sensorimoteur floue. L'utilisation, dans ce modèle, d'un état estimé basé sur l'intégration des retours sensoriels réels et prédits dès l'initiation du mouvement met en avant la composante « feedback » du contrôle. Cependant, quand bien même une prédiction du système peut être réalisée avant même la production du mouvement par l'envoi de la copie d'efférence dans le modèle forward, l'absence de retours sensoriels réels laisse penser que la phase initiale du mouvement reste principalement à

composante « feedforward ».

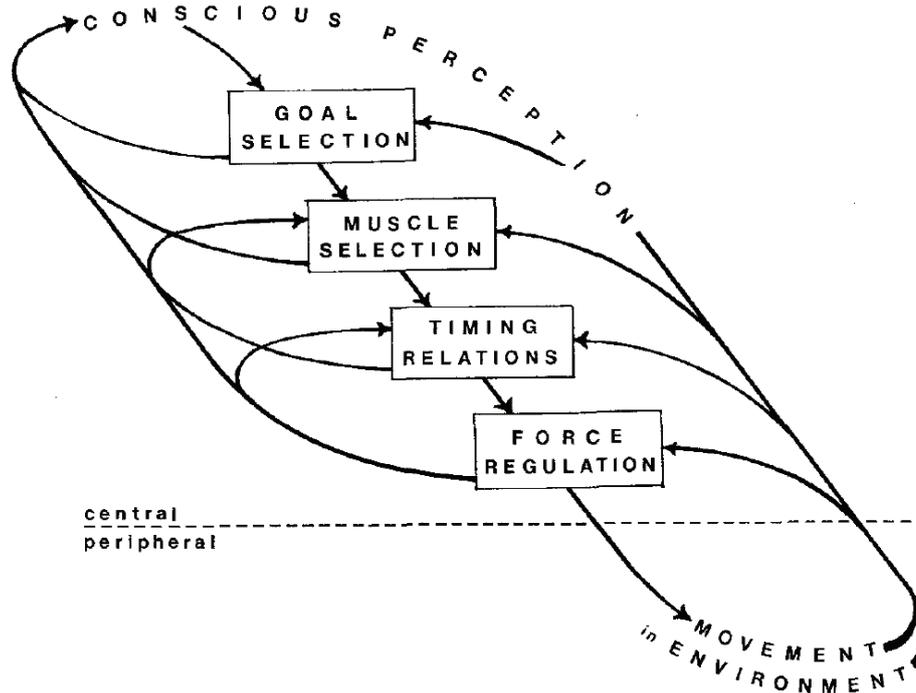
Comme nous avons pu le voir, le modèle OFC est un modèle performant pour expliquer le contrôle en ligne du mouvement. La gestion d'une commande motrice régie par une fonction de coût permet de minimiser la production d'effort dans l'exécution du mouvement et ainsi de diminuer le risque de fatigue par exemple. J'ai pris l'exemple d'une fonction de coût gérant la quantité d'effort à fournir. Cependant, il existe plusieurs fonctions de coût possibles tels que la minimisation du bruit, ou encore du jerk. Cette multitude de fonctions de coût présente une limite possible de ce modèle. Pour quel coût le mouvement est-il optimisé ? Ce modèle est, tout de même, un des seuls à expliquer la gestion de l'organisme face à une perturbation. En effet, la constante intégration des afférences sensorielles avec les estimations d'un modèle forward permet de rapidement répondre à l'arrivée d'une perturbation dans le système.

Néanmoins, le modèle OFC présente plusieurs limites. Parmi elles, deux limites majeures sont développées ci-dessous.

D'une part, le modèle OFC ne rend pas compte de la réalité physiologique du système sensorimoteur et des structures nerveuses sous-jacentes. Autrement dit, ce modèle représente en une seule boucle sensorimotrice, la multitude des boucles sensorimotrices imbriquées composant le système sensorimoteur (MacKay, 1980; Raphael *et al.*, 2010). Par conséquent, il n'explique pas les différentes latences de traitement de l'information observées lors de la réalisation de différents types de mouvement (*e.g.* poursuite, pointage) ou en réponse à l'introduction de diverses perturbations (*e.g.* saut de cible, saut de curseur ou déviations par champs de force). En effet, c'est l'existence de ces multiples boucles sensorimotrices qui induit ces différentes latences : une boucle de bas niveau (boucle proprioceptive) aura une latence de traitement plus courte qu'une boucle de haut niveau (boucle visuelle). De même, les perturbations nécessitant une régulation du mouvement (*e.g.* déviations par champ de force) seront partiellement absorbées via les boucles de bas niveau, plus rapidement qu'une perturbation qui implique une replanification (*e.g.* saut de cible) mettant nécessairement en jeu des boucles sensorimotrices de plus haut niveau.

D'autre part, le modèle OFC requiert une connaissance précise de l'issue à la fois spatiale et temporelle du mouvement pour pouvoir créer la commande motrice optimale correspondante. En effet, pour transformer l'intention de mouvement en une commande optimale qui minimise une certaine fonction de coût, il est nécessaire de connaître l'amplitude et la durée exacte du mouvement à produire. En cas de perturbation, comment le temps est-il modulé pour implémenter une correction, qui de fait va ralentir la commande ? Par ailleurs, dans le cas où le mouvement à produire doit être réalisé lentement, Guigon *et al.*, soumis ont montré qu'il nous est impossible de produire un unique mouvement optimal. L'analyse des profils vitesse de ces mouvements lents (vitesse de 1,41cm/s à 10cm/s) a, à l'inverse, montré une décomposition du mouvement en une multitude de sous-mouvements réguliers de durées fixes. Ce résultat met

A. Représentation des modèles hiérarchiques. D'après MacKay (1980)



B. Modélisation des réseaux spinaux. D'après Raphael *et al.* (2010)

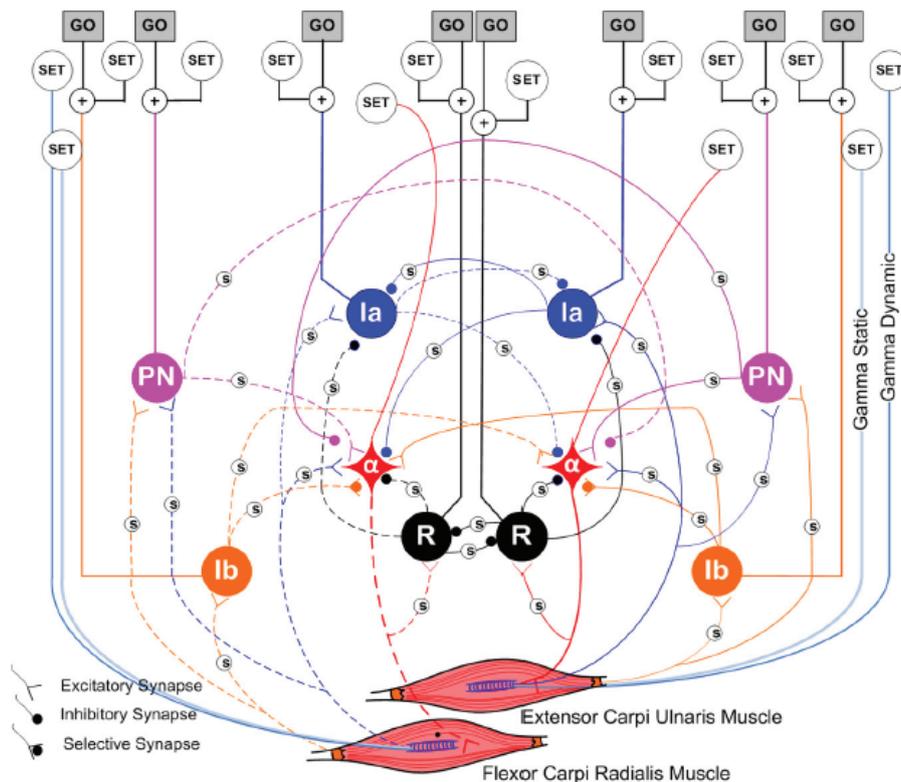


Figure 15 : Représentation des modèles hiérarchiques et modélisation des réseaux spinaux impliqués dans le contrôle sensorimoteur naturel. **A.** les différentes boucles sensorimotrices imbriquées permettent de réguler le mouvement. D'après MacKay (1980). **B.** modélisation des réseaux spinaux couplés au système musculo-squelettique impliqués dans le contrôle sensorimoteur naturel. D'après Raphael *et al.* (2010).

en évidence que lors de mouvements lents, la création d'une commande motrice optimale est difficile. Le modèle OFC ne permet pas d'expliquer cette limite.

Pour conclure, même si le modèle OFC prend en compte les retours sensoriels dans la production et l'ajustement en continu de la commande motrice, ce dernier ne rend pas compte de la multitude de boucles sensorimotrices qui composent le système sensorimoteur. Comment le système sensorimoteur gère-t-il les différentes latences de traitement des informations sensorielles ? Comment organise-t-il les sous-mouvements correctifs que ces dernières engendrent ?

1.2. c Les modèles hiérarchiques

Scott (2016) présente l'importance des temps de traitements de chacune des boucles sensorimotrices imbriquées dans le système sensorimoteur. Il oppose en priorité les informations proprioceptives et visuelles et note un temps plus allongé du traitement visuel par rapport au traitement proprioceptif. De plus, dans une même catégorie de retour sensoriel, il indique des temps de traitements et de réaction différents en fonction du mouvement réalisé et/ou de la perturbation introduite. On observe par exemple que lors d'un mouvement d'atteinte, un saut de curseur durant le mouvement engendrera un ajustement de la commande plus rapide qu'un saut de cible (Dimitriou *et al.*, 2013). En effet, ces deux perturbations (saut de curseur et saut de cible) sont toutes deux détectées par le système visuel. Cependant, alors qu'un saut de curseur nécessite un ajustement de la commande pour corriger une déviation dans la trajectoire planifiée, un saut de cible modifie le but du mouvement et nécessite donc une nouvelle planification motrice. Un simple ajustement prendra, de fait, moins de temps qu'une nouvelle planification.

MacKay (1980) abordait déjà l'idée de modèle hiérarchique du contrôle moteur en faisant l'analogie du programme moteur avec le contexte informatique. Ainsi, MacKay (1980) met en avant le rôle du système nerveux périphérique dans le contrôle en ligne en comparaison à des théories axées sur le système nerveux central. Le contrôle moteur est alors décrit comme un programme moteur défini comme un processus hiérarchique. La hiérarchie est déterminée selon un ordre séquentiel d'opération où chaque étape est planifiée, exécutée puis vérifiée avant de passer à l'étape suivante (**figure 15A**). Cette propriété hiérarchique du contrôle s'explique par la présence de multiples boucles sensorimotrices imbriquées les unes dans les autres. Chaque boucle sensorimotrice présente une latence de traitement incompressible. Le temps de traitement des retours visuels est, par exemple, plus long que le temps de traitement des retours cutanés. Chacune de ces boucles peut fonctionner indépendamment. En effet, chaque niveau peut induire des modifications motrices sans pour autant que l'ensemble des boucles ait fini de traiter l'information (MacKay, 1980). L'implication de différentes boucles sensorimotrices dans la régulation du mouvement induit la possibilité de multiples ajustements moteurs dans l'amélioration des performances. Ces ajustements moteurs transparaissent dans la succession des sous-mouvements observés, par exemple, lors de mouvements lents (Milner, 1992; Guigon

et al., soumis) ou exigeant un niveau de précision élevé (Crossman et Goodeve, 1983; Milner, 1992).

Raphael *et al.* (2010) définissent à leur tour le contrôle sensorimoteur par le concept de contrôle hiérarchique. Dans cette étude, les auteurs proposent une modélisation du système sensorimoteur incluant le système musculo-squelettique et les réseaux spinaux associés (**figure 15B**). Ce modèle repose sur la construction d'un réseau de neurones basés sur les types classiques d'interneurones spinaux et supraspinaux, associé à un modèle musculo-squelettique réaliste incluant les mécanismes proprioceptifs. La modélisation du système sensorimoteur appuie l'idée d'un contrôle moteur hiérarchique où chaque niveau intègre les multiples retours sensoriels des boucles de plus bas niveau en fonction des commandes issues de l'ensemble des niveaux supérieurs.

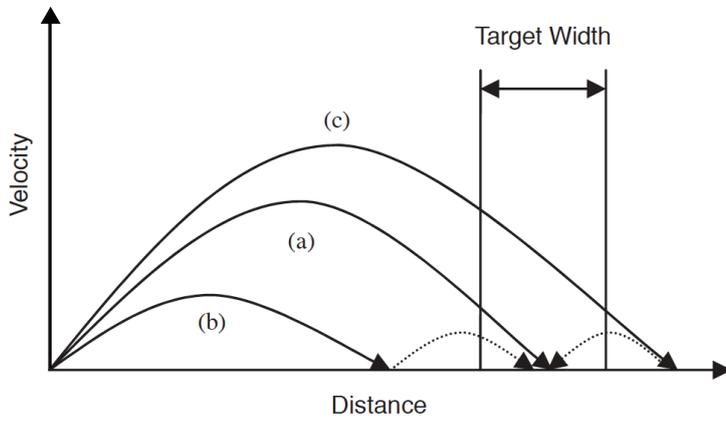
Ce concept de modèle hiérarchique permet d'expliquer l'apparition de différentes latences de réaction à une perturbation en fonction du niveau sensoriel que cette dernière impacte. En effet, on peut comprendre qu'une perturbation ayant un impact sur le muscle va induire une régulation rapide du mouvement gérée par les boucles de plus bas niveau. En revanche, une perturbation qui ne peut être détectée qu'à partir des retours visuels recrute davantage les structures de haut niveau de telle sorte que l'ajustement moteur se fera dans un plus long délai.

L'ensemble des modèles précédemment présentés témoignent de la diversité des études sur le contrôle sensorimoteur. Chacun de ces modèles met en œuvre à la fois les composantes « feedforward » et « feedback » du mouvement et apporte une explication du contrôle sensorimoteur sur différents niveaux. Alors que le modèle OFC explique particulièrement la production d'une commande motrice optimale à partir de la politique de contrôle, les modèles hiérarchiques, eux, se consacrent plus particulièrement à la gestion des différentes boucles sensorimotrices imbriquées et offrent un cadre permettant de rendre compte du découpage du mouvement en sous-mouvements.

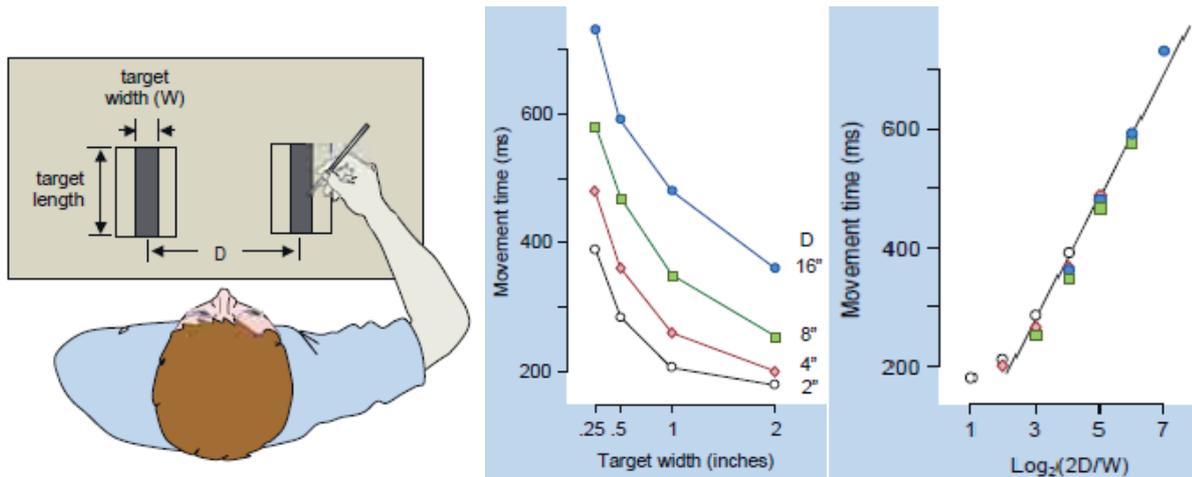
1.3 Décomposition du mouvement en sous-mouvements

Les modèles présentés ci-dessous permettent d'expliquer les mécanismes de production et régulation de mouvement. Le modèle hiérarchique apporte un plus non négligeable face aux autres modèles en présentant le contrôle moteur comme un contrôle hiérarchique composé de boucles sensorimotrices de différents niveaux entraînant ainsi des temps de réaction plus ou moins courts lors de l'introduction d'une perturbation, ou suite à une erreur de planification (Raphael *et al.*, 2010; Scott, 2016). Nous sommes restés jusque là sur un aspect très théorique du mouvement avec les notions de planification, de commande et d'ajustement moteur. Cependant, la compréhension du contrôle moteur passe également par l'observation de la dynamique d'un mouvement.

A. Mouvement précis d'atteinte : différents comportements possibles. D'après Balakrishnan (2004)



B. Tâche et loi de Fitts. D'après Tresilian (2012), adapté de Fitts (1954)



C. Profils vitesse et découpage du mouvement en sous-mouvements. D'après Milner (1992)

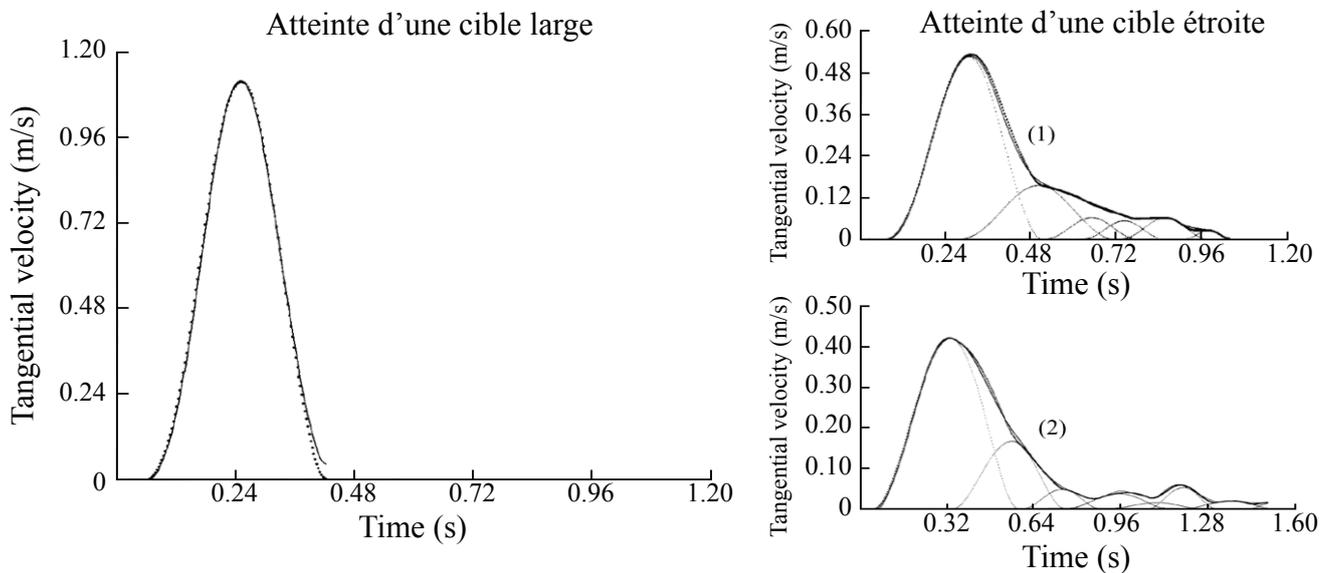


Figure 16 : Illustrations du conflit vitesse-précision par la loi de Fitts et la décomposition des profils de vitesse du mouvement en sous-mouvements. **A**, différents comportements peuvent être observés lors de la réalisation d'un mouvement précis d'atteinte. **(a)** le mouvement est réalisé en une unique séquence et le sujet pointe directement dans la cible, **(b)** et **(c)** des ajustements sont nécessaires pour atteindre la cible. D'après Balakrishnan (2004). **B**, illustration de la tâche et de la loi de Fitts (Fitts, 1954). **(a)** La tâche de Fitts consiste à faire varier taille et distance de deux cibles lors d'une tâche de pointage répétitif alterné entre les deux cibles. **(b)** les temps de mouvements obtenus sont impactés par ces facteurs taille et distance. **(c)** le temps de mouvement peut être exprimé en fonction de l'indice de difficulté calculé à partir de la taille et de la distance des cibles. Plus l'indice de difficulté est élevé et plus le temps de mouvement sera long. D'après Tresilian (2012). **C**, illustration de différents profils vitesse obtenus lors d'un mouvement précis d'atteinte (profil vitesse du mouvement, traits pleins ; décomposition en sous-mouvements, traits pointillés). Dans le cas d'une cible large, l'atteinte est réalisée en une fois (partie gauche). Pour des cibles plus étroites, on peut observer l'apparition de sous-mouvements **(1)** dans la phase de décélération et/ou **(2)** suite à cette décélération. Adapté de Milner (1992).

Woodworth (1899) proposait de découper un mouvement précis d'atteinte en deux phases : une première phase, qualifiée de rapide et peu précise, destinée à une approche grossière du pointeur vers la cible, et une deuxième phase destinée à réguler plus précisément la fin du mouvement, qui serait visuellement guidée et donc plus lente. La production d'un mouvement en deux phases induit nécessairement un mouvement découpé en deux sous-mouvements. Différents comportements, traduisant ce découpage en deux phases, peuvent être observés et décrits sur la base des profils de vitesse (**figure I6A, C**; Meyer *et al.*, 1988; Milner, 1992; Balakrishnan, 2004). L'atteinte d'une cible peut par exemple être réalisée en un mouvement unique (**figure I6A** cas a). Cette atteinte « en un coup » peut être produite par une commande balistique (**I6C** partie gauche), mais peut aussi être réalisée par une succession de sous-mouvements (**figure I6C**, partie droite (1)). En effet, lors d'atteinte de petites cibles, Milner (1992) a mis en évidence l'existence de sous-mouvements durant la décélération du mouvement. Cette séquence de sous-mouvements illustre la décomposition décrite par Woodworth (1899). Le premier sous-mouvement, qui présente un pic de vitesse élevé, va permettre une approche rapide et grossière de la cible (phase 1), tandis que la régulation de la décélération traduite par l'apparition de sous-mouvements dans cette phase va permettre d'améliorer lentement la précision de fin du mouvement (phase 2). Attention tout de même, comme l'illustre la **figure I6A**, le mouvement d'atteinte peut aussi nécessiter des ajustements (cas b et c). Dans le cas où, suite à un premier mouvement, la cible n'est pas acquise (phase 1 d'après Woodworth), des ajustements moteurs observables par une succession d'un ou plusieurs sous-mouvements correctifs (**figure I6C**, partie droite (2)) sont nécessaires pour atteindre l'objectif (phase 2 d'après Woodworth). Ces multiples comportements observables mettent en évidence les difficultés de la réalisation rapide et précise d'un mouvement d'atteinte. En outre, plus les contraintes de temps ou de précision sont élevées (temps de mouvement court et cibles étroites) et plus les difficultés précitées sont présentes. On parlera alors de **conflit vitesse-précision** (pour revue voir Tresilian, 2012, chapitre 12).

Des observations de ce conflit vitesse-précision avaient déjà été mises en avant par Woodworth (1899). Une de ces études consistait à demander à des sujets de réaliser une tâche de pointage à différentes vitesses. Ces atteintes étaient réalisées soit avec les yeux ouverts, soit avec les yeux fermés. Les résultats ont montré que pour des mouvements lents les atteintes réalisées avec les yeux ouverts étaient plus précises que celles réalisées avec les yeux fermés. Cependant, lorsque le temps de mouvement était réduit, l'avantage de la vision était totalement perdu et la précision du mouvement d'atteinte était détériorée de façon similaire dans les conditions yeux ouverts et fermés. Fitts (1954) a étudié de façon plus précise ce conflit entre vitesse et précision et a tenté de proposer une loi déterminant la relation entre ces deux composantes. Dans sa principale étude, Fitts (1954) demandait aux sujets de réaliser des aller-retours entre deux cibles et de pointer chacune de ces cibles à l'aide d'un crayon. La tâche de pointage consistait à déposer le stylo tenu par les sujets sur les deux feuilles représentant les cibles (**figure I6B a**). Fitts (1954) a fait évoluer la distance séparant les deux feuilles ainsi que leur

taille (ou largeur) pour placer les sujets dans un contexte plus ou moins confortable, autrement dit, dans un contexte leur demandant plus ou moins d'efforts de précision pour obtenir de bons résultats. Pour chaque pointage dans les différentes configurations, le temps de mouvement était enregistré. Les résultats ont montré que pour un niveau de réussite équivalent, les temps de mouvement étaient d'autant plus longs que les cibles étaient petites et éloignées (**figure I6B b**). Fitts (1954) a alors établi une relation entre le temps de mouvement et la difficulté de la tâche : la loi de Fitts. Cette loi décrit que le temps de mouvement est linéairement lié à l'indice de difficulté de sorte que, plus l'indice de difficulté est élevé et plus le temps sera long. Cet indice de difficulté est calculé sur la base du paramètre de taille et de distance des cibles présentées. Ainsi on obtient $MT = a + b \log_2\left(\frac{2D}{W}\right)$ où MT représente le temps de mouvement, D et W correspondent respectivement à la distance et la taille des cibles et a et b sont les coefficients de la régression linéaire (**figure I6B c**; Fitts, 1954).

Fitts (1954) a donc montré que, plus la contrainte de précision est forte (*e.g.* par une complexité de tâche élevée) plus le temps de mouvement est long. Comment expliquer cet allongement du temps de mouvement avec l'augmentation de la contrainte de précision ? Jagacinski *et al.* (1978) proposent d'expliquer ce phénomène par une augmentation du nombre de sous-mouvements avec l'augmentation de la difficulté de la tâche (**figure I6C**, partie droite). Crossman et Goodeve (1983) montrent que la durée de ces sous-mouvements est régulière. Un nombre élevé de sous-mouvements entraîne donc, un allongement du temps de mouvement.

Les sous-mouvements correctifs peuvent être initiés plus ou moins vite selon leurs origines. En effet, nous rappelons que les modèles hiérarchiques présentés précédemment, illustrent la multitude des boucles sensorimotrices imbriquées composant le système sensorimoteur. La figure 5 (issue de MacKay, 1980) illustre par exemple, qu'un sous-mouvement correctif issu d'une boucle de bas niveau telle que la régulation du niveau de force sera plus rapidement initié qu'un sous-mouvement né d'une re planification (boucle de haut niveau). La nature de la boucle sensorimotrice générant le sous-mouvement impacte donc le délai d'apparition de ce sous-mouvement.

2 Le contrôle de prothèses myoélectriques

La section précédente nous a permis d'aborder les différentes théories du contrôle sensorimoteur. Suite à une amputation, ce contrôle est fortement modifié. Cette section a pour but de présenter le contrôle sensorimoteur dans la condition d'une personne amputée amenée à contrôler une prothèse. De façon logique, après avoir présenté le contrôle du bras, nous centrons la suite de cette introduction sur l'amputation du membre supérieur. Bien que moins fréquente que l'amputation du membre inférieur, l'amputation du membre supérieur entraîne une importante perte d'autonomie chez la personne amputée. Les prothèses myoélectriques actuelles utilisent les activités électriques (EMG) des muscles résiduels pour contrôler un ensemble de

degrés de liberté tels que la flexion/extension du coude, la pronation/supination du poignet ou encore l'ouverture/fermeture d'une main artificielle. De façon évidente, plus l'amputation est proximale et plus il y a de degrés de liberté à suppléer par la prothèse. Le plus gros challenge des recherches actuelles est donc d'identifier les besoins et proposer des solutions de contrôle intuitives pour remplacer, au mieux, la perte du membre et apporter des solutions de mobilité pour des tâches simples de la vie quotidienne.

2.1 La condition de la personne amputée

Lors du contrôle sensorimoteur naturel, la commande motrice générée par le système nerveux va être envoyée aux muscles. Leur contraction transmettra une tension aux tendons et induira ainsi un déplacement du squelette. Suite à une amputation, certains muscles sont retirés tandis que d'autres sont rattachés au moignon. Ainsi, une même commande motrice va à son tour induire une contraction musculaire sur les muscles résiduels. Cependant, cette contraction ne transmettra aucune tension sur l'articulation, et aucun mouvement ne se produira. On parle dans ce cas de contraction isométrique – *i.e.* contraction musculaire qui n'engendre pas de mouvement.

Pour palier la perte du membre, les prothèses myoélectriques proposent aux personnes amputées une multitude de fonctions. Ces prothèses sont typiquement contrôlées par la personne à partir de l'activité électrique de deux muscles antagonistes. Ces muscles sont préalablement ciblés par l'équipe médicale. Les patients vont alors devoir apprendre à contracter ces muscles de façon précise et indépendante. Une fois cet apprentissage réalisé, ils pourront contrôler les moteurs de la prothèse via la contraction électrique des muscles. Ainsi, de même qu'une personne non amputée va contracter ses muscles pour engendrer un déplacement du squelette dans l'espace, une personne amputée va contracter ses muscles pour activer les moteurs de la prothèse. Comment se fait la traduction des EMG en un mouvement de la prothèse ? La sous-section 2.2 présente le fonctionnement du décodeur et de ses différentes évolutions.

Une limite majeure à ce nouveau mode de contrôle peut, dès lors, être soulignée ici : seuls deux muscles permettent le contrôle d'un ensemble de fonctions. En effet, les prothèses récentes proposent, par exemple, de réaliser des mouvements de pronation/supination, de fermeture/ouverture de la main prothétique, de pince fine, ou encore de pointage pour taper sur un clavier d'ordinateur. Ces multiples fonctions ne peuvent être régies que par des combinaisons de contraction de l'un et/ou l'autre de ces muscles, et la personne amputée devra exercer, par exemple, une co-contraction pour modifier la fonction à réaliser. Ce mode de fonctionnement impose donc aux personnes amputées de réaliser des mouvements de façon séquentielle – *i.e.* étape par étape. Ainsi, pour taper sur les touches d'un clavier, la personne amputée doit commencer par réaliser une supination pour correctement orienter la prothèse, puis passer à une fonction de pointage pour atteindre les touches. Cette notion de contrôle séquentiel sera abordée dans la suite de ce manuscrit (sous-section 2.3).

La description des différents modèles du contrôle sensorimoteur nous a permis de mettre en évidence l'importance des retours sensoriels et des boucles sensorimotrices durant le mouvement. Il semble malheureusement évident que la perte d'un membre induit une dégradation importante de ces boucles sensorimotrices. En effet, le retrait du membre induit nécessairement une perte des informations cutanées, et une détérioration des retours tendineux et musculaires. Une étude portant sur la réorganisation corticale montre une dégénération des neurones situés dans la région somatotopique du bras (Makin *et al.*, 2013). Cette dégénération apporte une preuve de la perte de retours sensoriels suite à une amputation. Nous avons précédemment illustré le contrôle moteur au travers des modèles hiérarchiques (MacKay, 1980; Raphael *et al.*, 2010). Ces modèles présentent l'importance des boucles sensorimotrices de bas niveau dans le contrôle et la régulation rapide des mouvements. La dégradation de ces boucles sensorimotrices lors d'une amputation impacte la qualité, la rapidité et la précision du mouvement de la prothèse. La boucle visuelle représente alors, une des seules boucles fiable et utilisable pour la régulation du mouvement. Une personne amputée doit, par conséquent, focaliser l'ensemble de ses ressources attentionnelles sur les retours visuels pour activement récupérer des informations sur la position de la prothèse. Par exemple, pour un mouvement aussi banal que de casser un oeuf, l'absence de capteur de pression complexifie dramatiquement le mouvement. En effet, pour ne pas exercer une force de serrage trop importante, la personne doit contracter de façon très contrôlée son muscle pour induire une fermeture très lente de la main prothétique. De nombreuses études actuelles portent sur l'apport d'une substitution sensorielle pour palier cette limite (Bach-y rita, 2004; Cipriani *et al.*, 2012; Antfolk *et al.*, 2013; Witteveen *et al.*, 2014). Ces auteurs proposent par exemple une solution de substitution à partir de stimulations vibrotactiles. Kim *et al.* (2018) en viennent même à tester des techniques de réafférentations nerveuses dans le but d'apporter de nouveau un message sensoriel au système nerveux.

Cette présentation rapide du contrôle d'une prothèse myoélectrique met en évidence les difficultés d'apprentissage et d'utilisation de ces dernières. La sous-section 2.4 présente les limites de l'adaptation de l'Homme et les différentes techniques de co-adaptation mises en place dans le domaine des interfaces homme-machine ou cerveau-machine pour faciliter et compléter l'apprentissage.

2.2 Le contrôle myoélectrique : du système On/Off au contrôle proportionnel

Avant de considérer des aspects plus complexes du contrôle myoélectrique, les premiers décodeurs fonctionnaient sur un système simple : le système On/Off (pour revue voir Parker *et al.*, 2006). Lorsque l'intensité de l'activité musculaire enregistrée dépassait un certain seuil, le mouvement se déclenchait à vitesse constante. Ainsi, pour saisir un objet par exemple, la détection de la commande de fermeture de la main engendre l'activation des moteurs de la prothèse, la main prothétique se ferme alors à vitesse constante jusqu'à l'arrêt des moteurs dû

à l'arrivée en butée des doigts sur l'objet ou la reconnaissance d'une autre action (*e.g.* stop ou ouverture de la main). L'inconvénient majeur d'un tel système est l'absence de contrôle en temps réel sur le mouvement. La présentation du contrôle sensorimoteur nous a permis d'introduire la nécessité du contrôle en ligne du mouvement pour réguler la commande et améliorer la précision pour atteindre le but. Un système On/Off est un système à boucle ouverte. En d'autres termes, aucune régulation n'est possible pendant le mouvement.

Dans le but d'induire un contrôle plus naturel où la vitesse de mouvement n'est pas constante, mais décrit plutôt une courbe gaussienne témoignant d'une phase d'accélération puis de décélération à l'approche de la fin du mouvement, un contrôle proportionnel a été implémenté (Sears et Shaperman, 1991). Un contrôle proportionnel correspond à un contrôle où le mouvement résultant de la traduction des signaux EMG est proportionnel à l'intensité de ces mêmes signaux.

Implémenter un contrôle proportionnel nécessite de répondre à la question suivante : quel doit être l'ordre du système de contrôle ? Un ordre 0 du système de contrôle implique que c'est la position de la prothèse qui est proportionnelle à l'amplitude de la contraction musculaire. On parlera alors de **contrôle position**. Un système d'ordre 1 implique que c'est la vitesse de déplacement de la prothèse qui est proportionnelle à l'intensité de contraction (**contrôle vitesse**). Un ordre plus élevé nécessite d'intégrer une fois de plus le signal EMG pour déterminer la position de la prothèse. Ainsi pour un ordre 2, c'est l'accélération (soit la dérivée seconde de la position) qui sera proportionnelle à l'intensité du signal EMG.

Le contrôle position et le contrôle vitesse sont omniprésents dans notre environnement : le contrôle d'une souris d'ordinateur est un contrôle position (*i.e.* d'ordre 0), dans lequel, la position du curseur sur l'écran est proportionnelle au déplacement de la souris sur le tapis. Dans le cas de la conduite, c'est la gestion de la vitesse de la voiture qui va se faire par la modulation de l'appui sur la pédale d'accélérateur agissant pour contrôler la vitesse du véhicule (*i.e.* d'ordre 1).

Le contrôle des prothèses myoélectriques actuelles se fait par un contrôle vitesse où, la vitesse de rotation des moteurs de la prothèse est proportionnelle à l'intensité des signaux EMG. Grâce au contrôle proportionnel, les personnes amputées peuvent moduler l'intensité de contraction pour moduler, par exemple, la vitesse de fermeture ou d'ouverture de la main. Pour des mouvements nécessitant une haute précision, la personne amputée pourra produire une activité faible afin de gérer au mieux la précision du mouvement.

Plusieurs études ont porté sur la différence entre ces modes de contrôle et leur intérêt dans le contrôle myoélectrique (Kim *et al.*, 1987; Corbett *et al.*, 2011; Gilja *et al.*, 2012; Teather et MacKenzie, 2014). A l'heure actuelle le contrôle des prothèses myoélectriques est codé à partir d'un contrôle vitesse dans lequel les variations d'intensité de contraction permettront la

modulation de la vitesse de rotation des moteurs de cette prothèse. Bien que le contrôle position apparaisse comme plus naturel (Kim *et al.*, 1987; Corbett *et al.*, 2011; Teather et MacKenzie, 2014), l'implémentation du contrôle vitesse dans le contrôle myoélectrique se justifie par : **(1) l'absence de fatigue** musculaire induite par ce contrôle qui, contrairement au contrôle position, ne nécessite pas de maintenir une contraction musculaire pour maintenir la position en cours de la prothèse, mais requiert un simple relâchement des EMG. **(2) le filtrage supplémentaire** appliqué aux EMG du fait de l'intégration de ces signaux pour obtenir la position de la prothèse. Cette intégration est, je le rappelle, la conséquence directe de l'interprétation des signaux EMG en un signal de vitesse. **(3) la nécessité de pouvoir générer des co-contractions** dans le but de modifier le type de mouvement souhaité. Ces trois raisons sont détaillées une à une dans les paragraphes suivants.

Pour expliquer l'absence de fatigue (**point 1**), il faut bien comprendre que lors d'un contrôle vitesse, lorsque les patients n'exercent aucune activité musculaire, la prothèse ne bouge pas. Ainsi, une fois la prothèse amenée en position souhaitée, les patients n'ont plus besoin d'exercer une quelconque force. En revanche, en contrôle position, le maintien de la prothèse ne peut se faire que par un maintien de l'activité musculaire correspondante. Dans le cas d'un contrôle position, une fatigue musculaire peut facilement se développer. La qualité des signaux ainsi que les capacités du décodeur vont être fortement impactées par cette fatigue et le contrôle de la prothèse sera de plus en plus instable (Tkach *et al.*, 2010).

L'étude de Sensinger *et al.* (2008) a mis en évidence le **deuxième point** précédemment énoncé. Cette étude (Sensinger *et al.*, 2008) a montré que, lors d'un contrôle myoélectrique, les performances obtenues dans un contrôle vitesse sont meilleures que celles obtenues en contrôle position. Le contrôle position est caractérisé par un niveau de bruit plus élevé et induit une imprécision de mouvement. Le fait de coder le déplacement de la prothèse et non pas sa position nécessite d'intégrer le signal de contrôle mesuré (contrôle vitesse). Cette manipulation supplémentaire induit nécessairement une fonction de filtrage du signal. Ainsi, bien que les EMG présentent un niveau de bruit élevé, le filtrage supplémentaire sous-jacent à l'interprétation des signaux EMG en une vitesse induit des comportements plus lisses de la prothèse et un contrôle partiellement plus précis. Cette notion de filtrage supplémentaire peut être illustrée par la comparaison d'un bruit blanc avec un mouvement brownien, ce dernier étant une intégration du bruit blanc (Faure, 1992; Nguyen van yen *et al.*, 2010). Les contenus fréquentiels du bruit blanc et du bruit brownien témoignent d'un filtrage sous-jacent à cette intégration. En effet, alors que l'ensemble des fréquences est représenté de manière homogène dans un bruit blanc, les hautes fréquences sont atténuées dans un bruit brownien du fait de l'intégration.

En contrôle vitesse il est plus facile de générer une co-contraction tout en maintenant la prothèse dans une position donnée (**point 3**). En effet, le maintien de la prothèse se faisant par un relâchement de l'activité EMG, la co-contraction peut facilement être détectée par le décodeur. Par contre, en contrôle position, le maintien de la prothèse requiert un maintien de l'activité

musculaire et une co-contraction sur cette activité musculaire déjà existante peut détériorer la qualité de maintien ou ne pas être détectée. Pourquoi la co-contraction est-elle importante ? La plupart des prothèses actuelles telle que la prothèse i-limb de Touchbionics (<http://touchbionics.com>) proposent un ensemble de fonctionnalités : fermeture/ouverture de la main, pince fine, pince tridigitale, etc.. Dans le but de pouvoir contrôler cet ensemble de fonctions judicieusement en fonction de la situation, les patients peuvent changer de configuration par le biais d'une ou plusieurs co-contractions. Ce changement de configuration peut donc s'avérer plus facile en contrôle vitesse, par opposition au contrôle position.

De façon assez évidente, l'implémentation du contrôle des prothèses myoélectriques par un contrôle proportionnel en vitesse est bénéfique pour la personne amputée. Cependant, comment expliquer pourquoi le contrôle position est jugé comme plus naturel et intuitif que le contrôle vitesse ? Plusieurs études comparatives des contrôles position et vitesse supposent que cet aspect intuitif s'expliquerait par l'existence, en contrôle position uniquement, d'une congruence entre les informations circulant dans les boucles sensorimotrices et la position de l'effecteur dans l'espace de travail (Doublert et Childress, 1984; Corbett *et al.*, 2011; Teather et MacKenzie, 2014). Cette notion de congruence est très présente dans le contrôle sensorimoteur. En effet, nous avons précédemment présenté différents modèles du contrôle sensorimoteur et en particulier les modèles hiérarchiques (sous-section 1.2. c). Ces modèles nous ont permis de mettre en avant l'importance des boucles sensorimotrices dans la production et la régulation du mouvement. Ces boucles sensorimotrices imbriquées informent l'ensemble du système sensorimoteur de la dynamique du mouvement sur la base des retours visuels, cutanés ou musculaires par exemple.

Durant un mouvement réel, les boucles sensorimotrices de hauts niveaux (*e.g.* la boucle visuelle) et les boucles de bas niveaux informent toutes deux de la position du bras dans l'espace et de la précision du mouvement. Chaque information perçue est alors congruente avec la position du bras dans l'espace (Proske et Gandevia, 2012). La copie d'efférence de la commande motrice qui, via le modèle forward, permet de prédire l'état du système apporte elle aussi une information sur l'état du système, congruente donc avec la position du bras (Proske et Gandevia, 2009). Suite à une amputation, les boucles sensorimotrices de bas niveaux sont détériorées, et l'information véhiculée par ces boucles est altérée. Alors qu'avec une prothèse implémentée avec un contrôle position, les boucles sensorimotrices de bas niveaux seraient susceptibles d'informer à tout moment les patients sur la position de l'effecteur, avec un contrôle vitesse, ces boucles véhiculeront seulement une information de vitesse de déplacement.

En contrôle position, pour maintenir l'effecteur en une position souhaitée, les patients devraient maintenir leur contraction. Durant ce maintien, à la fois les informations correspondant à la commande envoyée et les retours sensoriels indiquant l'intensité de contractions pourront permettre une estimation en temps réel de la position de l'effecteur. En revanche, en contrôle vitesse, la position de l'effecteur dépend de l'intégration de l'ensemble des déplacements réalisés

depuis la position initiale. Une fois l'effecteur à l'arrêt suite au relâchement de la contraction, aucune information sensorielle autre que la vision ne peut permettre l'estimation de la position de l'effecteur. En effet, dans ce cas, aucune information de position ou d'effort moteur ne sera apportée au système, ni par les systèmes sensoriels, ni par un éventuel modèle forward qui permettrait de reconstruire cette position à partir de la commande motrice en cours. Pour cette raison, le contrôle vitesse est plus coûteux cognitivement et demande une ressource attentionnelle et visuelle spécifique sur la prothèse. La notion de congruence entre les informations des différentes boucles sensorimotrices et la position de l'effecteur a été mise en évidence ici par les propriétés d'implémentation des deux modes de contrôle. Cependant, l'apport de cette congruence n'a jamais été réellement mis en évidence lors d'un contrôle isométrique.

2.3 Le contrôle myoélectrique : du séquentiel au simultané

Suite au système On/Off des prothèses, un fonctionnement par reconnaissance de patrons d'activités musculaires a très vite été élaboré (techniques de « pattern recognition »; Scheme et Englehart, 2011; Wurth et Hargrove, 2014). La réalisation de ces techniques se fait par l'utilisation d'un classifieur qui a pour but de reconnaître différents patrons d'activités musculaires pour l'associer à un mouvement particulier. La mise en place de ce classifieur nécessite dans un premier temps l'enregistrement des signaux et l'extraction de l'information présente dans ces signaux pour établir, dans un second temps, un lien entre des patrons d'activités redondants et un mouvement spécifique (Scheme et Englehart, 2011).

Bien qu'un grand nombre d'études mettent en évidence l'efficacité et la précision des classifieurs dans des contextes de contrôle myoélectrique (Hudgins *et al.*, 1993; Chu *et al.*, 2006; Li *et al.*, 2010; Scheme et Englehart, 2011), cette approche présente quelques limites majeures pour leur implémentation dans l'utilisation d'une prothèse myoélectrique (Jiang *et al.*, 2012).

Une **première limite** repose sur l'aspect discontinu du contrôle et la faible quantité de mouvements reconnaissables par le classifieur. Ainsi, alors que dans un contrôle sensorimoteur naturel les mouvements de membres sont continus, le classifieur lui ne peut proposer qu'une approximation discrète de ces mouvements. Cependant, augmenter le nombre de schémas détectables induirait une complexification du système de classification et provoquerait certainement une diminution de la précision de classification (Jiang *et al.*, 2009).

Une **deuxième limite** des techniques de classification correspond à l'aspect séquentiel du mouvement dû aux propriétés intrinsèques d'un classifieur. Pour que le classifieur reconnaisse un schéma moteur particulier parmi un ensemble de possibilités, un seul schéma ne peut être reconnu à la fois. Ainsi, la réalisation d'un mouvement ne peut se faire que par le découpage séquentiel de chaque sous-mouvement nécessaire à l'obtention du but. La réalisation d'un mouvement d'ouverture de la main et de flexion du poignet correspond à deux schémas moteurs distincts qui ne pourront par exemple pas être réalisés en même temps. Quand bien même un schéma unique puisse être identifié pour gérer ces deux degrés de liberté (flexion du poignet

et ouverture de la main) simultanément, un contrôle proportionnel différent de ces deux degrés de liberté ne pourra être réalisé simultanément. En d'autres termes, si le schéma « flexion du poignet + ouverture de la main » est détecté, il est impossible de réaliser une flexion rapide du poignet et une ouverture lente de la main dans le même temps.

Dans le but d'améliorer le contrôle myoélectrique, des chercheurs travaillent sur le développement d'algorithmes de contrôle simultané des différents degrés de liberté (Jiang *et al.*, 2012; Ameri *et al.*, 2014). Ces nouveaux algorithmes cherchent non plus à associer un patron d'activités musculaires à un mouvement, mais tentent de déterminer une intention de mouvement de différents degrés de liberté simultanément et contrôler chacun de ces degrés de liberté en proportion avec le signal EMG. Cette intention serait déterminée à partir des différentes contractions et co-contractions des différents muscles enregistrés. Ces approches permettant un contrôle simultané des différents degrés de liberté, se trouvent aujourd'hui limitées par le très faible nombre de muscles enregistrés par la prothèse. En effet, comme dit précédemment, la plupart des prothèses actuelles n'enregistrent que deux muscles antagonistes pour un nombre élevé de degrés de liberté, et ce d'autant plus pour des amputations proximales (*e.g.* trans-humérale).

Le passage d'un contrôle séquentiel à simultané est donc, pour l'instant, difficile voire impossible à intégrer dans les prothèses myoélectriques actuelles. L'aspect séquentiel du contrôle d'une prothèse montre d'ores et déjà que la commande de cette dernière est très éloignée d'une commande motrice naturelle d'un mouvement de bras. Une personne amputée doit donc apprendre à générer un mouvement en découpant la commande pour contrôler chaque degré de liberté l'un après l'autre. Il semble évident que ce découpage du mouvement est une limite majeure de l'acceptation et de la rapidité d'utilisation d'une prothèse. Bien que cet aspect semble très important, il n'a pas été abordé dans cette thèse. En effet, le contrôle d'un seul voire deux degrés de liberté semble déjà poser de grandes difficultés à la commande myoélectrique du fait du long apprentissage nécessaire. Nous avons donc choisi de nous restreindre à un contexte myoélectrique simplifié où les mouvements du curseur (effecteur artificiel) sont contrôlés dans un espace 2D à partir de la reconstruction simultanée des forces exercées au niveau de l'articulation du poignet (deux degrés de liberté) sur la base des EMG de cinq muscles. Ce dispositif nous a permis d'adresser la question de l'interfaçage entre la commande myoélectrique et la prothèse et de tenter de l'améliorer par l'utilisation de techniques de co-adaptation explicitées en sous-section 2.4 (voir l'étude *chapitre 1*).

2.4 L'influence du domaine des interfaces cerveau-machine et les stratégies de co-adaptation

Le développement des prothèses myoélectriques fait l'objet d'une multitude de recherches visant à faciliter l'apprentissage, rendre le contrôle plus intuitif ou encore à apporter un retour sensoriel aux personnes amputées. Malgré ce nombre important d'études et les avancées technologiques, les prothèses myoélectriques actuelles restent encore très limitées, et sont d'ailleurs

souvent rejetées ou très peu portées par les personnes amputées au profit de prothèses esthétiques ou mécaniques. Bien que les prothèses myoélectriques proposent de plus en plus de fonctionnalités, le manque de retour sensoriel et l'aspect atypique du contrôle, très distant du contrôle sensorimoteur naturel d'une personne non amputée, induit un effort d'apprentissage conséquent. Cet apprentissage peut s'avérer être trop lourd cognitivement, et parfois, trop difficile à réaliser. De plus, la plupart des études sur le contrôle myoélectrique sont effectuées en laboratoire, avec des conditions expérimentales maîtrisées. Ces études ne tiennent donc pas compte des problèmes du bruit intrinsèque à la production des signaux EMG, ou du bruit apporté par leur mesure. En effet, les **signaux EMG sont dits non-stationnaires**, dans le sens où des patrons d'activités musculaires différents peuvent être observés pour un même mouvement. Ces différences peuvent s'expliquer par des variations **intrinsèques** du signal induites par la fatigue musculaire par exemple (Tkach *et al.*, 2010) et par des raisons **extrinsèques** liées à la mesure de ce signal. Par exemple, on observe une dégradation de la qualité de l'enregistrement avec la sudation ou du fait du déplacement de la position relative de l'électrode de surface par rapport à la position du corps musculaire ciblé lors d'un mouvement réel (Hargrove *et al.*, 2006; Tkach *et al.*, 2010; Vidovic *et al.*, 2014).

Farina *et al.* (2014) présentent une définition de la prothèse idéale. Parmi les 8 critères présentés dans cette revue, plusieurs abordent des limites du contrôle myoélectrique précédemment soulevées :

- le contrôle doit être intuitif et doit pour cela être simultané et proportionnel pour l'ensemble des degrés de liberté à manipuler
- le système doit être robuste aux problèmes de non-stationnarité des signaux EMG, à la sudation, au déplacement de l'électrode ...
- le système doit être adaptatif à l'utilisateur ainsi les petits changements dus à la fatigue par exemple seraient immédiatement compensés
- le système doit nécessiter un nombre minimal d'électrodes
- le système doit nécessiter une calibration et un entraînement court et facile sans besoin de ré-apprentissage fréquent pour maintenir les capacités d'utilisation
- le système doit apporter, à son utilisateur, un retour sur le bon déroulement du mouvement tel qu'un retour sensoriel par exemple.

Parmi ces critères, il est important de noter le caractère adaptatif de la prothèse. Par exemple, l'étude de Hargrove *et al.* (2006) met en évidence la difficulté de maintenir les capacités d'un classifieur avec les déplacements de la peau sur les muscles et par conséquent la modification de la position relative de l'électrode par rapport au corps musculaire qu'il est sensé enregistrer. Par ailleurs, la calibration du classifieur se fait pour la plupart des études à l'aide de mouvements réels, ou d'une base de données établies a priori permettant l'association des mouvements réels aux contractions musculaires correspondantes (Gilja *et al.*, 2012; de Rugy *et al.*, 2012b). Cette

phase de calibration ne peut être réalisée sur la base de mouvements réels dans le cas d'une personne amputée. La création du décodeur ne se fait qu'une fois le membre retiré et il n'existe donc pas de base de données a priori. La calibration peut tout de même être réalisée sur la base de mouvements virtuels, observés et/ou imaginés. De la même manière que l'aspect non intuitif du contrôle de la prothèse impose un temps d'apprentissage long et coûteux, une mauvaise calibration demande également aux sujets un apprentissage.

Les études portant sur le contrôle myoélectrique évoluent en parallèle du champ des interfaces cerveau-machine où de nombreux chercheurs s'intéressent au processus d'apprentissage (Sadtler *et al.*, 2014), à la recalibration automatique pendant le mouvement d'un décodeur intuitif qui traduit activités neuronales en mouvement (Gilja *et al.*, 2012), ou encore à la possibilité de reproduire le système sensorimoteur naturel (Raphael *et al.*, 2010). Tandis que Sadtler *et al.* (2014) ont mis en avant les capacités limitées de l'apprentissage, Gilja *et al.* (2012) ont montré qu'il était possible de générer un décodeur performant basé sur les activités neuronales et la connaissance de l'intention de mouvement.

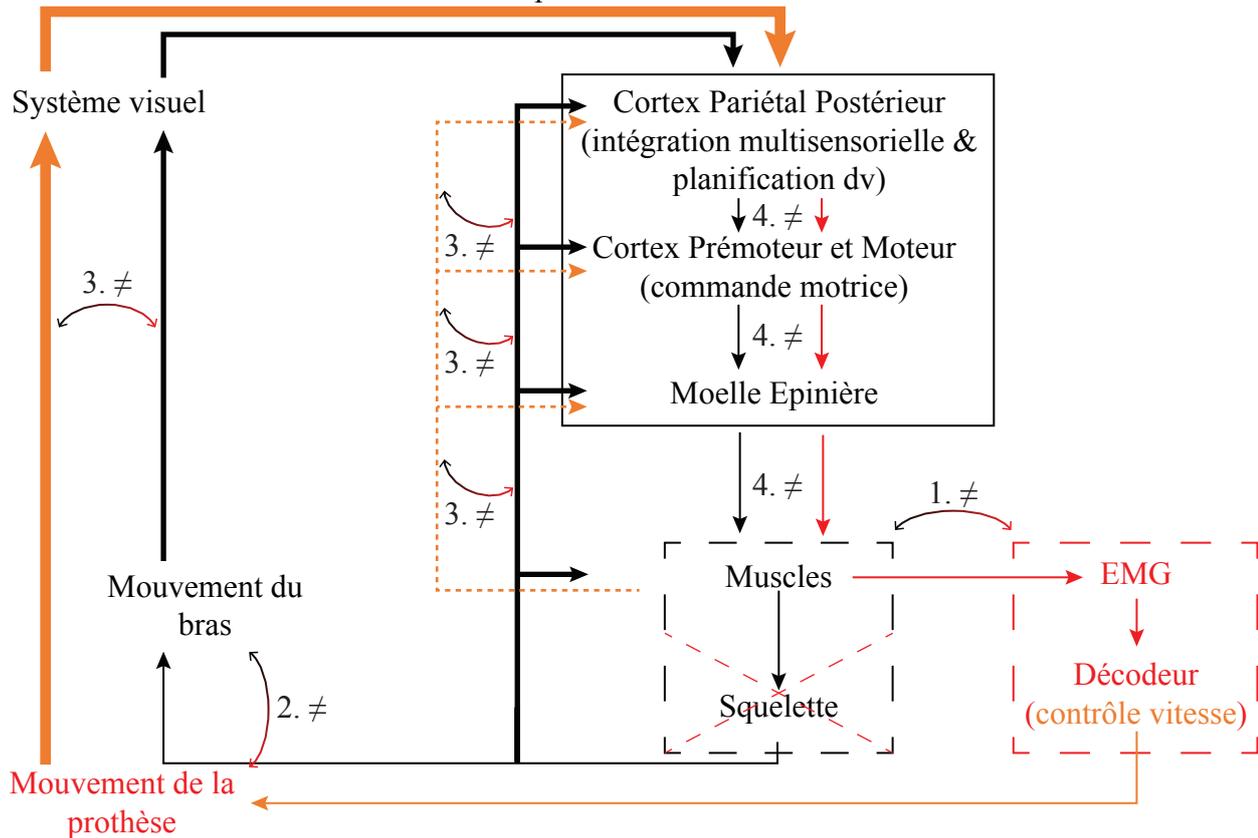
De façon plus précise, l'étude de Sadtler *et al.* (2014) a montré que la structure des réseaux existants entre les groupes de neurones est un frein à l'apprentissage d'un nouveau décodeur. En effet, les auteurs ont observé qu'il était plus difficile d'apprendre une perturbation du décodeur qui nécessitait de modifier la nature des connexions entre les différents neurones que d'apprendre une perturbation de même ampleur mais n'impactant pas la nature de ces connexions. D'autres études ont montré des capacités d'adaptation limitées lorsque le décodeur a été précédemment calibré sur une faible partie des neurones enregistrés (Chase *et al.*, 2012; Hwang *et al.*, 2013). Dans ces études, il a été observé que même si le décodeur n'était calibré que sur une faible partie de neurones, c'était bien l'ensemble du réseau qui devait moduler ses connexions pour permettre une adaptation efficace. Une fois de plus, si les modifications à effectuer dans le réseau impliquent de modifier la nature des connexions, alors l'adaptation sera difficile. Des limites similaires ont été montrées dans le contexte du contrôle myoélectrique (de Rugy *et al.*, 2012a; Berger *et al.*, 2013). Par exemple, de Rugy *et al.* (2012a) montrent qu'en réponse à des perturbations du décodeur utilisé pour traduire les EMG en mouvement d'un curseur, les adaptations motrices se bornent à des modifications linéaires des patrons d'activités musculaires de base. Berger *et al.* (2013) montrent que si les perturbations du décodeur ne permettent pas une adaptation des comportements moteurs dans le répertoire existant des activités musculaires, l'adaptation est difficile voire impossible.

Pour palier ces limites, des techniques de co-adaptation ont émergé dans le domaine des interfaces cerveau-machine (pour revue voir Dangi *et al.*, 2013). L'idée de la co-adaptation repose sur un principe d'adaptation mutuelle entre l'Homme et la machine. L'adaptation de la machine a pour but d'améliorer l'apprentissage (Shenoy et Carmena, 2014) voir d'accélérer le processus (Orsborn *et al.*, 2012), mais peut aussi permettre une auto-calibration du décodeur (Iturrate *et al.*, 2015). Ainsi, malgré la perte de signaux suite à l'arrêt d'une électrode ou la non

régularité d'activations d'un jour sur l'autre, le décodeur préalablement créé se régule et aucune performance n'est détériorée (Vidaurre *et al.*, 2011; Shanechi *et al.*, 2016). Plus étonnant encore, une stratégie de co-adaptation permet l'auto-calibration d'un décodeur performant malgré de mauvaises conditions de calibration (Iturrate *et al.*, 2015).

Ces études amènent à penser qu'une stratégie de co-adaptation pourrait également être intégrée à un contrôle myoélectrique. Des études préliminaires dans ce domaine ont effectivement montré l'apport de la co-adaptation dans un contrôle myoélectrique (Sensinger *et al.*, 2008; Rezazadeh *et al.*, 2012; Tuga *et al.*, 2013; Hahne *et al.*, 2015). Les caractères adaptatif, robuste et d'auto-calibration de la prothèse pourraient alors être générés par des stratégies de co-adaptation. Cependant, certaines de ces études montrent l'importance de la vitesse d'adaptation du décodeur. Par exemple, Hahne *et al.* (2014) ont proposé d'implémenter différentes vitesses d'adaptation de la machine. Alors que les sujets produisaient un mouvement lent pour atteindre une cible, un décodeur traduisant les activités musculaires en un déplacement du curseur adaptait la relation EMG-mouvement pour permettre le contrôle du curseur. Les résultats ont montré qu'une adaptation trop rapide du décodeur venait perturber la qualité du contrôle. Par ailleurs, dans ces études on observe que la part d'adaptation de l'Homme et celle de la machine dans le processus co-adaptatif sont peu décrites (Rezazadeh *et al.*, 2012; Tuga *et al.*, 2013; Hahne *et al.*, 2015). Dans cette thèse, nous aborderons une partie de ces questions.

A. Contrôle d'un bras vs. contrôle d'une prothèse



B. Contexte expérimental et objectifs de la thèse

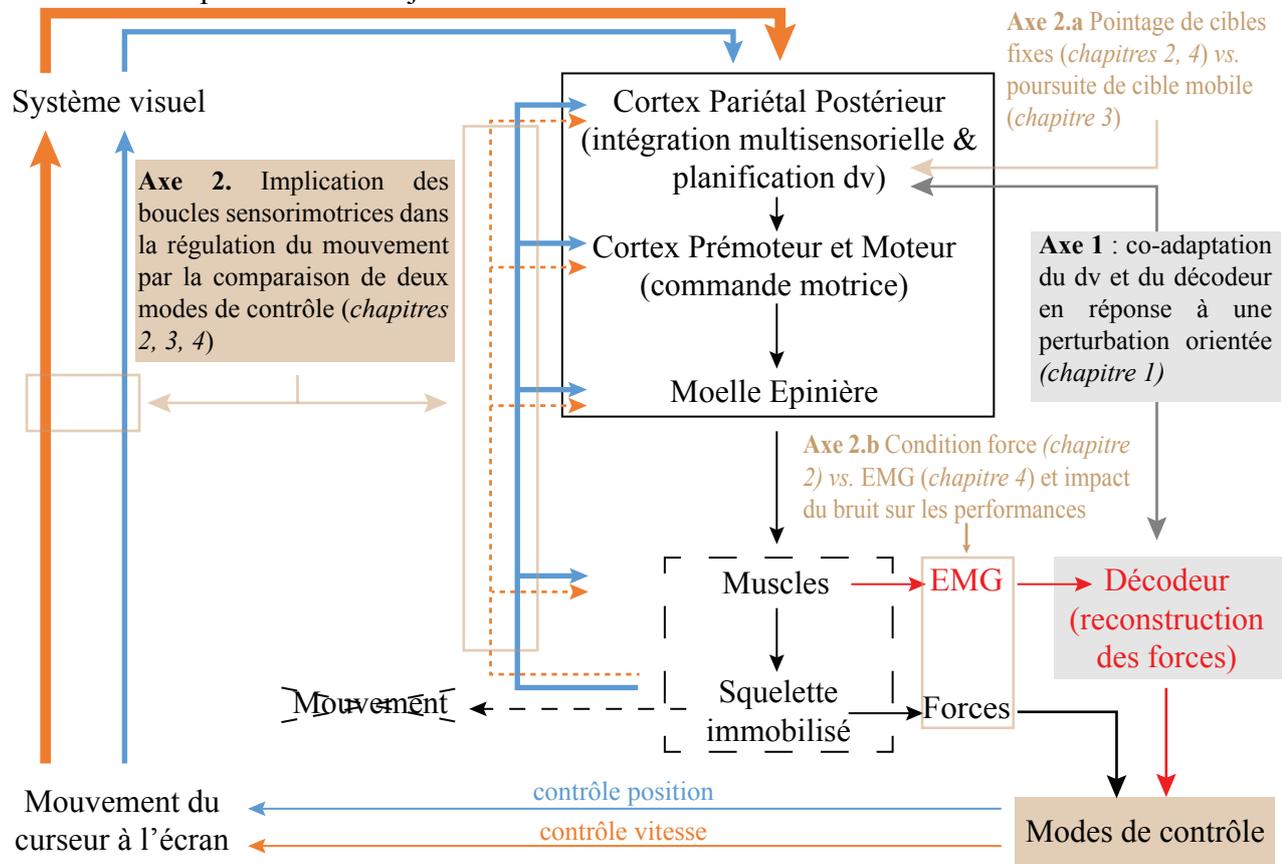


Figure I7 : Schématisation du contrôle sensorimoteur chez une personne non amputée (A, tracé noir), chez une personne amputée (A, tracé rouge et orange) et dans notre contexte expérimental (B). Illustrations des différents axes de recherche abordés durant le travail doctoral (B).

OBJECTIFS DE LA THÈSE

Dans la partie introductive de cette thèse, nous avons présenté le fonctionnement du système sensorimoteur dans le cas d'une personne non amputée puis, suite à une amputation. Le schéma présenté en **figure I7A** illustre ces deux contrôles et soulève leurs similitudes et différences.

Ainsi, après avoir défini son but, une personne non amputée va estimer la position de sa main et de la cible dans l'espace dans le but de planifier le vecteur de mouvement (dv, cortex pariétal postérieur). Une première commande motrice est alors générée au niveau du cortex prémoteur et moteur. La moelle épinière, impliquée dans les différentes boucles sensorimotrices qui contribuent à la régulation et production de la commande, va faire transiter la commande aux muscles. La contraction de ces derniers produira les forces qui, agissant sur le squelette, produiront le mouvement. Durant le mouvement, des retours extéroceptifs (*eg.* système visuel) et proprioceptifs (*eg.* organes de Golgi, fuseaux neuromusculaires, récepteurs cutanés) permettent, via les boucles sensorimotrices, la régulation du mouvement et informent du bon déroulement de celui-ci. Le circuit du contrôle sensorimoteur décrit à l'instant est schématisé **figure I7A** (flèches noires).

Dans le cas d'une personne amputée, le contrôle d'une prothèse myoélectrique suit un circuit bien différent (**figure I7 A**, flèches rouges et orange). Une personne amputée doit donc, après avoir déterminé son but, contracter l'un des muscles ciblés par l'équipe médicale pour l'utilisation de la prothèse. L'activité électrique de ce muscle (EMG) est alors enregistrée au moyen de l'électrode encastrée dans l'emboiture de la prothèse. Dans les prothèses actuelles, l'intensité de la contraction musculaire est traduite, par le décodeur, en une vitesse de rotation des moteurs de la prothèse (contrôle vitesse). Les boucles sensorimotrices impliquées dans le contrôle de la prothèse sont fortement affaiblies et dégradées en comparaison aux boucles sensorimotrices du contrôle naturel. En effet, suite à une amputation, la contraction des muscles actifs dans le contrôle n'engendre aucun mouvement du squelette dans l'espace. Par conséquent, les nombreuses informations proprioceptives présentes lors d'un mouvement de bras (*eg.* retours des fuseaux neuromusculaires, ou organes de Golgi), peuvent être dans le cas d'une personne amputée, partiellement supprimées ou détériorées. Par ailleurs, le contrôle vitesse étant fortement éloigné d'un contrôle naturel, le traitement des informations proprioceptives est difficile. Ainsi, une personne amputée attribuera bien plus d'importance à la boucle visuelle pour réguler et attester du bon déroulement du mouvement, et ce, au dépend des boucles sensorimotrices de bas niveaux (boucles proprioceptives).

L'observation de la **figure I7A**, nous permet d'illustrer les différences existantes entre le contrôle d'un bras et le contrôle d'une prothèse : différence de la commande (point 1), du

mouvement (point 2), des retours sensoriels associés (point 3) et de la contribution de ces retours sensoriels, via les boucles sensorimotrices, dans la régulation en continu de la commande (point 4). De ces différences naît un grand nombre de limites du contrôle d'une prothèse contraignant les personnes amputées à **un apprentissage long et coûteux cognitivement**, et réduisant le nombre de patients appareillés et la durée du port de la prothèse.

Les différentes limites dans l'utilisation d'une prothèse ont été davantage explicitées dans la partie introductive du manuscrit. Bien qu'il soit important d'étudier l'ensemble de ces limites pour améliorer le contrôle d'une prothèse et augmenter l'acceptation de celle-ci auprès des personnes amputées, seule une partie de ces limites ont été abordées dans ce travail doctoral. On trouve, parmi elles : (i) l'utilisation du **contrôle vitesse** pourtant considéré comme peu intuitif ou non naturel ; (ii) l'absence et la **dégradation des retours proprioceptifs** qui vient ralentir les processus de régulation du mouvement ou encore, (iii) la **non stationnarité des signaux EMG**, due à leurs propriétés intrinsèques et aux outils de mesure, qui induit une augmentation du bruit dans le signal et une détérioration des performances du décodeur.

Les travaux de cette thèse s'articulent autour des limites précédemment citées. Le schéma **figure I7B** illustre les différents axes de recherche suivis lors de ma thèse dans un contexte expérimental d'atteinte, d'acquisition ou de poursuite de cibles, où les sujets non amputés ont le bras bloqué dans un dispositif et où, soit les EMG soit les forces qu'ils exercent, sont enregistrés et traduits en un mouvement de curseur sur un écran. Nous avons donc travaillé, pour l'ensemble de nos études, dans un **contexte isométrique** où des contractions musculaires n'engendrent pas de mouvement du bras des sujets du fait de l'immobilisation de celui-ci. Bien que le contexte expérimental ne soit pas identique au contexte d'un amputé contrôlant sa prothèse, l'utilisation d'une condition isométrique nous permet de nous rapprocher de la condition amputée. En effet, le bras des sujets étant bloqué dans le dispositif, leur contraction musculaire n'induit aucun mouvement. Il en est de même pour les personnes amputées qui contractent les muscles résiduels rattachés au moignon sans transmettre de force à l'articulation du fait de l'absence du membre. Bien que des expériences sur personnes amputées dans un contexte de prothèse soient, à termes, nécessaires, nos contextes expérimentaux simplifiés sur sujet non amputé présentent plusieurs avantages. Par exemple, (i) l'utilisation des EMG de cinq muscles ou des forces exercées pour déplacer un curseur sur un écran en 2D nous permet de moduler à souhait les conditions expérimentales ; (ii) nous avons une connaissance *a priori* des forces exercées par le sujet, ce qui facilite la création d'un décodeur ; (iii) nous pouvons utiliser ce signal de force, connu pour être moins bruité que le signal EMG, dans le but d'avoir un contrôle plus stable du curseur, ou encore (iv) nous déterminons la cible à atteindre, par conséquent nous connaissons l'intention des sujets et pouvons calculer une erreur de mouvement. En d'autres termes, l'utilisation d'une condition isométrique nous permet d'étudier le contrôle sensorimoteur naturel dans un cadre simplifié, où un ensemble de conditions expérimentales peuvent être contrôlées. Grâce à ce contrôle des conditions expérimentales, nous pouvons développer notre

compréhension du contrôle sensorimoteur naturel et identifier les manques existants lors du contrôle d'une prothèse et ainsi, déterminer comment les restituer ou suppléer au mieux.

Dans nos contextes expérimentaux, les sujets vont planifier le mouvement à produire après avoir identifié la position du curseur et de la cible imposée à l'écran (cortex pariétal postérieur). Suite à cela, une commande motrice est transmise aux muscles du coude ou du poignet, une force isométrique est alors exercée dans le dispositif. Deux systèmes de contrôle sont alors possibles : (1) un contrôle myoélectrique où les EMG sont enregistrés puis décodés pour reconstruire les forces réellement exercées, ou (2) un contrôle en force où nous utilisons directement les forces produites par le sujet dans le dispositif pour contrôler le mouvement du curseur. Les forces (reconstruites ou réelles) peuvent ensuite être traduites en un mouvement du curseur selon deux modes de contrôle : un contrôle position et un contrôle vitesse. Lors d'un contrôle position, la position du curseur à l'écran est proportionnelle à la force exercée (ou reconstruite) par le sujet dans le dispositif. Dans ce cas, les informations motrices et sensorielles informent les sujets sur la position du curseur en temps réel. Lors d'un contrôle vitesse, c'est la vitesse de déplacement du curseur à l'écran qui est proportionnelle à la force exercée (ou reconstruite) par le sujet. Le calcul de la position du curseur repose donc sur l'intégration du signal de force (ou EMG traduit) mesuré. Alors que les informations visuelles continuent d'informer à tout instant le sujet de la position de son curseur, les informations motrices et proprioceptives informent, quant à elles, le sujet du déplacement du curseur en cours, et ce, indépendamment de sa position courante. Ces deux modes de contrôle, tous deux différents du contrôle naturel du mouvement, semblent présenter des variations différentes dans l'implication des boucles sensorimotrices dans la régulation du mouvement.

Deux axes majeurs ont été traités dans cette thèse et sont présentés **figure I7B** dans les différentes zones encadrées. Un premier axe porte sur l'expérimentation d'une stratégie de co-adaptation par l'implémentation d'un apprentissage machine pour faciliter et compléter l'adaptation du vecteur de mouvement (dv) de l'Homme (**figure I7B**, Axe 1). Le deuxième axe, quant à lui, porte sur la comparaison de deux différents modes de contrôle (contrôle position et contrôle vitesse) dans diverses tâches de façon à développer notre compréhension de l'implication des différentes boucles sensorimotrices dans la régulation du mouvement (**figure I7B**, Axe 2).

De façon plus détaillée, le **premier axe** de recherche nous a permis d'aborder les problèmes d'apprentissage nécessaire à l'utilisation d'une prothèse (**figure I7B**, Axe 1). Pour rappel, cet apprentissage est long et coûteux cognitivement ce qui peut entraîner l'abandon de la prothèse par la personne amputée au profit de prothèses esthétiques ou mécaniques. Pour rappel également, les capacités d'adaptation de l'Homme peuvent s'avérer limitées et non optimales. A ces limites d'apprentissage s'ajoutent les problèmes de non stationnarité du signal musculaire du

fait par exemple de la fatigue musculaire (propriété intrinsèque) ou de la sudation (lié aux outils de mesure). Des techniques de co-adaptation, apparaissant récemment dans le domaine des interfaces cerveau-machine, peuvent aider et compléter l'apprentissage des sujets. Par ailleurs, utiliser des techniques de co-adaptation requiert de pouvoir calculer une erreur sur le mouvement. Cette erreur est difficilement mesurable dans le cas où le sujet corrige lui-même son mouvement en ligne. En revanche, introduire une perturbation directionnelle (rotation visuo-motrice par exemple) implique une adaptation de la planification vectorielle du mouvement. Or, cette adaptation du vecteur de mouvement planifié est bien connue et modélisée. Nous avons donc choisi de créer un modèle de cette adaptation par l'implémentation d'un réseau de neurones à codage spatial pour simuler un contexte co-adaptatif et pouvoir ainsi explorer plusieurs paramètres de co-adaptation. Les résultats des simulations ont ensuite été vérifiés expérimentalement dans un contexte myoélectrique où un sujet non amputé contrôle le curseur à partir des activités musculaires enregistrées (*chapitre 1*).

La question majeure posée dans cette étude est : **une co-adaptation permet-elle de faciliter et d'améliorer les performances d'apprentissage de l'Homme ?** Avant même de répondre à cette question, l'implémentation d'une co-adaptation soulève d'autres interrogations telles que : **à quelle vitesse l'adaptation de la machine doit-elle se faire pour compléter au mieux l'adaptation de l'Homme et ne pas être contre-productive ? Comment gérer l'introduction d'une perturbation sur une région particulière sans impacter la qualité du contrôle dans les autres régions ?**

L'ensemble des explorations réalisées à partir de simulations ou d'expérimentations en condition réelle permettant de répondre à ces questions sont présentées dans le *chapitre 1* de ce manuscrit (**figure I7B**, Axe 1).

Le **deuxième axe** porte sur la compréhension de l'implication des boucles sensorimotrices dans la production et la régulation du mouvement par la comparaison de deux modes de contrôle différents utilisés dans la littérature, à savoir les contrôles position et vitesse (**figure I7B**, Axe 2). De façon plus générale, notre objectif ici a été d'améliorer notre compréhension du contrôle sensorimoteur et d'identifier ce qui est affecté dans le contrôle myoélectrique dans le but, à long terme, de le restituer. D'une part, la présentation du contrôle d'une prothèse a mis en évidence l'impact d'une amputation sur les boucles sensorimotrices qui permettent, lors d'un contrôle sensorimoteur naturel, la production et la régulation du mouvement. Les retours proprioceptifs étant appauvris et détériorés suite à l'amputation, l'utilisation des boucles sensorimotrices lors du mouvement est, par conséquent, modifiée et dégradée. D'autre part, bien que justifiable, l'utilisation d'un contrôle vitesse comme mode de contrôle de la prothèse semble peu intuitive et requiert une attention visuelle excessive. Plusieurs études dans le champ des interfaces homme-machine, considèrent le contrôle position comme plus naturel que le contrôle vitesse. Nous avons comparé les deux modes de contrôle précités dans diverses conditions expérimentales. Une importance toute particulière a été donnée à la nécessité de régulation du mouvement durant

les expérimentations. Ainsi les différentes tâches expérimentales testées requièrent un contrôle en ligne du curseur et mettent en jeu l'ensemble des processus de « feedback » pour ajuster continuellement la commande (*chapitres 2, 3 et 4*).

La question majeure, regroupant l'ensemble de ces études est : **quelle est l'implication des différentes boucles sensorimotrices dans la production et la régulation du mouvement lors d'un contrôle position et d'un contrôle vitesse ?** Cette implication des boucles sensorimotrices dans la production et la régulation du mouvement peut être mise en évidence, à la fois dans des tâches d'acquisition de cibles fixes (*chapitres 2 et 4*) impliquant la réalisation de sous-mouvements correctifs voire une re planification, et dans des tâches de poursuite de cible (*chapitre 3*) où il est nécessaire d'ajuster continuellement la commande (**figure I7B**, Axe 2.a). Par ailleurs, un avantage fort de nos contextes expérimentaux est de pouvoir contrôler le curseur à partir des forces réellement exercées, ou à partir des forces reconstruites sur la base des activités musculaires (EMG) enregistrées au moyen d'électrodes de surface (**figure I7B**, circuit rouge vs. noir). Alors que les outils de mesure de l'EMG et la nature même du signal rendent les signaux EMG bruités et non stationnaires (*e.g.* sudation, fatigue musculaire), le signal de force est moins bruité et plus robuste aux outils de mesure. Cela nous a permis d'étudier l'impact du bruit dans le signal d'entrée sur les performances obtenues dans les deux modes de contrôle (contrôle position et contrôle vitesse) en réalisant l'étude comparative dans un contexte où le signal utilisé pour contrôler le curseur correspond au signal de forces (*chapitre 2*) ou au signal EMG (*chapitre 4*; **figure I7B** Axe 2.b).

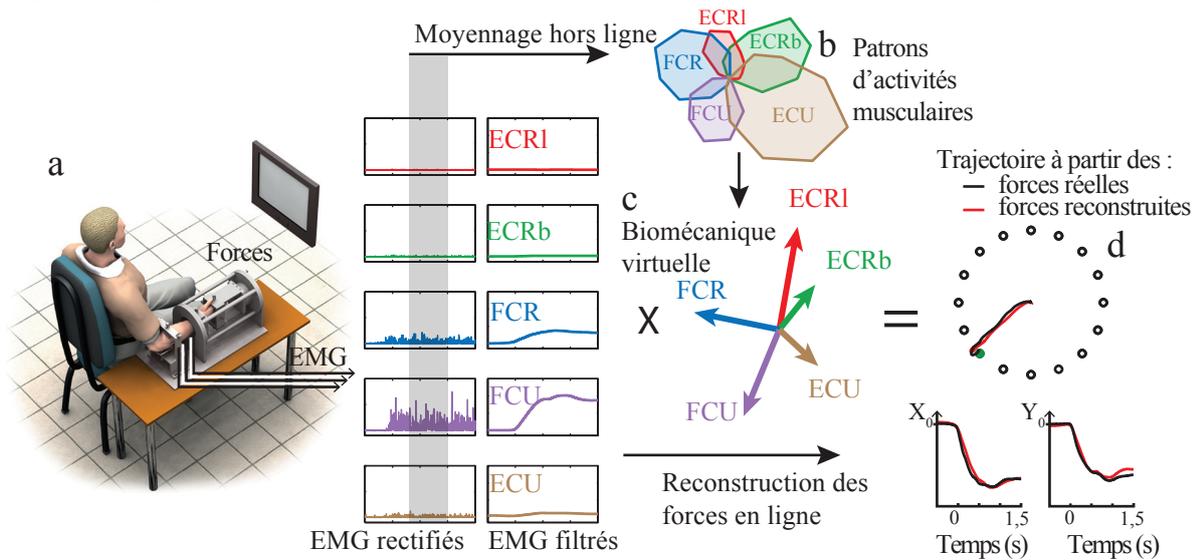
Plus concrètement, nous avons réalisé une première étude comparative des contrôles position et vitesse dans une tâche d'acquisition de cibles fixes où le signal de forces est utilisé pour contrôler le curseur à l'écran (*chapitre 2*). L'utilisation, dans un premier temps, du signal de force pour contrôler le curseur nous permet de travailler dans un contexte où les comportements observés en contrôle vitesse sont dus intrinsèquement à ce mode de contrôle et non pas juste à sa propriété de filtrage. En effet, pour rappel, le signal de force est un signal peu bruité en comparaison au signal EMG. Pour acquérir la cible, les sujets doivent stabiliser le curseur dans cette dernière. De plus, il a été demandé aux sujets de réaliser le mouvement le plus rapidement possible. Ces deux consignes (maintien et rapidité) nous ont permis de mettre en évidence le rôle des boucles sensorimotrices dans la régulation du mouvement. De plus, en proposant des cibles de tailles et distances variées, nous avons pu évaluer l'impact du conflit vitesse-précision (présenté dans la partie « Introduction générale », sous-section 1.3) sur les performances dans les deux modes de contrôle étudiés (contrôle position et contrôle vitesse). Cette étude nous a permis de répondre aux questions suivantes : **quel mode de contrôle est préféré par les sujets ? Quel mode de contrôle permet les performances les plus rapides ? Quel est l'impact du niveau de difficulté de la tâche sur les performances dans ces deux modes de contrôle ? Quelles sont les dynamiques des mouvements induits par ces deux modes de contrôle ?**

Suite à l'étude du chapitre 2, nous avons comparé les deux modes de contrôle dans une tâche de poursuite de cible où les boucles sensorimotrices contribuent continuellement à la régulation du mouvement et où le curseur est contrôlé à partir du signal de forces (*chapitre 3 ; figure I7B* Axe 2.a). **Quelles sont les performances de poursuite des sujets dans les deux modes de contrôle ?** Les résultats de l'étude du chapitre 2 nous ont permis de formuler deux hypothèses pour expliquer pourquoi le contrôle position est considéré comme plus naturel et permet un meilleur contrôle du curseur que le contrôle vitesse. La première repose sur l'idée que la congruence des boucles sensorimotrices avec la position du curseur à l'écran présente en contrôle position et absente en contrôle vitesse faciliterait le contrôle dans le premier cas et le pénaliserait dans le second. La seconde suggère que le temps de dérecrutement du muscle, nécessaire pour arrêter le curseur en contrôle vitesse mais pas en contrôle position, viendrait potentiellement rallonger les délais des boucles sensorimotrices du contrôle dans le premier cas et serait préjudiciable au contrôle dans le second cas. Dans le but d'infirmer ou confirmer l'hypothèse de congruence (hypothèse 1), nous avons, en alternance avec la tâche de poursuite de cible mobile, réalisé une tâche de poursuite de l'erreur également appelée compensation de l'erreur. Dans cette tâche, seule l'erreur entre le signal à poursuivre et le curseur est affichée à l'écran. En contrôle position, le sujet va alors exercer des forces dans le dispositif pour compenser l'erreur et ramener le curseur en position initiale. Alors que dans une tâche de poursuite de cible, cette position est atteinte lorsqu'aucune force n'est appliquée dans le dispositif, en compensation de l'erreur, cette position est, au contraire, atteinte alors que le sujet exerce une force. La congruence des boucles sensorimotrices avec la position du curseur à l'écran est donc perdue lors d'une tâche de compensation de l'erreur. **Quel est l'impact de cette perte de congruence sur les performances de poursuite en contrôle position ?**

Suite aux études des chapitres 2 et 3, où le signal de force était utilisé pour contrôler le curseur, nous avons comparé les deux modes de contrôle dans une tâche d'acquisition de cibles fixes (identique à celle du chapitre 2) dans une condition EMG, c'est-à-dire dans une condition où le signal source utilisé correspond au signal EMG (*chapitre 4 ; figure I7B* Axe 2.b). Comme dit précédemment, le signal EMG est un signal présentant un niveau de bruit plus important que le signal de force. La non stationnarité des signaux EMG due aux propriétés intrinsèques du signal (*e.g.* fatigue musculaire) et aux outils de mesure (*e.g.* modification de la qualité du signal par la sudation) et, par conséquent la présence de bruit dans le signal, va impacter la qualité du contrôle du curseur. La comparaison des résultats obtenus dans les études présentées chapitres 2 (signal de forces comme signal source) et 4 (signal EMG comme signal source) nous ont permis d'adresser les questions suivantes. **Quel est l'impact de la présence de bruit dans le système sur les performances obtenues dans les deux modes de contrôle ? Quel mode de contrôle est préféré par les sujets dans un contexte myoélectrique ? Quel mode de contrôle induit les meilleures performances ?**

DISPOSITIFS EXPÉRIMENTAUX

A. Dispositif expérimental et méthode de reconstruction



B. Processus de calibration du décodeur (biomécanique virtuelle)

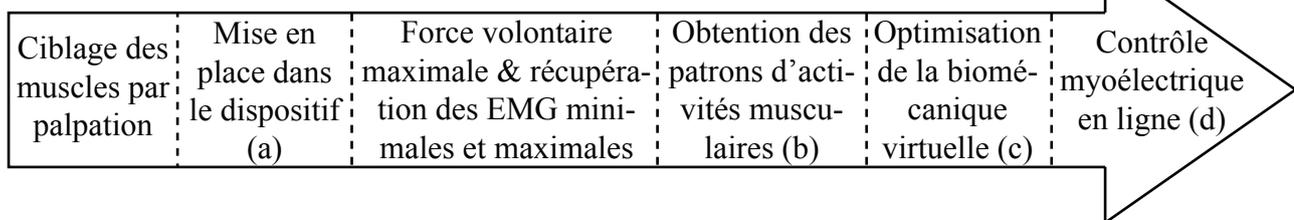


Figure M1: Dispositif principal et reconstruction des forces à partir des activités musculaires (EMG). **A**, les sujets sont placés dans le dispositif (a), les patrons d'activités musculaires, moyennés alors que les sujets maintiennent les forces requises pour les cibles (b) permettent la création hors ligne de la biomécanique virtuelle (c). Cette biomécanique virtuelle permet alors de reconstruire les forces du sujet en temps réel à partir des EMG (d). **B**, chronologie des étapes de calibration de la biomécanique virtuelle. Adaptée de de Rugy *et al.* (2012b).

1 Présentation des dispositifs expérimentaux

Les travaux présentés dans cette thèse ont été réalisés dans un contexte de production de forces en condition isométrique – *i.e.* où les sujets produisent des forces en absence de mouvement, et où soit les forces soit les activités musculaires (EMG) enregistrées, peuvent être utilisées pour contrôler un curseur sur un écran. Une fois installés dans ces dispositifs, les sujets ont eu pour objectif, soit d’atteindre et d’acquérir des cibles fixes, soit de poursuivre une cible mobile. Ces deux types de tâches ont pu être réalisées dans deux dispositifs différents.

Le premier dispositif (**dispositif principal**) a été utilisé sur des tâches d’atteinte et d’acquisition de cibles fixes. Dans ce dispositif, l’articulation du poignet est immobilisée et les forces de flexion/extension, adduction/abduction sont enregistrées pour reproduire un mouvement du curseur dans un espace à deux dimensions (axe vertical et axe horizontal, respectivement) sur un écran (**condition force**). Ce dispositif nous permet également de facilement reconstruire les forces exercées par le sujet à partir des activités électriques des muscles du poignet (**condition EMG**). Le détail de l’appareil, des enregistrements des forces et de la méthode de reconstruction sont donnés dans la section suivante (sous-section 1.1).

Le second dispositif (**dispositif secondaire**) nous a permis d’immobiliser l’articulation du coude dans une tâche de poursuite de cible. Les forces de flexion/extension du coude ont alors été enregistrées dans le but de déplacer un curseur sur l’écran dans un espace à une dimension : l’axe vertical. La description de ce dispositif est donnée dans la sous-section 1.2.

1.1 Dispositif principal : un contexte myoélectrique simplifié

1.1. a Dispositif

Le dispositif présenté ci-après est un dispositif similaire à celui utilisé par de Rugy *et al.* (2012b). Les sujets sont assis à une distance approximative de 80 cm d’un écran d’ordinateur ou de télévision avec la main droite maintenue dans l’appareil (**figure M1A a**). Le bras du sujet est placé à 110 degrés d’extension par rapport à l’avant-bras et la main du sujet est disposée en position de semi-pronation, le pouce vers le haut. Dans l’appareil, les sujets ont la main ainsi que la partie proximale du poignet (au niveau de la tête radiale) fixées par des plaques ajustables montées sur vis. Cela permet à la fois d’immobiliser le poignet et d’en enregistrer les forces au moyen d’un capteur de forces à 6 degrés de liberté (*ATI Industrial Automation*) relié au dispositif. Seules les forces en flexion/extension et les forces d’adduction/abduction du poignet ont été prises en compte pour le contrôle du curseur dans un espace à deux dimensions (axe X et axe Y, respectivement). Les précisions sur le traitement des forces dans le calcul du mouvement du curseur sont données en sous-section 1.1. b.

Nous avons déjà énoncé que ce dispositif nous permet de contrôler le curseur soit directement à partir des forces (**signal de forces** utilisé comme signal source), soit à partir des forces

reconstruites sur la base des activités musculaires (**signal EMG** utilisé comme signal source). Dans la condition EMG, nous calibrons un décodeur, appelé *biomécanique virtuelle*, qui traduit les activités musculaires enregistrées en un mouvement du curseur. De façon plus concrète, le décodeur va nous permettre de reconstruire les forces exercées par le sujet au niveau de l'articulation du poignet. Le détail des muscles enregistrés et du traitement réalisé sur les signaux EMG sont présentés dans la sous-section 1.1. c. La calibration et le fonctionnement du décodeur sont, quant à eux, expliqués dans la sous-section 1.1. d.

Les forces de flexion/extension et adduction/abduction, qu'elles soient réelles (signal de forces) ou reconstruites (signal EMG), sont utilisées pour contrôler le curseur sur l'axe horizontal (flexion/extension) et vertical (adduction/abduction). Le contrôle du curseur se fait donc dans un espace à deux dimensions. Les tâches réalisées dans ce dispositif sont des tâches d'atteinte et/ou d'acquisition de cibles fixes. Les sujets ont pour objectif de positionner le curseur à l'intérieur de la cible désignée par l'expérimentateur par un mouvement balistique (atteinte), et dans certaines études, de maintenir le curseur dans cette cible pour l'acquérir (acquisition). Alors que l'approche initiale de la cible en vue de l'atteindre repose principalement sur l'aspect « feedforward » du contrôle, l'acquisition d'une cible crée une contrainte de précision supplémentaire et requiert une régulation en ligne du mouvement sur la base des retours sensoriels.

1.1. b Traitements des forces exercées dans le dispositif

L'acquisition des forces exercées dans le dispositif a été effectuée par la carte d'acquisition (*DAQ National Instrument*) à une fréquence d'échantillonnage de 2kHz. En parallèle, la fréquence de rafraîchissement des écrans utilisés dans les études est de 50Hz. En d'autres termes, la position du curseur est réactualisée toutes les 20ms. Cette nouvelle position du curseur a été calculée à partir de la médiane des 40 points du signal de forces (sur l'axe X et Y) acquis durant l'intervalle de temps de 20ms ($40pts = 20ms \times 2pts/ms$). Dans le but de retirer la quantité de force enregistrée au repos de la mesure de force réalisée durant le mouvement, nous avons soustrait à cette dernière une valeur d'*offset*, mesurée avant chaque essai alors que le sujet est relâché.

Dans les expériences présentées chapitres 2, 3 et 4 réalisées sur un écran de télévision (110, 7cmx62, 3cm), nous avons ajouté un filtrage supplémentaire des données par un intégrateur à fuite selon l'équation suivante :

$$force_t = \lambda \times force_{t-\Delta t} + (1 - \lambda) \times (MedianeForce_t - offset) \quad (1)$$

où $force_t$ et $force_{t-\Delta t}$ représentent respectivement la valeur de force filtrée à l'instant t et celle filtrée lors du dernier rafraîchissement d'écran ($\Delta t = 20ms$), $MedianeForce_n$ la médiane des 40 points du signal de force acquis, à laquelle l'*offset* (*offset*) est retiré et λ le facteur

d'intégration. Dans notre cas, la valeur de λ a été empiriquement établie ($\lambda = 0,8$), comme expliqué ci-après. La constante de temps correspondant à cette valeur de λ est de $\tau = 0,09s$. Cette constante correspond au temps nécessaire pour atteindre 63% d'une fonction palier (ou fonction à deux niveaux, *step function*). Ce calcul a bien évidemment été réalisé à la fois sur les forces en X et en Y.

Suite à ce calcul, les forces filtrées ont été traduites soit en une position soit en une vitesse du curseur en fonction du mode de contrôle utilisé. Les équations de cette traduction sont présentées dans la suite de ce manuscrit (sous-section 2.1).

1.1. c Electromyogrammes de surface (EMG)

Les activités électriques de cinq muscles du poignet ont été enregistrées en utilisant le système EMG Delsys (Bagnolitm EMG System) à l'aide d'électrodes de surface auto-adhésives. On compte parmi ces muscles : l'Extenseur Carpi Ulnaris (ECU), l'Extenseur Carpi Radialis brevis (ECRb), l'Extenseur Carpi Radialis longus (ECRl), le Fléchisseur Carpi Radialis (FCR) et le Fléchisseur Carpi Ulnaris (FCU) (**figure M1A b**). Ces muscles sont ciblés par palpation (**figure M1B**) durant une contraction isométrique en résistance à une force contraire (exercée par l'expérimentateur sur le bras du sujet) en accord avec les recommandations du groupe SENIAM (www.seniam.org). La bande passante du système est [20Hz-450Hz] et la fréquence d'échantillonnage est de 2kHz. Un grand nombre de traitements peuvent être réalisés sur les signaux EMG (pour revue voir Sanger, 2007). Des algorithmes d'interprétation des signaux EMG utilisent l'enveloppe du signal comme approximation de l'activité musculaire (Hogan, 1976). Dans notre cas, nous avons choisi d'utiliser un filtre Butterworth dans le but de récupérer l'enveloppe du signal (Hogan et Mann, 1980a,b). Ainsi, après avoir été pré-amplifié au niveau de l'électrode (x10), le signal est amplifié (x1000) puis rectifié et filtré avec un filtre de Butterworth d'ordre 2 avec une fréquence de coupure à 1,5Hz.

1.1. d Reconstruction de forces à partir des EMG

Pour permettre au sujet de contrôler le curseur grâce à ses activités musculaires (condition myoélectrique), ses forces au niveau du poignet sont reconstruites en temps réel en combinant les enveloppes des signaux EMG à une biomécanique virtuelle constituée de 5 vecteurs, chacun représentant la direction et l'amplitude des forces pour une activation maximale du muscle associé. La création de cet ensemble de vecteurs se fait en deux étapes (de Rugy *et al.*, 2012b). **La première étape** consiste à récupérer les patrons d'activités musculaires maximales afin de normaliser les activités électriques des muscles obtenues durant la tâche (**figure M1B**). Pour récupérer l'EMG maximal, les sujets devront exercer une force maximale volontaire (FMV) dans les différentes directions utilisées par la suite dans l'expérience (soit 8 ou 16 directions). A cette étape, nous connaissons donc les capacités maximales de force (FMV) des sujets dans l'ensemble des directions testées. La valeur de force maximale la plus faible sera utilisée comme

force de référence. Lors d'un contrôle en condition force, le niveau de force demandé au sujet pour réaliser les tâches n'excédera jamais cette valeur et correspondra à un pourcentage de cette valeur de référence. Ainsi, nous nous assurons de ne jamais demander au sujet un niveau de force qu'il n'est pas capable d'exercer. Au contraire, le niveau de force requis correspondra à une proportion de la plus faible force maximale (force de référence). Prenons un exemple : supposons que les forces maximales soient enregistrées pour les directions haut et bas, et qu'elles valent 120 et 80 Newton, respectivement. Dans ce cas, nous utiliserons pour force de référence, la force vers le bas soit 80N. Ainsi, lorsque le sujet doit atteindre une cible vers le haut il devra, non pas exercer un niveau de force correspondant à 20% de 120N, mais correspondant à 20% de la FMV de référence (soit $80 \times 0,2 = 16$). Les niveaux de force requis à la tâche n'excéderont donc jamais le pourcentage (défini par l'expérimentateur) de la plus faible force maximale. Il faut bien garder à l'esprit que lorsque, dans la suite du manuscrit, je parle d'un pourcentage de FMV je fais référence au pourcentage de ce niveau de force de référence. Enfin, cette étape de récupération de forces et EMG maximaux nous permet également d'enregistrer les activités musculaires minimales utilisées pour normaliser les EMG enregistrés en ligne sur la base de leur niveau de bruit au repos. **La deuxième étape** consiste à récupérer les patrons d'activités musculaires correspondant à l'ensemble des cibles (**figure M1A b et M1B**). Pour cela : il est demandé au sujet de réaliser, en condition force, trois atteintes successives de chaque cible. Pour chaque cible, les activités électriques de chaque muscle enregistrées lors du maintien du curseur sur la cible sont moyennées. Par la suite, la biomécanique virtuelle, composée de cinq vecteurs (un pour chaque muscle enregistré, **figure M1A c**), est déterminée de sorte à minimiser la somme des erreurs quadratiques entre les positions des cibles et les atteintes reconstruites. Ces atteintes reconstruites sont calculées en couplant les patrons d'activités musculaires avec l'ensemble des vecteurs. En pratique, cette méthode de minimisation a été effectuée par l'utilisation de la régression linéaire suivante :

$$D = (M^T M)^{-1} M^T y \quad (2)$$

où D est la matrice des coordonnées cartésiennes des cinq vecteurs composant la biomécanique virtuelle, M représente la matrice des activités électriques de chaque muscle pour chaque cible (avec M^T sa transposée et $(\dots)^{-1}$ la pseudo inverse) et où y correspond à la matrice des coordonnées cartésiennes des différentes cibles.

Une fois cette calibration réalisée, les sujets peuvent contrôler en ligne le curseur à partir des EMG enregistrés. Après rectification et filtrage en ligne, les enveloppes des EMG sont couplées à la biomécanique virtuelle du sujet et la position du curseur sous-jacente est affichée à l'écran (**figure M1A d et M1B**). On peut observer que les trajectoires du curseur, calculées à partir des forces réelles du sujet (**figure M1A d, trajectoire noire**) ou des forces reconstruites sur la base des EMG (**figure M1A d, trajectoire rouge**), sont très proches. De plus, nous n'observons

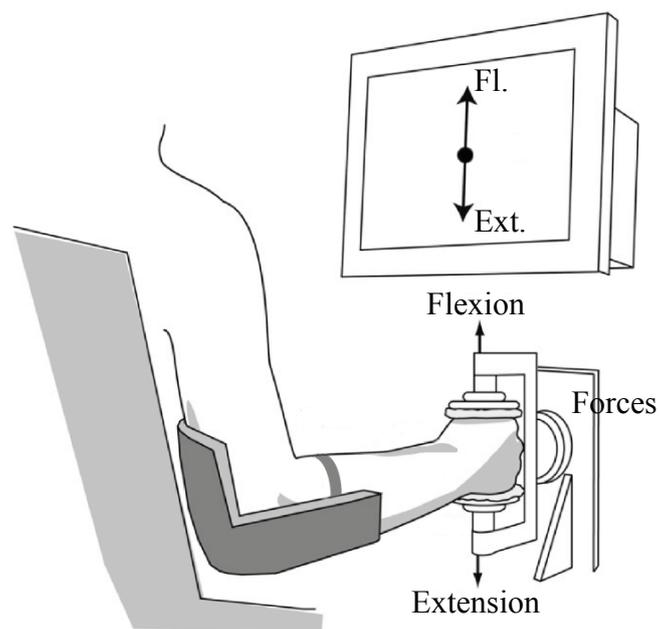


Figure M2 : Dispositif secondaire. L'articulation du coude des sujets est bloquée dans l'appareil et leur main maintient une poignée verticale. Les forces de flexion et extension du coude sont enregistrées par le capteur de forces pour déplacer le curseur sur l'axe vertical. Adapté de de Ruyg (2010).

qu'un faible décalage temporel entre les deux conditions de contrôle (forces réelles ou forces reconstruites, **figure M1A e**).

1.2 Dispositif secondaire

Le second dispositif expérimental que nous avons utilisé s'inspire de celui présenté par de Ruyg (2010). Les sujets sont assis à une distance approximative de 80 cm d'un écran de télévision avec l'avant-bras droit maintenu dans l'appareil (**figure M2**). Le bras est placé à 110 degrés d'extension par rapport à l'avant-bras et le sujet tient par prise forte (*i.e.* « *grasping* ») la poignée verticale composant l'appareil. La main est orientée dans une position de semi-pronation (pouce vers le haut). La position des sujets dans le dispositif les place dans un contexte isométrique où les forces exercées au niveau du coude ne génèrent aucun mouvement. Un capteur de forces à 6 degrés de liberté (*ATI Industrial Automation*) placé derrière la poignée nous permet d'enregistrer les forces de flexion/extension du coude. Ces forces sont alors traduites en un mouvement du curseur à l'écran sur l'axe vertical.

Dans ce dispositif, les sujets ont réalisé une tâche de poursuite de cible à une seule dimension où les forces de flexion et extension du coude engendraient un mouvement du curseur vers le haut et le bas, respectivement. Bien qu'il serait facile de reconstruire les forces exercées par le sujet à partir de l'activité musculaire des muscles du bras (*eg.* biceps, triceps), nous n'avons utilisé ce dispositif qu'en condition de force isométrique.

2 Modes de contrôle implémentés

2.1 Distinction contrôle position et contrôle vitesse

Comme décrit lors de la présentation des dispositifs, plusieurs tâches ont été réalisées dans les différents travaux de cette thèse (*i.e.* atteinte et acquisition de cibles fixes, poursuite d'une cible mobile) et, différents signaux de contrôle ont été utilisés (signal de forces ou signal EMG). Pour rappel, les tâches d'atteinte et d'acquisition de cibles fixes mettent en jeu les processus de planification vectorielle du mouvement et la production et régulation en ligne de celui-ci. Dans une tâche de poursuite, le vecteur de mouvement (planification vectorielle) doit être en permanence ajusté en fonction du déplacement de la cible et le contrôle en ligne du curseur nécessite le recrutement des boucles sensorimotrices pour ajuster à tout temps le mouvement.

Lors de la présentation des objectifs de la thèse, le mode de contrôle a été présenté comme étant notre moyen d'étudier l'implication des différentes boucles sensorimotrices dans la régulation du mouvement (axe2, **figure I7B**). Différents travaux réalisés lors de ma thèse ont donc eu pour objectif de comparer les contrôles position et vitesse, très controversés dans la littérature

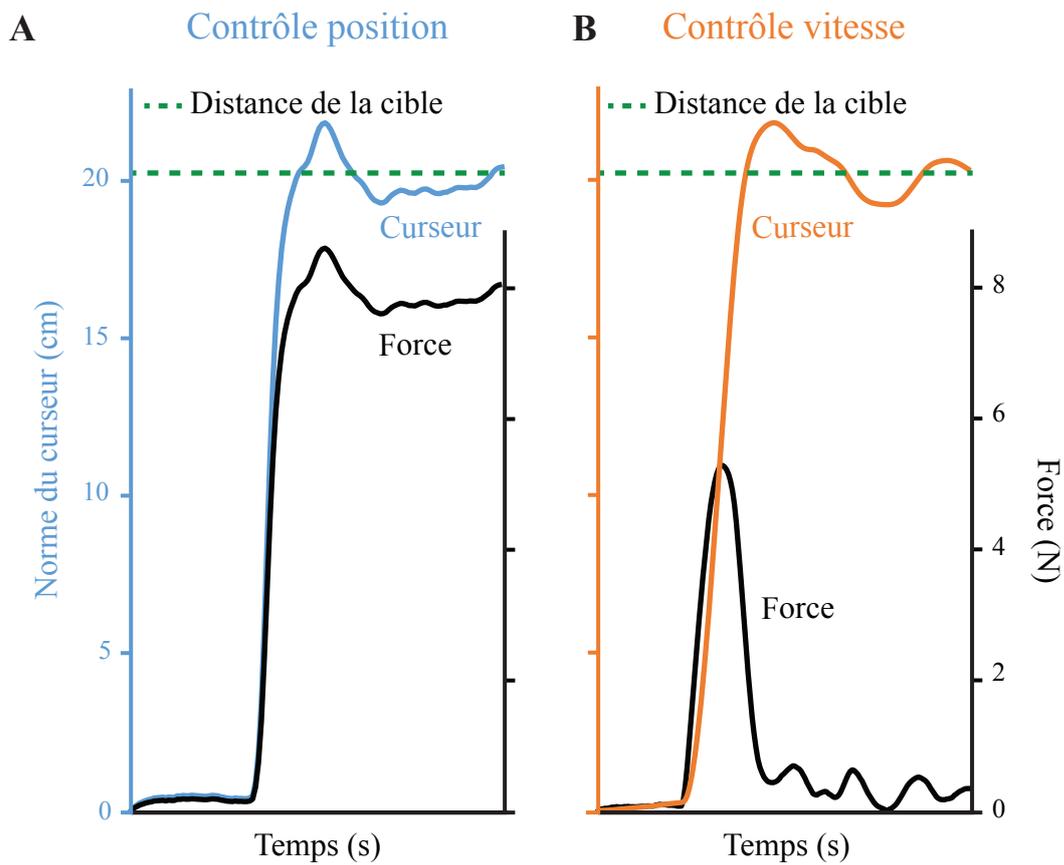


Figure M3 : Evolution de la norme du curseur proportionnellement à la force exercée par le sujet dans les deux modes de contrôle testés. **A, en contrôle position**, la position du curseur (norme du curseur en bleue) est proportionnelle à la force (tracé noir). Le maintien du curseur sur la cible se fait par un maintien de la force. **B, en contrôle vitesse**, la vitesse de déplacement du curseur (norme du curseur en orange) est proportionnelle à la force exercée (tracé noir). Le maintien du curseur sur la cible se fait lorsque le sujet est relâché.

dans des conditions de contrôle et des tâches diverses (Kim *et al.*, 1987; Corbett *et al.*, 2011; Gilja *et al.*, 2012; Teather et MacKenzie, 2014). Quelque soit la condition de contrôle et la tâche étudiée, nous pouvons, dans nos dispositifs, traduire les forces ou les activités musculaires enregistrées en une position ou en une vitesse de déplacement du curseur. Comme illustré **figure M3A**, en **contrôle position**, la position du curseur à l'écran est, à tout instant, proportionnelle à la force que le sujet exerce. En revanche, en **contrôle vitesse**, c'est la vitesse de déplacement du curseur qui est proportionnelle à la force (**figure M3B**). Dans ce cas, la position du curseur correspond à l'intégration du signal de force (interprété comme un signal de vitesse). En pratique, cette intégration est obtenue en ajoutant à la position précédente une proportion du vecteur vitesse courant. De façon plus précise, le calcul de la position du curseur à l'écran pour ces deux modes de contrôle se fait selon les équations suivantes :

$$\begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix}_t = g_p \times \begin{pmatrix} F_x \\ F_y \end{pmatrix} \quad (3) \quad \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix}_t = \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix}_{t-1} + g_v \times \begin{pmatrix} F_x \\ F_y \end{pmatrix} \quad (4)$$

où les coefficients g_p et g_v sont, respectivement, les gains du contrôle position et du contrôle vitesse, le vecteur colonne $\begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix}$ correspond aux coordonnées du curseur dans le repère cartésien ayant pour origine le centre de l'écran et le vecteur colonne $\begin{pmatrix} F_x \\ F_y \end{pmatrix}$ représente les forces en X (flexion/extension) et en Y (adduction/abduction du poignet ou flexion/extension du coude) que le sujet vient d'exercer dans le dispositif.

La **figure M3** illustre le fonctionnement de ces deux modes de contrôle lors d'une tâche d'acquisition de cibles. On observe ainsi qu'en contrôle position (**figure M3A**; éq. 3), la distance du curseur par rapport au centre de l'écran (tracé bleu) est proportionnelle en tout point à la force que le sujet exerce dans le dispositif (tracé noir). Ainsi, le maintien du curseur dans une région de l'écran se fait par un maintien de la force. De plus, lorsque le sujet est relâché le curseur est en position d'origine, soit au centre de l'écran. En revanche, en contrôle vitesse (**figure M3B**; éq. 4), la distance du curseur (tracé orange) représente l'intégration du profil de force (tracé noir). Ainsi, on note que lorsque le sujet exerce une force le curseur s'éloigne du centre, mais lorsque le sujet se relâche le curseur s'arrête sur sa position actuelle. Dans ce cas c'est donc bien la vitesse de déplacement du curseur qui est proportionnelle à la force que le sujet exerce, de telle sorte qu'en absence de force, la position du curseur reste constante.

Les coefficients g_p et g_v présents dans les équations précédentes (équations 3 et 4) sont des paramètres essentiels du contrôle. Ces gains nous permettent de mettre en relation le niveau de force que le sujet exerce dans le dispositif (ou l'intensité de ses activités musculaires) avec l'amplitude du mouvement du curseur associé. Cependant, la valeur de ces gains est susceptible d'influencer la qualité du contrôle (Gibbs, 1962; Casiez *et al.*, 2008). Les valeurs des gains

g_p et g_v ont été définies de façon différente en fonction de la tâche à réaliser. Ainsi, le calcul des gains présenté sous-section 2.2 est utilisé dans les études décrites chapitres 2 et 4 où les cibles montrées à l'écran sont fixes, et le calcul de gain présenté sous-section 2.3 est utilisé dans l'étude décrite chapitre 3 où la cible est une cible mobile.

2.2 Définition des gains des modes de contrôle pour une tâche avec cibles fixes

Dans une tâche d'acquisition de cibles fixes, nous n'avons aucune connaissance *a priori* de la dynamique du mouvement (*e.g.* durée du mouvement ou trajectoire réalisée) que le sujet va produire. De ce fait, nous ne pouvons pas définir un gain équivalent pour le contrôle position et le contrôle vitesse. Un gain équivalent correspondrait au gain qui permet de réaliser la tâche dans les deux conditions de contrôle en produisant rigoureusement la même quantité de force. Supposons par exemple que l'on veuille déterminer la force nécessaire pour amener le curseur à 10cm du centre de l'écran. Si en contrôle position on peut rapidement définir de façon arbitraire que cela nécessite de forcer à 20% du niveau de force maximale, en contrôle vitesse il reste difficile de trouver le niveau de force qui engendrera un mouvement similaire. Une fois la valeur de gain déterminée pour le contrôle position (g_p , éq. 3), comment définir celle du gain du contrôle vitesse (g_v , éq. 4)?

Dans les études où la tâche consiste en une acquisition de cible (chapitre 2 et 4), nous ne connaissons pas par avance le déroulement temporel de l'essai. Nous avons donc défini de façon arbitraire le calcul du gain de contrôle position (g_p , éq. 3) de la façon suivante :

$$g_p = \frac{\text{distance de référence}}{\text{pourcentage de FMV} \times \text{valeur de FMV}} \quad (5)$$

où la distance de référence correspond dans notre exemple à 10cm, et la valeur de FMV correspond à la valeur de force maximale volontaire de référence que le sujet est capable d'exercer dans le dispositif, correspondant je le rappelle à la plus petite force des forces maximales dans les différentes directions. Avec une valeur de gain ainsi prédéfinie, les sujets, en contrôle position, doivent exercer par exemple 20% de leur force maximale de référence (FMV) pour amener le curseur à 10cm du centre de l'écran.

Définir un gain pour le contrôle vitesse grossièrement équivalent à ce gain (g_p) consiste à trouver la valeur de gain pour laquelle le curseur va parcourir, à niveau de force égal, la même distance dans un même temps. Pour cela, nous avons cherché à estimer le temps moyen mis par les sujets pour atteindre la distance de référence (10cm) avec le niveau de force préétabli (20% de FMV par exemple). Suite à cela, nous avons déterminé la valeur du gain pour le contrôle

vitesse de la façon suivante :

$$g_v = \frac{\text{distance de reference} \times \frac{\Delta_t}{\text{temps de reference}}}{\text{pourcentage de FMV} \times \text{valeur de FMV}} \quad (6)$$

où Δ_t correspond au pas de temps entre chaque mesure (dans notre cas 20ms).

Dans notre contexte expérimental, nous avons établi que pour une distance de référence de 810pixels (soit environ 23cm), le temps de référence correspond à 300ms.

Il faut tout de même rester prudent, le calcul de ces gains nous permet de réaliser une approximation d'équivalence. Plusieurs valeurs de gain, basées sur différents pourcentages de force, ont été testées dans le but de limiter les biais que cette approximation pourrait induire (voir chapitres 2 et 4, partie « Contributions expérimentales »).

2.3 Définition des gains des modes de contrôle pour une tâche avec cible mobile

Contrairement aux tâches d'acquisition où peu d'informations sur la dynamique du mouvement sont connues à l'avance, dans une tâche de poursuite de cible, nous connaissons précisément la trajectoire de la cible à poursuivre. De ce fait, nous pouvons calculer le niveau de force à fournir par le sujet pour réaliser une poursuite parfaite dans les deux modes de contrôle.

En contrôle position, la position du curseur correspondant directement à la force produite multipliée par le gain, le signal de force à réaliser pour une poursuite de cible parfaite correspond donc au signal de la cible divisé par cette valeur du gain. En contrôle vitesse, c'est la vitesse de déplacement du curseur qui est proportionnelle à la force exercée. Pour connaître la position du curseur, il faut donc intégrer le signal de force. Ainsi, en contrôle vitesse, le signal de force à réaliser pour poursuivre parfaitement la cible, correspond à la dérivée de la trajectoire de la cible. Nous pouvons donc modéliser le signal de force parfait à réaliser en contrôle position et en contrôle vitesse.

Pour déterminer un gain équivalent entre ces deux modes de contrôles, nous avons calculé la quantité de force totale fournie lors de la poursuite parfaite en intégrant les signaux de forces modélisés après rectification. Par la suite, nous avons déterminé le gain du contrôle position de sorte que l'amplitude maximale du signal de la cible (soit environ 10 cm) soit atteinte par l'exercice de 22% de la force maximale volontaire (FMV) du sujet, soit $g_p = 0,5$ pour un sujet ayant une valeur de force maximale égale à 100N. Le gain équivalent en contrôle vitesse qui permet une poursuite parfaite avec un niveau de force rigoureusement identique correspond à $g_v = 3,52$.

3 Répartition des dispositifs et des modalités de contrôle dans les différents chapitres expérimentaux

Les sections précédentes ont mis en avant le grand nombre de conditions expérimentales utilisées dans cette thèse. Le tableau ci-contre résume la répartition de ces conditions dans les chapitres expérimentaux présentés dans la partie suivante (partie « Contributions Expérimentales »).

Dispositif utilisé	Condition force ou EMG	Mode de contrôle	Tâche	Dimension	Chapitre concerné
Dispositif principal (section 1.1)	Condition EMG	Position	Atteinte de cibles	2D	Chapitre 1
		Position vs. Vitesse	Acquisition de cibles	2D	Chapitre 4
	Condition force	Position vs. Vitesse	Acquisition de cibles	2D	Chapitre 2
Dispositif secondaire (section 1.2)	Condition force	Position vs. Vitesse	Poursuite de cible	1D	Chapitre 3

Pour rappel, lors de la description des objectifs nous avons défini deux axes de recherche.

Le premier axe, consistant à étudier l'impact d'une co-adaptation du vecteur de mouvement (adaptation de l'Homme) et du décodeur (adaptation de la machine) sur l'apprentissage d'une perturbation, a été abordé dans le **chapitre 1**. De façon à travailler précisément sur l'adaptation du vecteur de mouvement, la tâche de cette étude consistait à produire un mouvement balistique en direction d'une cible (*i.e.* tâche d'atteinte rapide). De plus, cette étude s'inscrit dans une littérature plus générale sur les techniques de co-adaptation dans le contrôle myoélectrique. De ce fait, nous avons travaillé dans une condition EMG où les activités musculaires des sujets étaient utilisées pour contrôler le curseur.

Le second axe de recherche utilise la comparaison des modes de contrôle position et vitesse pour questionner l'implication des boucles sensorimotrices dans la production et la régulation du mouvement. Dans le but de comparer ces deux modes de contrôle dans un cadre où le contrôle vitesse ne bénéficie pas de son avantage de filtrage supplémentaire, nous avons tout d'abord travaillé dans une condition de forces isométriques (**chapitre 2**). Pour mieux identifier le rôle des boucles sensorimotrices dans ces deux modes de contrôle, nous avons par la suite réalisé, dans une même condition de forces isométriques, une étude comparative de ces modes dans une tâche de poursuite de cible (**chapitre 3**). Ce type de tâche met en jeu de façon prédominante le rôle de ces boucles sensorimotrices, ces dernières étant sollicitées en permanence pour poursuivre continuellement la cible. Enfin, dans le but de nous rapprocher du

contrôle d'une prothèse et de mesurer l'impact du bruit dans le signal de commande sur les performances obtenues dans les deux modes de contrôle, une étude comparative identique à celle présentée chapitre 2 a été réalisée en condition EMG (**chapitre 4**).

CONTRIBUTIONS EXPÉRIMENTALES

EXPÉRIMENTATION D'UN ALGORITHME DE CO-ADAPTATION DANS UN CONTEXTE MYOÉLECTRIQUE SIMPLIFIÉ (AXE 1)

1 Résumé

La réalisation d'un mouvement d'atteinte requiert une planification précise de ce dernier en un *vecteur de mouvement*, caractérisant sa direction et son amplitude. Suite à l'introduction d'une perturbation telle qu'une rotation visuomotrice, les mouvements d'atteinte sont déviés et des processus d'adaptation sont mis en place. Par ailleurs, l'adaptation de la direction du vecteur de mouvement est relativement bien connue et modélisée. Les courbes d'apprentissage qui en découlent montrent une adaptation limitée tant en terme de rapidité qu'en terme de performance finale. Des outils de co-adaptation émergents dans le champ des interfaces cerveau-machine et homme-machine proposent de faciliter et de compléter l'apprentissage de l'Homme par une adaptation mutuelle de la machine. Dans notre contexte myoélectrique simplifié où les activités musculaires (EMG) enregistrées sont traduites, via la *biomécanique virtuelle*, en un déplacement du curseur à l'écran, nous avons étudié les effets d'une co-adaptation sur l'apprentissage de l'Homme en réponse à une perturbation orientée de la biomécanique virtuelle. Dans une tâche d'atteinte de cibles qui requiert des mouvements balistiques, laissant peu de place aux processus de corrections en ligne, les sujets ont donc dû adapter la direction du mouvement planifié pour minimiser l'erreur induite par ce type de perturbation. De plus, cette adaptation se faisait en présence ou non de co-adaptation. Après avoir montré que l'apprentissage d'une rotation de la biomécanique virtuelle dans notre contexte myoélectrique présente les mêmes caractéristiques que l'apprentissage sensorimoteur d'une rotation visuomotrice, un *modèle* de cette adaptation a été créé. Ainsi, nous avons pu simuler le contexte co-adaptatif et explorer différentes dynamiques de co-adaptation. Les résultats simulés, puis expérimentalement vérifiés montrent qu'une co-adaptation du décodeur implémentée avec un gain fixe améliore les performances mais présente de nouvelles limites. Tandis qu'un gain faible induit une adaptation lente et incomplète, un gain fort accélère l'apprentissage mais rend le contrôle instable. Un *gain variable* implémenté à partir d'un réseau de neurones codant chacun pour une direction préférentielle dans le but de gérer *localement* les différentes régions de l'espace de travail appa-

rait alors comme le gain idéal, permettant de cumuler les avantages des gains fixes et d'absorber des perturbations plus complexes. Bien que portant uniquement sur la composante « feedforward » du mouvement, cette étude suggère que des techniques de co-adaptation pourraient être utilisées pour simplifier l'apprentissage et le contrôle de prothèses myoélectriques, connus pour être respectivement coûteux cognitivement et non intuitif.

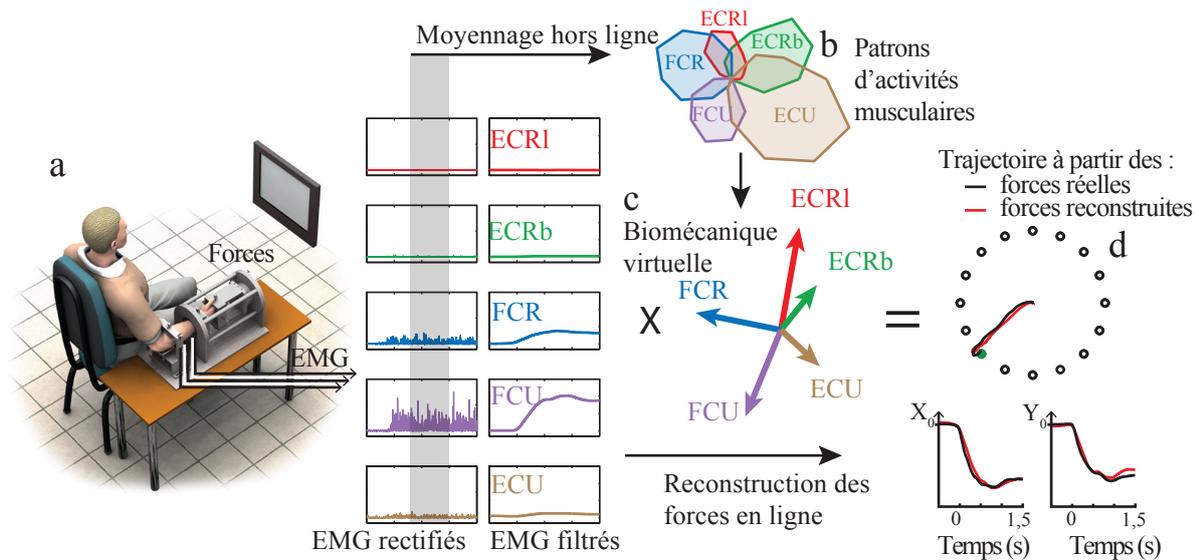
2 Introduction

La partie introductive nous a permis d'aborder les différentes théories explicatives du contrôle sensorimoteur naturel, détaillant ainsi les différents processus mis en jeu lors de la réalisation d'un mouvement dirigé de bras. La réussite d'un mouvement repose à la fois sur la qualité de sa planification et sur la contribution des boucles sensorimotrices dans sa production et sa régulation. Shadmehr *et al.* (2005) décrit la planification vectorielle comme une traduction du but du mouvement en un vecteur de mouvement, qui définit la direction et l'amplitude du mouvement à réaliser. Cette théorie requiert une estimation précise de la position de l'organe effecteur, soit de la main dans une tâche de pointage par exemple, et de la position de la cible à atteindre. Plusieurs études ont mis en évidence les mécanismes d'adaptation de la planification vectorielle à partir de rotation visuomotrice (Krakauer *et al.*, 2000; Wang et Sainburg, 2005; Tanaka *et al.*, 2009). Ces études suggèrent qu'en réponse à une rotation visuomotrice, la direction du vecteur de mouvement initialement planifié va être, de façon itérative, ajusté pour contrer l'erreur angulaire induite par la perturbation. Les courbes typiques d'adaptation de l'Homme en réponse à une adaptation motrice représentent une adaptation relativement rapide, mais non optimale (pour revue voir Haith et Krakauer, 2013). En effet, suite à l'introduction de la perturbation, une erreur angulaire est produite. A chaque nouvel essai, seule une faible proportion de cette erreur va être prise en compte par le système pour être corrigée. Ainsi la diminution de l'erreur ne se fera pas en un essai mais se fera suite à une succession d'essais, ce qui prendra plus de temps. Cette proportion peut être expliquée par une sensibilité à l'erreur non optimale. Par ailleurs, la performance finale est limitée et tend, même après un long temps d'apprentissage, vers un niveau asymptotique d'erreur non nul. Cette caractéristique de l'apprentissage est expliquée par un facteur humain de tendance de retour à l'état d'origine. Ainsi, bien que le sujet ait appris à modifier son comportement pour annuler l'erreur induite par la perturbation, il continuera, par moment à produire un comportement de base (Galea *et al.*, 2011). Par ailleurs, lorsque la perturbation est retirée, un effet post-apprentissage, qui traduit une modification du comportement moteur dans les atteintes précédentes, est observé et rapidement corrigé. Ces courbes d'apprentissage typiques sont modélisées par différents modèles tel que le « state space model » (Thoroughman et Shadmehr, 2000; Donchin *et al.*, 2003; Smith *et al.*, 2006). L'adaptation du vecteur de mouvement permet donc une correction mitigée de l'erreur : certes l'erreur est absorbée par l'apprentissage mais cet apprentissage requiert le maintien d'un effort pour contrer la tendance de retour à l'origine dans la production du mouvement.

D'autres limites d'adaptation de l'Homme ont été mises en évidence dans le champ des interfaces cerveau-machine (Chase *et al.*, 2012; Sadtler *et al.*, 2014) et des interfaces homme-machine (de Rugy *et al.*, 2012a; Berger *et al.*, 2013). Sadtler *et al.* (2014) met par exemple en évidence qu'il est plus difficile d'apprendre une perturbation du décodeur qui nécessite de nouvelles relations entre les activités des différents neurones utilisés que d'apprendre une perturbation de même ampleur qui conserve les relations d'origine. Des techniques de co-adaptation commencent à être étudiées dans le but de faciliter et compléter l'adaptation de l'Homme (pour revue voir Dangi *et al.*, 2013). Ces techniques de co-adaptation proposent d'adapter le décodeur (ou la machine), de façon mutuelle à l'adaptation de l'Homme. Bien que prometteuses, beaucoup de questions subsistent quant à la meilleure forme et calibration de la co-adaptation de la machine à implémenter pour compléter au mieux l'adaptation de l'Homme.

Dans cette étude, nous avons choisi d'étudier les effets d'une co-adaptation sur l'apprentissage à une perturbation orientée similaire à une rotation visuomotrice, dans une tâche d'atteinte de cibles où il est demandé aux sujets de produire un mouvement balistique et rapide en direction de la cible. Pour cela, nous avons utilisé un contexte myoélectrique simplifié où la biomécanique virtuelle du sujet, calibrée en amont, traduit les activités musculaires (EMG) enregistrées en un mouvement du curseur à l'écran. De façon plus précise, la biomécanique virtuelle nous permet de reconstruire les forces exercées par les sujets dans l'appareil à partir de ses EMG (voir ci-après). Deux conditions expérimentales sont importantes ici : (1) le type de tâche et la consigne associée, qui nous permet de nous centrer sur les mécanismes de planification vectorielle et la composante « feedforward » du mouvement, et d'éviter ainsi les processus de régulation en ligne, et (2) la nature de la perturbation, qui nous permet de travailler dans un cas similaire au paradigme de rotation visuomotrice, dont l'adaptation est relativement bien connue et modélisée. En pratique, nous avons utilisé la méthode de reconstruction des forces présentée dans la partie « Dispositifs expérimentaux » (sous-section 1.1) basée sur la calibration d'une biomécanique virtuelle composée de cinq vecteurs qui, couplés aux EMG des cinq muscles enregistrés, produit le mouvement du curseur. Les perturbations associées à l'étude ont été réalisées sur les angles de ces vecteurs, et la co-adaptation de la machine s'est également faite sur les directions de ces vecteurs. Dans un premier temps, nous avons montré qu'une rotation de 45 degrés de l'ensemble des vecteurs de la biomécanique virtuelle engendre la production d'erreurs similaires à celles observées dans un paradigme typique de rotation visuomotrice (Krakauer *et al.*, 2000; de Rugy et Carroll, 2010). Nous avons par la suite utilisé un modèle d'adaptation de l'Homme, créé à partir d'un réseau de neurones gérant localement l'espace de travail, pour simuler différentes configurations de co-adaptation en réponse à diverses perturbations orientées (*i.e.* rotation des vecteurs de la biomécanique). Les simulations nous ont alors permis de montrer qu'une co-adaptation implémentée avec un gain optimal permettait de minimiser l'erreur finale, mais générait tout de même une adaptation lente et incomplète. En revanche, l'utilisation d'un gain fort accélérerait grandement le processus d'adaptation, mais am-

A. Rappel du dispositif expérimental



B. Protocole expérimental de l'étude

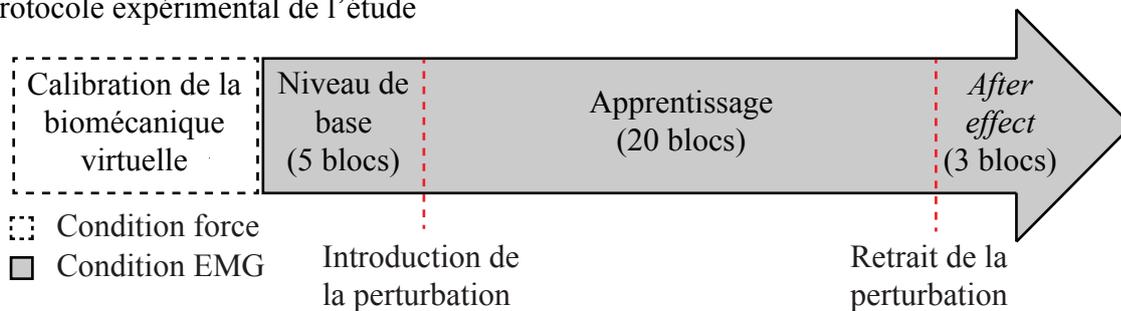


Figure 1.1 : Dispositif et protocole expérimental. **A**, dispositif expérimental et méthode de reconstruction (voir « Matériels et Méthodes », section 1.1). **B**, protocole expérimental. Après calibration de la biomécanique virtuelle (encadré en pointillés), la phase expérimentale réalisée en condition EMG (zone grisée) est divisée en trois étapes : phase d'habituation permettant de mesurer le niveau de base, phase d'apprentissage après introduction de la perturbation, puis un effet post-apprentissage (*after effect*) après retrait de la perturbation.

plifiait le bruit présent dans le système. Après vérifications empiriques de ces prédictions par la réalisation de l’étude en condition réelle, nous avons créé et démontré l’efficacité d’une co-adaptation de la machine avec un gain variable local permettant d’absorber les erreurs produites par des perturbations complexes qui, du fait de leur conception, ne peuvent pas être résolues par l’adaptation de l’Homme seule. Cette étude, portant sur le premier axe de recherche présenté dans les objectifs de la thèse, suggère que des techniques de co-adaptation pourraient être utilisées pour faciliter l’utilisation d’une prothèse myoélectrique.

3 Matériels et Méthodes

3.1 Plan expérimental

Le but de cette étude était d’étudier l’apport d’un algorithme de co-adaptation sur l’apprentissage à une perturbation. Comme dit en introduction, la vitesse d’apprentissage de la machine peut être déterminante dans les effets de la co-adaptation sur les performances à la tâche. Cette vitesse d’adaptation est gérée par un paramètre nommé gain (voir sous-section 3.4) et plusieurs valeurs de gain ont été testées dans cette expérience. Vingt trois sujets ont participé à cette étude, tous sont droitiers (score moyen au test de latéralité d’Edinburgh de 87 ± 13 ; Oldfield, 1971) et ont une vue normale ou corrigée. Cette étude a été approuvée par le comité de protection des personnes sud-ouest et Outre-mer III (référence CPP : DC2014/16). Les sujets ont été répartis selon différents groupes en fonction de la perturbation introduite et du gain de co-adaptation. Ces groupes seront décrits en fin de sous-section.

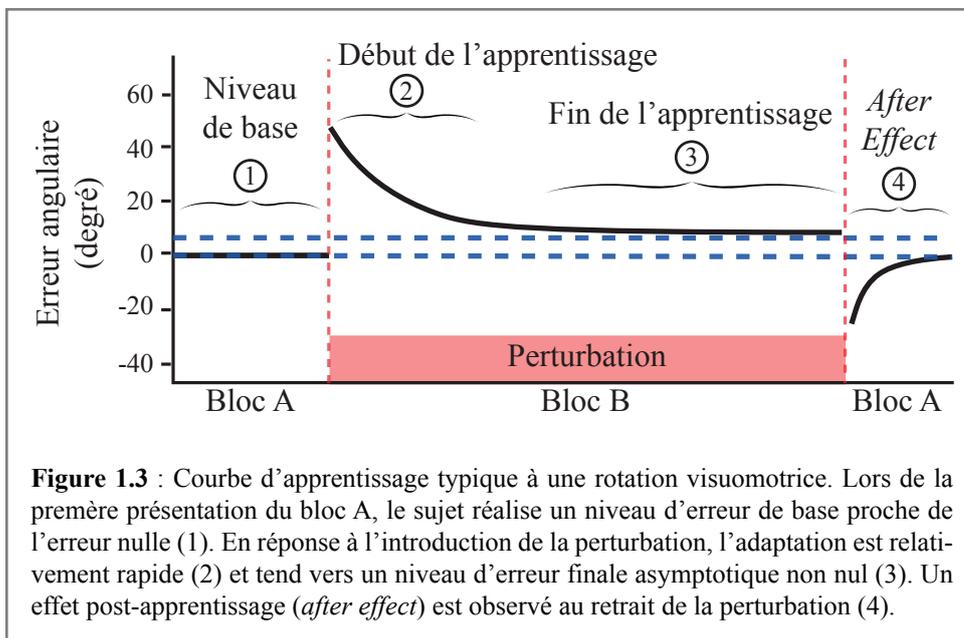
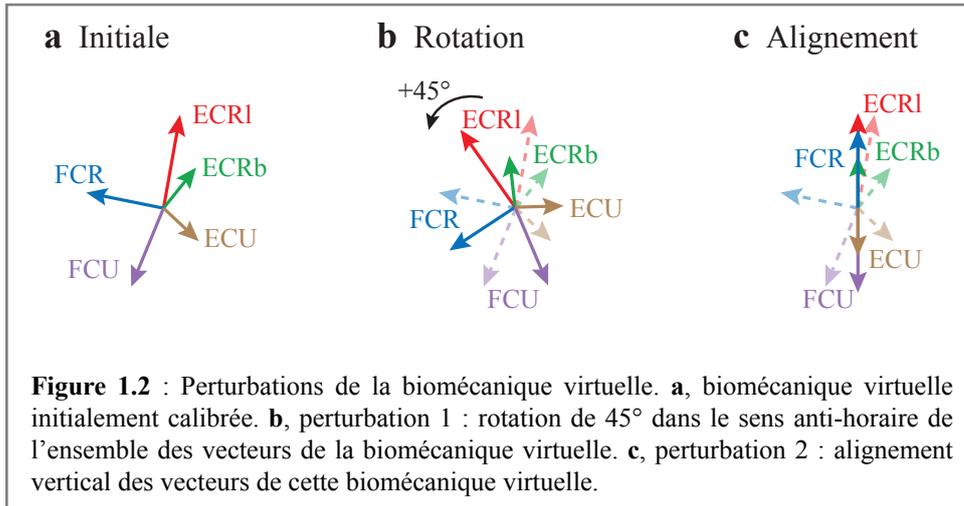
La tâche expérimentale consistait en l’atteinte d’une cible par le contrôle d’un curseur dans un espace en deux dimensions sur un écran d’ordinateur. La cible était déterminée selon un tirage pseudo-aléatoire dans un ensemble de 16 cibles possibles, toutes situées à équidistance du centre de l’écran et distribuées tous les $22,5^\circ$. Pour réaliser cette tâche, les sujets ont été placés dans le dispositif précédemment présenté (sous-section 1.1, partie « Dispositifs expérimentaux ») en condition myoélectrique (**figure 1.1A**). Je rappelle en effet que ce dispositif nous permet de contrôler le curseur à partir des forces réellement exercées au niveau de l’articulation du poignet (condition force) ou à partir des activités électriques enregistrées sur les muscles du poignet (condition myoélectrique ou condition EMG). Dans cette étude, les sujets ont donc au préalable contrôlé le curseur à partir de leur forces réelles (condition force) afin de calibrer leur biomécanique virtuelle spécifique (voir sous-section 1.1. d, partie « Dispositifs expérimentaux ») puis à partir de leurs activités musculaires dans la phase expérimentale (condition myoélectrique). Le déroulement exact de l’étude est présenté sur la **figure 1.1B** illustrant une première phase de calibration en condition force suivie d’une seconde phase expérimentale en condition myoélectrique (ou EMG). Cette dernière (phase expérimentale) a été décomposée en 3 étapes : (1) l’étape témoin permettant d’établir le niveau de base du sujet dans la tâche

(5 blocs de 16 cibles); (2) l'étape d'apprentissage où la perturbation est introduite dès le premier essai (20 blocs de 16 cibles) et (3) l'étape de retour à la normale permettant de mesurer l'effet post-apprentissage (*after effect*; 3 blocs de 16 cibles). Durant la première étape, le sujet contrôlait pour la première fois le curseur à partir de ses EMG et produisait son comportement de base. Durant l'apprentissage, le sujet devait adapter son comportement pour compenser l'erreur induite par la perturbation sans ou avec l'aide de la co-adaptation. Durant la dernière étape, la perturbation était retirée et le sujet revenait à son niveau de base sans aide de la machine (sans co-adaptation). Cette dernière étape nous a permis de mesurer indirectement l'efficacité de la co-adaptation de la machine en fin d'apprentissage. En effet, une co-adaptation efficace devrait absorber la perturbation et placer le sujet dans une condition similaire à la condition initiale, et par conséquent éliminer les effets post-apprentissage. Cette étape nous a également permis de quantifier la part d'apprentissage de l'Homme et celle de la machine dans cette co-adaptation.

Pour chaque bloc présent dans la phase de test, il était demandé aux sujets d'atteindre une cible imposée par l'expérimentateur en réalisant un mouvement direct et rapide en direction de la cible jusqu'au maintien de 200ms du curseur dans la cible (un bloc représente l'atteinte des 16 cibles possibles, 1 cible par essai). Durant l'essai, les sujets recevaient un retour visuel continu de la position du curseur et un retour sur le temps de mouvement leur était donné à chaque fin d'essai. Ce temps de mouvement correspond au temps pris par le curseur pour parcourir entre 10% et 90% de la distance entre le centre de l'écran et la cible. Dans l'idéal, il était demandé aux sujets de produire un temps de mouvement compris entre 50ms et 200ms. A chaque essai une erreur angulaire était mesurée comme étant la différence entre l'angle de la cible et la direction initiale du mouvement. Cette direction initiale représente l'angle pris par le sujet 80ms après le début du mouvement (de Rugey et Carroll, 2010). Réaliser la mesure 80ms après l'initiation du mouvement nous permet de prévenir de l'influence du retour visuel et d'un possible ajustement en ligne et se concentrer sur la composante « feedforward » (anticipation) du mouvement pour cette mesure et sur la (co)-adaptation qui en découlera. Le modèle d'adaptation de l'Homme (décrit dans la section 3.4) base son apprentissage uniquement sur cette même composante ainsi nous avons préféré travailler uniquement sur l'aspect planification et initiation du mouvement.

Les différentes perturbations introduites dans cette étude ont été réalisées sur la biomécanique virtuelle des sujets et ont été de deux types : (i) une rotation de l'ensemble des vecteurs de la biomécanique virtuelle à $+45^\circ$ dans le sens anti-horaire ou (ii) un alignement vertical de l'ensemble des vecteurs de la biomécanique (voir sous-section 3.2). Quelque soit le type de perturbation, il est important de noter que celle-ci a été réalisée uniquement sur la direction des vecteurs de la biomécanique virtuelle. Ici encore, nous avons cherché à ne perturber que la composante « feedforward » du mouvement; impacter la norme des vecteurs aurait eu un impact sur l'amplitude du mouvement et non sa planification en termes de direction.

Finalement, comme dit précédemment les sujets ont été répartis en plusieurs groupes en



fonction du gain de co-adaptation et du type de perturbation introduite. On a ainsi : un groupe « contrôle » composé de cinq sujets exposés à une rotation de la biomécanique virtuelle en absence de co-adaptation de la machine (gain nul); un groupe « gain faible », « gain fort », « gain variable global » tous trois formés de quatre sujets devant s’adapter à une rotation de $+45^\circ$ de la biomécanique virtuelle en présence d’une co-adaptation de la machine implémentée avec un gain faible, un gain fort et un gain variable global, respectivement; le dernier groupe qualifié de groupe « gain variable local » était quant à lui, formé de six sujets devant s’adapter au deuxième type de perturbation (alignement vertical de la biomécanique virtuelle) en présence d’une co-adaptation de la machine utilisant un gain variable codé localement.

3.2 Perturbations de la biomécanique virtuelle

Les perturbation de la biomécanique virtuelle ont été introduites dans le but de simuler et tester les effets de différents processus de co-adaptation sur les performances d’une tâche (**figure 1.2**). Comme introduit précédemment, nous avons utilisé deux types de perturbation : (i) une rotation de l’ensemble des vecteurs de la biomécanique virtuelle à $+45^\circ$ dans le sens antihoraire (**figure 1.2b**) et (ii) un alignement vertical de l’ensemble de ces vecteurs (**figure 1.2c**). La première perturbation, rotation de $+45^\circ$ de l’ensemble de la biomécanique virtuelle, produit un effet similaire à une rotation visuomotrice. Ce type de rotation est classiquement utilisé pour étudier l’adaptation sensorimotrice et l’adaptation de l’Homme est bien connue et modélisée (e.g. Krakauer *et al.*, 2000; de Rugy et Carroll, 2010). En revanche, l’alignement vertical des vecteurs place les sujets dans une configuration impossible : les déplacements du curseur étant contraints à suivre l’axe vertical quelque soit les contractions musculaires du sujet, ce dernier ne pourra jamais fournir l’adaptation nécessaire pour réussir la tâche. Cette situation est un bon test car il requiert un contexte co-adaptatif où l’apprentissage de la machine vient compléter l’adaptation de l’Homme pour lui permettre d’atteindre des cibles qui ne sont pas situées sur l’axe vertical.

3.3 Modèle d’adaptation de l’Homme

Nous avons utilisé un modèle d’adaptation de l’Homme (voir **Pseudo Algorithme 1**, page 57) dans le but de simuler une co-adaptation avec différents paramètres et ainsi déterminer les paramètres de la co-adaptation de la machine qui optimisent les performances. Le premier objectif de ce modèle était de reproduire une courbe typique d’apprentissage obtenue en réponse à une rotation motrice avec une réduction de l’erreur rapide et exponentielle qui se stabilise à un niveau asymptotique d’erreur résiduelle non nulle (**figure 1.3**). Ce niveau asymptotique peut s’expliquer par la tendance de retour à l’origine en absence d’erreur (Galea *et al.*, 2011). Ce comportement naturel de retour au comportement de base est souvent modélisé par le facteur d’oubli tel que le coefficient γ dans l’équation 1.3. Les caractéristiques générales d’une adaptation sensorimotrice en réponse à des perturbations sont décrites par un modèle nommé « *state*

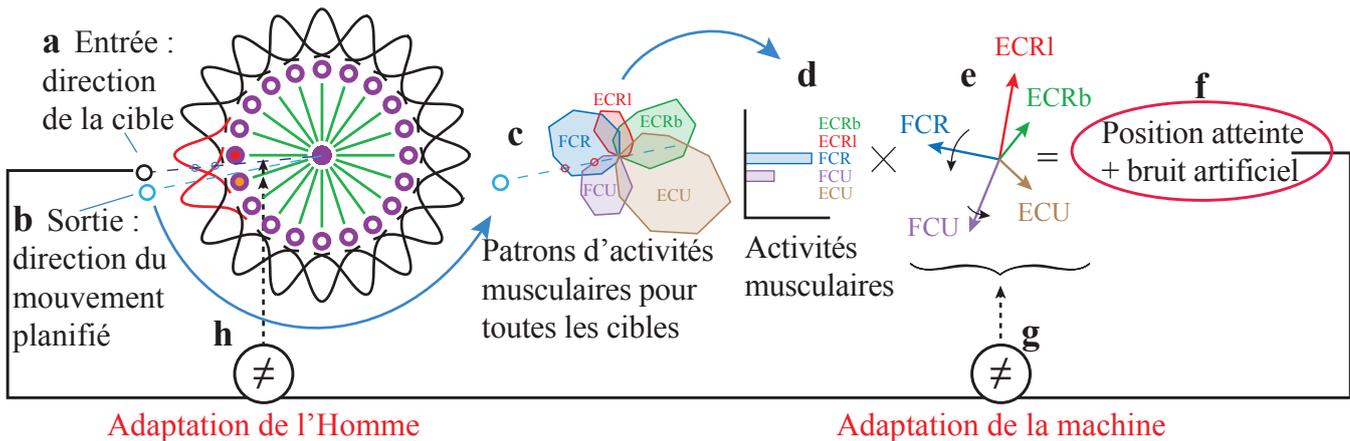


Figure 1.4 : Schéma du processus de co-adaptation. **a**, La direction de la cible donnée en entrée (cercle noir) est utilisée pour définir le taux de décharge de chaque neurone sensoriel (cercles violets) qui compose le modèle d'adaptation de l'Homme, et ayant un champ récepteur défini par une courbe «gaussienne». Dans cet exemple, deux champs récepteurs s'activent (courbes «gaussiennes» rouges). **b**, L'activité des neurones sensoriels est transmise au neurone de sortie (disque violet au centre du réseau) par des connexions synaptiques pondérées (lignes vertes). Ce neurone de sortie donne la direction résultante du mouvement planifié (cercle bleu). **c**, Les patrons d'activités musculaires sont utilisés pour extraire l'activité musculaire nécessaire pour atteindre cette direction de mouvement planifié. Dans cet exemple, FCR et FCU sont recrutés d'après les patrons d'activités musculaires pour cette direction (cercles rouges). Ces activités musculaires (**d**), sont alors multipliées à la biomécanique virtuelle (**e**) pour produire le vecteur de force résultant (**f**), auquel on ajoute un bruit artificiel pour définir la position d'atteinte. Cette direction finale (**f**) est comparée à la direction de la cible (**a**) pour estimer l'erreur angulaire. Cette erreur est utilisée pour adapter les vecteurs de la biomécanique virtuelle (**g**, adaptation de la machine) et pour adapter les poids des connexions du réseau de neurones (**h**, adaptation de l'Homme).

space model » qui reproduit fidèlement une courbe d’apprentissage typique décrivant comment l’intention motrice est adaptée à chaque essai en fonction de l’erreur produite à l’essai précédent (Thoroughman et Shadmehr, 2000; Donchin *et al.*, 2003; Smith *et al.*, 2006; Haith et Krakauer, 2013). Pour rendre compte de la propriété locale de l’adaptation selon laquelle l’apprentissage effectué sur une direction donnée se dégrade à mesure que l’on s’éloigne de cette cible (Krakauer *et al.*, 2000), nous avons implémenté l’adaptation de l’Homme en utilisant un réseau de neurones orientés similaires à celui proposé par de Rugy (2010). Le réseau était composé de 20 neurones sensoriels (**figure 1.4**), recevant chacun la direction de la cible en entrée, et tous étant connectés à un seul neurone de sortie définissant l’intention motrice. Comme notre espace de travail représentait un ensemble de cibles distribuées sur un cercle, le réseau devait gérer la notion de circularité (**figure 1.4a**). Pour cela, nous avons utilisé l’équation suivante (cf. Amirikian et Georgopoulos, 2000) :

$$r_i = \frac{\exp^{k \times \cos(\theta_{cible} - \theta_i)}}{\exp^k} \quad (1.1)$$

où r_i est le taux de décharge du neurone i , k son champ récepteur, θ_i sa direction préférentielle et θ_{cible} la direction de la cible. Nous avons déterminé $k = 15$ dans le but de reproduire la largeur des fonctions gaussiennes impliquées dans l’adaptation de l’Homme à une rotation ($\pm 23^\circ$, Tanaka *et al.*, 2009). Chaque neurone composant le réseau était ensuite connecté à un neurone moteur central avec des poids de connexions différents (w_i). La sortie de ce réseau, représentant l’intention motrice (**figure 1.4b**) était donnée par :

$$\theta_{sortie} = \arg\left(\sum_{i=1}^{20} r_i \times \vec{v}_i\right) \quad (1.2)$$

avec $\arg(\vec{v}_i) = w_i$. Pour simuler une adaptation de l’Homme, la direction correspondante à la sortie motrice (**figure 1.4b**) a été utilisée pour sélectionner les activités musculaires associées à partir des patrons d’activités musculaires des sujets simulés (**figure 1.4c-d**). Ces activités musculaires ont ensuite été couplées à la biomécanique virtuelle (**figure 1.4e**) pour produire le mouvement conséquent (sortie motrice). Dans le but de simuler la variabilité propre au sujet, un bruit blanc gaussien ayant une variance similaire à celle enregistrée sur le niveau de base du sujet a été rajouté à la sortie motrice. La position résultante atteinte a, par la suite, été soustraite à la position de la cible afin d’obtenir l’erreur angulaire produite, et pour nous permettre d’adapter à la fois le modèle d’adaptation de l’Homme (**figure 4h**) et la machine (**figure 1.4g**). L’adaptation du réseau modélisant l’adaptation de l’Homme (**figure 1.4h**) était obtenue en mettant à jour les poids des connexions après chaque essai selon l’équation suivante :

$$w_{i,t+1} = w_{i,t} + \alpha \times \epsilon_t \times r_{i,t} - \gamma \times (w_{i,t} - w_{i,0}) \quad (1.3)$$

Pseudo Algorithme 1 Modèle d'adaptation de l'Homme

1: **Entrées** : listeCibles {Liste aléatoire des cibles}
 $\widehat{emg}(\theta)$ {EMG estimés pour l'ensemble des directions (tous les θ)}
xyPul {Biomécanique virtuelle}

2: **Sortie** : listeErreurs {Liste des erreurs simulées}

3:

4: **fonction** CALCSORTIERESEAU(r, θ) {(eq. 1.2)}

5: $x \leftarrow \text{moyenne}(r \times \cos(\theta))$

6: $y \leftarrow \text{moyenne}(r \times \sin(\theta))$

7: SortieReseau $\leftarrow \arctan(x, y)$

8: **retourne** SortieReseau

9:

10: **fonction** CALCERREUR($\widehat{emg}, xyPul, \theta_{cible}, \theta_{intention}$)

11: $\widehat{atteinte} \leftarrow \text{ang}(\widehat{emg}(\theta_{intention}) \times xyPul)$

12: $\widehat{atteinte} \leftarrow \widehat{atteinte} + \text{bruit}$

13: $\epsilon \leftarrow \widehat{atteinte} - \theta_{cible}$

14: **retourne** ϵ

15:

16: \triangleright Initialisation du réseau d'adaptation de l'Homme

17: $n \leftarrow 20; k \leftarrow 15$

18: $\theta \leftarrow \text{vecteur}(debut = 0, fin = 2\pi, pas = \frac{2\pi}{n})$

19: $w_0 \leftarrow \theta; w \leftarrow w_0$

20:

21: **pour** cetEssai **faire**

22: $\theta_{cible} \leftarrow \text{listeCibles}[\text{cetEssai}]$

23: $r \leftarrow \frac{e^{k \times \cos(\theta_{cible} - \theta)}}{e^k}$ {(eq. 1.1)}

24: $\theta_{intention} \leftarrow \text{CalcSortieReseau}(r, \theta)$

25: $\epsilon \leftarrow \text{CalcErreur}(\widehat{emg}, xyPul, \theta_{cible}, \theta_{intention})$

26:

27: \triangleright Modèle d'adaptation de l'Homme : mise à jour des poids de connexions

28: $w \leftarrow w + \alpha \times \epsilon \times r - \gamma \times (w - w_0)$ {(eq. 1.3)}

29: **listeErreurs**[cetEssai] $\leftarrow \epsilon$

où les coefficients α (sensibilité à l’erreur) et γ (facteur d’oubli) ont été déterminés empiriquement (cf. sous-section 4.1), $w_{i,0}$ est le poids initial de la connexion du neurone i avec le neurone de sortie, w_i ce même poids à l’essai t , $r_{i,t}$ le taux de décharge du neurone et ϵ est l’erreur angulaire entre la direction de la cible et la direction du mouvement à l’essai t .

3.4 Co-adaptation de la machine

Algorithme de co-adaptation. Nous avons utilisé un algorithme de co-adaptation itératif pour modifier la biomécanique virtuelle en fonction de l’erreur produite à l’essai précédent (**figure 1.4g**). La direction de chaque vecteur composant la biomécanique virtuelle était changé ($\Delta\theta_i$) en fonction de l’erreur angulaire produite ϵ_t , l’implication des muscles associés (*i.e.*, l’activité relative de chaque muscle $M_{i,t}$ impliqué dans la production de l’erreur à cet essai), et de la valeur du gain (g) :

$$\Delta\theta_i = g \times \epsilon_t \times M_{i,t} \quad (1.4)$$

où $M_{i,t}$ représente la proportion d’activité musculaire tel que $\sum_{i=1}^5 M_{i,t} = 1$.

Valeur du gain. Le paramètre « gain » (g) avait pour but de déterminer la vitesse et la stabilité de l’adaptation, de sorte que une forte valeur de gain entraînait une adaptation rapide. Par exemple, un gain de 1 avec une implication d’un seul muscle dans la production de l’erreur (*i.e.* $M_{i,t}$ vaut 1 pour un seul muscle et 0 pour les autres) aurait provoqué une rotation du vecteur associé à ce muscle et aurait alors corrigé entièrement l’erreur en un seul essai. Cependant, en pratique, pour l’ensemble des directions testées nous n’avons jamais obtenu la contribution d’un seul muscle dans la production du mouvement, c’est pourquoi, un gain de 1 n’a jamais complètement corrigé l’erreur en un essai et l’adaptation de la machine était distribuée sur l’ensemble des vecteurs associés aux muscles contribuant au mouvement. Dans cette étude, nous avons testé deux valeurs fixes de gain (un gain faible dit optimal et un gain fort) et une valeur variable de gain. Les deux valeurs fixes ont été définies par le biais de simulation, telles que : le gain faible permettait de minimiser l’erreur quadratique moyenne calculée sur la fin de la phase d’apprentissage et le gain fort induisait la quantité maximale de correction angulaire en un minimum d’essai (idéalement une correction complète en un essai). Pour générer le gain variable nous nous sommes inspiré de l’algorithme de rétro-propagation (*Resilient propagation algorithm* (Rprop algorithm); Igel et Hüsken, 2003), où la valeur de gain est modulé en comparant le signe de l’erreur obtenue à l’essai $t-1$ à celui de l’erreur obtenue à l’essai t : si ces deux erreurs ont le même signe, la valeur du gain est augmentée car la correction est jugée bénéfique mais non suffisante

$$g_t = g_{t-1} \times \eta^+ \quad (1.5)$$

avec $\eta^+ = 1.2$. Au contraire, si les signes des erreurs sont différents, la correction a été trop

Pseudo Algorithme 2 Gain Variable Local

1: **Entrée** : listeCibles {Liste aléatoire des cibles}
2: **Sortie** : $gain_{cetEssai}$ {Valeur du gain}
3: **▷ Initialisation des réseaux**
4: **▷ Réseau d'erreurs locales**
5: $n_{er} \leftarrow 20; k_{er} \leftarrow 45$
6: $\theta_{er} \leftarrow \text{vecteur}(debut = 0, fin = 2\pi, pas = \frac{2\pi}{n_{er}})$
7: $w0_{er} \leftarrow \theta_{er}; w_{er} \leftarrow w0_{er}$
8: $lim_{er}^- \leftarrow w0_{er} - 0.5; lim_{er}^+ \leftarrow w0_{er} + 0.5$
9:
10: **▷ Réseau des valeurs du gain locales**
11: $n_g \leftarrow 20; k_g \leftarrow 15$
12: $\theta_g \leftarrow \text{vecteur}(debut = 0, fin = 2\pi, pas = \frac{2\pi}{n_g})$
13: $gain \leftarrow g_{init}$
14: $w0_g \leftarrow \theta_g; w_g \leftarrow w0_g + g_{init}$
15: $lim_g^- \leftarrow w0_g + 0.04;$
16: $\eta^- \leftarrow -0.7; \eta^+ \leftarrow +0.28$
17:
18: **pour** cetEssai **faire**
19: $\theta_{cible} \leftarrow \text{listeCibles}[cetEssai]$
20:
21: **▷ Réseau d'erreurs locales**
22: $r_{er} \leftarrow \frac{e^{k_{er} \times \cos(\theta_{cible} - \theta_{er})}}{e^{k_{er}}} \{(\text{eq. 1.1})\}$
23: $sortieReseau_{er} \leftarrow \text{CalcSortieReseau}(r_{er}, \theta_{er})$
24: $\epsilon_{pre} \leftarrow sortieReseau_{er} - \theta_{cible}$
25:
26: **▷ Mise à jour des poids de connexions** : équation 1.7
27: **si** $\text{sign}(\epsilon_{pre} > 0)$ **alors**
28: $w_{er} \leftarrow \min(lim_{er}^+, w_{er} + \text{signe}(\epsilon_{cur}) \times r_{er})$
29: **sinon**
30: $w_{er} \leftarrow \max(lim_{er}^-, w_{er} + \text{signe}(\epsilon_{cur}) \times r_{er})$
31:
32: **▷ Réseau des valeurs du gain locales**
33: $r_g \leftarrow \frac{e^{k_g \times \text{timescos}(\theta_{cible} - \theta_g)}}{e^{k_g}} \{(\text{eq. 1.1})\}$
34:
35: **▷ Mise à jour des poids de connexions** : équation 1.8
36: **si** $\text{signe}(\epsilon_{pre}) \times \text{signe}(\epsilon_{cur}) > 0$ **alors**
37: $w_g \leftarrow w_g + \eta^+ \times gain \times r_g$
38: **sinon**
39: $w_g \leftarrow \max(lim_g^-, w_g + \eta^- \times gain \times r_g)$
40:
41: $sortieReseau_g \leftarrow \text{CalcSortieReseau}(r_g, \theta_g)$
42: $gain \leftarrow sortieReseau_g - \theta_{cible}$
43: $gain_{cetEssai} \leftarrow gain$

importante et la valeur de gain doit donc être réduite

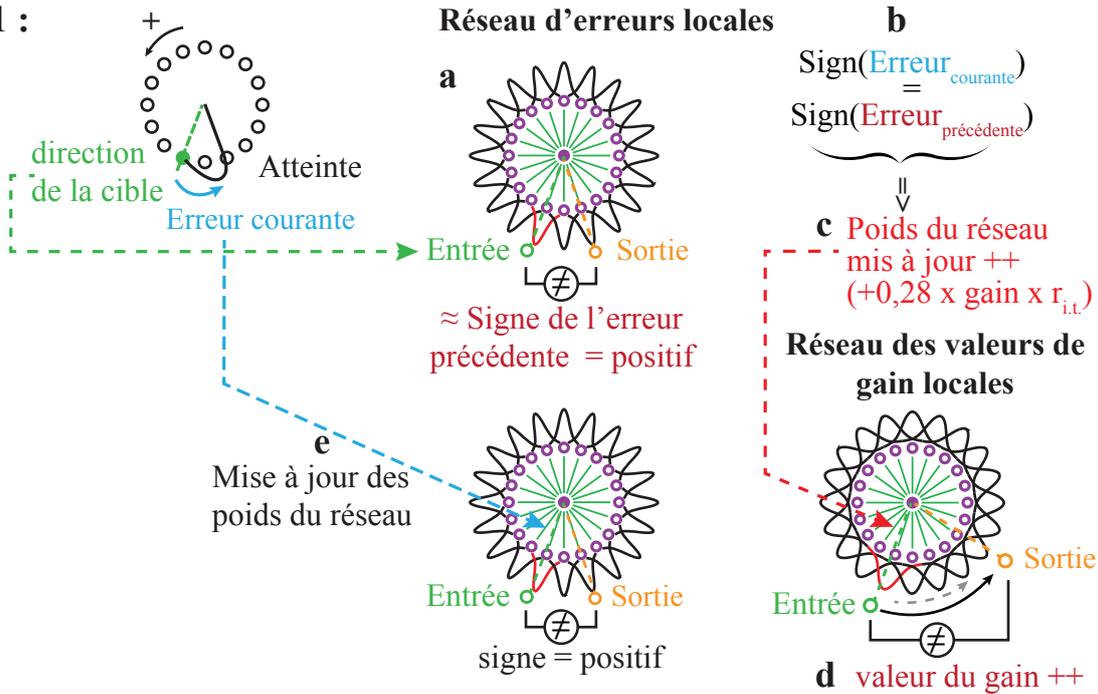
$$g_t = g_{t-1} \times \eta^- \quad (1.6)$$

avec $\eta^- = 0.5$. Cependant, un ajustement d’un gain global g basé sur l’algorithme Rprop ne prend pas en compte l’aspect local de correction d’erreur ce qui est pourtant primordial dans un contexte d’adaptation à une rotation visuomotrice d’autant plus si la perturbation est hétérogène sur l’espace de travail. En effet, dans le contexte étudié et en présence d’adaptation du sujet, une modification du gain dans une région donnée pourrait être préjudiciable au contrôle si elle est également appliquée à une autre région de l’espace de travail. Pour s’assurer d’un ajustement local de la valeur du gain nous avons construit un modèle basé sur deux réseaux de 20 neurones comparables au réseau utilisé dans la modélisation de l’adaptation de l’Homme (**Pseudo Algorithme 2**). Ces deux réseaux encodent localement : l’erreur angulaire pour le premier réseau (**réseau d’erreurs locales**) et la valeur de gain pour le second (**réseau de valeurs de gain locales**). Ces réseaux sont représentés **figure 1.5** (voir ci-après) et leur développement est présenté sous forme de pseudo-algorithme (**Pseudo Algorithme 2**). De même que pour le réseau de l’adaptation de l’Homme, ces réseaux sont composés de neurones codant pour une direction préférentielle et la sortie correspond à l’angle du vecteur résultant (équation 1.2). Cependant, la largeur des quasi-gaussiennes du réseau d’erreurs locales a été ajustée dans le but d’augmenter la résolution locale (dans l’équation 1.1, k a été remplacé par $k_{er} = 45$). Les quasi-gaussiennes du réseau des valeurs de gain locales n’ont pas été modifiées et sont identiques à celles du réseau d’adaptation de l’Homme ($k_g = 15$). En revanche, alors que la sortie du réseau d’adaptation de l’Homme correspond directement à la réponse du modèle de l’Homme utilisé dans le processus de co-adaptation, la différence entre les entrées et les sorties des réseaux a été utilisée dans ces deux réseaux locaux. Dans le réseau d’erreurs locales, la différence est utilisée pour récupérer le signe de l’erreur précédemment obtenue pour une cible de même direction. Dans le réseau des valeurs de gain locales, cette différence correspond à la nouvelle valeur de gain associée à cette cible. Il est important de noter qu’avant le démarrage de la co-adaptation, les poids des connexions du réseau de valeurs de gain locales ont été initialisés de sorte que la différence entrée-sortie soit égale à la valeur de gain initial. Dans le réseau d’erreurs locales, les poids des connexions sont mises à jour après chaque essai en fonction de l’erreur obtenue à cet essai selon l’équation suivante (voir équation 1.3 pour la signification des variables) :

$$w_{i,t+1} = w_{i,t} + \text{sign}(\epsilon_t) \times r_{i,t} \quad (1.7)$$

Ces poids ont été bornés par des valeurs minimale et maximale ($\text{limite} = \pm 0.5$) de sorte qu’on obtienne dans la plupart des cas : $w_{t+1} = w_0 - 0.5$ quand $\text{sign}(\epsilon_t)$ est négative, et $w_{t+1} = w_0 + 0.5$ quand $\text{sign}(\epsilon_t)$ est positive. Par conséquent, pour une direction donnée, la différence entre l’entrée et la sortie du réseau indique le signe de l’erreur obtenue pour cette direction. Cette procédure a été mise en place dans le but de s’assurer que le signe d’erreurs

Cas 1 :



Cas 2 :

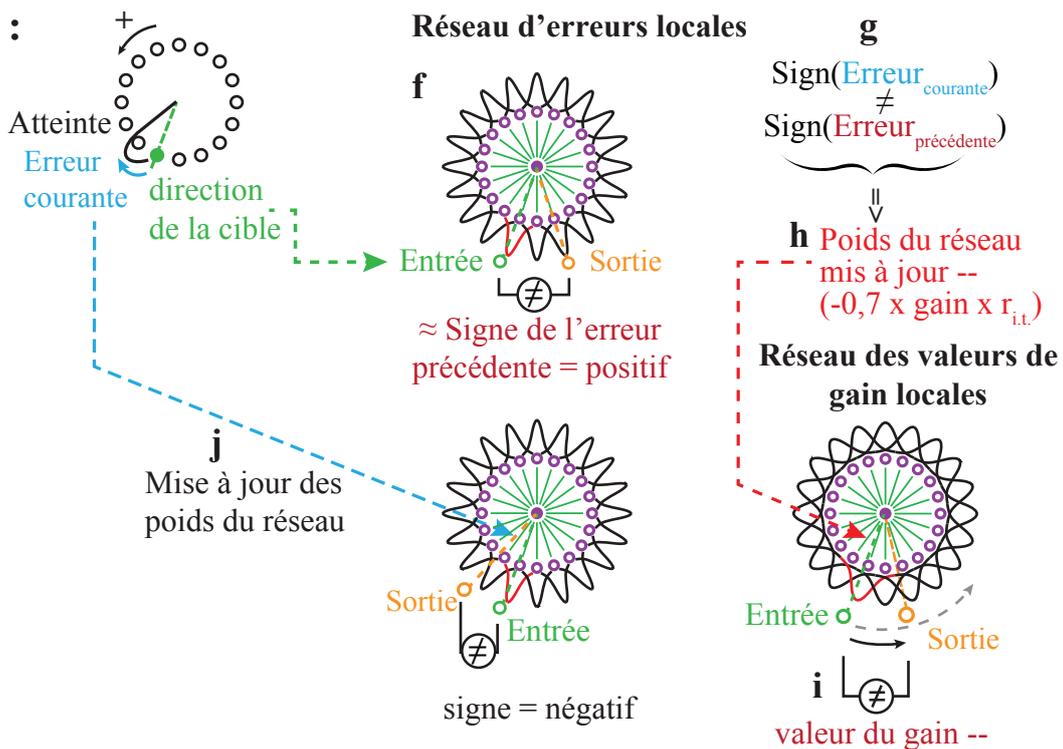


Figure 1.5 : Schéma explicatif des réseaux d'erreurs locales et de valeurs de gain locales dans deux issues possibles (cas 1 et 2). Le même algorithme de co-adaptation a été utilisé pour les sujets réels et simulés. Nous avons calculé l'*erreur courante* (partie de gauche) correspondant à la différence entre la direction de la cible (*entrée*) et la direction du mouvement effectué ou modélisé. Par la suite, le **réseau d'erreurs locales** transforme l'*entrée* pour obtenir la *sortie* (i.e. l'angle résultant). Le signe de l'erreur précédente (**a, f**) est ensuite calculé (*signe de l'erreur précédente*). En fonction de la similitude entre les signes des erreurs précédente et courante, les *poids* des connexions du **réseau des valeurs de gain locales** sont mis à jour de différentes façons. Si les signes sont identiques (**cas 1, b**), les *poids* sont augmentés (**c**) et la *valeur du gain* est ainsi augmentée (**d**). Si les signes sont différents (**cas 2, g**) les *poids* sont diminués (**h**) et, par conséquent, la *valeur du gain* est diminuée (**i**). Finalement, les *poids* de connexions du **réseau des erreurs locales** sont mis à jour dans le but de sauvegarder le signe de l'*erreur courante* (**e, j**).

successives alternent convenablement entre négatif et positif. La largeur des quasi-gaussiennes des neurones de ce réseau a également été réduite pour s’assurer que le signe de l’erreur encodé pour une direction soit bien spécifique à cette direction et ne sera pas généralisé à d’autres directions. Ce signe pourra alors être comparé au signe de l’erreur produite à l’essai en cours dans le but de mettre à jour les poids des connexions du réseau de valeurs de gains en fonction de :

$$w_{i,t} = \begin{cases} w_{i,t-1} + \eta^+ \times g_{t-1} \times r_{i,t} & \text{si même signe} \\ w_{i,t-1} + \eta^- \times g_{t-1} \times r_{i,t} & \text{sinon} \end{cases} \quad (1.8)$$

où η^+ et η^- , les coefficients appliqués quand le signe de l’erreur courante est similaire (**figure 1.5**, cas 1) ou différent (**figure 1.5**, cas 2) du signe de l’erreur précédente obtenue pour cette même direction, ont été déterminés de sorte que la dynamique de ce réseau mime celui du Rprop. Ceci a été obtenu pour les valeurs de coefficients suivantes : $\eta^+ = 0.28$ et $\eta^- = -0.7$. La sortie a été calculée à partir de l’équation 1.2 et le gain correspond alors à la différence entre l’entrée et la sortie du réseau (réseau des valeurs de gain locales). De plus, nous avons utilisé une limite inférieure de 0,04 minorant la valeur du gain dans le but d’éviter l’apparition de gain nul ou négatif. La largeur des quasi-gaussiennes nous a permis de bénéficier d’une faible généralisation de la valeur sur une direction donnée à ses voisines (généralisation similaire à celle dans le réseau d’adaptation de l’Homme avec $k_g = 15$). De façon importante, les poids des connexions du réseau d’erreurs locales sont mis à jour après le calcul de la nouvelle valeur de gain (obtenue par le réseau des valeurs de gain locales) afin de comparer le signe de l’erreur courante avec le signe de l’erreur obtenue précédemment pour cette même direction. La nouvelle valeur de gain est ensuite utilisée pour adapter la biomécanique virtuelle. La **figure 1.5** illustre les deux possibilités rencontrées lors du processus de co-adaptation implémenté avec un cas variable local : (cas 1) les signes de l’erreur courante et précédente sont identiques (**figure 1.5a,b**), dans ce cas, les poids du réseau de gains sont mis à jour dans le but d’augmenter la valeur du gain dans cette direction (**figure 1.5c,d**) et le réseau d’erreurs locales mémorise l’erreur courante en fonction de son signe (**figure 1.5e**); (cas 2) les signes des erreurs courante et précédente sont différents (**figure 1.5f,g**), les poids des connexions du réseau des gains sont mis à jour dans le but de diminuer la valeur du gain pour cette direction (**figure 1.5h,i**) et l’erreur courante est mémorisée par le réseau d’erreurs locales selon son signe (**figure 1.5i**).

3.5 Analyses statistiques

Pour évaluer les effets de la co-adaptation nous avons réalisé différentes analyses : (i) la vitesse d’adaptation a été estimée en prenant l’erreur moyenne obtenue sur les 5 premiers blocs de l’étape d’apprentissage (**figure 1.3**, point 2); (ii) la performance finale a été évaluée par l’erreur moyenne obtenue sur les 10 derniers blocs de l’étape d’apprentissage (**figure 1.3**, point 3); (iii) l’effet post-apprentissage correspond à l’erreur moyenne obtenue sur le premier bloc de

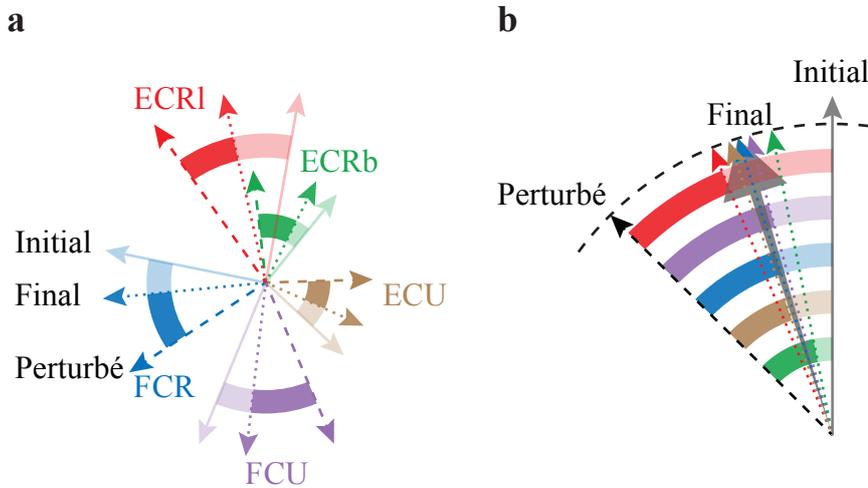


Figure 1.6 : Schéma explicatif de la comparaison des biomécaniques virtuelles. **a**, représentation de l'ensemble des vecteurs de la biomécanique virtuelle à trois étapes différentes : étape de calibration initiale (flèches en trait plein), étape de perturbation (flèches en pointillés larges) et étape finale (flèches en pointillés courts). **b**, les différences angulaires entre les directions initiales et finales (zones en couleur pâle) et entre les directions finales et après perturbation (zones en couleur franche) sont projetées sur un vecteur de référence (flèche verticale grise utilisée comme référence pour la direction initiale). Le vecteur résultant (flèche grise large) est calculé et illustre la différence entre les biomécaniques initiales et finales. Une persistance de cette différence, telle que celle représentée ici, pourrait expliquer la présence d'un effet post-apprentissage (*after effect*) après le retrait de la perturbation.

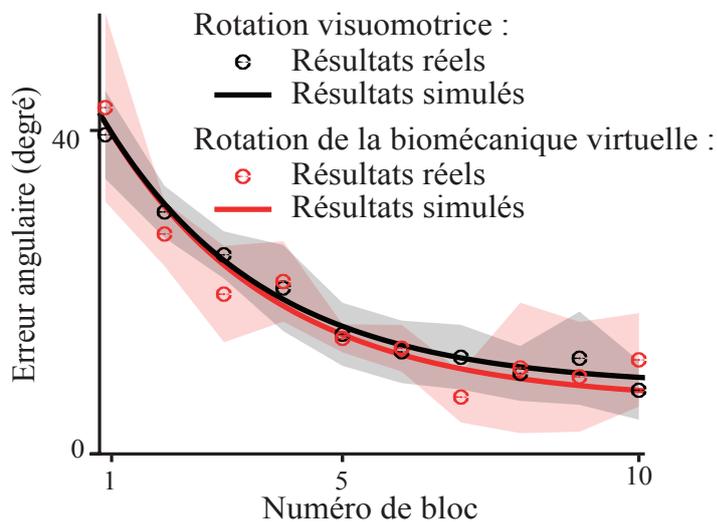


Figure 1.7 : Erreur angulaire moyenne en fonction du numéro du bloc dans deux expériences différentes. Les points rouges (\pm std : zone ombragée) correspondent aux résultats réels obtenus par de Rugby et Carroll (2010) où les sujets contrôlent un curseur en condition force et doivent s'adapter à une rotation visuomotrice de 45° entre les directions des forces exercées et celle du curseur pour atteindre les cibles. Les points noirs (\pm std : zone ombragée) correspondent aux résultats réels obtenus dans notre étude avec les sujets du groupe « contrôle ». Les deux lignes représentent les résultats simulés, les paramètres du modèle étant ajustés pour correspondre aux données réelles dans la situation expérimentale respective.

l’étape post-apprentissage (**figure 1.3**, point 4).

Pour comparer les erreurs angulaires obtenues avec les différentes valeurs de gain nous avons réalisé un test de rang de Wilcoxon. L’amplification du bruit a été analysée en réalisant un test de rang de Wilcoxon sur l’écart-type standard calculé pour les erreurs angulaires des 10 derniers blocs de l’étape d’apprentissage. Le caractère significatif d’un effet post-apprentissage a été déterminé en comparant les données à une erreur de 0 en utilisant un test t de Student à un échantillon.

Les biomécaniques virtuelles avant et après co-adaptation ont été comparées en calculant la différence entre l’angle initial et l’angle final de chaque vecteur de la biomécanique virtuelle pour chaque sujet (**figure 1.6**). Par la suite, nous avons effectué différents tests statistiques sur les données simulées et réelles pour s’adapter aux différentes tailles d’échantillon entre ces deux groupes. Ainsi, pour les données simulées nous avons réalisés un test signé de Wilcoxon et pour les données réelles nous avons comparés ces données à 0 en utilisant un test t de Student à un échantillon.

Pour tous ces tests, le seuil de signification a été fixé à $\alpha = 0.05$.

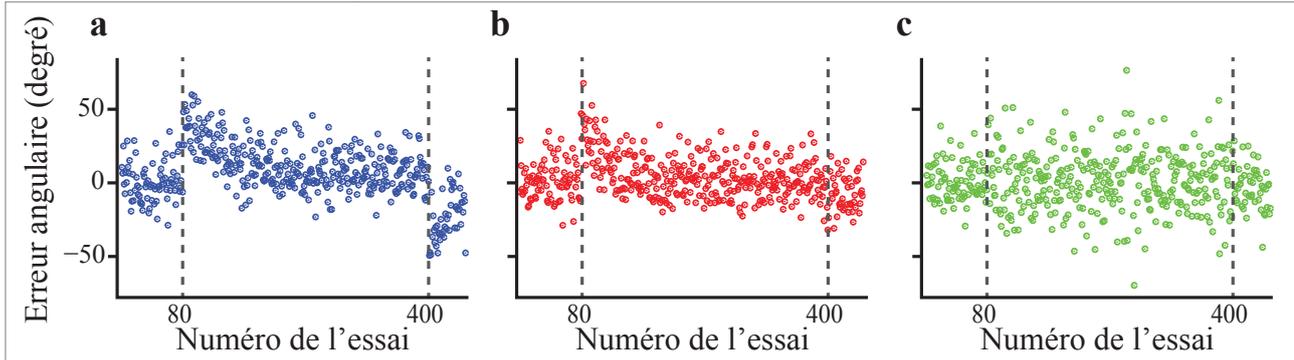
4 Résultats

Avant de réaliser l’étude avec de réels sujets, nous avons utilisé le modèle d’adaptation de l’Homme pour simuler divers paramètres de co-adaptation. Premièrement, nous avons déterminé les valeurs des coefficients α et γ utilisés pour mettre à jour les poids des connexions du modèle d’adaptation de l’Homme en cherchant les valeurs pour lesquelles le modèle suit le même déroulement temporel d’adaptation que celui obtenu dans l’étude de de Rugby et Carroll (2010). Les valeurs fixées sont $\alpha = 0.170$ et $\gamma = 0.004$, et la courbe d’ajustement résultante est présentée en noir sur la **figure 1.7**. Nous avons par la suite réajusté la valeur de ces coefficients pour davantage approcher les résultats obtenus par nos sujets contrôles. Ainsi, on a $\alpha = 0.172$ et $\gamma = 0.003$ (cf. données en rouge et courbe d’ajustement ; **figure 1.7**). La légère différence s’explique par la différence dans la méthode : dans notre étude nous appliquons une rotation à la biomécanique virtuelle utilisée pour reconstruire les force à partir des EMG et non directement sur les forces. Ces dernières valeurs sont celles utilisées pour simuler différents paramètres de co-adaptation. Malgré une légère différence dans les résultats, il est important de noter que les courbes d’ajustement obtenues en réponse à une rotation visuomotrice et à une rotation des vecteurs de la biomécanique virtuelle sont très proches ce qui conforte notre protocole et le modèle d’adaptation de l’Homme pour explorer le processus de co-adaptation.

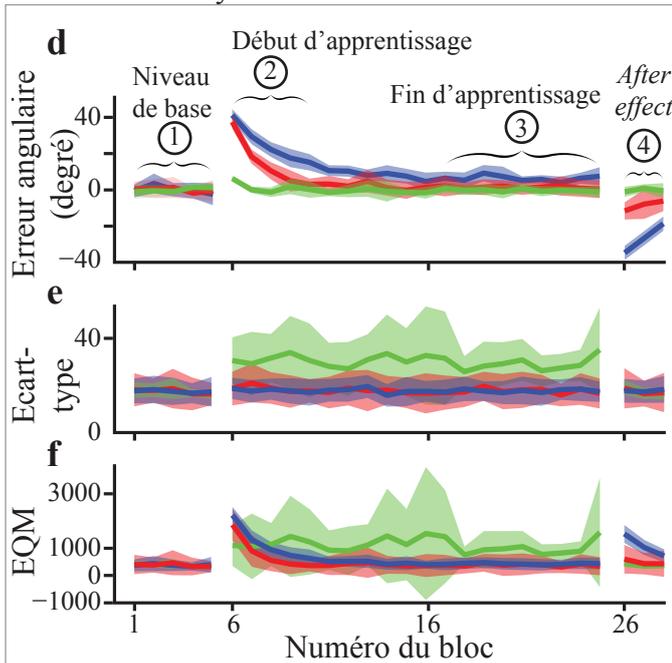
4.1 Sans et avec co-adaptation à gains fixes

Pour le premier jeu de simulations, nous avons introduit une perturbation qui consiste en une rotation de $+45^\circ$ dans le sens antihoraire de l’ensemble des vecteurs de la biomécanique

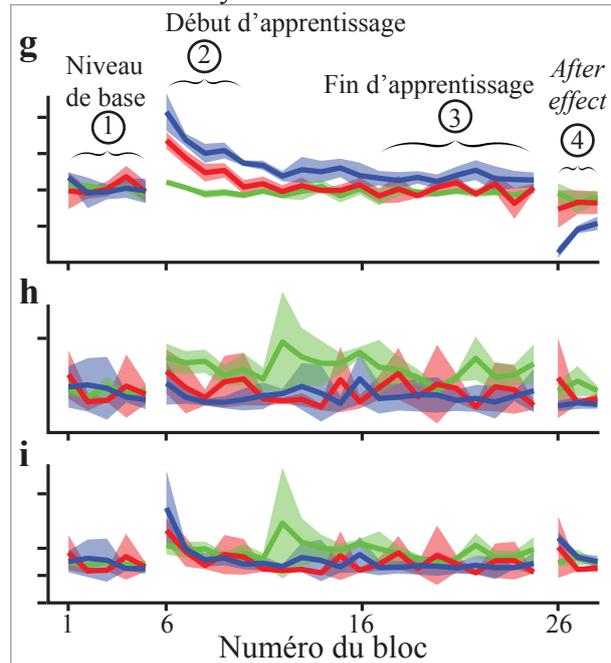
A. Données brutes d'un sujet simulé



B. Données moyennes simulées



C. Données moyennes réelles



D. Comparaison des biomécaniques virtuelles

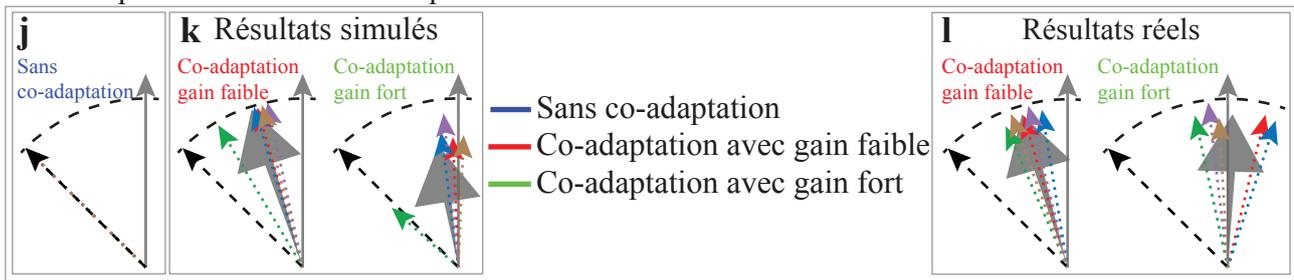


Figure 1.8 : Résultats simulés et réels sans et avec co-adaptation avec un gain fixe (sans, avec un gain faible optimal, avec un gain fort) en réponse à une rotation de 45° . **A**, données brutes d'un sujet simulé : erreur angulaire en fonction du numéro de l'essai pour différentes valeurs de gain (sans co-adaptation (a), avec gain faible (b), et avec gain fort (c)). Les traits pointillés représentent l'introduction et le retrait de la perturbation. **B**, données moyennes simulées : moyenne (d), écart-type (e) et erreur quadratique moyenne (EQM, f) de l'erreur angulaire de 5x3 simulations pour chaque bloc. Les zones ombragées représentent les écarts-types. **C**, données moyennes réelles, représentées sur le même format (g-i) que les données simulées. **D**, comparaison des directions des vecteurs de la biomécanique virtuelle entre leur direction initiale (représentées par la flèche verticale grise) et leur direction finale (flèches pointillées colorées et le vecteur résultant : flèche large grise) pour les différentes valeurs de gain (j, sans co-adaptation; gain faible et gain fort) pour les sujets simulés (k) et réels (l). L'angle de chaque vecteur résultant représente l'angle moyen et leur longueur représente la variabilité entre les sujets.

virtuelle. Les simulations ont été réalisées à partir des biomécaniques virtuelles et patrons d’activités musculaires de sujets réels et en utilisant également leur niveau de bruit spécifique (voir section 3.3). Trois simulations différentes ont été conduites avec le niveau de bruit de chacun des 5 sujets contrôles nous permettant alors d’obtenir le comportement de 15 sujets simulés. La **figure 1.8a-c** montre les données brutes simulées pour un seul sujet dans les différentes conditions de co-adaptation testées et fournit une bonne illustration du niveau de bruit enregistré durant l’expérimentation.

Les résultats simulés et réels obtenus sans co-adaptation sont qualitativement similaires.

Les résultats des simulations réalisées en absence de co-adaptation (points et lignes bleus sur la **figure 1.8d-f**; $n = 15$) sont similaires à ceux obtenus par le groupe contrôle (**figure 1.8g-i**; $n = 5$). Ces résultats montrent une adaptation rapide sur les débuts qui tend à se stabiliser à un niveau d’erreur résiduel relativement faible (**figure 1.8d, g**; points 2 et 3). Lorsque la perturbation est retirée, un effet post-apprentissage est présent chez les sujets simulés et réels (**figure 1.8d, g**; point 4; $t_{(14)} = -33,3$ avec $p < 0,001$ et $t_{(4)} = -21,7$ avec $p < 0,001$ respectivement). De plus, le niveau de variabilité de l’erreur reste relativement faible pour les deux groupes de sujets (simulés et réels) durant toute la période de test (**figure 1.8e-h**).

La co-adaptation utilisant un gain optimal induit une adaptation lente et incomplète.

Le gain optimal d’adaptation de la machine a été défini comme étant le gain permettant la plus faible valeur d’erreur quadratique moyenne (EQM), qui rend compte d’un biais systématique et de la variabilité autour de ce biais favorisant ainsi la constance et la précision des mouvements. Pour déterminer cette valeur de gain optimal, nous avons réalisé 100 simulations par valeur de gain choisie entre 0 et 1,5. Les différentes EQM résultantes calculées sur la base des 10 derniers blocs sont présentées en **figure 1.9** (voir ci après). On constate alors que les valeurs minimales d’EQM sont obtenues pour des valeurs de gain situées autour de 0,05, cependant on remarque également une forte variation de cette valeur essentiellement due aux caractéristiques propres aux sujets tel que le niveau de bruit. Afin de prendre en compte cette variabilité et de déterminer le gain optimal le plus adapté à chaque sujet, chaque sujet du groupe « gain optimal » a été testé avec sa valeur de gain optimal spécifique déterminée par simulation en utilisant sa biomécanique virtuelle, ses patrons d’activités musculaires et son niveau de bruit.

Les résultats des sujets simulés ($n = 12$) réalisés en présence d’une co-adaptation avec un gain optimal (points et lignes rouges; **figure 1.8**) montrent une adaptation plus rapide qu’en absence de co-adaptation (**figure 1.8d**; point 2; $U = 0$ avec $p < 0,001$) et une erreur moyenne finale plus proche de l’erreur nulle (**figure 1.8d**; point 3; $U = 0$ avec $p < 0,001$). Cependant, un effet post-apprentissage reste présent sur ces données simulées : la différence entre l’erreur initiale obtenue sur le premier bloc de l’étape post-apprentissage (*i.e.* une fois la perturbation retirée) et l’erreur nulle est significative ($t_{(11)} = -7,8$ avec $p < 0,001$). Cet effet reste tout de même significativement plus faible que l’effet post-apprentissage observé dans les simulations du groupe contrôle (**figure 1.8d**; point 4; $U = 0$ avec $p < 0,001$). Lorsqu’on regarde

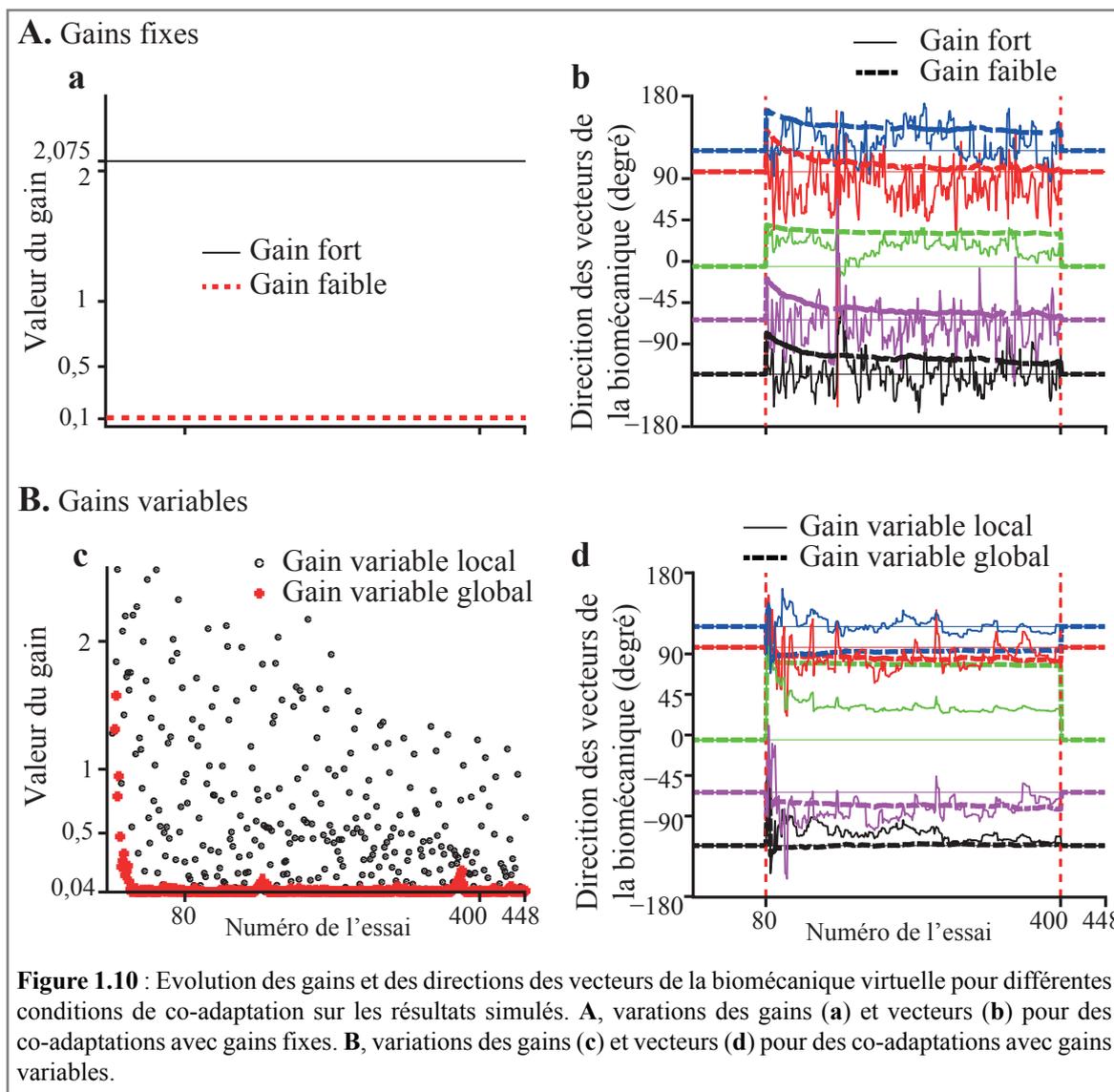
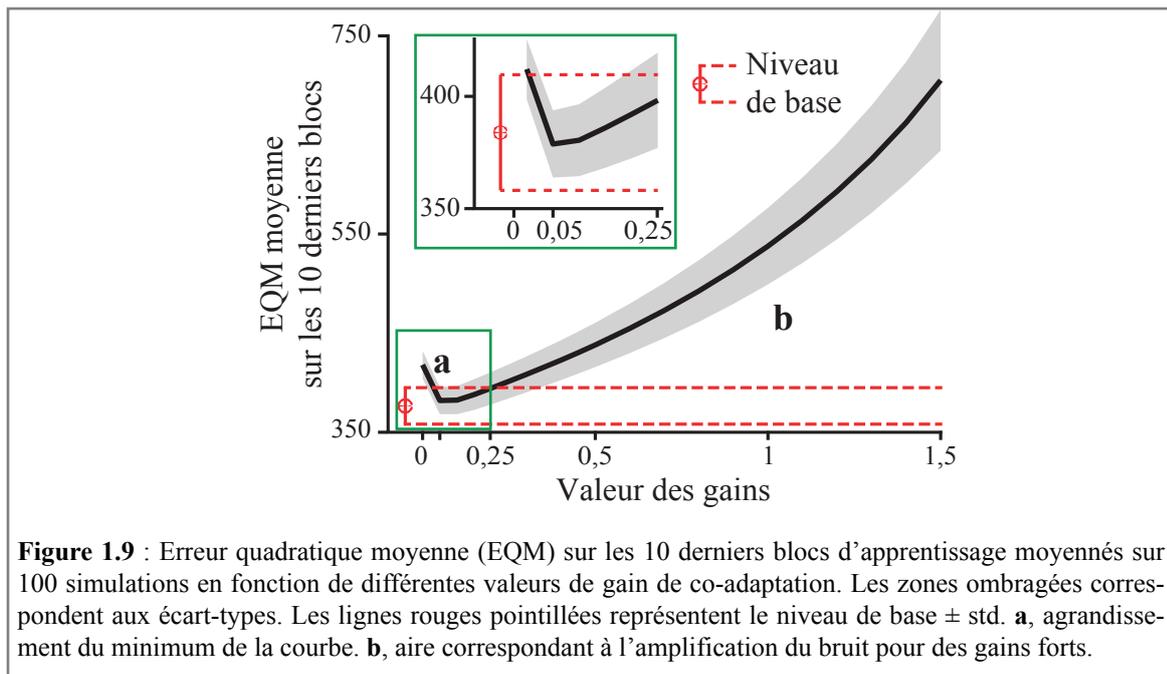


Figure 1.10 : Evolution des gains et des directions des vecteurs de la biomécanique virtuelle pour différentes conditions de co-adaptation sur les résultats simulés. **A**, variations des gains (**a**) et vecteurs (**b**) pour des co-adaptations avec gains fixes. **B**, variations des gains (**c**) et vecteurs (**d**) pour des co-adaptations avec gains variables.

l’évolution des angles des vecteurs de la biomécanique virtuelle durant les simulations de la co-adaptation avec un gain optimal (**figure 1.10b**), on observe que ces angles évoluent vers leur position initiale. Cette convergence n’est cependant pas totale, en effet, la différence entre les angles initiaux et finaux est significative (**figure 1.8k**; $W = -1830$ avec $p < 0,001$) avec un écart médian de 13.6° . On sait que le gain optimal est relativement faible, de ce fait il existe toujours une part simulée de l’adaptation de l’Homme dans la correction de l’erreur. Finalement le comportement moteur se stabilise avant le retour complet de la biomécanique virtuelle à sa position d’origine.

Les résultats des sujets réels ($n = 4$) montrent des résultats similaires. En effet l’adaptation obtenue dans un contexte co-adaptatif avec une valeur de gain optimale est plus rapide que celle obtenue dans un contexte sans co-adaptation (**figure 1.8g**; point 2; $U = 0$ avec $p = 0,016$) et induit une erreur finale moyenne plus proche de 0 (**figure 1.8g**; point 3; $U = 0$ avec $p = 0,016$). De plus, les résultats montrent un effet post-apprentissage plus réduit chez le groupe « gain faible » que celui obtenu chez le groupe contrôle (**figure 1.8g**; point 4; $U = 0$ avec $p = 0,016$). Cependant, alors que les simulations prédisaient un effet post-apprentissage significatif, ce dernier ne l’est pas avec les sujets réels : la différence entre les performances obtenues au premier bloc ne sont pas significativement différentes de l’erreur nulle ($t_{(3)} = -1,7$ avec $p = 0,183$). Néanmoins, la différence angulaire entre les directions initiales et finales des vecteurs de la biomécanique virtuelle est, comme dans les simulations (**figure 1.8k**), significativement différente de 0 (**figure 1.8l**; $t_{(19)} = 3,7$ avec $p = 0,001$). Cette différence significative laisse penser que la co-adaptation a, comme prédit, fait converger les angles des vecteurs de la biomécanique virtuelle vers leur position initiale mais, le gain étant trop faible, les mécanismes d’adaptation du sujet ont tout de même eu le temps de se mettre en place. Finalement, même si la co-adaptation avec un gain optimal permet une meilleure performance finale, les résultats suggèrent tout de même qu’une adaptation résiduelle de l’Homme existe due à la lenteur du processus de co-adaptation de la machine.

La co-adaptation basée sur un gain fort accélère l’adaptation mais introduit de l’instabilité.

Le gain de co-adaptation fort correspond à la la valeur permettant de corriger la plus grande quantité d’erreur angulaire en un nombre d’essais minimal, voire idéalement, corriger l’intégralité de l’erreur en un essai. Cependant, comme l’équation de l’adaptation de la machine ((eq. 1.4)) dépend de la proportion d’implication des muscles dans le mouvement, ce gain de correction totale est différent pour chaque direction et chaque sujet. Nous avons donc calculé le gain de correction totale en un essai pour chaque direction, puis moyenné l’ensemble de ces gains spécifiques à la direction. La valeur moyenne obtenue est donc le gain utilisé dans la condition « gain fort ». Ce gain est bien évidemment sujet-spécifique.

Les résultats des sujets simulés ($n = 12$) en présence de co-adaptation avec un gain fort (points et lignes vertes, **figure 1.8**) montrent une adaptation plus rapide qu’en absence de co-adaptation (**figure 1.8d**; point 2; $U = 0$ avec $p < 0,001$) mais aussi plus rapide qu’en

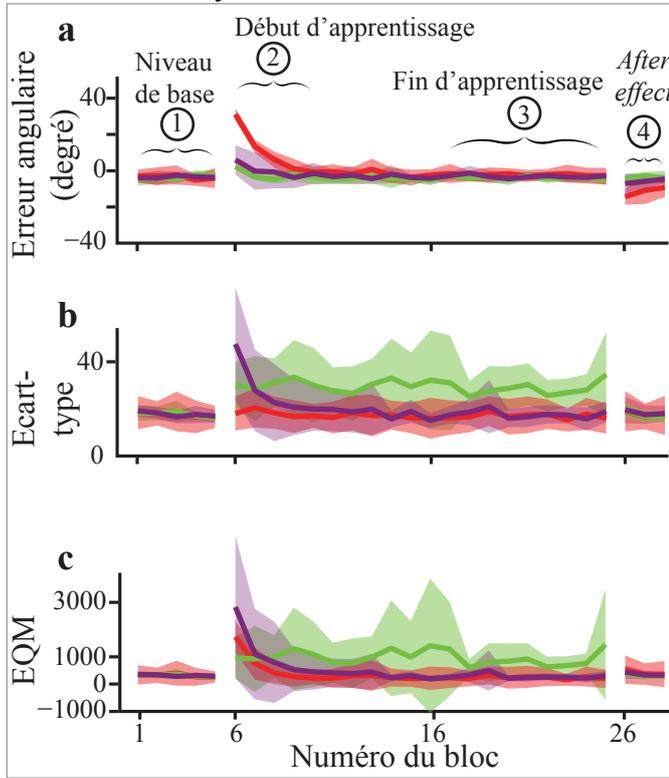
présence de co-adaptation avec un gain faible (optimal; $U = 0$ et $p < 0,001$). L’erreur angulaire moyenne finale est significativement plus faible que celle du groupe « contrôle » (**figure 1.8d**; point 3; $U = 0$ et $p < 0,001$) et que celle du groupe « gain faible » ($U = 0$ et $p < 0,001$). Il n’y a pas d’effet post-apprentissage ($t_{(11)} = -0,85$ et $p = 0,415$), et la différence angulaire entre les directions initiales et finales des vecteurs de la biomécanique n’est pas significative (**figure 1.8k**; point 4; $W = -398$ avec $p = 0,144$). De plus, les erreurs obtenues lors du premier bloc dans l’étape post-apprentissage (suite au retrait de la perturbation) sont significativement plus faibles que celles obtenues par le groupe « contrôle » (**figure 1.8d**; point 4; $U = 0$ et $p < 0,001$) et plus faibles que celles obtenues par le groupe « gain faible » ($U = 4$ avec $p < 0,001$). Cependant, les courbes des écarts type standard (figure 1.8e) montrent que la co-adaptation avec un gain fort induit un niveau de variabilité significativement plus élevé que celui observé dans les groupes « contrôle » et « gain faible » ($U = 14$ et $U = 15$, respectivement, avec $ps < 0,001$). En effet, comme la valeur du gain de l’algorithme de co-adaptation de la machine est élevée, de faibles erreurs pouvant être dues au bruit plutôt qu’à une erreur dans la sortie motrice, peuvent induire des corrections inutiles de la biomécanique virtuelle. Cette sensibilité à l’erreur excessive est responsable de l’instabilité des directions des vecteurs de la biomécanique virtuelle illustrée **figure 1.10b** et permet d’expliquer l’amplification du bruit observé dans les simulations (**figure 1.8e-f**; point 3).

Les résultats des sujets réels ($n = 4$) montrent des résultats similaires aux résultats des sujets simulés. En effet, l’adaptation observée en présence de co-adaptation avec un gain fort est plus rapide qu’en absence de co-adaptation et qu’en présence de co-adaptation avec un gain faible (**figure 1.8g**; point 2; $U = 0$ avec $p = 0,016$ et $U = 0$ avec $p = 0,029$ respectivement). L’erreur angulaire moyenne finale est davantage proche de 0 que pour le groupe « contrôle » (**figure 1.8g**; point 3; $U = 0$ avec $p = 0,016$) mais n’est pas différente de l’erreur finale observée avec le groupe « gain faible » ($U = 3$ et $p = 0,2$). L’amplification du bruit est plus importante que pour le groupe « contrôle », la variabilité présente lors de la phase d’apprentissage est plus élevée que celle obtenue par le groupe « contrôle » (**figure 1.8h**; point 3; $U = 0$ avec $p = 0,016$). De plus, il n’y a pas d’effet post-apprentissage (**figure 1.8g**; point 4; $t_{(3)} = -0,5$ et $p = 0,654$) et, comme sur les données simulées, la différence entre les directions initiales et finales des vecteurs de la biomécanique virtuelle n’est pas significativement différente de 0 ($t_{(19)} = -0,388$ avec $p = 0,702$). En résumé, même si la présence de la co-adaptation de la machine avec un gain fort engendre une adaptation plus rapide et une meilleure performance finale avec une erreur finale plus faible et l’absence d’effet post-apprentissage, cette co-adaptation amplifie le bruit et introduit une grande variabilité des erreurs.

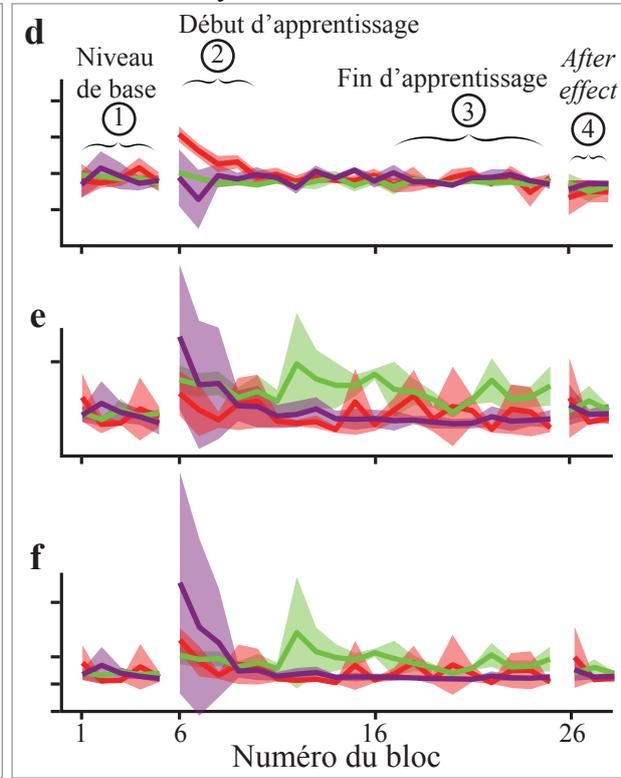
4.2 Avec co-adaptation à gains variables

Le gain variable global permet de gérer efficacement des rotations homogènes mais est en difficulté face à des rotations plus complexes.

A. Données moyennes simulées



B. Données moyennes réelles



C. Comparaison des biomécaniques virtuelles

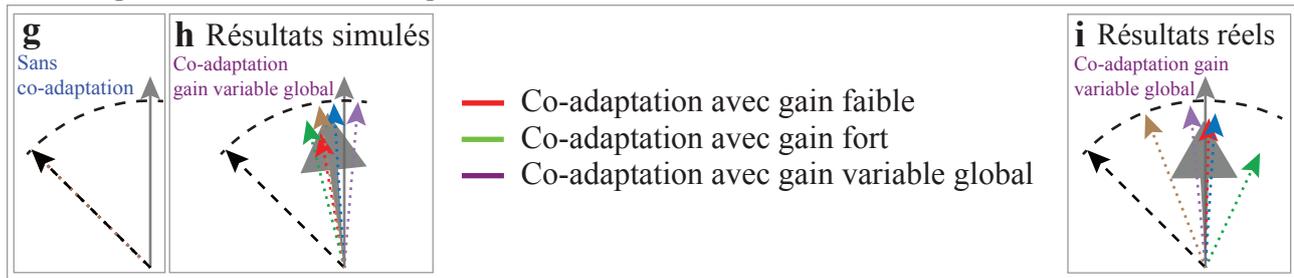
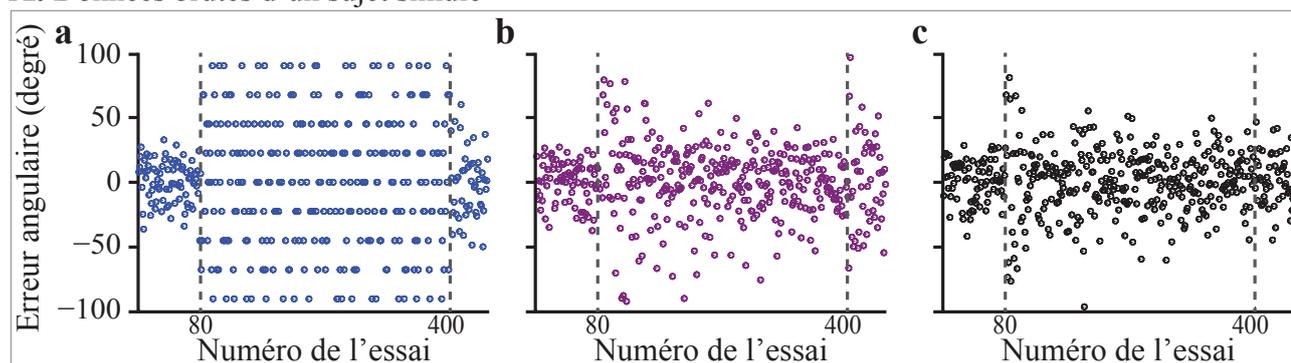


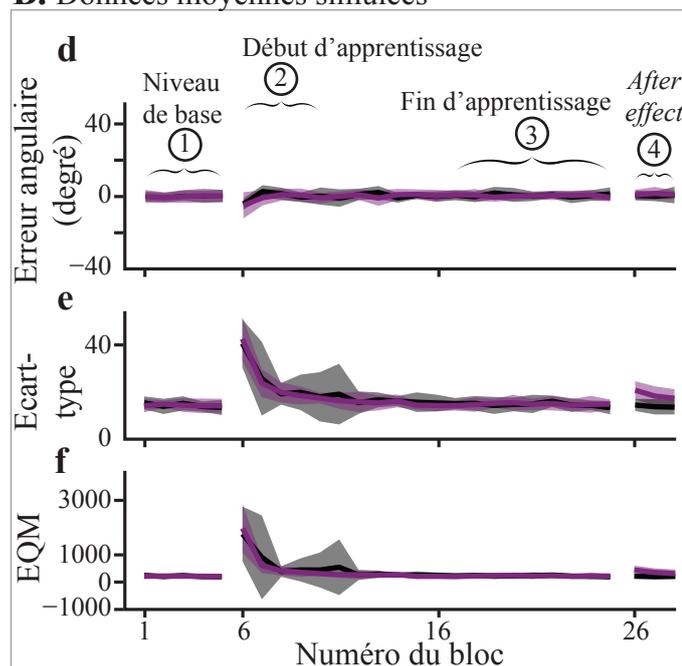
Figure 1.11 : Résultats simulés et réels avec co-adaptation avec un gain fixe et gain variable global (avec un gain faible optimal, avec un gain fort et un gain variable global (Rprop)) en réponse à une rotation de 45° . **A**, *Données moyennes simulées* (**a-c**); **B**, *données moyennes réelles* (**d-f**) dans différentes conditions : avec gain faible optimal (données rouges), avec gain fort (données vertes) et avec gain variable global (Rprop, données violettes), même disposition que sur la **figure 1.8**. **C**, comparaison des vecteurs de la biomécanique virtuelle pour différentes valeurs de gain (sans co-adaptation (**g**) et avec gain variable global pour les résultats simulés (**h**) et réels (**i**), même disposition que sur la **figure 1.8**.

Nous avons testé les effets de la co-adaptation avec un gain variable global (Rprop) en réponse à une rotation de $+45^\circ$ avec des sujets simulés et réels ($n = 12$ et $n = 4$ respectivement, **figure 1.11**). Les résultats montrent une adaptation rapide (**figure 1.11a,d**; point 2) avec un niveau d’erreur final proche de l’erreur nulle (**figure 1.11a,d**; point 3) sans aucune amplification du bruit (**figure 1.11b,e**; point 3). En résumé, le gain variable global réunit les avantages des gains faible et fort : adaptation rapide et performance finale proche de l’erreur nulle en évitant leurs inconvénients, il n’y a pas d’amplification du bruit ni d’effet post-apprentissage. En effet, les résultats des sujets simulés utilisant une co-adaptation implémentée selon l’algorithme de Rprop montrent une adaptation plus rapide que celle des groupes « contrôle » et « gain faible » (**figure 1.11a**; point 2; $U = 0$ et $U = 3$, respectivement avec $p_s < 0,001$). La différence de vitesse d’adaptation entre le groupe simulé avec Rprop et le groupe « gain fort » n’est pas significative ($U = 44$ et $p = 0,112$). La variabilité présente lors des 10 derniers blocs de la phase d’apprentissage (**figure 1.11b**; point 3) est significativement plus faible que celle précédemment observée chez les sujets simulés du groupe « gain fort » ($U = 7$ avec $p < 0,001$). Enfin, il existe une différence significative entre les angles initiaux et finaux des vecteurs de la biomécanique virtuelle (**figure 1.11h**; $W = -694$ avec $p = 0,011$) mais cette différence ne se retranscrit pas dans la présence d’un effet post-apprentissage. En effet, ce dernier n’est pas présent (**figure 1.11a**; point 4; $t_{(11)} = -1,9$ et $p = 0,081$). Les résultats obtenus sur les sujets réels confirment les données simulées. L’adaptation est effectivement plus rapide via l’utilisation de l’algorithme de Rprop que pour le groupe privé de co-adaptation (groupe « contrôle ») mais également plus rapide que pour le groupe « gain faible » (**figure 1.11d**; point 2; $U_s = 0$ avec $p = 0,016$ et $p = 0,029$ respectivement). En revanche, la rapidité d’adaptation dans ce cas n’est pas significativement différente de celle engendrée par une co-adaptation avec un gain fort ($U = 4$ avec $p = 0,343$). L’amplification du bruit que l’on trouvait suite à une co-adaptation avec un gain fort (**figure 1.11e**; point 3) n’est pas présente avec une co-adaptation avec Rprop. En effet, la variabilité présente en fin d’apprentissage est significativement plus faible que pour le groupe « gain fort » ($U = 0$ et $p < 0,029$). Enfin, il n’y a pas d’effet post-apprentissage dans cette condition (**figure 1.11d**; point 4; $t_{(3)} = -1,8$ avec $p = 0,163$) et la différence des angles initiaux et finaux des vecteurs de la biomécanique virtuelle n’est pas significativement différente de 0 (**figure 1.11i**; $t_{(19)} = -0,245$ avec $p = 0,809$). Cette co-adaptation avec un gain variable global permet de correctement et rapidement s’adapter à une rotation globale de 45° appliquée à l’ensemble des vecteurs de la biomécanique virtuelle. Cependant, pour tester les limites de ce type d’algorithme nous avons choisi d’introduire une perturbation plus compétitive qui induit des erreurs différentes sur les différentes régions de l’espace de travail. Dans le but de tester l’apport d’une co-adaptation à son maximum, nous avons choisi d’utiliser une perturbation qui ne pouvait pas se résoudre grâce à l’adaptation de l’Homme seule. Cette perturbation consistait à aligner l’ensemble des vecteurs de la biomécanique virtuelle sur l’axe vertical, ainsi, quelque soit le comportement moteur du sujet, le curseur ne peut se déplacer que sur cet axe vertical et ceci, rend donc impossible l’atteinte des cibles qui ne sont pas sur cet axe.

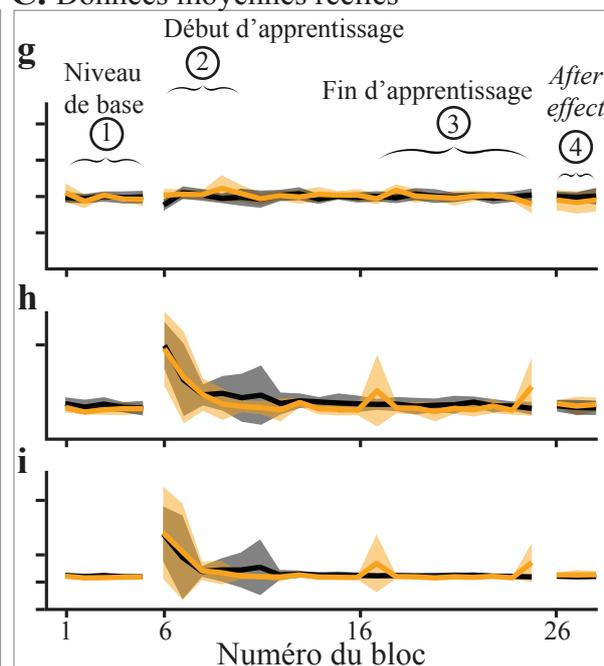
A. Données brutes d'un sujet simulé



B. Données moyennées simulées



C. Données moyennées réelles



D. Comparaison des biomécaniques virtuelles

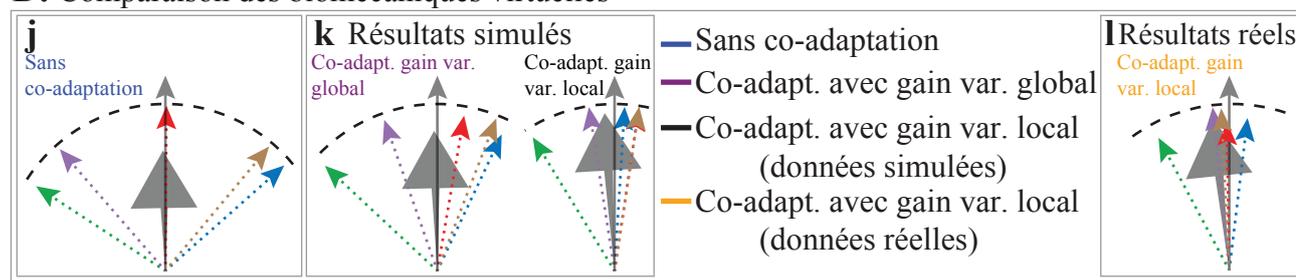


Figure 1.12 : Résultats simulés et réels avec co-adaptation avec un gain variable en réponse à un alignement vertical des vecteurs de la biomécanique virtuelle. **A**, *erreur angulaire d'un sujet simulé*, sans co-adaptation (points bleus, **a**), avec co-adaptation avec un gain variable global (points violets, **b**) et avec co-adaptation avec un gain variable local (points noirs, **c**). **B**, *données moyennées simulées* dans différentes conditions : avec co-adaptation avec un gain variable global (Rprop, données violettes) et avec co-adaptation avec gain variable local (données noires); même disposition que sur la **figure 1.8 (d-f)**. **C**, *comparaison entre les résultats des sujets simulés* (données noires) et ceux des sujets réels (données jaunes) obtenus avec un gain variable local; même disposition que sur la **figure 1.8 (g-i)**. **D**, *comparaison des vecteurs de la biomécanique* pour les différentes valeurs de gain chez les sujets simulés et réels (**j**, sans co-adaptation; **k** résultats simulés pour gains variables global et local; **l**, résultats réels avec un gain variable local uniquement).

Comme pour les gains fixes, nous avons commencé par tester nos paramètres de co-adaptation par des simulations. Nous avons donc commencé par simuler une adaptation en réponse à l'alignement des vecteurs de la biomécanique virtuelle en absence totale de co-adaptation puis en présence de co-adaptation avec un gain variable global (Rprop). Les données simulées confirment qu'en absence de co-adaptation (données en bleu), les sujets ne peuvent adapter leur comportement pour réaliser la tâche (**figure 1.12a**). Les simulations conduites avec une co-adaptation utilisant l'algorithme global de Rprop (**figure 1.12b**) résultent en une erreur moyenne proche de 0 dès les premiers essais de la phase d'apprentissage (**figure 1.12** données en violet). Cependant, au lieu d'indiquer une adaptation performante et une absorption totale de la perturbation, ce résultat est dû au fait que de grandes erreurs consécutives ayant des signes opposés s'annulent. En effet, on observe un niveau important de variabilité retranscrit également en une forte erreur quadratique moyenne sur les premiers blocs de l'étape d'apprentissage et qui se maintient jusqu'à la moitié de cette étape environ (**figure 1.12e, f**). Ces résultats s'expliquent de la façon suivante : très tôt dans le processus de co-adaptation, des erreurs consécutives ayant des signes opposés entraînent une diminution rapide de la valeur du gain à sa valeur minimale (voir les points rouges sur la **figure 1.10c**). Cette chute importante de la valeur du gain n'a entraîné que des modifications minimales des angles des vecteurs de la biomécanique virtuelle (**figure 1.10d** et **figure 1.12k**). Suite à cette chute trop importante et rapide du gain, la seule adaptation qui continue d'opérer dans l'apprentissage de la tâche est l'adaptation de l'Homme. Cette adaptation ne peut pas entraîner une amélioration des performances puisqu'elle reste contrainte à la faible déviation des angles des vecteurs par rapport à leur position initiale (**figure 1.12j, k**). Ainsi beaucoup de cibles resteront inatteignables pour le sujet.

Le gain variable local permet d'absorber des perturbations complexes.

En contraste aux données précédemment présentées, les simulations d'un processus de co-adaptation implémenté avec une valeur de gain codée localement ($n = 15$; **figure 1.12c** données en noires) montrent une adaptation rapide avec une forte réduction des erreurs angulaires en réponse à une perturbation complexe consistant en l'alignement vertical de l'ensemble des vecteurs de la biomécanique virtuelle sur l'axe vertical (**figure 1.12d**; points 2 et 3). Les résultats des sujets réels ($n = 6$; **figure 1.12g-i**; données en jaune) sont similaires à ceux proposés par les simulations (**figure 1.12d-i**; données en noir). En effet, après une diminution rapide de l'erreur, les données ne montrent pas d'effet post-apprentissage (**figure 1.12g**; point 4) et le bruit n'est ni amplifié lors de la phase d'apprentissage, ni dans les blocs post-apprentissage quand la perturbation est retirée. L'absence d'amplification de bruit est illustrée par la faible variabilité présente dans les résultats (**figure 1.12h-i**). La **figure 1.10c** nous permet de constater le bon fonctionnement du réseau qui code la valeur du gain de façon locale. En effet, on observe que le gain reste élevé pour certaines directions pendant qu'il est très faible pour d'autres directions. Ces valeurs de gain induisent une meilleure convergence des vecteurs de la biomécanique virtuelle vers leur direction initiale (**figure 1.10d** et **figure 1.12l**).

5 Discussion

Cette étude avait pour but d'évaluer l'apport d'un processus de co-adaptation dans l'apprentissage d'une perturbation du décodeur qui traduit les activités musculaires en un déplacement d'un curseur. Ces techniques de co-adaptation se retrouvent déjà dans plusieurs études dans le domaine des interfaces cerveau-machine (Orsborn *et al.*, 2012; Dangi *et al.*, 2013; Shenoy et Carmena, 2014; Iturrate *et al.*, 2015) et font leur preuve dans le champ du contrôle myoélectrique (Rezazadeh *et al.*, 2012; Tuga *et al.*, 2013; Hahne *et al.*, 2015). Bien que ces études montrent que la co-adaptation permet d'améliorer les performances des sujets dans l'apprentissage à une perturbation, il reste tout de même important de correctement considérer les dynamiques des adaptations concurrentielles de l'Homme et de la machine dans le but d'optimiser l'efficacité de la co-adaptation en ajustant ses paramètres. Nous avons donc combiné un système myoélectrique simplifié à un protocole de perturbation pour laquelle l'adaptation de l'Homme est bien connue et fidèlement modélisée dans le but d'explorer différentes stratégies de co-adaptation à travers quelques simulations et expérimentations réelles.

Une perturbation du décodeur s'apparente à une rotation visuomotrice et la modélisation de l'adaptation de l'Homme est fidèle aux comportements observés.

Dans un premier temps, nous avons montré que l'adaptation à une rotation de 45 degrés de l'ensemble des vecteurs de la biomécanique virtuelle utilisée comme décodeur pour reconstruire les forces exercées par le sujet à partir de ses activités musculaires est similaire à la réponse observée à une rotation visuomotrice appliquée dans une tâche impliquant les forces réelles (cf. **figure 1.7**, de Rugy et Carroll, 2010). Cette première partie représentait une étape critique de l'étude. Ce premier résultat nous a, en effet, confirmé la possibilité d'utiliser un modèle de l'adaptation de l'Homme à des rotations visuomotrices pour simuler le processus de co-adaptation. L'adaptation de l'Homme à une rotation visuomotrice se caractérise en partie par sa courbe représentative typique qui décrit comment l'intention motrice est ajustée essai après essai à partir de l'erreur produite (Krakauer *et al.*, 2000; Krakauer, 2009). La connaissance de cette adaptation et l'existence de modèle permettant de reproduire cette courbe d'apprentissage (Thoroughman et Shadmehr, 2000; Donchin *et al.*, 2003; Smith *et al.*, 2006) nous a permis de générer un modèle d'adaptation de l'Homme basé sur un réseau de neurones codant chacun une direction préférentielle dans le but de gérer la circularité imposée par nos conditions expérimentales (de Rugy, 2010). La modélisation de l'adaptation de l'Homme repose ainsi sur la mise à jour des poids de connexions des neurones d'entrées (neurones sensoriels) au neurone de sortie codant la direction de l'intention motrice. Par ce réseau nous n'avons donc pas modélisé une adaptation des comportements moteurs mais l'adaptation de la planification motrice. Shadmehr *et al.* (2005) présentent leur théorie de planification vectorielle selon laquelle la planification d'un mouvement repose sur l'estimation des positions de l'effecteur et de la cible et du vecteur différentiel amenant l'effecteur sur la cible. Dans cette théorie (Shadmehr *et al.*,

2005), la planification motrice représente donc un vecteur de mouvement ayant pour direction l'angle de la cible, pour norme la distance effecteur-cible et pour origine la position estimée de l'effecteur. Le modèle d'adaptation que nous avons utilisé est basé sur un modèle existant (« *state space model* » ; Thoroughman et Shadmehr, 2000; Donchin *et al.*, 2003; Smith *et al.*, 2006) qui suggère que pour une adaptation optimale, la direction du mouvement à produire est une combinaison entre la direction de la cible et l'angle opposé de la perturbation introduite. Ainsi, on ne vise plus la cible mais la cible plus un certain angle de correction. L'adaptation mise en jeu ici est donc une adaptation de la planification du mouvement.

La co-adaptation de la machine à vitesse constante (faible ou forte) améliore les performances mais présente de nouveaux inconvénients.

Deux gains fixes ont été testés : (1) un gain faible optimal qui engendre la plus faible erreur quadratique moyenne en fin d'apprentissage et (2) un gain fort utilisé pour absorber le maximum d'erreur en un minimum d'essais.

Les résultats des simulations et expérimentations réalisées dans un contexte co-adaptatif avec un gain optimal ont montré que la présence de la co-adaptation entraînait une adaptation plus complète en accélérant légèrement la phase initiale de l'apprentissage et en abaissant le niveau asymptotique d'erreur résiduelle en fin d'apprentissage. Cependant, 4 ou 5 cycles de 16 essais (soit 64 à 80 essais) sont encore nécessaires pour diminuer l'erreur produite aux essais à une valeur proche de 0 et la présence d'un effet post-apprentissage met en évidence l'existence d'une part d'adaptation de l'Homme dans le processus. Si le sujet doit fournir un effort dans l'apprentissage alors nous pouvons considérer qu'il n'est pas dans une position confortable pour produire le mouvement et doit lutter contre une planification intuitive pour ne pas produire d'erreur.

Un gain fort de co-adaptation de la machine permet quant à lui d'accélérer de façon drastique le processus d'adaptation avec l'obtention d'un niveau d'erreur moyen proche de l'erreur nulle dès le premier bloc de 16 essais (soit en moins de 16 essais). Cependant, nous avons mis en évidence que cette forte amélioration de la vitesse d'adaptation induit des conséquences dramatiques sur le contrôle, à travers une amplification de la variabilité visible par une erreur quadratique moyenne élevée. Cette augmentation de la variabilité s'explique par le fait que la valeur élevée du gain de co-adaptation amplifie le bruit naturel du système. En effet, même une faible erreur induite davantage par le bruit du système que par une erreur dans la planification et l'exécution motrice va être substantiellement corrigée. Un effet comparable a été noté par Hahne *et al.* (2015) lorsqu'un algorithme récursif usant de la méthode des moindres carrés pour calculer des régressions linéaires à partir de données entrantes est défini de manière à attribuer trop d'importance aux nouvelles données. Cette définition permet certes des adaptations plus rapides mais induit de l'instabilité.

La solution du gain variable pour combiner les avantages des gains fixes en évitant leurs

inconvenients.

Les résultats des expérimentations de la co-adaptation avec un gain fixe nous ont permis de mettre en avant l'utilité d'un gain variable. Ce gain devait être capable de produire de grandes corrections dans les phases initiales de l'apprentissage puis de produire de plus faibles corrections pour stabiliser les performances. Ce gain a été généré à partir d'un algorithme de rétro-propagation (algorithme Rprop – Resilient propagation) où le taux de correction est ajusté en fonction du signe des erreurs successives (Riedmiller et Braun, 1993; Igel et Hüsken, 2003). De façon assez similaire, il a récemment été montré que la sensibilité à l'erreur de l'Homme dépend également de l'histoire de l'erreur et la mémoire des erreurs apparaît alors comme un point clé pour expliquer les vitesses d'adaptation observées dans un contexte de ré-apprentissage de perturbations précédemment rencontrées (Herzfeld *et al.*, 2014). Les expérimentations réalisées avec un gain variable de co-adaptation ont confirmé que les avantages des gains optimal et fort peuvent être cumulés (**figure 1.11**) mais nous ont également informé de l'importance d'une implémentation de la gestion du gain de façon locale pour pouvoir prétendre à des perturbations plus complexes. En effet, la co-adaptation avec un gain variable global a permis d'améliorer les performances d'adaptation avec un apprentissage rapide amenant à une erreur résiduelle presque nulle sans aucune amplification du bruit dans le cadre d'une perturbation simple où les vecteurs de la biomécanique ont été pivotés de 45 degrés dans la même direction. Cependant, cette même co-adaptation s'est montrée inefficace dans la résolution d'une perturbation plus complexe où les vecteurs de la biomécanique virtuelle ont été alignés sur l'axe vertical (**figure 1.12**). Dans le cas où la perturbation introduite sur les vecteurs de la biomécanique virtuelle n'est pas réalisée dans le même sens pour l'ensemble des vecteurs, les erreurs produites en conséquence seront logiquement de signes différents. Alors qu'un algorithme Rprop traiterait cette différence de signe comme une trop grande correction et diminuerait la valeur du gain en conséquence, dans le cas d'une perturbation hétérogène, cette différence est due aux propriétés intrinsèques de la perturbation et ne doit donc pas induire de diminution du gain. Ainsi, pour répondre à des perturbations hétérogènes sur les différentes régions de l'espace, il est nécessaire d'utiliser une stratégie de co-adaptation usant d'un gain variable implémenté lui aussi pour gérer indépendamment les différentes régions de l'espace.

L'importance de la localité du gain pour une co-adaptation efficace.

En dernier lieu, nous avons donc implémenté une version locale du gain variable avec deux réseaux de neurones codant des directions préférentielles : le premier nous permettait d'encoder l'erreur, le second encode localement la valeur du gain de co-adaptation. De la même façon que le premier réseau permet de comparer le signe de l'erreur courante avec le signe de l'erreur produite précédemment pour cette même région, le deuxième réseau permet d'utiliser le résultat de la comparaison pour mettre à jour et mémoriser la valeur du gain pour cette région spécifique. Les résultats des simulations et des expérimentations ont montré l'efficacité de ce gain variable local dans l'apprentissage de perturbations complexes. En effet, les performances observées

montrent une erreur faible sans amplification du bruit (**figure 1.12**). De plus la convergence des vecteurs de la biomécanique virtuelle vers leur position initiale laisse penser que cet algorithme de co-adaptation implémenté dans ces conditions pourrait également être utilisé dans le cas où aucune calibration n'est possible a priori.

Qu'en est-il du contrôle en ligne ?

Bien que cette étude présente des résultats prometteurs, de nombreuses limitations doivent être adressées dans le but d'étendre cette approche à des contextes myoélectriques plus complexes et fonctionnels. En particulier, nous nous sommes concentrés uniquement sur les directions du mouvement. Les perturbations et adaptations de la biomécanique ont été réalisées sur la direction des vecteurs qui la composent, les mesures ont été effectuées sur la direction initiale du mouvement et l'erreur angulaire produite et enfin notre modèle d'adaptation de l'Homme repose sur une adaptation de l'intention de direction du mouvement. Ainsi, nous avons abordé le mouvement sur la base des mécanismes de planification du mouvement et sa composante « feedforward » ne prenant en aucun cas en compte les processus de régulation en ligne. La tâche elle-même ne requérait pas un contrôle en ligne du curseur, en effet, le sujet ne devait rester dans la cible que 200ms aucune réelle contrainte de précision n'était imposée au sujet sur sa réussite à acquérir ou non la cible, l'essentiel étant ici la rapidité du mouvement pour aller vers cette cible. Finalement, bien que notre décodeur soit biologiquement interprétable en termes de biomécanique virtuelle, des décodeurs non linéaires moins interprétables sont utilisés pour faire correspondre l'EMG à des mouvements dans des situations plus complexes. Par exemple, des techniques de régressions non linéaires permettent un contrôle myoélectrique dans des situations où les électrodes sont positionnées aléatoirement et où les enregistrements sont faits durant des mouvements réels qui induisent donc des glissement entre l'électrode de surface et le muscle enregistrés et nécessitent donc des relation EMG-mouvements beaucoup plus complexes (Ameri *et al.*, 2014).

Dans cette étude nous avons pu bénéficier d'une calibration a priori du mouvement. Cette calibration n'est pas toujours possible, ou un signal peut être perdu entraînant avec lui l'incompatibilité du décodeur avec les entrées motrices résultante. Dans ce cas, pour pouvoir définir la relation entre EMG et mouvements, il est nécessaire d'estimer de façon précise et en tout point l'intention de mouvement du sujet pour pouvoir l'associer à la contraction musculaire engendrée. Hahne *et al.* (2015) utilisent un algorithme récursif des moindres carrés pour mettre à jour un décodeur durant un contrôle en ligne. Dans une tâche d'atteinte de cible ils supposent que l'intention du sujet est en tout point de mesure la position de la cible. Cette méthode semble fonctionner pour des mouvements lents où il est en effet raisonnable de supposer qu'à chaque instant la planification du mouvement est une planification dirigée vers la cible. En revanche, sur des mouvements rapides, il devient difficile d'estimer l'intention de mouvement car des mécanismes de planification sont combinés aux processus de corrections en ligne présentant des amplitudes et des délais de corrections divers (Dimitriou *et al.*, 2013; Scott *et al.*, 2015).

Le problème de l'utilisation des stratégies de co-adaptation à la fois dans les phases de planification et de contrôle en ligne a été quelque peu adressé dans le domaine des interfaces cerveau-machine. Dans ce cas, l'estimation de l'intention de mouvement est améliorée soit par l'utilisation système bayésien basée sur l'histoire du mouvement en utilisant par exemple un filtre de Kalman (Gilja *et al.*, 2012), soit par la modélisation de modèle de contrôle optimal basé sur les retours sensoriels (« *optimal feedback control model* » : Shadmehri *et al.*, 2016).

Un modèle trop simplifié où l'amplitude du mouvement n'a pas été prise en compte et la dimensionnalité du contrôle a été réduite.

Une fois de plus nous rappelons que cette étude a uniquement pris en considération la direction du mouvement. Bien que cette direction de mouvement soit prise en compte dès la planification de celui-ci, ce n'est pas l'unique composante du mouvement. En effet, planifier et réaliser un mouvement nécessite également de planifier une amplitude de mouvement (Shadmehri *et al.*, 2005). Notre modèle de co-adaptation ne repose ici que sur cette composante directionnelle, or l'adaptation à des perturbations en direction ou en amplitude implique différentes structures neuronales, présente une généralisation de l'apprentissage différente et enfin est représentée dans un système de coordonnées différents (Krakauer *et al.*, 2000; Davare *et al.*, 2015; Vindras *et al.*, 2005; Poh *et al.*, 2017). Il est donc important de garder à l'esprit que le modèle que nous avons présenté ici ne permet pas de répondre efficacement à des perturbations d'amplitude. Des modèles biomimétiques du cortex sensorimoteur sont en cours de développement dans le but d'informer sur le développement de stratégies de rééducation et d'interfaces cerveau machine plus avancés et prenant en compte l'ensemble des composantes du mouvement (Dura-Bernal *et al.*, 2014, 2016). Cependant, l'importante contribution des réseaux spinaux (Raphael *et al.*, 2010; Tsianos *et al.*, 2014) présents en aval des régions corticales mais clairement impliqués dans l'activation musculaire et le contrôle des mouvements, devrait également être incluse dans le cas du contrôle myoélectrique pour apporter une fois de plus davantage de précision et de réalisme dans les modèles étudiés.

COMPARAISON DES CONTRÔLES POSITION ET VITESSE DANS UNE TÂCHE D'ACQUISITION DE CIBLES FIXES À PARTIR DES FORCES ISOMÉTRIQUES (AXE 2)

1 Résumé

L'étude du chapitre 1 nous a permis de montrer un effet positif de l'adaptation du décodeur sur l'adaptation de la planification vectorielle d'un mouvement d'atteinte de l'Homme en réponse à différentes perturbations orientées. Cependant, dans cette étude (chapitre 1) nous nous sommes centrés sur les processus de planification et la composante « feedforward » du mouvement uniquement. Bien que la qualité de la planification motrice et de la phase initiale du mouvement puisse impacter sa réussite, les processus de régulation peuvent permettre un ajustement de la commande en cas d'erreur et/ou une réaction adaptée à une perturbation survenue pendant le mouvement. Suite à une amputation, les nombreuses *boucles sensorimotrices*, contribuant à la production et à la régulation du mouvement, sont fortement dégradées et le contrôle vitesse, utilisé dans le contrôle de la prothèse, semble peu intuitif. L'implication des différentes boucles sensorimotrices lors du contrôle d'une prothèse est peu connue. Dans le but d'identifier les manques existants dans le contrôle d'une prothèse chez une personne amputée, nous avons choisi d'étudier l'implication de ces boucles dans un contexte simplifié où une personne non amputée contrôle un curseur sur un écran à partir de *forces isométriques* exercées dans le dispositif. Deux modes de contrôle, très présents dans la littérature, ont été étudiés : les *contrôles position et vitesse*. L'utilisation du signal de force, au lieu du signal EMG (activité musculaire), nous a permis de travailler dans un contexte où le niveau de bruit du signal est faible et robuste aux outils de mesure (pas de bruit ajouté suite à la sudation par exemple). Ainsi, les effets ayant pu être observés sont uniquement dus aux propriétés intrinsèques des modes de contrôle, et non pas à leur potentielle capacité de filtrage du signal source. Les boucles sensorimotrices jouant un rôle prédominant dans la régulation du mouvement, nous avons utilisé une *tâche d'acquisition*

de cibles fixes de différentes tailles et distances pour moduler la complexité de la tâche, et ainsi mettre l’accent sur les processus de correction du mouvement en ligne. Les résultats montrent que les sujets réussissent mieux la tâche en contrôle position qu’en contrôle vitesse. De plus, les mouvements réalisés en contrôle position sont plus rapides que ceux réalisés en contrôle vitesse. L’analyse des profils de vitesse montre aussi que les sous-mouvements obtenus en contrôle position sont plus courts et présentent des pics de vitesse plus élevés que ceux obtenus en contrôle vitesse. L’hypothèse de l’existence, en contrôle position uniquement, d’une congruence de tout instant entre les informations sensorimotrices et la position du curseur à l’écran pourrait expliquer, en partie, les différents résultats obtenus. Si vérifiée, cette hypothèse mettrait en évidence l’intérêt de redonner une information sensorielle congruente avec la position de l’effecteur par l’utilisation d’outils de substitution sensorielle (*e.g.* stimulations vibrotactiles) dans le contrôle des prothèses.

2 Introduction

L’étude présentée en chapitre 1 a montré l’apport d’une co-adaptation sur l’apprentissage dans un cas simplifié où des sujets non amputés contrôlent un curseur dans une tâche d’atteinte de cibles à partir de leurs activités musculaires (EMG). Dans cette étude (chapitre 1), nous avons manipulé la direction des vecteurs composant la biomécanique virtuelle, soit le décodeur, pour induire une perturbation orientée dans le système. En réponse à ce type de perturbations, les sujets ont adapté la direction du vecteur de mouvement planifié, mesurée à travers la direction initiale du mouvement. A cette adaptation de l’Homme s’ajoutait une adaptation du décodeur réalisée par un ajustement des directions des vecteurs de la biomécanique virtuelle. Malgré des résultats encourageants, il est important de noter que seule la composante « feedforward » du mouvement a été prise en compte dans cette étude. Les modèles du contrôle sensorimoteur naturel présentés dans la partie introductive de cette thèse témoignent pourtant de l’importance des boucles sensorimotrices dans la régulation du mouvement.

Suite à une amputation, ces boucles sensorimotrices sont fortement dégradées, impactant de fait leur implication dans la régulation du mouvement en ligne. Plus précisément, les retours sensoriels proprioceptifs sont dégradés voire inexistantes (Makin *et al.*, 2013), et la vision devient un des seuls moyens de vérifier et/ou ajuster la précision du contrôle de la prothèse. Par ailleurs, les prothèses myoélectriques actuelles utilisent en majorité un contrôle vitesse (Parker *et al.*, 2006), pourtant considéré comme peu intuitif en opposition au contrôle position (Kim *et al.*, 1987; Corbett *et al.*, 2011). Les études comparatives des contrôles position et vitesse laissent penser que les différences de performances observées pour ces deux modes de contrôle seraient dues à une utilisation différente des informations sensorielles dans la production et la régulation du mouvement (Corbett *et al.*, 2011; Teather et MacKenzie, 2014). Comment étudier de façon concrète l’impact des boucles sensorimotrices dans cette régulation ?

Dans cette étude, nous avons choisi de comparer les contrôles position et vitesse dans un contexte simplifié où les sujets (non amputés) contrôlent un curseur sur un écran à partir des forces isométriques du poignet dans le but d’acquérir des cibles fixes. Utiliser une tâche d’acquisition de cibles contraint les sujets à être précis et requiert donc l’utilisation des informations sensorimotrices dans la régulation et la correction en ligne du mouvement. Deux questions majeures ont ainsi pu être adressées : (1) quelles sont les performances des deux modes de contrôle dans notre contexte expérimental, et (2) en quoi les différences de performances de ces deux modes nous renseignent sur les informations sensorimotrices nécessaires à la régulation du mouvement ?

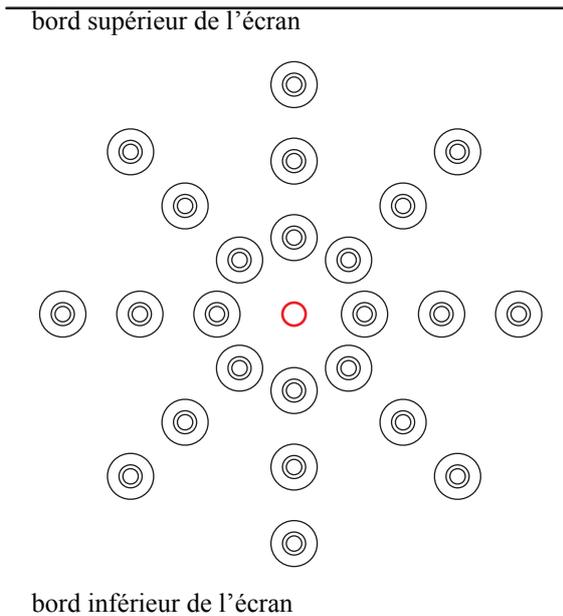
Les contrôles position et vitesse ont été comparés alors que les sujets doivent acquérir des cibles sur un écran en contrôlant un curseur à partir des forces isométriques qu’ils exercent dans le dispositif présenté en sous-section 1.1 (partie « Dispositifs expérimentaux »). Nous avons directement utilisé le signal de force comme signal source plutôt que le signal EMG dans le but de nous centrer sur l’étude des comportements induits par les deux modes de contrôle testés et d’éviter les effets néfastes du niveau de bruit sur la qualité du contrôle (Johnson *et al.*, 2017). En effet, alors que le signal de force est un signal relativement lisse, et dont la qualité de mesure varie peu dans le temps et n’est pas dégradé par des modifications émotionnelles ou de positionnement, le signal EMG, lui, présente un niveau de bruit élevé et est non-stationnaire. Pour rappel, cette non-stationnarité s’explique d’une part, par des propriétés intrinsèques au signal (*eg.* dégradation du signal suite à la fatigue musculaire), et d’autre part, par des propriétés extrinsèques liées à la qualité de la mesure (*eg.* dégradation des signaux suite à la modification d’impédance de la peau et du contact de l’électrode avec la sudation). Ainsi, l’utilisation du signal de forces nous a permis de nous assurer que les effets observés dans l’étude sont dus uniquement aux propriétés intrinsèques des contrôles position et vitesse, et non pas à leur dépendance sur la qualité et le niveau de bruit du signal.

L’étude ayant pour but d’identifier plus clairement le rôle des boucles sensorimotrices dans la production et la régulation du mouvement, nous avons fait varier la taille et la distance des cibles, modulant ainsi la complexité de la tâche. L’utilisation d’une tâche d’acquisition qui propose différents niveaux de difficulté par une contrainte de précision plus ou moins forte, et qui doit être réalisée par les sujets le plus rapidement possible, met en exergue le conflit vitesse-précision (voir sous-section 1.3 partie « Introduction générale » ; Fitts, 1954). Ainsi, pour réussir la tâche, les sujets ont nécessairement besoin de réguler et ajuster leur mouvement pendant sa réalisation, voire même de planifier une nouvelle commande pour corriger une erreur aberrante. Dans le but de mesurer l’impact du conflit vitesse-précision sur les performances, une analyse des sous-mouvements produits pendant les essais a été réalisée. En effet, les processus correctifs, observés lorsque les contraintes temporelles et de précision sont importantes (*e.g.* pour des indices de difficulté élevés), sont quantifiables par l’analyse des profils de vitesse et informent sur les processus de régulation du mouvement (Jagacinski *et al.*, 1980; Milner, 1992; Ketcham *et al.*, 2002; Fradet *et al.*, 2008).

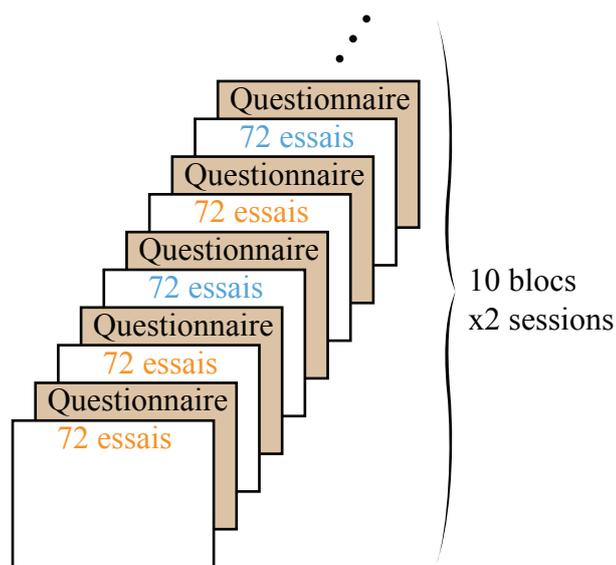
A. Dispositif expérimental



B. Disposition des 72 possibilités de cibles



C. Protocole expérimental



D. Combinaison de cibles et indice de difficulté

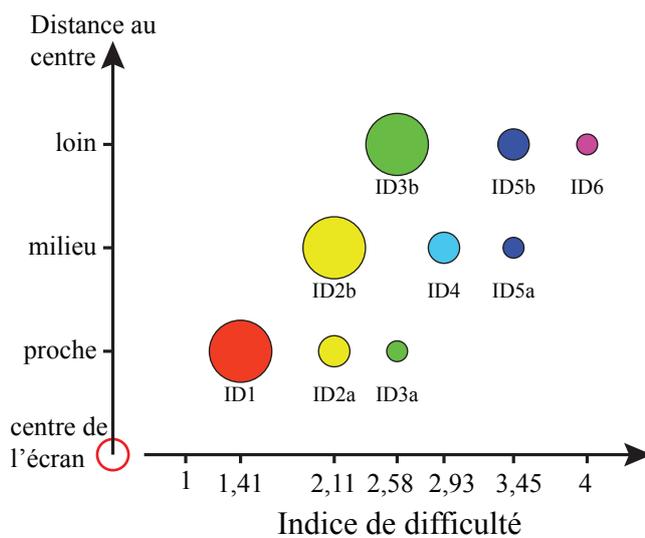


Figure 2.1 : Dispositif, protocole expérimental et illustrations des différentes combinaisons de cibles possibles. **A**, Dispositif expérimental où le signal de force est traduit en une position (contrôle position) ou une vitesse de déplacement (contrôle vitesse) du curseur. **B**, répartition des différentes distances, tailles et directions de cibles utilisées pour la tâche d'acquisition. **C**, exemple de protocole expérimental où deux sessions de 10 blocs (chaque bloc constitue l'acquisition des 72 cibles possibles en 72 essais) sont réalisées en alternance aléatoire entre les contrôles position (écriture bleue) et vitesse (écriture orange) où jamais plus de deux blocs consécutifs ne sont réalisés dans le même mode de contrôle. Entre chaque bloc, le questionnaire est réalisé et la valeur du niveau de force modifiée. **D**, calcul des indices de difficulté et répartitions des différentes combinaisons de cibles sur ces indices. Deux combinaisons de cibles différentes peuvent aboutir à un même indice de difficulté. Par exemple les combinaisons en jaune correspondent à une cible proche et petite ainsi qu'à une cible au milieu et grosse, et ces deux combinaisons partagent la valeur d'indice de difficulté $ID2=2,11$. Les indices de difficulté sont nommés par la suite sous la forme IDx avec x allant de 1 à 6 et les combinaisons partageant le même indice seront distinguées par $IDxa$ et $IDxb$, la combinaison formée avec la cible la plus loin étant toujours $IDxb$.

Les résultats ont montré que, dans une condition isométrique où le signal de force est utilisé comme signal source, le contrôle position permet de meilleures performances que le contrôle vitesse. Cette supériorité du contrôle position s’observe à la fois sur les préférences des sujets, sur les taux de réussite et sur les temps de mouvements réalisés. L’analyse des profils de vitesse montre que les sous-mouvements produits lors d’un contrôle position sont plus courts et présentent un pic de vitesse plus élevé que ceux produits lors d’un contrôle vitesse. A travers ces résultats, deux hypothèses peuvent être proposées. Une première hypothèse repose sur l’idée que le contrôle position est avantage par la congruence, à tout instant, des informations sensorimotrices avec la position du curseur, qui permettrait aux sujets d’être plus rapides pour ajuster leur commande et améliorer la précision du mouvement du curseur. Une seconde hypothèse propose d’expliquer la lenteur du contrôle vitesse par la nécessité de planifier l’arrêt du curseur en planifiant, dans ce mode de contrôle, à la fois le temps de recrutement des muscles, mais aussi le temps de dérecrutement de ces derniers.

3 Matériels et Méthodes

3.1 Plan expérimental

Cette étude visant à comparer contrôle en position et contrôle en vitesse, a été réalisée sur 18 sujets droitiers (le score moyen \pm l’écart-type standard au test de latéralité d’Edinburgh est de $76,1 \pm 13,7$; Oldfield, 1971) ayant une vue normale ou corrigée. Les sujets, placés dans le dispositif présenté en sous-section 1.1 (partie « Dispositifs expérimentaux ») devaient atteindre et acquérir différentes cibles sur l’écran (**figure 2.1A**). Chaque sujet a contrôlé le curseur dans les deux modes de contrôle testés à partir des forces exercées au niveau de l’articulation de son poignet. La tâche expérimentale reposait sur l’atteinte et l’acquisition de cibles réparties selon 8 directions (45° entre chaque cible). Il était demandé au sujet d’atteindre aussi vite que possible la cible puis de maintenir le curseur dans la cible pendant 750ms. Si la cible n’était pas acquise au bout de 5 secondes, l’essai s’arrêtait.

Afin d’évaluer au mieux les avantages et inconvénients des deux modes de contrôle nous avons placé les sujets dans différentes conditions : plusieurs niveaux de force (5 niveaux) étaient nécessaires pour atteindre une même position ou une même vitesse ; plusieurs distances (3 distances) et tailles (3 tailles) de cible pour induire différents indices de difficulté de la tâche (**figure 2.1B et D**, selon Fitts, 1954). Le détail de ces niveaux de force et de ces tailles et distances est donné dans les deux sous-sections suivantes (sous-section 3.2 et sous-section 3.3). Finalement, le protocole expérimental a été découpé en deux sessions consécutives de dix blocs chacune (**figure 2.1C**). Un bloc contenait 72 atteintes correspondant aux 8 directions de cible à 3 distances différentes et de 3 tailles ($8 \times 3 \times 3 = 72$). Pour chaque bloc, le sujet contrôlait le curseur selon un des deux modes de contrôle avec un des cinq pourcentages de force requis. Cette combinaison [mode de contrôle / pourcentage de force] a été évaluée par les sujets après

chaque bloc selon un questionnaire décrit dans la sous-section 3.4 (**figure 2.1C**). Dans le but d’éviter les possibles effets d’ordre, nous avons généré un tirage pseudo aléatoire des modes de contrôle et aléatoire des pourcentages de force tels qu’un même mode de contrôle ne peut pas être présenté sur plus de deux blocs consécutifs (pour exemple, voir **figure 2.1C**) et que l’ensemble des combinaisons [mode de contrôle / pourcentage de force] soit testé avant de passer en deuxième session.

3.2 Niveaux de force

Le niveau de force demandé aux sujets pour réaliser la tâche intervient dans le calcul du gain qui transforme les forces exercées par le sujet en une position ou une vitesse de déplacement du curseur (équations 5 et 6, voir sous-section 2.2, partie « Dispositifs expérimentaux »). Pour rappel, la valeur de force maximale volontaire (FMV) utilisée pour calibrer le niveau de force requis pour réaliser la tâche, correspondant à un pourcentage de cette FMV, est déterminée à partir des différentes forces maximales que le sujet est capable d’exercer dans le dispositif. La valeur de référence retenue et à laquelle je ferai référence en utilisant le terme FMV correspond à la moins bonne de ces forces maximales (*cf.* sous-section 1.1. c, partie « Dispositifs expérimentaux », phase de calibration).

Les travaux de Slifkin et Newell (1999) nous ont permis de déterminer l’intervalle des pourcentages de FMV possibles et non aberrants. En effet, un pourcentage trop faible entraînerait la présence d’instabilité dans le contrôle due à une hypersensibilité du système et un pourcentage trop fort provoquerait une fatigue musculaire et des tremblements chez les sujets. Slifkin et Newell (1999) montrent que le ratio signal sur bruit, mesure considérée comme un indice de transmission de l’information, augmente rapidement jusqu’à environ 25 à 35% de la FMV et diminue après. Nous avons donc décidé d’utiliser 5 pourcentages de FMV différents dans chaque mode de contrôle. Nous avons choisi de demander aux sujets au maximum 35% de FMV, ainsi nous avons évité des problèmes de fatigue et de tremblements. La valeur minimale de force demandée a été fixée de façon empirique en choisissant un pourcentage de FMV qui entraînait un bruit dans le contrôle inférieur à la plus petite taille de cible, soit 10% de FMV. Les cinq valeurs de pourcentages de FMV testées étaient donc 10%, 16,25%, 22,5%, 28,75% et 35%.

3.3 Tailles et distances de cible – Indices de difficulté associés

D’après Fitts (1954), le temps de mouvement nécessaire pour valider une cible dépend à la fois de sa taille et de sa distance au centre. Cet auteur propose de regrouper ces deux facteurs (taille et distance) en un seul : l’indice de difficulté. Ainsi, plus l’indice de difficulté est important et plus il faudra de temps pour valider la cible. Dans cette étude, nous avons calculé les différents indices de difficulté en utilisant l’équation de Shannon suivante : $ID = \log_2\left(\frac{D}{T} + 1\right)$ ou D représente la distance entre le centre et la cible, et T représente la taille de la cible. Nous avons utilisé trois tailles différentes : une petite cible de 54 pixels de diamètre (soit $\varnothing_1 \simeq 1,56\text{cm}$),

une cible de taille moyenne 1,5 fois plus grande ($\varnothing_2 \simeq 2,34cm$) et une grande cible 3 fois plus importante que la première (soit $\varnothing_3 \simeq 4,67cm$). Les 3 distances, correspondent quant à elles à 25%, 50% et 75% de demi hauteur d’écran, soit respectivement : $d_1 \simeq 7,8cm$, $d_2 \simeq 15,6cm$ et $d_3 \simeq 23,4cm$. Ces trois tailles et distances entraînent donc neuf combinaisons possibles, l’ensemble des possibilités de cibles présentées au sujet en un bloc sont représentées sur la **figure 2.1B**. D’après l’équation précédemment donnée, nos neuf combinaisons [taille / distance] de cibles génèrent six indices de difficulté (valeurs numériques comprises entre 1 et 4 inclus ; **figure 2.1D**). Il est important de noter que deux combinaisons [taille / distance] de cibles différentes peuvent donner le même indice de difficulté. Par exemple, les combinaisons représentées en jaune sur la **figure 2.1D** correspondant soit à une petite cible proche, soit à une cible située à mi-distance et grosse partagent la même valeur d’indice de difficulté (ici $ID = 2,11$). Trois valeurs numériques, et donc six combinaisons [taille / distance], sont concernées par ce point (représentées en jaune, vert et bleu foncé sur la **figure 2.1D**). De ce fait, j’utiliserai par la suite les dénominations IDx avec x le numéro d’apparition de l’indice de difficulté et IDxa et IDxb lorsque deux combinaisons ont le même indice de difficulté avec IDxb la combinaison ayant la cible la plus éloignée (**figure 2.1D**).

3.4 Questionnaire

Chaque combinaison mode de contrôle / pourcentage de force a été évaluée par les sujets grâce à leurs notations des affirmations suivantes :

1. les mouvements du curseur étaient cohérents avec mon intention de déplacement
2. il était difficile de contrôler le curseur pour atteindre la cible (*i.e.* aller rapidement à proximité de celle-ci)
3. il était facile de maintenir le curseur dans la cible pour l’acquérir
4. la tâche était fatigante physiquement
5. la tâche ne demandait pas une grande concentration mentale
6. je n’ai pas apprécié contrôler le curseur dans ce bloc

Nous nous sommes inspiré du questionnaire de Brooke (1996) (System Usability Scale) dans le but d’évaluer rapidement la satisfaction des sujets sur leur contrôle du curseur à chaque bloc. Nous avons adapté et raccourci ce questionnaire pour n’évaluer que six items et réduire le temps d’interrogation. L’ensemble des questions rassemble trois axes d’évaluation : la contrôlabilité, le confort et l’appréciation. Nous avons respecté une alternance dans la tournure des affirmations (tournure positive puis négative) pour limiter les biais de réponse dites “au hasard”. Les sujets répondaient aux items selon une échelle de Likert en donnant une note entre 1 et 5 inclus, 1 signifiant “Pas du tout d’accord” et 5 “Totalemment d’accord” avec l’affirmation. Chaque item a été noté sur 4 de la façon suivante : un item posé positivement a été noté par $Score = Score - 1$ et un item posé négativement a été noté suite au calcul : $Score = 5 - score$. Les différents axes

évalués sont regroupés en une unique note correspondant au score total de satisfaction. Ce score obtenu sur 24 (six items noté chacun sur 4) a par la suite été ramené sur 100.

3.5 Mesures expérimentales

En plus des scores au questionnaire et des taux de réussite à la tâche, deux analyses principales ont été réalisées sur cette étude : une analyse des temps des essais et une analyse des profils de vitesse et sous-mouvements.

Les différents temps de l’essai. Dans le but de mieux distinguer les mécanismes de production et de régulation du mouvement mis en place dans les deux modes de contrôle, nous avons scindé le mouvement en deux phases. Une première phase, la phase d’atteinte représente la période durant laquelle le sujet initie son mouvement et atteint une première fois la cible (ie. temps entre le début du mouvement et la première entrée dans la cible). Une deuxième phase appelée phase d’acquisition représente la période durant laquelle le sujet va tenter de se stabiliser dans la cible (i.e. temps entre la première entrée dans la cible et la dernière avant validation). Le temps de mouvement global, correspond, quant à lui, à la somme des temps d’atteinte et d’acquisition. De façon plus concrète, un sujet qui atteint la cible et n’en ressort jamais aura un temps d’acquisition nul et son temps de mouvement global se résumera à son temps d’atteinte. Ces temps d’atteinte et d’acquisition ont été analysés séparément et le temps de mouvement global a été, lui aussi, analysé en tant que tel.

Les profils vitesse et sous mouvements. Les profils de vitesse des essais sont de réels indicateurs de la dynamique des essais. Nous nous sommes essentiellement intéressés à leur décomposition en sous-mouvements afin de mieux comprendre les différentes planifications et ajustements faits au cours du mouvement dans les deux modes de contrôles. Il existe différentes façons de catégoriser et d’identifier des sous-mouvements (Jagacinski *et al.*, 1980; Ketcham *et al.*, 2002; Fradet *et al.*, 2008; Roberts *et al.*, 2016).

Dans l’étude d’une tâche à une dimension, Fradet *et al.* (2008) proposent la détection de trois types de sous-mouvements. Le type 1 correspond à une inversion dans le sens positif à négatif du profil de vitesse orienté et représente alors un changement de direction du mouvement. Le type 2 correspond à une inversion dans le sens négatif à positif du profil d’accélération et représente une ré-accélération du curseur après une décélération. Enfin, le type 3 correspond à une inversion dans le sens positif à négatif du profil de jerk et représente une modulation de la décélération. Dans notre cas où le curseur est contrôlé dans un espace à deux dimensions, il est difficile de générer un profil de vitesse orienté. Nous avons donc choisi de travailler sur un profil de vitesse non orienté et de ne détecter que les sous-mouvements de type 2 (i.e. passage à zéro du profil d’accélération dans le sens négatif à positif). En effet, ces sous-mouvements nous permettent de détecter des phases de ré-accélérations suivant une décélération dues à l’augmen-

tation de la force exercée pour « pousser » le curseur plus loin, mais aussi à des changements de directions comme ceux induisant des sous-mouvements de type 1 (selon Fradet *et al.*, 2008).

Les sous-mouvements trop courts (durée inférieure à 80ms) ont été exclus dans le but de conserver uniquement les sous-mouvements correctifs et limiter ceux dus au bruit (Jagacinski *et al.*, 1980). Les sous-mouvements détectés, alors que le curseur est toujours dans le cercle central (donc avant l’initiation du mouvement d’atteinte) et dans la cible (sous-mouvements finaux), ont également été retirés pour nous concentrer sur les sous-mouvements réalisés durant les phases d’intérêt (phase d’atteinte et d’acquisition).

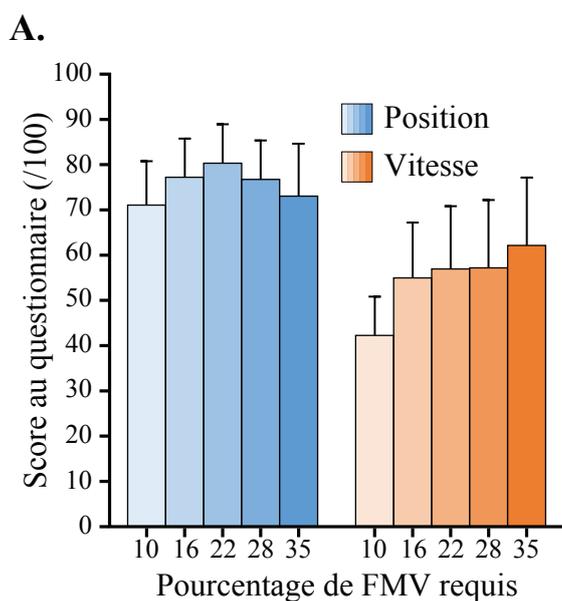
3.6 Analyses statistiques

Cette étude cherche à comparer les deux modes de contrôle (contrôle position et contrôle vitesse) et l’impact de différents paramètres sur ces modes de contrôle. Nous avons manipulé deux facteurs principaux : le pourcentage de FMV requis à la réalisation de la tâche et l’indice de difficulté de la tâche en modifiant taille et distance des cibles. Je rappelle que deux combinaisons de taille et distance de cibles différentes peuvent générer un même indice de difficulté. Pour continuer de distinguer les facteurs taille et distance, les analyses cherchant à évaluer l’effet de l’indice de difficulté ont été réalisées non pas en regroupant les indices de difficulté par leur valeur numérique mais par les combinaisons [taille / distance] de cibles qui les représentent. Pour rappel, on notera les modalités des indices de difficulté de la façon suivante : ID1 ; ID2a ; ID2b ; ID3a ; ID3b ; ID4 ; ID5a ; ID5b et ID6 avec ID1 le plus petit indice de difficulté et où les indices ID_xa et ID_xb partagent la même valeur numérique d’indice (**figure 2.1D**).

Analyse des questionnaires. Une ANOVA à deux facteurs à mesures répétées a été réalisée pour comparer les scores aux questionnaires des sujets et établir la préférence des sujets entre les deux modes de contrôle et leur maniabilité selon les pourcentages de FMV requis. Je rappelle que même si ce questionnaire porte sur trois axes distincts (*i.e.* controlabilité, confort et appréciation), le relativement faible nombre de questions est tel que nous n’avons analysé que le score général du questionnaire.

Analyse des taux de réussite. Les taux de réussite obtenus ont été comparés selon une analyse d’interaction en modèle $2 \times K$ avec non indépendance des facteurs inspirée du test de Khi-deux (Michael, 2007). Ces taux de réussite ont été analysés en comparant les taux obtenus pour les deux modes de contrôle en fonction des pourcentages de FMV puis en fonction des indices de difficulté.

Analyse de la dynamique des essais (temps et sous-mouvements). Les relations entre temps des essais et indices de difficulté pour évaluer la loi de Fitts dans notre contexte ont été analysées en comparant les pentes et ordonnées à l’origine des régressions linéaires avec un test



B.
a) comparaison des contrôles position et vitesse

% FMV	10	16,25	22,5	28,75	35
p-value	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	0,003

b) comparaison des pourcentages de force

% FMV	10	16,25	22,5	28,75	35
10		0,258	0,02	0,337	0,967
16,25	<0,001		0,843	1	0,648
22,5	<0,001	0,967		0,764	0,116
28,75	<0,001	0,951	1		0,742
35	<0,001	0,127	0,427	0,475	

vitesse

position

Figure 2.2 : Score au questionnaire en fonction du pourcentage de FMV requis dans les deux modes de contrôle testés. **A**, Histogrammes des scores (sur 100) en fonction des pourcentages de FMV en contrôle position (données bleues) et en contrôle vitesse (données orange). **B**, résultats des tests post-hoc de Tukey avec **(a)** les comparaisons deux à deux des modes de contrôle en fonction du pourcentage de FMV et **(b)** les comparaisons deux à deux des pourcentages de FMV en fonction du contrôle position (écritures bleues) et du contrôle vitesse (écritures orange).

de Student (ou test de rang de Mann-Whitney dans le cas où le test de normalité des variances échoue). Enfin, les différents temps des essais (temps d’atteinte, temps d’acquisition et temps de mouvement global) ainsi que les durées et amplitudes des pics de vitesse des deux premiers sous-mouvements ont été comparés par une ANOVA à trois facteurs (Mode de contrôle, pourcentage de FMV et indice de difficulté). Les tests post hoc des ANOVA ont été réalisés avec des tests de Tukey. Pour chacun des tests statistiques la valeur d’alpha est $\alpha = 0,05$.

4 Résultats

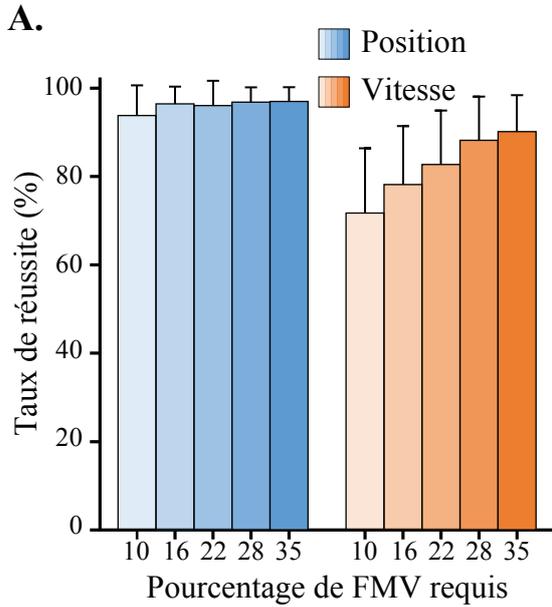
4.1 Préférences des sujets

L’intégralité des sujets préfère le contrôle en position par rapport au contrôle en vitesse, et ce quelque soit le pourcentage de force nécessaire pour la réalisation de la tâche (**figure 2.2**). L’analyse statistique montre une interaction significative du mode de contrôle et du pourcentage de force ($F_{(4;0,05)} = 4,9$ et $p = 0,001$). Les tests de comparaisons deux à deux indiqués **figure 2.2B** démontrent que les scores obtenus en contrôle position sont meilleurs que les scores obtenus en contrôle vitesse et ce quelque soit le pourcentage de force requis ($ps < 0,005$; **figure 2.2B (a)**). En contrôle position, on observe une différence significative pour les scores obtenus dans les blocs réalisés avec 10% et 22,5% ($p = 0,0020$; **figure 2.2B (b)**, écrits bleus). Cette différence est l’unique différence significative obtenue dans les tests de comparaisons deux à deux en fonction du pourcentage de force. Il semble donc qu’en contrôle position le niveau de force requis à la tâche impacte très peu les préférences des sujets. En contrôle vitesse, on observe que les scores obtenus sur les blocs réalisés avec 10% de force maximale sont significativement plus faibles que les scores obtenus aux autres blocs ($ps < 0,001$; **figure 2.2B (b)**, écrits orange). Les autres scores ne présentent pas de différences significatives. On peut donc conclure qu’en contrôle vitesse, les sujets aiment davantage contrôler le curseur avec un pourcentage de force élevé qu’avec un niveau de force équivalent à 10% de FMV.

4.2 Taux de réussite

Les taux de réussite obtenus dans les deux modes de contrôle ont été comparés selon le pourcentage de force requis pour la réalisation de la tâche ou selon l’indice de difficulté de la tâche.

La comparaison des taux de réussite obtenus dans les deux modes de contrôle selon le pourcentage de force requis montre que le contrôle position permet de meilleures performances que le contrôle vitesse, et ce quelque soit le pourcentage de force demandé au sujet (**figure 2.3A**). Ici encore, l’analyse statistique montre une interaction significative entre les deux facteurs ($Q_{(4;0,05)} = 233,8$ et $p < 0,001$). Les premiers tests post-hoc montrent que le contrôle position permet de meilleures performances que le contrôle vitesse indépendamment de la quantité



B.

a) comparaison des contrôles position et vitesse

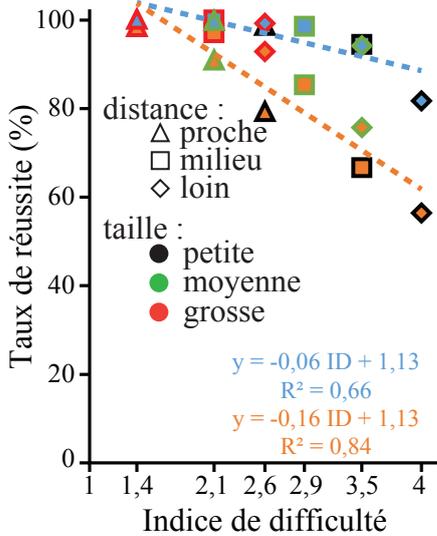
% FMV	10	16,25	22,5	28,75	35
p-value	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	0,003

b) comparaison des pourcentages de force

% FMV	10	16,25	22,5	28,75	35
10		<0,001	0,01	<0,001	<0,001
16,25	<0,001		0,97	0,965	0,88
22,5	<0,001	0,003		0,67	0,51
28,75	<0,001	<0,001	<0,001		0,997
35	<0,001	<0,001	<0,001	0,27	

position (blue), vitesse (orange)

C.



D.

a) comparaison des contrôles position et vitesse

ID	ID1	ID2a	ID2b	ID3a	ID3b	ID4	ID5a	ID5b	ID6
p-value	0,01	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001

b) comparaison des indices de difficulté

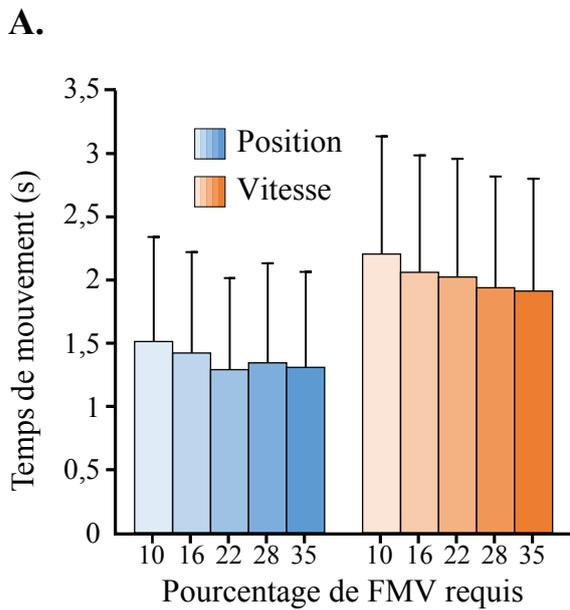
ID	ID1	ID2a	ID2b	ID3a	ID3b	ID4	ID5a	ID5b	ID6
ID1		0,99	1	0,04	0,34	0,02	<0,001	<0,001	<0,001
ID2a	<0,001		1	0,365	0,89	0,195	<0,001	<0,001	<0,001
ID2b	<0,001	<0,001		0,165	0,66	0,075	<0,001	<0,001	<0,001
ID3a	<0,001	<0,001	<0,001		0,997	1	<0,001	<0,001	<0,001
ID3b	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001		0,962	<0,001	<0,001	<0,001
ID4	<0,001	0,72	<0,001	0,006	<0,001		<0,001	<0,001	<0,001
ID5a	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	0,895	<0,001		1	<0,001
ID5b	<0,001	<0,001	<0,001	0,02	<0,005	<0,001	0,69		<0,001
ID6	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	

position (blue), vitesse (orange)

Figure 2.3 : Taux de réussite en fonction du pourcentage de FMV requis et en fonction de l'indice de difficulté de la tâche dans les deux modes de contrôle testés. **A**, histogrammes des taux de réussite en fonction des pourcentages de FMV en contrôle position (données bleues) et en contrôle vitesse (données orange). Les barres d'erreur représentent l'écart-type. **B**, résultats des tests post hoc de Tukey, même disposition qu'en **figure 2.2**. **C**, taux de réussite en fonction de l'indice de difficulté en contrôle position (symboles à remplissage bleu) et en contrôle vitesse (symboles à remplissage orange). **D**, résultats des tests post hoc de Tukey avec (a) les comparaisons deux à deux des modes de contrôle en fonction de l'indice de difficulté et (b) les comparaisons deux à deux des indices de difficulté en fonction du contrôle position (écritures bleues) et du contrôle vitesse (écritures orange). Les valeurs en gras sont significatives ($\alpha = 0,05$).

de force exigée (**figure 2.3B (a)**). En revanche, les différences entre les différents pourcentages de force testés sont modulées par le mode de contrôle associé. Ainsi, on observe en contrôle position que seuls les blocs réalisés avec 10% de FMV génèrent de moins bonnes performances que les blocs réalisés avec une force supérieure ($ps < 0.001$; **figure 2.3B (b)**, écrits bleus). En revanche, en contrôle vitesse, seuls les taux de réussite obtenus sur les blocs à 28,75% et 35% de force maximale ne sont pas significativement différents l'un de l'autre ($p = 0,27$; **figure 2.3B (b)**, écrits orange). On peut donc conclure que de façon générale, les sujets réussissent davantage la tâche lorsqu'ils contrôlent le curseur avec un contrôle en position. De plus, les différents pourcentages de force ont un impact plus important sur les performances en contrôle vitesse qu'en contrôle position. Cependant, dans les deux modes de contrôle, les essais réalisés avec un pourcentage de force minimal (10% de FMV) engendrent un taux de réussite plus faible que les autres. La courbe présentée par Slifkin et Newell (1999) montre que le ratio signal sur bruit n'est pas optimal à 10% de FMV. L'instabilité présente dans le système avec ce niveau de force semble dégrader la qualité du contrôle et les performances. En position, cette instabilité se traduit en un bruit présent lors du maintien dans la cible avec un curseur qui ne fait qu'osciller dans et autour de la cible ; en vitesse, l'instabilité se traduit en une hypersensibilité du curseur et ce dernier se déplace beaucoup trop vite pour être contrôlé avec précision et ce même si le sujet exerce une très faible quantité de force.

La comparaison des taux de réussite en fonction des indices de difficulté de la tâche montre une fois de plus que le contrôle position entraîne de meilleures performances que le contrôle vitesse indépendamment de l'indice de difficulté (**figure 2.3C et 2.3D**). L'interaction entre mode de contrôle et indice de difficulté est significative ($Q_{(8;0,05)} = 860,2$ et $p0 < 0,001$), et on observe que les différentes difficultés de la tâche n'impactent pas les performances de manière identique en fonction du mode de contrôle. En effet, alors qu'en position seuls les indices de difficulté très élevés entraînent de moins bonnes performances que les indices de difficulté faibles (**figure 2.3B (b)**, écrits bleus), en vitesse, la quasi totalité des comparaisons deux à deux sont significatives (**figure 2.3B (b)**, écrits orange). On remarque que les taux de réussite obtenus sur certaines combinaisons IDxa et IDxb sont significativement différents deux à deux. En effet, on note par exemple en contrôle vitesse que les indices de difficulté ID2a et ID2b sont significativement différents avec un meilleur taux de réussite avec l'ID2b (cible plus loin que ID2a mais plus grosse). Ce résultat laisse supposer que la taille des cibles dégrade davantage les performances des sujets que la distance. Alors que la distance va venir perturber la phase d'atteinte de la cible, la taille requiert quant à elle une bonne qualité de précision. La dégradation des performances semblerait essentiellement due à un manque de précision dans la phase d'acquisition de la cible (voir sous-section 4.5).



B.

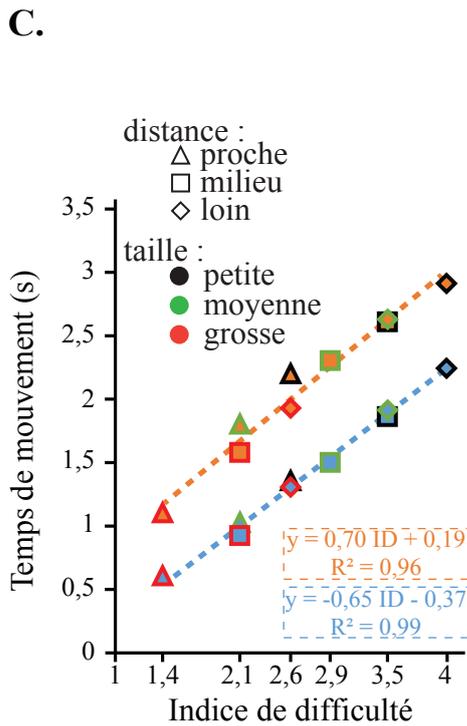
a) comparaison des contrôles position et vitesse

% FMV	10	16,25	22,5	28,75	35
p-value	<0,001	0,004	<0,001	0,011	0,067

b) comparaison des pourcentages de force

% FMV	10	16,25	22,5	28,75	35
10		<0,001	<0,001	<0,001	<0,001
16,25	<0,001		0,97	<0,001	<0,001
22,5	<0,001	<0,001		<0,001	<0,001
28,75	<0,001	<0,001	<0,001		<0,001
35	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	

vitesse



D.

a) comparaison des contrôles position et vitesse

ID	ID1	ID2a	ID2b	ID3a	ID3b	ID4	ID5a	ID5b	ID6
p-value	<0,001	<0,001	<0,001	0,057	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001

b) comparaison des indices de difficulté

ID	ID1	ID2a	ID2b	ID3a	ID3b	ID4	ID5a	ID5b	ID6
ID1		<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001
ID2a	<0,001		<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001
ID2b	<0,001	<0,001		<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001
ID3a	<0,001	<0,001	<0,001		<0,001	0,527	<0,001	<0,001	<0,001
ID3b	0,049	<0,001	<0,001	<0,001		<0,001	0,991	0,208	<0,001
ID4	<0,001	<0,001	0,044	<0,001	<0,001		<0,001	<0,001	<0,001
ID5a	<0,001	<0,001	<0,001	0,998	<0,001	<0,001		0,002	<0,001
ID5b	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001		<0,001
ID6	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	

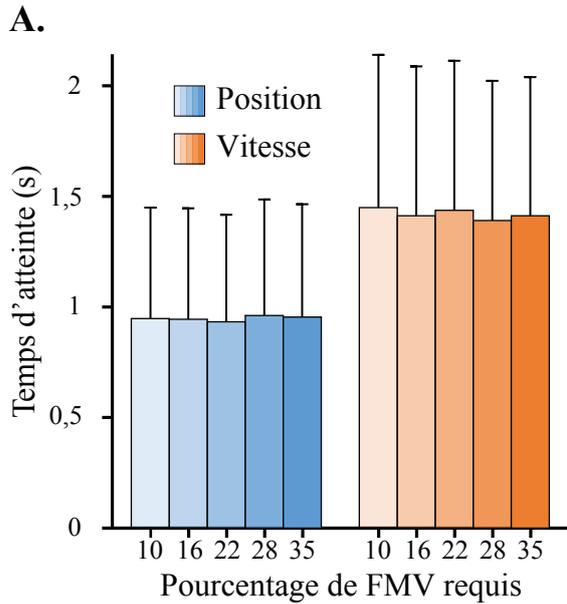
vitesse

Figure 2.4 : Temps de mouvement global en fonction du pourcentage de FMV requis et en fonction de l'indice de difficulté de la tâche dans les deux modes de contrôle testés. **A.**, histogrammes des temps de mouvement globaux en fonction des pourcentages de FMV (+std), même disposition qu'en **figure 2.3**. **B.**, résultats des tests post hoc de Tukey, même disposition qu'en **figure 2.3**. **C.**, temps de mouvement globaux en fonction de l'indice de difficulté, même disposition qu'en **figure 2.3**. **D.**, résultats des tests post hoc de Tukey, même disposition qu'en **figure 2.3**.

4.3 Temps de mouvement global : analyse des temps et loi de Fitts

L’analyse des temps de mouvement globaux montre qu’en contrôle position les sujets réussissent les essais plus rapidement qu’en contrôle vitesse ($F_{(1;0,05)} = 6362,4$ et $p < 0,001$). On observe également des effets simples du pourcentage de FMV et de l’indice de difficulté ($F_{(4;0,05)} = 133,2$ et $F_{(8;0,05)} = 1645,0$ respectivement avec $ps < 0,001$) tels que les temps de mouvements globaux sont plus longs pour des pourcentages de FMV faibles et pour des indices de difficulté élevés. Cependant, ces deux facteurs (pourcentage de FMV et indice de difficulté) impactent les temps globaux obtenus en contrôle position et vitesse. On note une interaction significative entre le mode de contrôle et le pourcentage de FMV de l’essai ($F_{(4;0,05)} = 16,3$ et $p < 0,001$; **figure 2.4A**) et une interaction significative également entre le mode de contrôle et l’indice de difficulté ($F_{(8;0,05)} = 18,3$ et $p < 0,001$; **figure 2.4C**). Les comparaisons deux à deux (**figure 2.4B**) montrent que le contrôle en position permet de réaliser la tâche plus rapidement que le contrôle vitesse pour tous les pourcentages de FMV inférieurs à 35% (**figure 2.4B (a)**). On observe également que, indépendamment du mode de contrôle, plus le pourcentage de FMV est élevé et plus les temps de mouvements vont être courts (**figure 2.4B (b)**). On en conclut donc que pour les deux modes de contrôle, les sujets sont plus rapides pour réaliser la tâche avec de hauts niveaux de FMV. Les tests post-hoc portant sur les indices de difficulté (**figure 2.4D**) montrent que le contrôle position induit des temps de mouvements globaux plus courts qu’en contrôle vitesse et ce quelque soit l’indice de difficulté (**figure 2.4C et 2.4D (a)**). On observe également que les différents indices de difficulté présentent des différences significatives deux à deux dans les deux modes de contrôle (**figure 2.4D (b)**). Il faut noter une fois encore que deux combinaisons [taille / distance] de cibles qui induisent les mêmes valeurs d’indice de difficulté ont des temps de mouvement significativement différents. Si l’on regarde plus en détails les résultats, on observe que c’est toujours les combinaisons IDxa qui présentent des temps de mouvement plus longs, or, ces indices représentent toujours une cible plus petite que les combinaisons de type IDxb. Il semblerait donc que la taille des cibles défavorise davantage le contrôle que la distance (voir aussi sous-section 4.5).

Les analyses précédentes montrent que nous obtenons bien un effet de l’indice de difficulté sur le temps de mouvement global. Les régressions linéaires calculées entre le temps de mouvement global et l’indice de difficulté présentent un coefficient de détermination significatif ($R^2 > 0,9$; **figure 2.4C**, traits pleins). Pour étudier l’impact de l’indice de difficulté sur les différents modes de contrôle, nous avons comparé les pentes et ordonnées à l’origine des régressions linéaires obtenues dans ces deux modes de contrôle (voir équations des droites sur la **figure 2.4C**). La comparaison des pentes ne montre pas de différence significative entre ces deux modes ($t = -1,55$ et $p = 0,131$). En revanche, les comparaisons des ordonnées à l’origine montrent qu’il existe une différence significative entre les deux modes de contrôle ($U = 3$ et $p < 0,001$) avec des ordonnées à l’origine en contrôle vitesse plus élevées que celles obte-



B.

a) comparaison des contrôles position et vitesse

% FMV	10	16,25	22,5	28,75	35
p-value	0,451	0,044	<0,001	0,268	0,335

b) comparaison des pourcentages de force

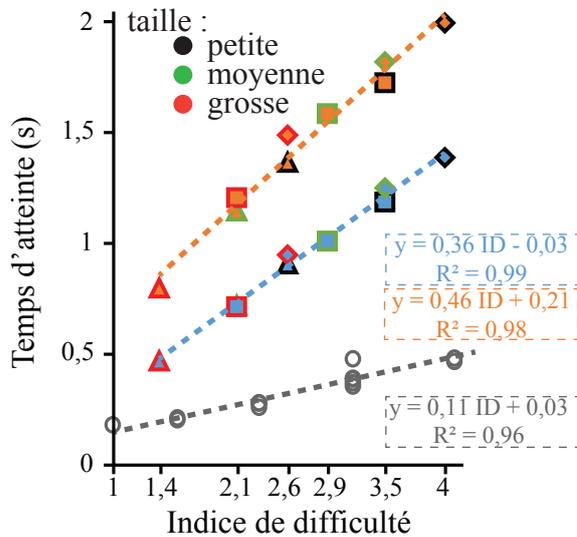
% FMV	10	16,25	22,5	28,75	35
10		0,621	1	<0,001	<0,001
16,25	0,659		0,607	<0,001	<0,001
22,5	<0,001	<0,001		<0,001	<0,001
28,75	<0,001	<0,001	<0,001		0,065
35	<0,001	<0,001	<0,001	0,03	

position

vitesse

C.

distance :
 △ proche
 □ milieu
 ◇ loin



D.

a) comparaison des contrôles position et vitesse

ID	ID1	ID2a	ID2b	ID3a	ID3b	ID4	ID5a	ID5b	ID6
p-value	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	0,003	<0,001	<0,001	<0,001

b) comparaison des indices de difficulté

ID	ID1	ID2a	ID2b	ID3a	ID3b	ID4	ID5a	ID5b	ID6
ID1		<0,001							
ID2a	<0,001		<0,001						
ID2b	<0,001	<0,001		<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001
ID3a	<0,001	<0,001	<0,001		<0,001	0,557	<0,001	<0,001	<0,001
ID3b	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001		<0,001	0,996	<0,001	<0,001
ID4	<0,001	<0,001	<0,001	0,285	<0,001		<0,001	<0,001	<0,001
ID5a	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001		<0,001	<0,001
ID5b	<0,001		<0,001						
ID6	<0,001								

position

vitesse

Figure 2.5 : Temps d'atteinte en fonction du pourcentage de FMV requis et en fonction de l'indice de difficulté de la tâche dans les deux modes de contrôle testés. **A.**, histogrammes des temps d'atteinte en fonction des pourcentages de FMV (+std), même disposition qu'en **figure 2.3**. **B.**, résultats des tests post hoc de Tukey, même disposition qu'en **figure 2.3**. **C.**, temps d'atteinte en fonction de l'indice de difficulté, même disposition qu'en **figure 2.3**. Pour permettre la comparaison de nos résultats avec de vrais mouvements, les résultats d'une tâche de pointage avec mouvements réels sont présentés par des points gris, données de MacKenzie (1992). **D.**, résultats des tests post hoc de Tukey, même disposition qu'en **figure 2.3**.

nues en contrôle position. Cette différence est redondante avec l’effet du mode de contrôle sur le temps de mouvement : le contrôle vitesse induit des temps de mouvement plus longs que le contrôle en position, les ordonnées à l’origine des régressions linéaires sont donc plus élevées en vitesse qu’en position.

Le temps de mouvement global étant la somme du temps d’atteinte et du temps d’acquisition, l’analyse de ces deux temps distincts nous a permis d’identifier les origines des effets observés. Ces effets sont-ils dus à la phase d’atteinte et/ou la phase d’acquisition ?

4.4 Temps d’atteinte : analyse des temps et loi de Fitts

Nous rappelons que le temps d’atteinte correspond au temps entre l’initiation du mouvement et la première entrée dans la cible, ce temps représente donc la phase initiale du mouvement. Durant cette phase, la composante « feedforward » est la prépondérante, cependant, nous pouvons tout de même y observer des sous-mouvements ayant pour but, par exemple, de corriger une erreur de direction rapidement détectée.

L’analyse de ces temps montre que le contrôle position permet aux sujets d’atteindre plus rapidement la cible qu’avec le contrôle vitesse ($F_{(1;0,05)} = 6080,2$ et $p < 0,001$). Cependant, cet effet est modulé par le pourcentage de FMV requis durant la tâche (double interaction significative $F_{(4;0,05)} = 10,17$ et $p < 0,001$; **figure 2.5A**) mais aussi par l’indice de difficulté de la tâche (double interaction significative $F_{(8;0,05)} = 21,71$ et $p < 0,001$; **figure 2.5C**). Il n’y a pas de triple interaction significative entre les trois facteurs ($F_{(32;0,05)} = 1,16$ et $p = 0,251$). Les tests post hoc montrent que la différence entre le contrôle position et vitesse n’est significative que pour les blocs réalisés avec 16,25% et 22,5% de FMV (**figure 2.5B (a)**). De plus en contrôle position, les temps d’atteinte avec les hauts pourcentages de FMV (28,75% et 35%) sont significativement plus grands que les temps d’atteinte des faibles pourcentages de FMV (**figure 2.5B (b)**, écrits bleus). En revanche, en contrôle vitesse, on trouve une différence significative entre tous les pourcentages de FMV deux à deux (excepté entre 10% et 16,25% de FMV). De plus, plus le niveau de force requis est important et plus le temps d’atteinte est court (**figure 2.5B (b)**, écrits orange). Alors qu’en position, les sujets réalisent des temps d’atteinte plus courts avec de faibles niveaux de force, en contrôle vitesse ils semblent plus aptes à faire des atteintes rapides pour des hauts niveaux de force. Lorsque l’on regarde les résultats en fonction des indices de difficulté on observe que le contrôle position permet d’effectuer des temps d’atteinte plus courts qu’en vitesse et ce quelque soit la difficulté de la tâche (**figure 2.5D (a)**). De plus, la quasi-totalité des comparaisons deux à deux entre les différents indices de difficulté dans les deux modes de contrôle est significative (**figure 2.5D (b)**). On observe, dans les deux modes de contrôle, que plus l’indice de difficulté de la tâche est élevé et plus les temps d’atteinte sont longs. Les temps d’atteinte générés pour les différentes combinaisons [taille / distance] ayant le même indice de difficulté sont une fois de plus significativement différents. En regardant plus en détail, on observe que ce sont les indices de difficulté IDxb qui entraînent les plus longs

temps d’atteinte. Ces indices représentant des cibles plus éloignées, un temps plus long pour les atteindre paraît logique.

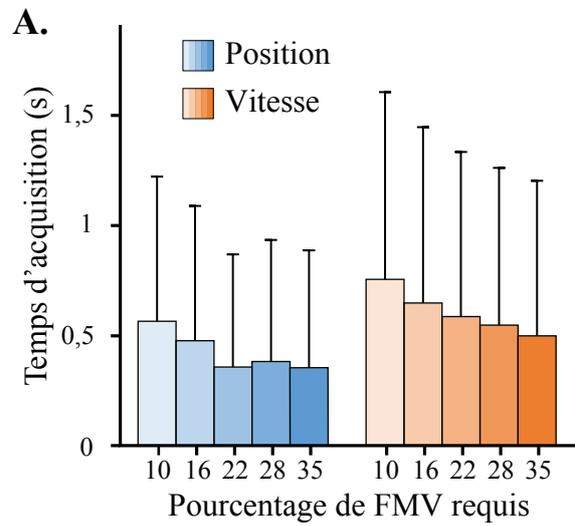
Sur le temps d’atteinte, nous retrouvons également la loi de Fitts déjà présente sur les temps de mouvement avec des régressions linéaires entre temps d’atteinte et indices de difficulté significatives avec $R^2 > 0,9$. De plus, en comparant les régressions linéaires obtenues en contrôle position avec celles obtenues en contrôle vitesse, on observe une différence significative des pentes ($t = -5,6$ et $p < 0,001$) et des ordonnées à l’origine ($U = 4$ et $p < 0,001$). Les régressions linéaires obtenues en contrôle vitesse (**figure 2.5C**, droite orange) présentent une pente plus raide et une ordonnée à l’origine plus élevée que les régressions obtenues en contrôle position (**figure 2.5C**, droite bleue). Ces résultats montrent que l’indice de difficulté impacte de façon plus importante les performances d’atteinte des sujets lorsqu’ils contrôlent le curseur via un contrôle vitesse. En résumé, l’allongement du temps d’atteinte avec l’indice de difficulté est d’autant plus important en contrôle vitesse qu’en contrôle position.

Dans cette étude, la phase d’atteinte est fortement comparable à la tâche de Fitts et l’on peut donc comparer nos temps de mouvement obtenus sur cette phase avec ceux de la littérature utilisant la tâche de Fitts avec de vrais mouvements. Dans l’étude de MacKenzie (1992), une tâche de Fitts est réalisée avec des modulations de tailles et distances de cible similaires à nos tailles et distances testées ici. Les résultats de cette étude (MacKenzie, 1992) sont représentés sur la **figure 2.5C** (droite grise). L’illustration des temps de mouvements d’atteinte en condition réelle (MacKenzie, 1992) avec ceux obtenus dans notre étude lors d’un contrôle position et contrôle vitesse d’un effecteur artificiel (curseur) montre des différences fortes des temps de mouvements. Bien que les temps d’atteinte obtenus en contrôle position sont bien plus rapides qu’en contrôle vitesse, ils restent tout de même deux à trois fois plus lents que des temps de mouvements réels (voir figure). Ainsi, même si le contrôle position semble plus naturel que le contrôle vitesse, il n’en reste pas moins différent du mouvement réel.

4.5 Temps d’acquisition : analyse des temps et loi de Fitts

Pour rappel, la phase d’acquisition correspond à la phase entre la première entrée dans la cible et la dernière entrée avant stabilisation durant 750ms. Si le sujet entre pour la première fois dans la cible et se stabilise sans jamais en ressortir, alors le temps d’acquisition est nul. Cette phase est essentielle à notre compréhension de l’implication des différentes boucles sensorimotrices dans la régulation du mouvement. En effet, à cette étape, les sous-mouvements observés permettent d’ajuster le mouvement et d’améliorer la précision de celui-ci.

L’analyse des temps d’acquisition présente (i) un effet simple du mode de contrôle avec des temps plus courts en contrôle position qu’en contrôle vitesse ($F_{(1;0,05)} = 572,7$ et $p < 0,001$, **figure 2.6**); (ii) un effet simple du pourcentage de FMV avec des temps d’acquisition plus courts pour les niveaux de force élevés ($F_{(4;0,05)} = 107,9$ et $p < 0,001$, **figure 2.6A**); (iii)



B.

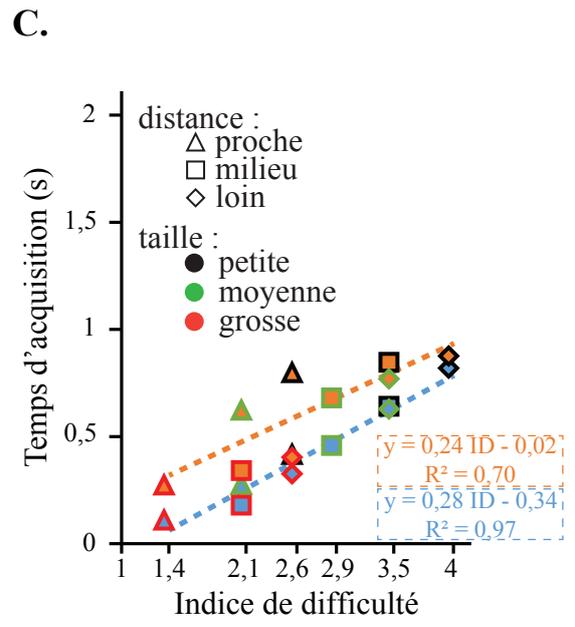
a) comparaison des contrôles position et vitesse

% FMV	10	16,25	22,5	28,75	35
p-value	<0,001	0,134	<0,001	0,011	0,01

b) comparaison des pourcentages de force

% FMV	10	16,25	22,5	28,75	35
10		<0,001	<0,001	<0,001	0,98
16,25	<0,001		1	<0,001	<0,001
22,5	<0,001	<0,001		<0,001	<0,001
28,75	<0,001	<0,001	<0,001		<0,001
35	0,336	<0,001	<0,001	<0,001	

position (blue), vitesse (orange)



D.

a) comparaison des contrôles position et vitesse

ID	ID1	ID2a	ID2b	ID3a	ID3b	ID4	ID5a	ID5b	ID6
p-value	<0,001	<0,001	<0,001	0,526	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001

b) comparaison des indices de difficulté

ID	ID1	ID2a	ID2b	ID3a	ID3b	ID4	ID5a	ID5b	ID6
ID1		0,072	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001
ID2a	<0,001		<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001
ID2b	<0,001	0,745		<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001
ID3a	<0,001	<0,001	<0,001		<0,001	1	<0,001	0,741	<0,001
ID3b	1	<0,001	<0,001	<0,001		<0,001	1	<0,001	0,739
ID4	0,147	0,028	<0,001	<0,001	0,142		<0,001	0,353	<0,001
ID5a	<0,001	1	0,442	<0,001	<0,001	0,126		<0,001	0,916
ID5b	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001		0,022
ID6	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	0,941	

position (blue), vitesse (orange)

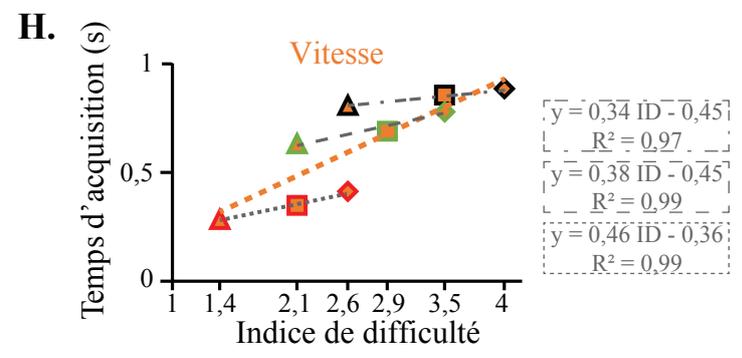
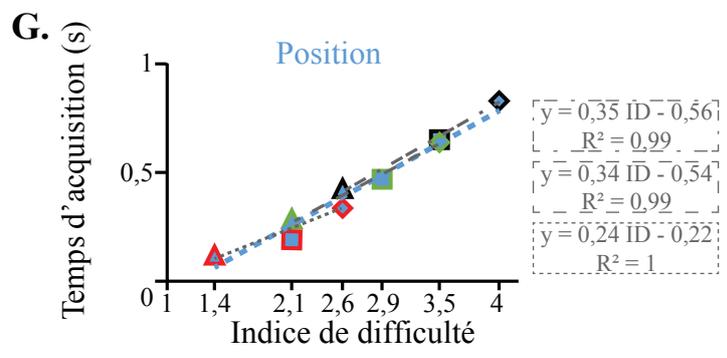
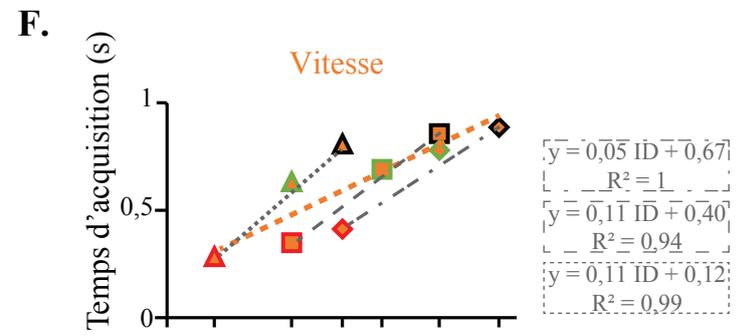
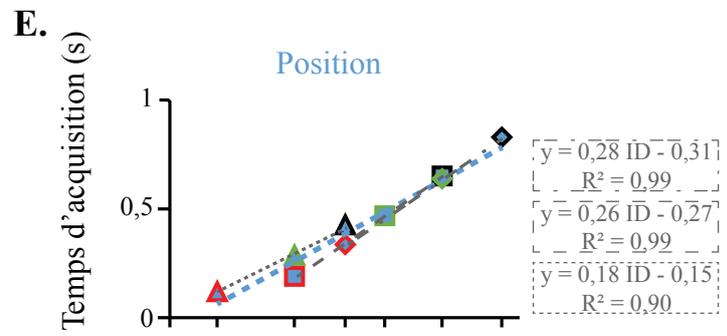


Figure 2.6 : Temps d'acquisition en fonction du pourcentage de FMV requis et en fonction de l'indice de difficulté de la tâche dans les deux modes de contrôle testés. **A.**, histogrammes des temps d'acquisition en fonction des pourcentages de FMV (+std), même disposition qu'en **figure 2.3**. **B.**, résultats des tests post hoc de Tukey, même disposition qu'en **figure 2.3**. **C.**, temps d'acquisition en fonction de l'indice de difficulté, même disposition qu'en **figure 2.3**. **D.**, résultats des tests post hoc de Tukey, même disposition qu'en **figure 2.3**. **E-F**, regroupement des temps d'acquisition en fonction de l'indice de difficulté par distance de cibles (cibles proches en pointillés courts; cibles à mi-distance en pointillés larges; cibles loin en pointillés mixtes) en contrôle position (**E**) et en contrôle vitesse (**F**). **G-H**, regroupement des temps d'acquisition en fonction de l'indice de difficulté par taille de cibles (grosses cibles en pointillés courts; cibles moyennes en pointillés larges; petites cibles en pointillés mixtes) en contrôle position (**G**) et en contrôle vitesse (**H**).

un effet simple de l’indice de difficulté avec des temps plus courts pour des indices faibles ($F_{(8;0,05)} = 317,2$ et $p < 0,001$, **figure 2.6C**). On retrouve également une interaction significative entre le mode de contrôle et le pourcentage de FMV ($F_{(4;0,05)} = 4,2$ et $p = 0,002$; **figure 2.6A**) et une interaction significative entre le mode de contrôle et l’indice de difficulté ($F_{(8;0,05)} = 19,1$ et $p < 0,001$; **figure 2.6C**). Les résultats des comparaisons deux à deux (**figure 2.6B**) montrent que le contrôle en position permet d’acquérir les cibles plus rapidement que le contrôle vitesse pour la quasi-totalité des pourcentages de FMV (**figure 2.6B (a)**). De plus, pour les deux modes de contrôle, on observe que plus le niveau de force requis pour la tâche est élevé et plus le temps d’acquisition est court (**figure 2.6B (b)**). Ce résultat peut être expliqué par le fait que pour les hauts pourcentages de FMV (tels que 28,75% et 35%), le ratio entre le bruit du système et le bruit présent dans le signal de force (essentiellement dû à des tremblements de fatigue) est optimal (Slifkin et Newell, 1999). Pour ce qui est de l’effet de l’indice de difficulté (**figure 2.6D**), on observe que, pour la quasi-totalité de ces indices, le contrôle position permet d’acquérir les cibles plus rapidement que le contrôle vitesse (**figure 2.6D (a)**). Dans les deux modes de contrôle, les comparaisons deux à deux des indices de difficulté montrent que le temps d’acquisition est d’autant plus long que l’indice de difficulté est élevé (**figure 2.6D (b)**). Attention tout de même, l’indice de difficulté semble impacter les performances obtenues dans les deux modes de contrôle de façon différente. En effet, la **figure 2.6C** illustre une répartition des symboles différente en contrôle position et en contrôle vitesse, avec une dispersion relativement linéaire en contrôle position et une dispersion plus singulière en contrôle vitesse. Cette différence est détaillée ci-dessous à travers l’analyse de la loi de Fitts.

La loi de Fitts suggère que l’évolution du temps de mouvement en fonction de l’indice de difficulté peut être modélisée par une régression linéaire. En contrôle position, la loi de Fitts est une fois de plus respectée avec des régressions linéaires présentant des coefficients de détermination significatifs et proches de 0,9 ($R_{moyen}^2 = 0,89 \pm 0,06$). En revanche, en contrôle vitesse, les régressions linéaires générées présentent des coefficients de détermination très faibles ($R_{moyen}^2 = 0,54 \pm 0,26$). La comparaison des pentes et ordonnées à l’origine n’a donc pas été réalisée. Nous avons tout de même cherché à analyser et comprendre ce résultat.

En regardant la distribution des symboles en contrôle vitesse (**figure 2.6C**, symboles remplissage orange) on observe que ces symboles ne sont pas alignés sur une unique droite, mais sont plutôt regroupés sur trois droites (**figure 2.6F et 2.6H**). La **figure 2.6F** montre qu’en regroupant les symboles par distance, les pentes des régressions linéaires entre les temps d’acquisition et la taille de la cible sont élevées (**figure 2.6F**, 0,46, 0,38 et 0,34 pour des distances proche : pointillés courts ; milieu : pointillés larges ; et loin : pointillés mixtes, respectivement). Les valeurs de ces pentes montrent donc un effet dominant de la taille de la cible. En revanche, lorsque l’on regroupe les symboles par la taille des cibles (**figure 2.6H**), on observe que les pentes des régressions linéaires entre les temps d’acquisition et les distances des cibles sont proches de 0 (**figure 2.6H**, 0,11, 0,11 et 0,05 pour des tailles grosse : pointillés courts ;

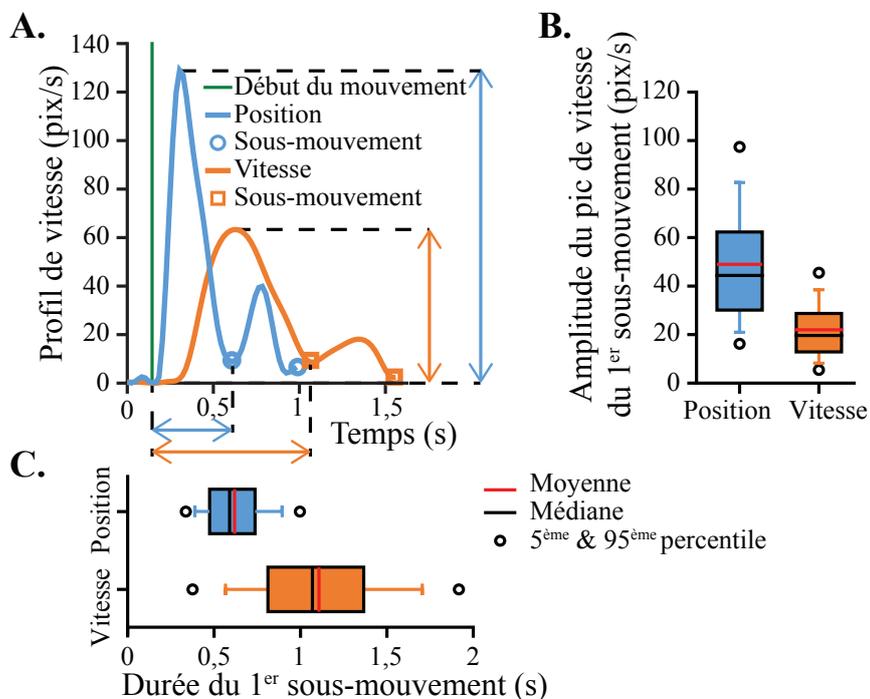
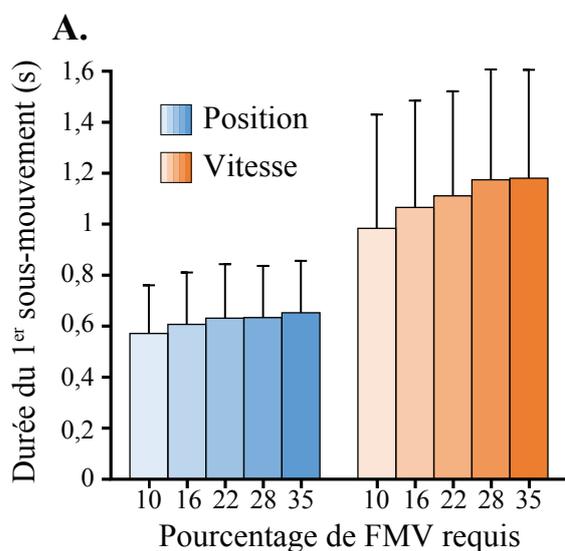


Figure 2.7 : Schématisation des profils de vitesse obtenus dans les deux modes de contrôle et illustration du 1^{er} et 2^{ème} sous-mouvement. **A**, représentation des sous-mouvements obtenus en contrôle position (traits bleus) plus courts et ayant un pic de vitesse plus élevé que pour les sous-mouvements obtenus en contrôle vitesse (traits orange). **B**, diagrammes en boîtes du pic de vitesse du 1^{er} sous-mouvement en fonction du mode de contrôle. **C**, diagrammes en boîtes de la durée du 1^{er} sous-mouvement en fonction du mode de contrôle.



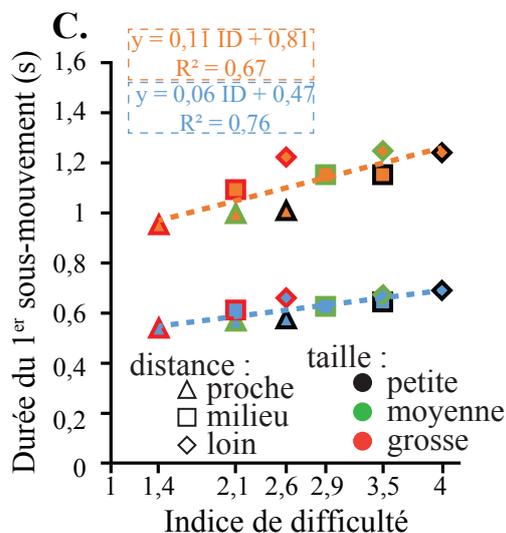
B. a) comparaison des contrôles position et vitesse

% FMV	10	16,25	22,5	28,75	35
p-value	<0,001	0,888	<0,001	<0,001	0,520

b) comparaison des pourcentages de force

% FMV	10	16,25	22,5	28,75	35
10		0,027	<0,001	<0,001	<0,001
16,25	<0,001		<0,001	<0,001	<0,001
22,5	<0,001	0,150		<0,001	<0,001
28,75	<0,001	<0,001	<0,001		<0,001
35	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	

position (bleu), vitesse (orange)



D. a) comparaison des contrôles position et vitesse

ID	ID1	ID2a	ID2b	ID3a	ID3b	ID4	ID5a	ID5b	ID6
p-value	0,017	0,003	0,004	0,014	<0,001	<0,001	<0,001	0,618	0,436

b) comparaison des indices de difficulté

ID	ID1	ID2a	ID2b	ID3a	ID3b	ID4	ID5a	ID5b	ID6
ID1		<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001
ID2a	0,998		0,001	0,188	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001
ID2b	<0,001	0,001		0,861	0,335	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001
ID3a	<0,001	<0,001	0,004		0,007	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001
ID3b	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001		<0,001	<0,001	<0,001	<0,001
ID4	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001		1	<0,001	<0,001
ID5a	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001		<0,001	<0,001
ID5b	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	0,011	1		<0,001
ID6	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	

position (bleu), vitesse (orange)

Figure 2.8 : Durée du 1^{er} sous-mouvement en fonction du pourcentage de FMV requis et en fonction de l'indice de difficulté de la tâche dans les deux modes de contrôle testés. **A**, histogrammes de la durée du 1^{er} sous-mouvement en fonction des pourcentages de FMV (+std), même disposition qu'en **figure 2.3**. **B**, résultats des tests post hoc de Tukey, même disposition qu'en **figure 2.3**. **C**, durée du 1^{er} sous-mouvement en fonction de l'indice de difficulté, même disposition qu'en **figure 2.3**. **D**, résultats des tests post hoc de Tukey, même disposition qu'en **figure 2.3**.

moyenne : pointillés larges ; et petite : pointillés mixtes, respectivement). Ces valeurs de pentes faibles témoignent donc, dans ce cas, d’un effet modéré de la distance de la cible. En contrôle vitesse, la taille de la cible semble donc jouer un rôle essentiel dans la réussite de la tâche, tandis que sa distance a un impact bien plus modéré.

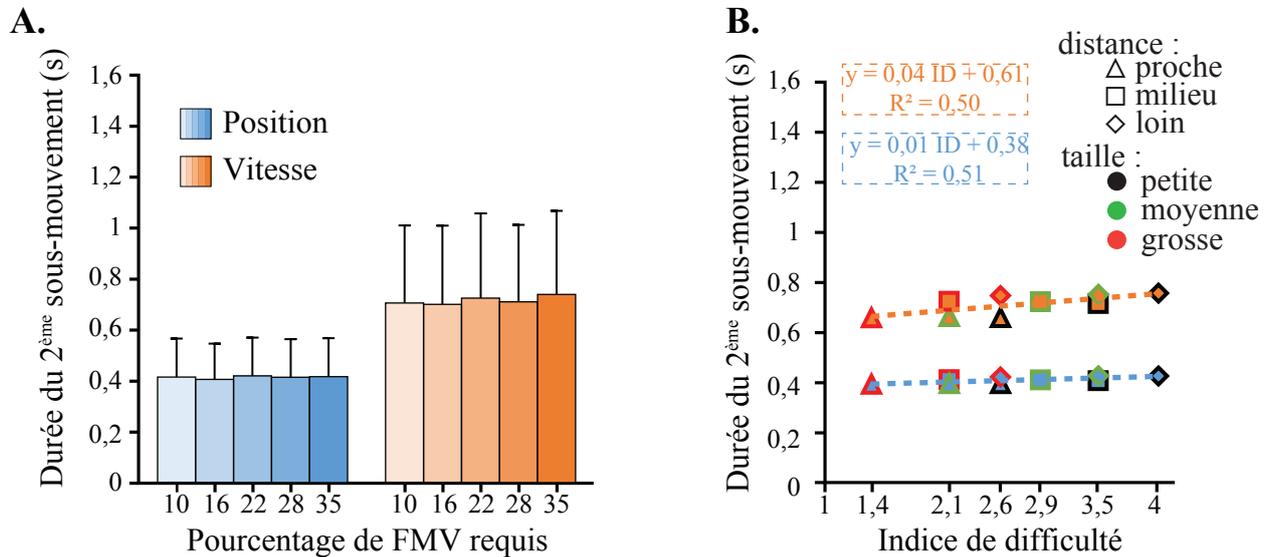
En contrôle position, quelque soit le regroupement réalisé, on obtient des régressions quasi-superposées, témoignant d’un impact à la fois de la taille et de la distance des cibles sur le temps d’acquisition (**figure 2.6E** et **2.6G**).

4.6 Sous-mouvements : durée et amplitude

Les profils de vitesse obtenus en contrôle position et en contrôle vitesse montrent des caractéristiques très différentes (**figure 2.7A**). Ces caractéristiques se reflètent dans les sous-mouvements détectés : les sous-mouvements obtenus en contrôle en position semblent deux fois plus courts (**figure 2.7C**) avec des amplitudes de pic de vitesse deux fois plus grandes (**figure 2.7B**) que pour les sous-mouvements obtenus en contrôle vitesse. Nous avons concentré nos analyses sur la durée et l’amplitude des pics de vitesse du 1^{er} et du 2^{ème} sous-mouvement de chaque essai. Ces sous-mouvements caractérisent respectivement la planification du mouvement (1^{er} sous-mouvement) et les premiers processus de correction (2^{ème} sous-mouvement).

Durée du 1^{er} sous-mouvement.

L’analyse de la durée du 1^{er} sous-mouvement montre : (i) un effet simple du mode de contrôle avec des sous-mouvements plus courts en contrôle position qu’en contrôle vitesse ($F_{(1;0,05)} = 13471,0$ et $p < 0,001$, **figure 2.8**); (ii) un effet simple du pourcentage de FMV indiquant un allongement de la durée du sous-mouvement avec l’augmentation du niveau de force ($F_{(4;0,05)} = 126,5$ et $p < 0,001$; **figure 2.8A**); (iii) un effet simple de l’indice de difficulté indiquant un allongement de la durée du sous-mouvement avec l’augmentation de l’indice de difficulté ($F_{(8;0,05)} = 161,7$ et $p < 0,001$; **figure 2.8C**). Cependant, ces différents effets ne sont pas interprétables en l’état puisque les interactions entre, d’une part, le mode de contrôle et le pourcentage de FMV et, d’autre part, entre le mode de contrôle et l’indice de difficulté sont significatives ($F_{(4;0,05)} = 26,4$ et $F_{(8;0,05)} = 23,4$ respectivement avec $ps < 0,001$; **figure 2.8A** et **2.8C**). Les comparaisons deux à deux (**figure 2.8B**) montrent, qu’à l’exception des blocs réalisés avec 16,25% et 35% de FMV, le 1^{er} sous-mouvement détecté est significativement plus court en contrôle position qu’en contrôle vitesse (**figure 2.8B (a)**). De plus, pour les deux modes de contrôle, on observe un allongement significatif de la durée du 1^{er} sous-mouvement avec l’augmentation du pourcentage de FMV (**figure 2.8B (b)**). En effet, plus le pourcentage de force requis dans la tâche est élevé et plus le sous-mouvement est long. Les analyses post-hoc de l’interaction entre le mode de contrôle et l’indice de difficulté (**figure 2.8D**) montrent que pour les indices de difficulté inférieurs à l’indice ID5b, le 1^{er} sous-mouvement produit en contrôle position est plus court que celui détecté en contrôle vitesse (**figure 2.8D (a)**). Enfin, les com-



C.

a) comparaison des contrôles position et vitesse

ID	ID1	ID2a	ID2b	ID3a	ID3b	ID4	ID5a	ID5b	ID6
p-value	0,696	0,125	0,205	0,023	<0,001	<0,001	<0,001	0,481	0,714

b) comparaison des indices de difficulté

ID	ID1	ID2a	ID2b	ID3a	ID3b	ID4	ID5a	ID5b	ID6
ID1		0,791	0,132	0,911	0,055	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001
ID2a	1		0,961	1	0,832	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001
ID2b	0,838	0,769		0,754	1	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001
ID3a	0,027	0,015	0,658		0,487	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001
ID3b	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001		<0,001	<0,001	<0,001	<0,001
ID4	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001		1	<0,001	<0,001
ID5a	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	0,428		<0,001	<0,001
ID5b	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	0,989	0,042		0,079
ID6	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	<0,001	0,163	0,999	0,010	

position

vitesse

Figure 2.9 : Durée du 2^{ème} sous-mouvement en fonction du pourcentage de FMV requis et en fonction de l'indice de difficulté de la tâche dans les deux modes de contrôle testés. **A.**, histogrammes de la durée du 2^{ème} sous-mouvement en fonction des pourcentages de FMV (+std), même disposition qu'en **figure 2.3**. **B.**, durée du 2^{ème} sous-mouvement en fonction de l'indice de difficulté, même disposition qu'en **figure 2.3**. **C.**, résultats des tests post hoc de Tukey de l'interaction du mode de contrôle avec l'indice de difficulté, même disposition qu'en **figure 2.3**.

paraisons deux à deux des indices de difficulté montrent que la durée du 1^{er} sous-mouvement augmente de façon significative avec l’indice de difficulté (**figure 2.8D (b)**).

Durée du 2^{ème} sous-mouvement.

L’analyse des durées du 2^{ème} sous-mouvement montre des effets plus modérés (**figure 2.9**). Ici encore, nous obtenons les effets simples de chacun des paramètres avec : (i) un effet simple du mode de contrôle avec un 2^{ème} sous-mouvement plus court en contrôle position qu’en contrôle vitesse ($F_{(1;0,05)} = 7227,3$ et $p < 0,001$); (ii) un effet simple du pourcentage de FMV indiquant un allongement de la durée du 2^{ème} sous-mouvement avec l’augmentation du niveau de force ($F_{(4;0,05)} = 4,9$ et $p < 0,001$; **figure 2.9A**); (iii) un effet simple de l’indice de difficulté avec un 2^{ème} sous-mouvement qui s’allonge pour des indices de difficultés élevés ($F_{(8;0,05)} = 25,3$ et $p < 0,001$; **figure 2.9C**). L’interaction entre le mode de contrôle et le pourcentage de force n’est pas significative ($F_{(4;0,05)} = 2,1$ et $p = 0,078$, **figure 2.9A**), l’effet du mode de contrôle n’est donc pas impacté par le niveau de force ici. En revanche, l’interaction entre le mode de contrôle et l’indice de difficulté est, quant à elle, toujours présente ($F_{(8;0,05)} = 6,5$ et $p < 0,001$; **figure 2.9C**). Les comparaisons deux à deux de cette interaction (**figure 2.9D**) montrent que le 2^{ème} sous-mouvement est plus court en contrôle position qu’en contrôle vitesse uniquement pour les indices de difficultés entre ID3a et ID5a, soit pour des indices de difficultés intermédiaires (**figure 2.9D (a)**). De plus, en contrôle vitesse, plus l’indice de difficulté de l’essai est élevé et plus le 2^{ème} sous-mouvement est long (**figure 2.9D (b)**, écrits orange). En contrôle position, cet effet est présent seulement pour les indices de difficulté élevés (**figure 2.9D (b)**, écrits bleus). Il est important de retenir que ce sous-mouvement, impliqué dans les premiers processus de correction, présente une durée environ deux fois plus longue en contrôle vitesse qu’en contrôle position (illustré sur la **figure 2.7A** et **2.7C**).

Amplitude du pic de vitesse du 1^{er} sous-mouvement.

L’analyse des amplitudes du pic de vitesse du 1^{er} sous-mouvement montre un effet simple des trois facteurs étudiés. On observe : (i) un effet simple du mode de contrôle avec un pic de vitesse plus élevé en contrôle position qu’en contrôle vitesse ($F_{(1;0,05)} = 13670,5$ et $p < 0,001$); (ii) un effet simple du pourcentage de FMV avec une amplitude de pic du 1^{er} sous-mouvement plus importante pour les faibles pourcentages de FMV ($F_{(4;0,05)} = 68,1$ et $p < 0,001$; **figure 2.10A**); (iii) un effet simple de l’indice de difficulté indiquant une amplitude du pic du 1^{er} sous-mouvement élevée pour les indices de difficulté associés à des cibles loin du centre ($F_{(8;0,05)} = 1057,2$ et $p < 0,001$; **figure 2.10B**). Les analyses montrent également une triple interaction entre les trois facteurs ($F_{(32;0,05)} = 1,9$ et $p < 0,001$). Une triple interaction étant difficile à illustrer et interpréter en détails, nous avons choisi de donner, uniquement, le sens principal de cette triple interaction.

L’amplitude du pic de vitesse du 1^{er} sous-mouvement est plus élevée pour les cibles situées loin du centre (indice de difficulté élevé; **figure 2.10B**), et ce d’autant plus si le pourcentage

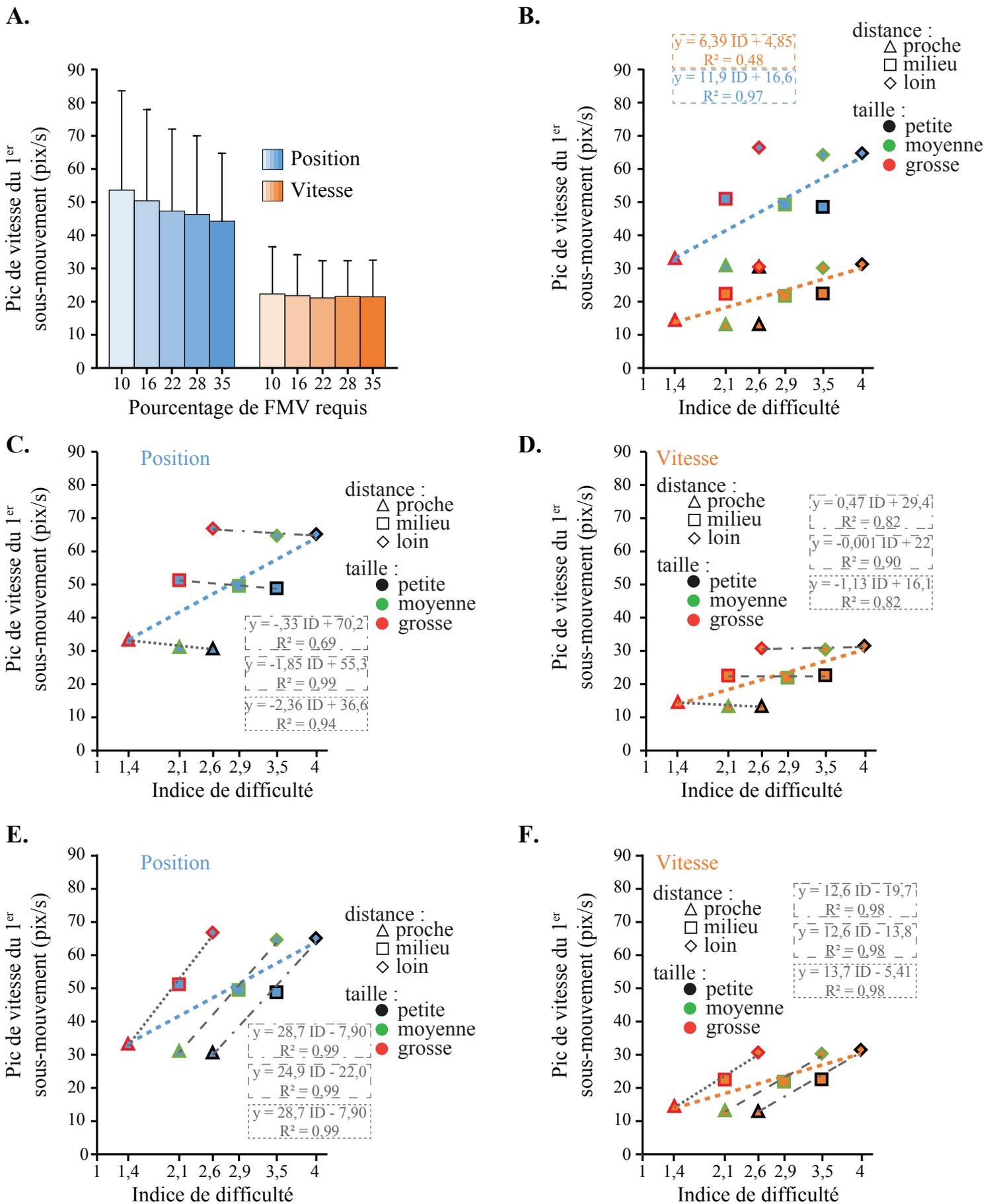


Figure 2.10 : Amplitude du pic de vitesse du 1^{er} sous-mouvement en fonction du pourcentage de FMV requis et en fonction de l'indice de difficulté de la tâche dans les deux modes de contrôle testés. **A**, histogrammes de l'amplitude du pic de vitesse du 1^{er} sous-mouvement en fonction des pourcentages de FMV (+std), même disposition qu'en **figure 2.3**. **B**, amplitude du pic de vitesse du 1^{er} sous-mouvement en fonction de l'indice de difficulté, même disposition qu'en **figure 2.3**. **C-D**, regroupement de l'amplitude du pic de vitesse du 1^{er} sous-mouvement en fonction de l'indice de difficulté par distance de cibles en contrôle position (**C**) et en contrôle vitesse (**D**), même disposition qu'en **figure 2.6**. **E-F**, regroupement de l'amplitude du pic de vitesse du 1^{er} sous-mouvement en fonction de l'indice de difficulté par taille de cibles en contrôle position (**E**) et en contrôle vitesse (**F**), même disposition qu'en **figure 2.6**

requis à la tâche est faible. Ces effets s’observent essentiellement en contrôle position (**figure 2.10A** et **2.10B**). Cette triple interaction est finalement assez logique et se justifie sur différents points. Tout d’abord, pour réaliser un mouvement rapide malgré la distance élevée de la cible, la vitesse de déplacement doit être plus élevée (**figure 2.10B**). Induire une vitesse élevée au curseur est d’autant plus facile que le niveau de force requis à la tâche est faible. Dans ce cas, plus le niveau de force est faible et plus le curseur se déplacera rapidement (**figure 2.10A**).

De façon similaire à la manipulation réalisée dans la sous-section 4.5 portant sur l’analyse des temps d’acquisition, nous avons isolés les nuages de points décrivant l’amplitude des pics de vitesse (**figure 2.10B**) en quatre sous graphiques dans le but d’illustrer la distribution atypique des symboles (**figure 2.10C-F**). Ces graphiques nous permettent d’illustrer l’effet de la distance et de la taille des cibles sur l’amplitude du pic de vitesse du 1^{er} sous-mouvement dans les deux modes de contrôle. Les **figures 2.10C** et **2.10D** sur lesquelles les symboles sont regroupés par distance, montrent que pour les deux modes de contrôle, la taille de la cible impacte peu les résultats. En effet, les valeurs de pente obtenus sur les trois distances sont relativement proches de 0 (**figure 2.10C-D**, droites en pointillés courts, longs et mixtes pour les distances proche, milieu et loin, respectivement). En revanche les **figures 2.10E** et **2.10F** montrent un effet important de la distance sur l’amplitude du pic de vitesse du 1^{er} sous-mouvement. En effet, en regroupant les symboles par la taille de la cible, on observe que les valeurs des pentes de régressions linéaires entre l’amplitude du pic de vitesse et la distance de la cible sont très fortes (*e.g.* 28, 70 et 13, 76 pour les régressions des cibles grosses, pointillés courts, dans les contrôles position et vitesse, respectivement ; **figure 2.10E-F**). Ainsi, ces figures témoignent du fort impact de la distance des cibles, et d’un impact plus modéré de la taille, sur l’amplitude du pic de vitesse du 1^{er} sous-mouvement. L’effet montre que plus la distance à parcourir est importante, plus ce pic va être grand.

Amplitude du pic de vitesse du 2^{ème} sous-mouvement.

Les résultats de l’analyse de l’amplitude du pic de vitesse du 2^{ème} sous-mouvement sont similaires à ceux présentés pour le 1^{er} sous-mouvement. On a alors : (i) un effet simple du mode de contrôle avec une amplitude du pic plus élevée en contrôle position qu’en contrôle vitesse ($F_{(1;0,05)} = 3714,2$ et $p < 0,001$); (ii) un effet simple du pourcentage de FMV indiquant un pic de vitesse plus élevé pour les faibles pourcentages de FMV ($F_{(4;0,05)} = 93,8$ et $p < 0,001$; **figure 2.11A**); (iii) un effet simple de l’indice de difficulté avec une amplitude du pic de vitesse du 2^{ème} sous-mouvement élevée pour les indices de difficulté associés à des cibles loin du centre ($F_{(8;0,05)} = 302,1$ et $p < 0,001$; **figure 2.11C**). Ces effets simples sont modulés par la présence d’une interaction significative, d’une part, entre le mode de contrôle et le pourcentage de FMV ($F_{(4;0,05)} = 11,2$ et $p < 0,001$; **figure 2.11A**), et d’autre part, entre le mode de contrôle et l’indice de difficulté ($F_{(8;0,05)} = 47,0$ et $p < 0,001$; **figure 2.11C**). Les comparaisons deux à deux montrent que, dans les deux modes de contrôle, l’amplitude du pic de vitesse du 2^{ème} sous-

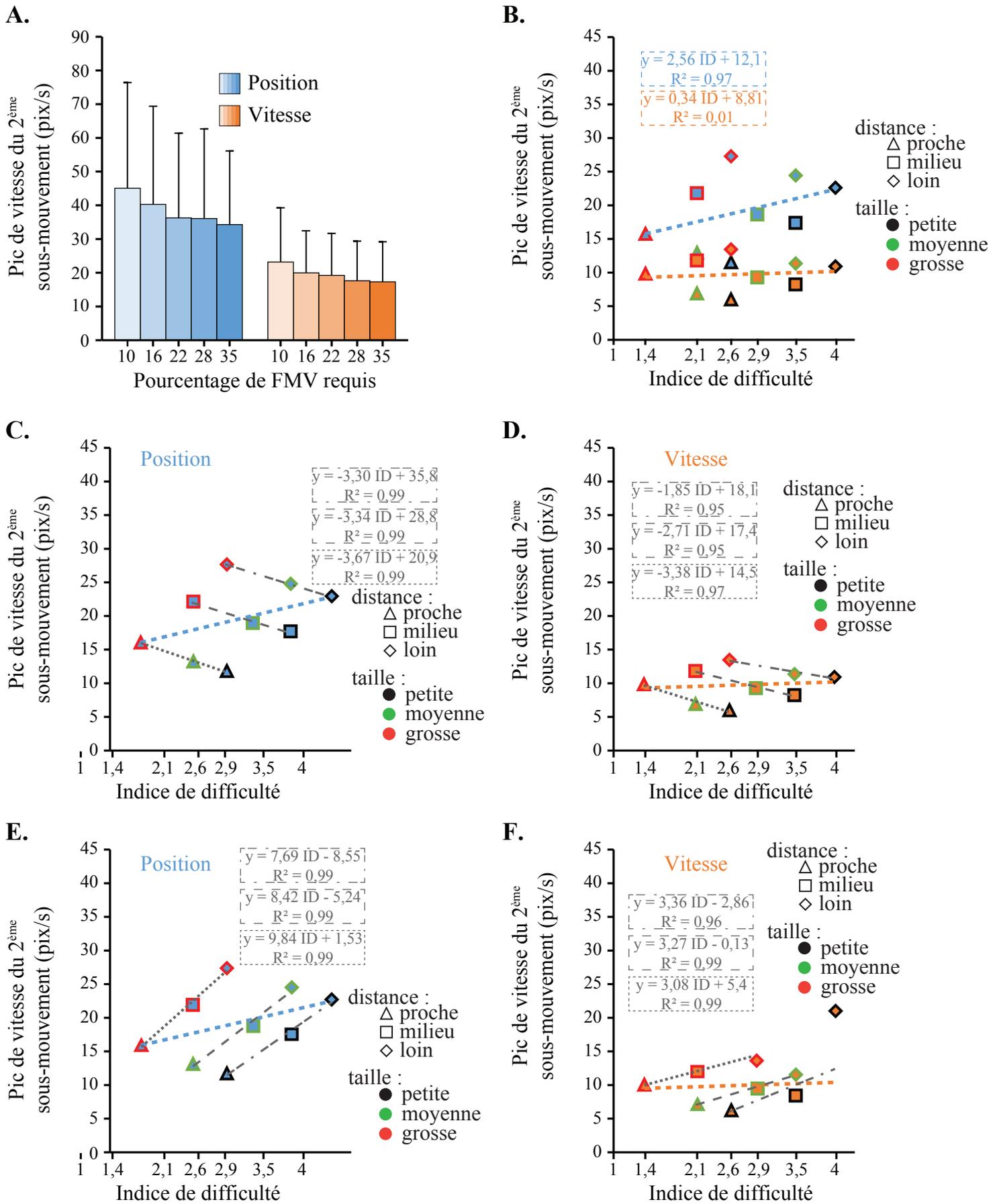


Figure 2.11 : Amplitude du pic de vitesse du 2^{ème} sous-movement en fonction du pourcentage de FMV requis et en fonction de l'indice de difficulté de la tâche dans les deux modes de contrôle testés. **A**, histogrammes de l'amplitude du pic de vitesse du 2^{ème} sous-movement en fonction des pourcentages de FMV (+std), même disposition qu'en **figure 2.3**. **B**, amplitude du pic de vitesse du 2^{ème} sous-movement en fonction de l'indice de difficulté, même disposition qu'en **figure 2.3**. **C-D**, regroupement de l'amplitude du pic de vitesse du 2^{ème} sous-movement en fonction de l'indice de difficulté par distance de cibles en contrôle position (**C**) et en contrôle vitesse (**D**), même disposition qu'en **figure 2.6**. **E-F**, regroupement de l'amplitude du pic de vitesse du 2^{ème} sous-movement en fonction de l'indice de difficulté par taille de cibles en contrôle position (**E**) et en contrôle vitesse (**F**), même disposition qu'en **figure 2.6**

mouvement est d’autant plus importante que le pourcentage de force est faible (**figure 2.11B (b)**). De plus, l’amplitude du pic de vitesse est également plus élevée en contrôle position qu’en contrôle vitesse, quelque soit l’indice de difficulté (**figure 2.11D (a)**) et pour des niveaux de force faibles (**figure 2.11B (a)**). Enfin, on observe également que plus l’indice de difficulté représente une cible loin, plus l’amplitude du pic de vitesse du 2^{ème} sous-mouvement est élevé, et ce d’autant plus en contrôle position qu’en contrôle vitesse (**figure 2.11D (b)**).

Les différences observées sur le pic de vitesse du 1^{er} sous-mouvement se retrouvent donc sur le 2^{ème} sous-mouvement, davantage impliqué dans la régulation du mouvement. Par ailleurs, dans le but de mieux comprendre les effets de l’indice de difficulté sur l’amplitude du pic de vitesse du 2^{ème} sous-mouvement, nous avons, une fois de plus regroupé les différents symboles du nuage de point illustré **figure 2.11C** en fonction des distances, ou tailles des cibles (**figure 2.11E-H**). Les différentes pentes observées lors du regroupement en fonction des distances montrent alors un effet modéré et négatif de la taille de la cible dans les deux modes de contrôle (**figure 2.11E-F**). Les **figures 2.11G-H** illustrent, en revanche, un effet prédominant de la distance avec des valeurs de pentes élevées. Cet effet se retrouve davantage en contrôle position qu’en contrôle vitesse. Il semblerait donc que la distance de la cible impacte davantage l’amplitude de pic de vitesse du 2^{ème} sous-mouvement que sa taille. De plus, l’augmentation de cette amplitude est significative avec l’augmentation de la distance de la cible au centre (**figures 2.11G-H**). La taille de la cible présente un effet plus modéré et inverse : plus la cible est grosse et plus l’amplitude sera grande (pentes des régressions négatives, **figure 2.11E-F**).

L’analyse des pics de vitesse est difficile d’interprétation. Cependant, il faut retenir qu’en contrôle position, ces pics sont plus élevés que ceux observés en contrôle vitesse. Cet effet résonne avec les différences des temps obtenus en contrôle position et vitesse. En effet, nous avons précédemment montré que les temps obtenus en contrôle vitesse sont plus longs que ceux obtenus en contrôle position. Ici, nous venons de montrer que les pics de vitesse sont plus faibles en contrôle vitesse qu’en contrôle position. Il semblerait donc qu’en contrôle vitesse, les sujets ont besoin de ralentir le déplacement du curseur pour mieux contrôler la précision du mouvement. En revanche, en contrôle position, cette distinction entre vitesse de déplacement et précision du mouvement est moins conflictuelle.

5 Discussion

Dans cette étude, la comparaison entre le contrôle position et le contrôle vitesse a été faite sur différents plans : (i) évaluation subjective des sujets via le questionnaire d’utilisabilité, (ii) quantification taux de réussite dans les différentes conditions, (iii) analyse des temps de mouvement des essais réussis et (iv) une analyse de la dynamique des essais à partir des profils de vitesse. Les résultats montrent que le contrôle position est préféré par l’ensemble des sujets, induit

de meilleures performances (taux de réussite plus élevé et temps de mouvement plus courts), et présente une dynamique davantage semblable à un mouvement naturel (sous-mouvement court avec un pic de vitesse élevé) que le contrôle vitesse.

Le contrôle position, préféré par les sujets, permet de meilleures performance que le contrôle vitesse.

Les résultats obtenus dans cette étude montrent que le contrôle position est non seulement le mode de contrôle préféré par l’ensemble des sujets, mais permet aussi de mieux réussir la tâche et de produire des mouvements plus précis plus rapidement. Plusieurs études présentent le même résultat dans des tâches où le contrôle position est réalisé sur la base de mouvement réel (Kim *et al.*, 1987; Corbett *et al.*, 2011; Teather et MacKenzie, 2014). Par exemple, Teather et MacKenzie (2014) utilisent une tâche d’acquisition de cibles dans laquelle les sujets contrôlent le mouvement d’un curseur sur un écran de tablette à partir du degré d’inclinaison de celle-ci. La position (contrôle position) ou la vitesse de déplacement du curseur (contrôle vitesse) sont proportionnelles au degré d’inclinaison de la tablette. Cependant, pour incliner plus ou moins une tablette, les sujets ont réalisé des mouvements réels d’adduction/abduction et supination/pronation du poignet. L’ensemble des boucles sensorimotrices est alors intacte, et les informations à la fois inhérentes à la commande motrice et apportées par les différents systèmes proprioceptifs et extéroceptifs indiquent à tout instant aux sujets la réelle position de leur membre. Ces informations sur la position réelle du membre permettent alors aux sujets de mieux contrôler le curseur à partir d’un contrôle position, où la position du membre est congruente avec la position du curseur, qu’à partir d’un contrôle vitesse, où cette congruence n’existe pas. Dans notre cas, nous avons travaillé dans un contexte isométrique, où les forces exercées par les sujets au niveau de l’articulation du poignet n’engendrent aucun mouvement. Ce contexte isométrique nous permet non seulement de nous approcher de la condition amputée, mais également de nous placer dans une configuration où certaines boucles sensorimotrices sont dégradées.

Dans notre étude nous avons donc mis en évidence que le contrôle position permet de meilleures performances que le contrôle vitesse et ce, malgré la dégradation de certaines boucles sensorimotrices utilisées lors de la réalisation de mouvement réel pour informer de la position articulaire des membres par exemple (*e.g.* mécanorecepteurs de la capsule articulaire; Dietz, 2002).

Le contrôle vitesse au centre du conflit vitesse-précision.

L’utilisation d’une tâche d’acquisition présentant différents niveaux de difficulté, de par la variation des tailles et distances de cible, nous a permis d’adresser le conflit vitesse-précision. Nous avons considéré que les mouvements réalisés dans cette tâche pouvaient être scindés en deux phases. La première phase, la phase d’atteinte, repose essentiellement sur des mécanismes « feedforward » où une première commande motrice est exécutée et durant laquelle les mécanis-

mes de régulation entrent peu en jeu. Cette phase d’atteinte, dans laquelle des sous-mouvements d’ajustement peuvent déjà être observés, est comparable à une tâche classique de pointage telle que celle proposée par Fitts (1954) dans laquelle les sujets réalisent des mouvements réels de pointage en effectuant des allers-retours entre deux cibles de tailles et distances variées. La deuxième phase, la phase d’acquisition, requiert quant à elle la mise en place de processus correctifs pour réguler la commande et ainsi améliorer la précision du mouvement. L’implication des différentes boucles sensorimotrices dans la régulation du mouvement est essentiellement mise en évidence lors de cette phase d’acquisition.

Durant la **phase d’atteinte**, consistant à produire un mouvement pour se rapprocher de la cible, on observe que les sujets sont plus rapides en contrôle position qu’en contrôle vitesse (temps d’atteinte approximativement 50% plus courts en contrôle position). De plus, ces temps d’atteinte, obtenus dans les deux modes de contrôles, s’allongent avec l’augmentation de l’indice de difficulté. Nous pouvons donc, en contrôle position et en contrôle vitesse, expliquer les différents temps d’atteinte par l’indice de difficulté sur la base d’une fonction linéaire croissante (loi de Fitts ; Fitts, 1954). En contrôle vitesse, les résultats montrent que la pente et l’ordonnée à l’origine de cette relation linéaire entre le temps d’atteinte et l’indice de difficulté sont plus élevées que celles observées en contrôle position. Ce résultat suggère que l’indice de difficulté impacte davantage le contrôle vitesse que le contrôle position.

Différentes études proposent d’expliquer la loi de Fitts – soit un allongement du temps d’atteinte avec l’augmentation de l’indice de difficulté, par le fait qu’un indice de difficulté plus grand requiert la mise en place de mécanismes correctifs et, de fait, l’apparition de sous-mouvements (Keele, 1968b; Crossman et Goodeve, 1983). De plus, plus la contrainte est forte et plus le nombre de sous-mouvements nécessaire à la régulation et à la réussite de la tâche sera élevé (Jagacinski *et al.*, 1978). Dans notre cas, nous avons également observé que les sous-mouvements obtenus en contrôle vitesse sont deux fois plus longs que ceux obtenus en contrôle position. Par conséquent, si l’augmentation de l’indice de difficulté implique aussi une augmentation du nombre de sous-mouvements, alors l’allongement des temps d’atteinte sera d’autant plus fort en contrôle vitesse qu’en contrôle position.

Alors qu’en phase d’atteinte il est possible d’observer des sous-mouvements correctifs, en particulier pour des essais où l’indice de difficulté est élevé, lors de la **phase d’acquisition** ces processus correctifs deviennent indispensables. En effet, comme dit précédemment, pour acquérir une cible, les sujets doivent stabiliser le curseur à l’intérieur de celle-ci. Deux comportements peuvent être dans ce cas observés : soit le sujet réussit à stabiliser son curseur dans la cible dès la première atteinte auquel cas le temps d’acquisition est nul, soit le curseur ressort de la cible suite à la première atteinte et le sujet devra alors corriger voire planifier un nouveau mouvement pour ramener le curseur dans la cible et l’y stabiliser. Le deuxième cas met en avant le rôle des boucles sensorimotrices dans la régulation du mouvement. Par ailleurs, du fait de leur implémentation, le fait de maintenir le curseur dans la cible ne repose pas sur les mêmes

processus en contrôle position et en contrôle vitesse. En effet, alors qu’en contrôle position le sujet doit maintenir sa force pour maintenir le curseur dans la cible, en contrôle vitesse il doit au contraire relâcher cette force pour stopper le mouvement du curseur et donc le stabiliser dans la cible.

Les résultats nous ont permis de mettre en évidence que les temps d’acquisition obtenus en contrôle position sont plus courts que ceux obtenus en contrôle vitesse (environ 30% plus courts). Comme pour les temps d’atteinte, on observe également que plus l’indice de difficulté est élevé et plus le temps d’acquisition est long. Cependant, cet effet se retrouve uniquement en contrôle position. En effet, en contrôle position la taille et la distance de la cible impactent toutes deux la capacité des sujets à acquérir la cible rapidement. En revanche, en contrôle vitesse, c’est la réduction de la taille de la cible qui impacte principalement le temps d’acquisition. Comment expliquer l’absence d’impact de la distance de la cible sur le temps d’acquisition en contrôle vitesse pourtant présent en contrôle position ? Je rappelle qu’en contrôle vitesse, dès lors que le sujet relâche sa force dans le dispositif, le curseur s’immobilise. Ainsi, une fois que le sujet a amené le curseur à proximité de la cible, voire a atteint une première fois la cible, les ajustements nécessaires à son acquisition sont similaires quelque soit la distance entre le centre de l’écran et la cible. Au contraire, en contrôle position, maintenir le curseur dans une cible loin requiert l’exercice d’une force plus importante que celle nécessaire au maintien du curseur dans une cible proche, et implique donc plus de variabilité associée à ce maintien de force.

Le contrôle vitesse pénalisé par le temps de relâchement nécessaire à l’arrêt du curseur.

L’analyse des sous-mouvements a mis en évidence que les sous-mouvements produits lors des essais en contrôle position sont deux fois plus courts, et ont un pic de vitesse deux fois plus important, que les sous-mouvements observés en contrôle vitesse. Seuls les deux premiers sous-mouvements ont été analysés. Alors que le premier sous-mouvement correspond plutôt à une commande balistique représentant principalement la phase « feedforward » du mouvement, le deuxième sous-mouvement a plutôt un rôle de régulation et/ou correction du mouvement. Même si ces deux sous-mouvements représentent des phases différentes dans la réalisation du mouvement, à savoir les phases de production et de régulation, les différences observées entre les sous-mouvements produits en contrôle position et ceux produits en contrôle vitesse sont de même nature sur les deux sous-mouvements. Ainsi, on a toujours des sous-mouvements bien plus courts avec des pics de vitesse bien plus élevés en contrôle position qu’en contrôle vitesse.

Une interprétation possible de ces résultats repose sur l’idée que, en contrôle vitesse uniquement, les sujets doivent planifier le temps de relâchement de la contraction nécessaire à l’arrêt du curseur. En effet, en contrôle vitesse il ne faut pas exercer et maintenir une force pour aller vers et maintenir le curseur dans la cible, mais il faut en revanche exercer une force pour aller et relâcher cette force pour stopper le curseur. Lors d’un contrôle sensorimoteur naturel, les processus pour aller vers et ceux pour maintenir sont différents (Shadmehr, 2017). En effet, lorsqu’on produit un mouvement, l’ensemble des boucles sensorimotrices va infor-

mer le système de la bonne mise en marche du mouvement et va, par ajustement ou replanification de la commande, permettre sa régulation et/ou sa correction en ligne. En revanche, lorsque l’on maintient le membre dans l’espace par exemple, il est supposé que seuls des mécanismes de plus bas niveaux régulent le maintien des différentes tensions et contractions nécessaires pour annuler les forces gravitaires et maintenir le point d’équilibre. Dans notre contexte expérimental, en contrôle position uniquement, diriger le curseur vers la cible puis le maintenir repose sur des mécanismes similaires à ceux précités. A contrario, en contrôle vitesse, le maintien se fait par le relâchement. Le sujet doit donc planifier le mouvement en prenant en compte le temps nécessaire à l’arrêt du curseur. Ce temps d’arrêt va nécessairement dépendre du temps de dérecrutement des muscles initialement contractés pour produire une force. Lors d’un contrôle sensorimoteur naturel, le dérecrutement du muscle ne se fait pas pour maintenir le bras en une position souhaitée, sa nécessité dans le contrôle vitesse prend du temps (Fang et Mortimer, 1991) et rend ce mode de contrôle moins intuitif. De plus, la nécessité de ce temps de dérecrutement pour arrêter le curseur pourrait expliquer pourquoi les durées des sous-mouvements obtenus en contrôle vitesse sont deux fois plus longs que ceux obtenus en contrôle position.

Il faut tout de même rester prudents dans l’interprétation. En effet, même si le contrôle position semble être un contrôle plus naturel et plus proche de la condition de contrôle d’un mouvement réel, les temps obtenus dans ce mode de contrôle restent bien plus élevés (deux à trois fois plus longs) que les temps obtenus dans une condition de pointage réel. En effet, la **figure 2.5D** (sous-section 4.4), illustre les résultats obtenus avec des mouvements réels (MacKenzie, 1992) en comparaison avec nos résultats, et montrent une différence non négligeable des temps d’atteinte entre notre condition isométrique et le contrôle naturel. Un contrôle position est donc un contrôle plus naturel, mais tout de même pas identique à un mouvement réel.

Le contrôle position avantage par la congruence des informations sensorimotrices et de la position du curseur.

Je rappelle que dans cette étude nous avons choisi de comparer les contrôles position et vitesse dans une tâche d’acquisition de cibles fixes dans le but d’étudier le rôle des différentes boucles sensorimotrices dans la production et, de façon essentielle, dans la régulation du mouvement. Le fait de devoir acquérir la cible par un maintien du curseur dans cette dernière implique nécessairement l’utilisation des informations sensorimotrices pour évaluer la précision du mouvement du curseur et ajuster si nécessaire la commande pour améliorer cette précision. Comment ces informations sensorimotrices ont-elles été utilisées dans les deux modes de contrôle testés pour ajuster et réguler le mouvement ?

Dans notre contexte expérimental où les forces isométriques sont traduites en une position ou une vitesse de déplacement du curseur à l’écran sans induire de mouvement réel de l’articulation (celle-ci étant immobilisée), certaines boucles sensorimotrices peuvent être dégradées (*e.g.* fuseaux neuromusculaires). Cependant, différentes sources sensorimotrices à la fois efférentes

et afférentes continuent d'informer le sujet sur la réalisation du mouvement. Par exemple, la copie d'efférence de la commande motrice va être utilisée pour prédire l'état à venir du système (Proske et Gandevia, 2009). De même, différents retours sensoriels tels que les retours cutanés (Proske et Gandevia, 2012), pouvant informer de l'intensité de pression exercée sur le dispositif, vont permettre aux sujets d'estimer l'intensité et la direction de la force qu'ils exercent. Je rappelle qu'en contrôle position, la position du curseur est directement proportionnelle au signal de force. Ainsi, si les sujets sont en capacité, via les différentes informations sensorimotrices, d'estimer l'intensité et la direction de la force qu'ils exercent, alors ils peuvent également estimer la position du curseur. En revanche, en contrôle vitesse, la position du curseur correspond à l'intégration du signal de force. Dans ce cas, bien que les sujets puissent estimer la force qu'ils exercent, ils ne peuvent en déduire la position du curseur à tout instant. Ils doivent alors attendre de pouvoir visuellement estimer la position du curseur avant de pouvoir éventuellement planifier un mouvement correctif.

Conclusion et études à venir..

Pour conclure, les sujets seraient donc, en contrôle position, avantagés par la congruence, de tout instant, entre les informations sensorimotrices et la position du curseur à l'écran, qui leur permettrait de détecter et de corriger plus rapidement une erreur que lors d'un contrôle vitesse. En contrôle vitesse, seuls les retours visuels, ayant une latence plus longue que les retours proprioceptifs, peuvent être utilisés pour détecter une éventuelle erreur. Dans le but d'évaluer l'importance de cette congruence dans les performances, nous avons, dans l'étude suivante présentée chapitre 3, retiré cette congruence lors d'une tâche de poursuite où les ajustements moteurs sont continuellement nécessaires. Par ailleurs, l'étude présentée dans le chapitre 4 nous a permis de mettre en évidence l'impact d'un niveau de bruit dans le signal source, plus important lorsque l'on utilise un signal EMG, sur les performances ici obtenues dans les deux modes de contrôle.

COMPARAISON DES CONTRÔLES POSITION ET VITESSE DANS UNE TÂCHE DE POURSUITE DE CIBLE À PARTIR DES FORCES ISOMÉTRIQUES (AXE 2.A)

1 Résumé

L'étude précédente a montré que dans un contexte isométrique, lorsque les forces sont utilisées pour contrôler un curseur dans une tâche d'acquisition de cibles fixes, le contrôle position permet de meilleures performances (taux de réussite 15% plus élevés et temps de mouvements 35% plus courts) qu'en contrôle vitesse (chapitre 2). Ces résultats portent à croire que le contrôle position est un contrôle plus naturel et intuitif que le contrôle vitesse. Une hypothèse explicative forte repose sur l'idée que la congruence de tout instant entre les informations sensorimotrices et la position du curseur présente uniquement en contrôle position, avantage ce mode de contrôle aux dépens du contrôle vitesse qui ne bénéficie pas de cette congruence. Pour mettre en évidence l'impact de cette congruence sur les performances en contrôle position, nous avons travaillé dans un contexte expérimental où cette congruence peut être supprimée. Pour cela, nous avons réalisé une tâche de *poursuite de cible* sous deux conditions : (1) la condition classique où le sujet doit contrôler le curseur à partir des *forces isométriques* pour poursuivre une cible mobile, (2) une *condition de poursuite de l'erreur* où seule l'erreur entre la position du curseur et le signal à poursuivre est affichée à l'écran. Dans cette deuxième condition, les sujets doivent contrôler le curseur à partir des *forces isométriques* pour annuler l'erreur et maintenir ou ramener à tout moment le curseur en position centrale. Ces conditions expérimentales présentent deux avantages. Dans un premier temps, la condition de *contrôle compensatoire* (ou *poursuite d'erreur*) nous a permis de *retirer la congruence* entre les informations sensorimotrices et la position du curseur en contrôle position, et ainsi voir si son avantage venait bien de là. Dans un second temps, une tâche de poursuite requiert un *ajustement et une régulation du mouvement continu* et augmente ainsi l'importance des boucles sensorimotrices dans la réalisation de la tâche. En effet, ces boucles sont sollicitées continuellement et la replanification du mouvement est constante. Les résultats montrent qu'en contrôle compensatoire, c'est-à-dire lorsque la

congruence est retirée, les performances du contrôle position sont détériorées. Cependant, dans les deux conditions de poursuite (poursuite de cible et poursuite d’erreur), le contrôle position permet de meilleures performances que le contrôle vitesse. Ces résultats mettent en évidence que le contrôle position est, en partie seulement, avantage par la congruence des informations sensorimotrices avec la position du curseur.

2 Introduction

L’étude précédente (chapitre 2) nous a permis de mettre en évidence que le contrôle position induit de meilleures performances que le contrôle vitesse dans une tâche d’acquisition de cibles dans un espace 2D où le curseur est contrôlé à partir des forces isométriques exercées par les sujets dans le dispositif. Deux hypothèses inter-dépendantes ont alors été formulées pour expliquer cette différence de performances. Une première hypothèse repose sur l’idée que, en contrôle vitesse, l’arrêt du curseur se fait par le dérecrutement des muscles qui prend du temps et qui, de fait, rallonge le temps des sous-mouvements produits. La seconde hypothèse porte, quant à elle, sur l’existence, en contrôle position uniquement, d’une congruence des informations sensorimotrices avec la position du curseur à l’écran. En effet, durant le mouvement, à la fois les estimations d’états, potentiellement réalisées sur la base de la copie d’efférence de la commande via un modèle forward, et les différents retours proprioceptifs tels que les retours cutanés, informent l’ensemble du système du bon déroulement du mouvement et permettent, par exemple, l’estimation de l’intensité de la force exercée. En contrôle position, cette intensité de force exercée est alors congruente avec la position du curseur à l’écran. En revanche, en contrôle vitesse, du fait de l’intégration du signal de force pour déterminer la position du curseur à l’écran, cette congruence n’existe pas. Dans le but de tester plus spécifiquement notre seconde hypothèse, nous avons choisi de travailler dans un contexte expérimental où la congruence présente en contrôle position a pu être supprimée.

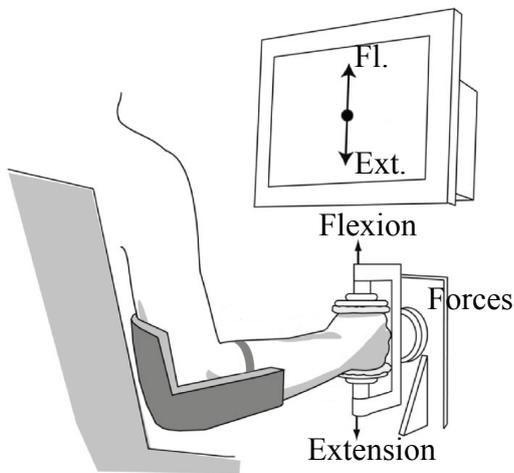
Les recherches portant sur les théories de traitement de l’information utilisent le paradigme de poursuite de cible pour étudier les capacités du système sensorimoteur à intégrer une multitude d’informations et produire un mouvement en conséquence (Crossman, 1960; Pracher *et al.*, 1989). Ces études mettent en avant que, lorsque le signal à poursuivre est connu par avance, les capacités de poursuite sont meilleures (Crossman, 1960). Lors d’une poursuite, les sujets doivent continuellement ajuster la commande pour minimiser, à chaque instant, la distance entre la cible à poursuivre et l’effecteur qu’ils contrôlent. Alors que, dans notre précédente tâche d’acquisition (chapitre 2), les sujets devaient, pour acquérir la cible, stabiliser le curseur dans cette dernière, dans une tâche de poursuite, le curseur est constamment en mouvement. Les boucles sensorimotrices sont donc continuellement sollicitées pour replanifier en ligne la commande et ajuster ainsi le mouvement. De plus, le rôle de ces boucles sensorimotrices est exacerbé lorsque le signal à poursuivre est non prédictible. Dans le but de préciser la nature des

informations qu'il est nécessaire de traiter pour réussir une poursuite, Pracher *et al.* (1989) ont proposé une tâche de poursuite d'erreur, également appelée contrôle compensatoire, où seule l'erreur entre le signal de la cible et l'effecteur est montrée aux sujets. Dans cette tâche, la cible est immobile et la position du curseur correspond directement à l'erreur entre le signal à poursuivre et le curseur. Alors que, dans une tâche de poursuite classique, les sujets disposent de diverses informations telles que la position de la cible, la position de l'effecteur, et la distance entre les deux, en contrôle compensatoire, ils ne disposent plus que de l'erreur entre les deux. Dans les tâches de poursuite, les boucles sensorimotrices sont continuellement sollicitées pour réguler en temps réel la commande et jouent donc un rôle essentiel dans la réussite de la tâche. De façon plus intéressante encore, dans une tâche de poursuite d'erreur, la congruence entre les informations sensorimotrices et la position du curseur, qui existe en temps normal en contrôle position, est supprimée. En effet, pour compenser l'erreur, les sujets vont devoir exercer des forces dans le dispositif pour ramener le curseur en position initiale, correspondant, en tant normal, à la position de repos atteinte alors que le sujet n'exerce aucune force.

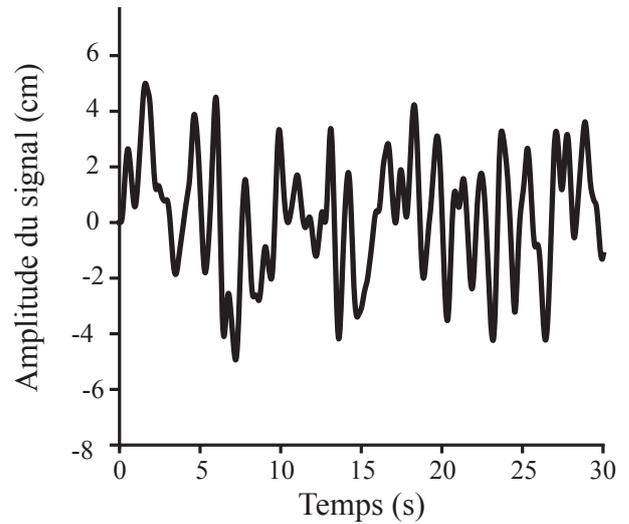
Dans cette étude, nous avons donc choisi d'évaluer les performances des sujets dans les deux modes de contrôle dans un contexte où la congruence entre les informations sensorimotrices et la position du curseur à l'écran peut être présente (tâche de poursuite de cible classique) ou supprimée (tâche de poursuite d'erreur). En utilisant un signal imprédictible, nous avons testé l'implication des différentes boucles sensorimotrices dans la production et la régulation du mouvement dans une tâche où, l'objectif à atteindre étant en mouvement constant, il est continuellement nécessaire de replanifier le mouvement. Dans notre contexte expérimental, les sujets ont réalisé une tâche de poursuite à une dimension en contrôlant les mouvements du curseur sur l'axe vertical à partir des forces isométriques de flexion/extension du coude. Ainsi, nous avons pu adresser les questions suivantes : quel est l'impact du mode de contrôle utilisé sur la qualité de la poursuite ? quel est l'impact de la suppression de la congruence sur les performances de poursuite en contrôle position ? Malgré la suppression de cette congruence, existe-t-il toujours une différence des performances obtenues dans les deux modes de contrôle ?

Les résultats montrent qu'en contrôle position, les performances obtenues en contrôle compensatoire (ou poursuite d'erreur) sont moins bonnes que celles obtenues lors d'une poursuite de cible classique. Ce résultat montre que la suppression de la congruence entre les informations sensorimotrices et la position du curseur dégrade les performances du contrôle position, et prouve ainsi que cette congruence avantage le contrôle position. Cependant, les résultats montrent également que, malgré la suppression de cette congruence, les performances obtenues en contrôle position restent meilleures que celles observées en contrôle vitesse. La congruence n'est donc pas la seule explication de la supériorité du contrôle position sur le contrôle vitesse.

A. Dispositif expérimental

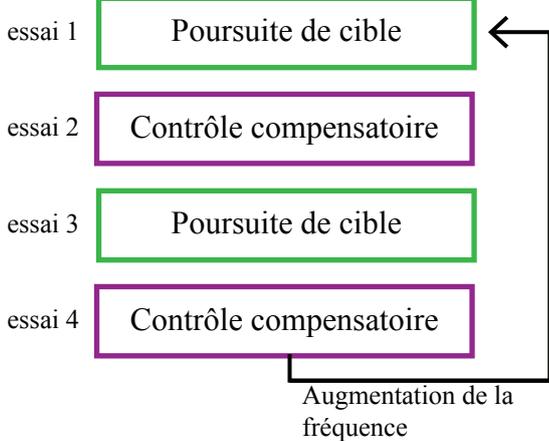


B. Exemple de signal à poursuivre



C. Phase d'entraînement

4 essais de 1min pour chaque fréquence de coupure testée : $f_{\text{coupure}} = \{0,18; 0,30; 0,42; 0,55\}$ Hz



D. Phase de test

6 essais de 2min30s pour la fréquence de coupure de test : $f_{\text{coupure}} = 0,61$ Hz

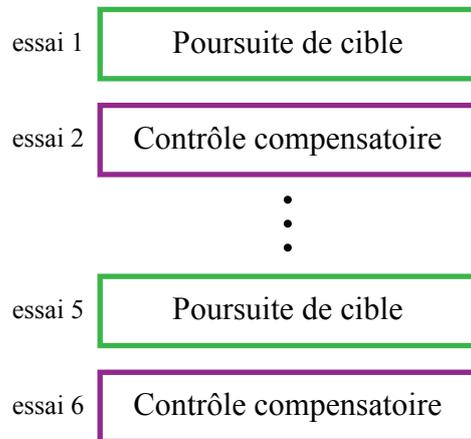


Figure 3.1 : Dispositif et protocole expérimental. **A**, dispositif expérimental utilisé pour traduire les forces isométriques de flexion/extension du coude en une position ou une vitesse de déplacement de la cible sur l'axe vertical pour une tâche de poursuite à une dimension. **B**, exemple de signal à poursuivre durant la tâche. Ce signal, est un signal imprédictible généré à partir d'un bruit blanc gaussien filtré à différentes fréquences de coupure durant le protocole. **C**, protocole de la phase de test. Les sujets réalisent quatre essais consécutifs (1minute) de poursuite en alternant les essais de poursuite de cible avec ceux en contrôle compensatoire (ou poursuite d'erreur). Une fois les quatre essais réalisés, la fréquence de coupure utilisée pour filtrer le bruit blanc gaussien et générer le signal à poursuivre est augmentée. La phase d'entraînement est réalisée sur 4 fréquences de coupure : 0,18; 0,30; 0,42 et 0,55 Hz. Pour éviter les effets d'ordre, certains sujets ont commencé par les essais en poursuite de cible tandis que d'autres ont débuté par le contrôle compensatoire. **D**, protocole de la phase de test où 6 essais de 2minutes 30secondes ont été réalisés. L'alternance entre poursuite de cible et contrôle compensatoire est conservée et la fréquence de coupure utilisée pour générer le signal de la cible est de 0,61Hz.

3 Matériels et Méthodes

3.1 Plan expérimental

Cette étude a pour but d'évaluer les capacités des sujets à poursuivre un signal imprédictible en contrôle position et en contrôle vitesse. Nous avons utilisé le dispositif secondaire présenté dans la sous-section 1.2 (partie « Dispositifs expérimentaux »), où les sujets saisissent et maintiennent la poignée verticale et ont l'articulation du coude immobilisée (similaire à de Ruyg, 2010, **figure 3.1A**). Les forces isométriques de flexion et extension sont ensuite traduites en une position ou une vitesse de déplacement du curseur sur l'axe vertical.

Vingt sujets répartis en deux groupes, un groupe « position » et un groupe « vitesse », ont pris part à l'étude. Tous ces sujets sont droitiers (le score moyen \pm l'écart-type standard au test de latéralité d'Edinburgh est de $92,15 \pm 10,07$; Oldfield, 1971) et ont une vue normale ou corrigée. Les sujets du groupe « position » ont contrôlé le curseur avec un contrôle position – *i.e.* la position du curseur était proportionnelle à la force exercée – et ceux du groupe « vitesse » ont, quant à eux, contrôlé le curseur avec un contrôle vitesse où la vitesse de déplacement du curseur était proportionnelle à la force exercée. La tâche consistait en une poursuite de cible, durant laquelle il a été demandé aux sujets de minimiser en tout temps l'erreur entre la position du curseur et celle de la cible. L'*input*, qui permet de déplacer la cible, est un signal imprédictible représenté par un bruit blanc gaussien filtré selon différentes fréquences de coupure (voir sous-section 3.2, **figure 3.1B**).

Deux conditions de poursuite ont été réalisées par tous les sujets :

- **tâche de poursuite de cible classique** où la cible se déplace sur l'écran. Dans ce cas, pour minimiser l'erreur entre la position du curseur et celle de la cible, le sujet doit reproduire ce que fait la cible sans délai.
- **tâche de poursuite d'erreur (ou contrôle compensatoire)** où la cible est immobile au centre de l'écran et où seule l'erreur entre le signal à traquer et le curseur est montrée aux sujets. Dans ce cas, si le sujet ne bouge pas, le curseur va bouger en opposition au signal à poursuivre. Pour minimiser l'erreur, le sujet doit contrer cette erreur et ramener le curseur au centre de l'écran sur la cible.

Du fait de l'imprédictibilité du signal à poursuivre, cette tâche est relativement complexe. Pour aider les sujets dans leurs performances, nous avons procédé à une phase d'entraînement suivie d'une phase de test (**figure 3.1C-D**). La phase d'entraînement se fait en 4 étapes (**figure 3.1C**). A chaque étape, les sujets réalisaient quatre essais durant lesquels ils devaient poursuivre le signal durant une minute. La condition de poursuite était alternée entre chaque essai, et, dans le but d'éviter les effets d'ordre, certains sujets ont commencé par le contrôle compensatoire tandis que d'autres ont débuté par une poursuite de cible classique. Entre chaque étape, la fréquence de coupure utilisée pour générer le signal a été augmentée. Ces fréquences ont été

progressivement augmentées avec un pas de 0,12Hz et vont de 0,18Hz pour la première étape à 0,55Hz pour la dernière – soit $f_{coupure} = \{0,18; 0,30; 0,42; 0,55\}$. Suite à cette phase d'entraînement, les sujets procédaient à une phase de test où le signal généré est filtré avec une fréquence de coupure de 0,61Hz et où les sujets réalisaient 6 essais de 2minutes et 30secondes avec de nouveau une alternance dans les types de poursuite (**figure 3.1D**). Il faut savoir qu'aucun retour n'a été donné aux sujets sur leur performance, cependant, nous avons veillé au maintien de leur motivation durant la durée de l'expérimentation.

3.2 Génèse du signal imprédictible de la cible

Pour créer un signal imprédictible, nous nous sommes inspiré de l'étude de Corbett *et al.* (2011). Après avoir généré un bruit blanc gaussien nous lui avons appliqué un filtre Butterworth d'ordre 4 (filtre passe bas) à différentes fréquences de coupure. Pour la phase d'entraînement, nous avons généré des signaux filtrés avec une fréquence de coupure de 0,18Hz, 0,30Hz, 0,42Hz et 0,55Hz. Pour la phase de test, la fréquence de coupure était 0,61Hz. La figure B illustre une partie d'un signal exemple de la phase de test (donc filtré à 0,61Hz). Pour éviter un effet d'apprentissage, nous avons généré un signal par essai.

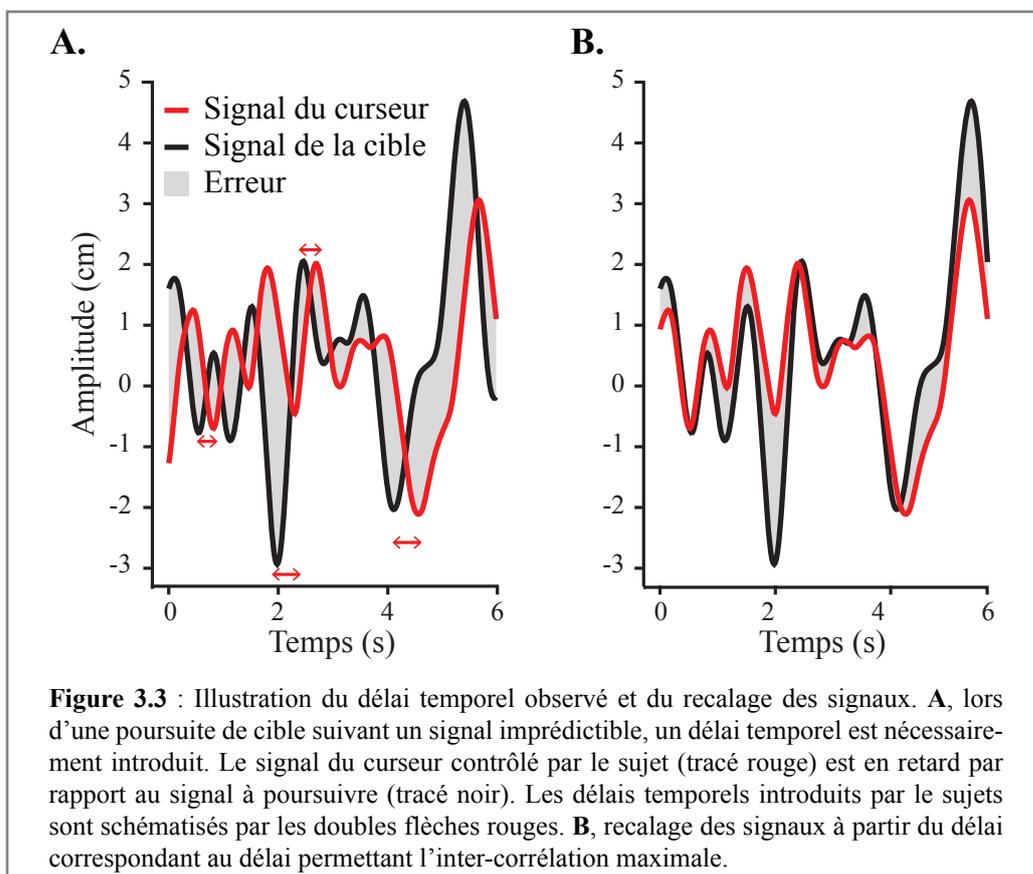
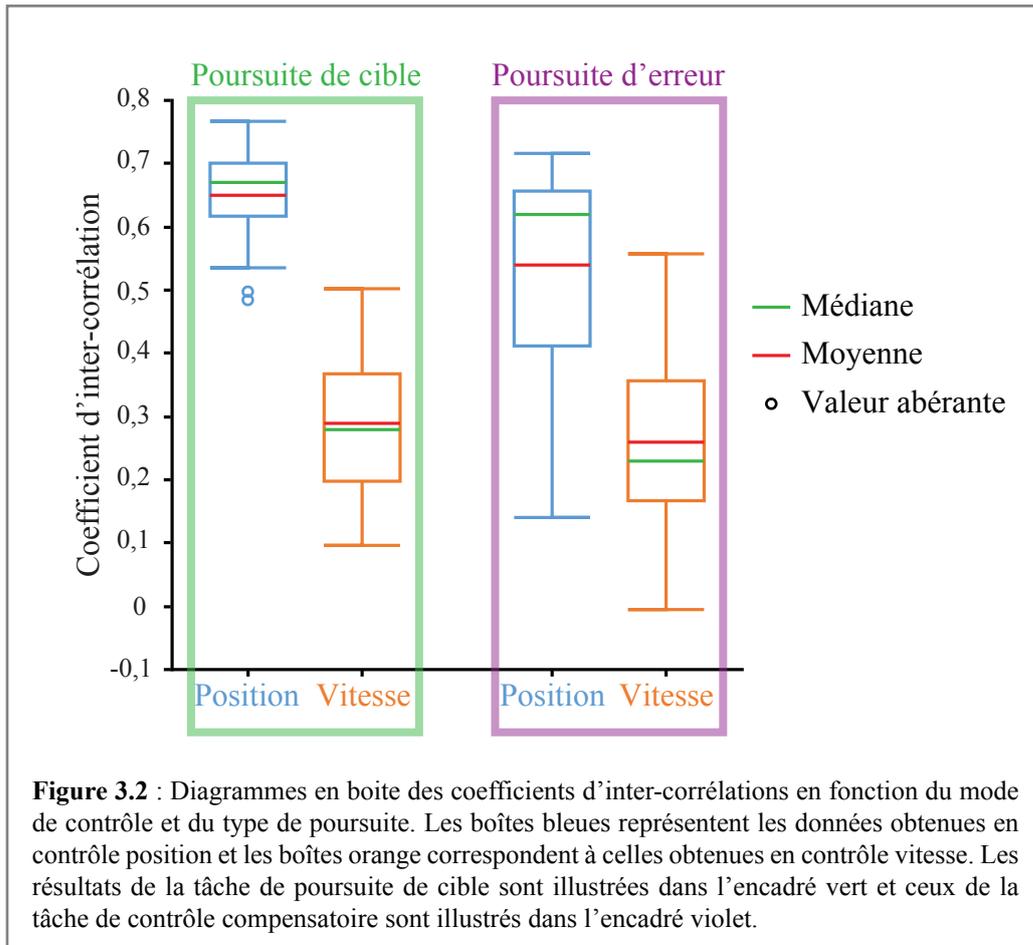
3.3 Gains des contrôles position et vitesse

Pour rappel, dans cette condition expérimentale il nous a été possible de déterminer des gains de contrôle équivalents entre les contrôles position et vitesse (voir sous-section 2.3, partie « Dispositifs expérimentaux »). Il faut tout de même rester prudents : cette équivalence existe à condition que les poursuites soient parfaitement réalisées, ce qui est impossible dans notre tâche du fait, entre autre, de l'imprédictibilité du signal. Pour un même signal à poursuite, la quantité de force qu'un sujet a exercée en contrôle position est donc grossièrement équivalente à celle exercée en contrôle vitesse.

3.4 Mesures expérimentales et analyses statistiques

Pour chaque essai réalisé durant la phase de test, nous avons enregistré l'*input*, correspondant au signal à poursuivre, et l'*output*, à savoir le signal du curseur. Nous avons ainsi pu utiliser ces deux signaux pour évaluer la qualité de la poursuite de cible et de la poursuite d'erreur dans les deux modes de contrôle.

Inter-corrélation des signaux. Dans le but de quantifier la similitude entre les deux signaux (*input* et *output*), nous avons mesuré la corrélation croisée normalisée ou inter-corrélation normalisée de ces signaux. Pour cela, nous avons tout d'abord centré et réduit les signaux avant de les diviser par leur longueur respective. Enfin nous avons calculé le coefficient d'inter-corrélation entre ces deux signaux normalisés. Les coefficients obtenus pour chaque mode de



contrôle et chaque type de poursuite ont été comparés par une ANOVA à deux voies à modèle mixte. Le test de Tukey a été utilisé pour réaliser les tests post-hoc.

Le délai de poursuite. La consigne adressée aux sujets était de minimiser à tout instant la distance entre la cible et le curseur. Cependant, du fait de l'imprédictibilité du signal à poursuivre, il est évidemment impossible pour les sujets de réaliser la tâche sans délai. Nous avons donc cherché le délai temporel minimal introduit par les sujets pour chaque mode de contrôle et condition de poursuite. La détermination de ce délai correspond au délai, qui une fois ajouté au signal d'*output* permet une inter-corrélation optimale (voir sous-section 4.2). La valeur de ce délai et l'inter-corrélation associée sont calculées pour les deux modes de contrôle et les deux conditions de poursuite. Nous avons comparé ces différentes valeurs (délai et inter-corrélation dans chaque configuration) par une ANOVA à deux voies à modèle mixte. Les comparaisons deux à deux ont été réalisées à l'aide d'un test de Tukey.

L'ensemble des tests statistiques a pour seuil de signification $\alpha = 0,05$.

4 Résultats

4.1 Comparaison des inter-corrélations des signaux sans recalage

Les diagrammes en boîte présentés **figure 3.2** représentent les valeurs d'inter-corrélations obtenues pour les deux modes de contrôle dans les deux types de poursuite. Les analyses statistiques montrent (i) un effet simple du mode de contrôle ($F_{(1;0,05)} = 41,09$ et $p < 0,001$) présentant des coefficients d'inter-corrélation plus élevés en contrôle position qu'en contrôle vitesse, et (ii) un effet simple du type de poursuite ($F_{(1;0,05)} = 13,58$ et $p = 0,002$) illustrant une meilleure qualité de poursuite en poursuite de cible qu'en contrôle compensatoire. Cependant, ces effets ne peuvent être interprétés en l'état du fait de l'interaction significative entre ces deux facteurs ($F_{(1;0,05)} = 4,44$ et $p = 0,049$). Les tests deux à deux montrent que dans les deux conditions de poursuite (poursuite classique et poursuite d'erreur), le contrôle position permet de meilleures performances que le contrôle vitesse ($q = 9,53$ et $q = 7,35$ avec $ps < 0,001$, respectivement). On note également, qu'en contrôle position, les coefficients d'inter-corrélations sont significativement plus élevés (20% plus élevés) dans la tâche de poursuite de cible que lors de la poursuite d'erreur ($q = 5,79$ et $p < 0,001$). En revanche, en contrôle vitesse il n'y a pas de différence significative entre ces deux conditions de poursuite ($q = 1,58$ et $p = 0,28$).

Pour rappel, nous avons choisi d'utiliser une tâche de poursuite d'erreur dans le but de supprimer la congruence des informations sensorimotrices avec la position du curseur à l'écran qui existe, en temps normal, en contrôle position. Or, nous venons de voir qu'en contrôle position, le passage d'une tâche de poursuite de cible à une tâche de poursuite d'erreur dégradait les performances de 20%. Ce résultat montre donc que la suppression de la congruence détériore les performances de poursuite. Ainsi nous pouvons confirmer l'hypothèse énoncée suite à l'étude présentée en chapitre 2 : le contrôle position est avantagé par l'existence d'une congruence de

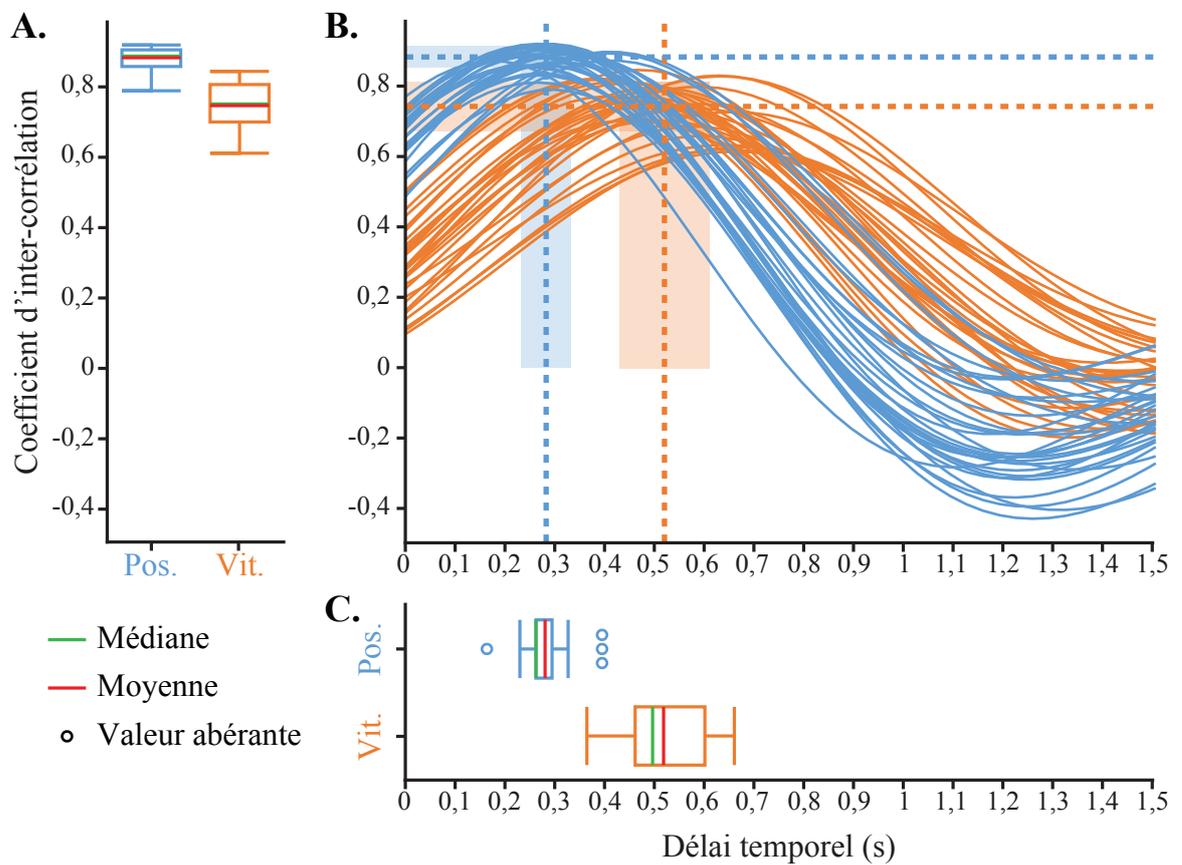


Figure 3.4 : Valeurs d'inter-corrélations entre le signal de la cible et celui du curseur pour différents délais temporels testés dans les deux modes de contrôle dans la tâche de *poursuite de cible*. **A**, Diagrammes en boîte des valeurs d'inter-corrélation maximales calculées suite au recalage des signaux pour le contrôle position (boîtes bleues) et le contrôle vitesse (boîtes orange). **B**, Inter-corrélations en fonction du délai temporel utilisé pour recaler les signaux pour le contrôle position (traits bleus) et le contrôle vitesse (traits orange). Les lignes pointillées correspondent à la moyenne des inter-corrélations maximales (traits horizontaux) et la moyenne des délais temporels associés à ces inter-corrélations maximales (traits verticaux). Les zones ombragées représentent les écarts-types autour de ces moyennes. **C**, diagrammes en boîte des valeurs de délai temporel pour lesquelles l'inter-corrélation est maximale en contrôle position (boîtes bleues) et en contrôle vitesse (boîtes orange).

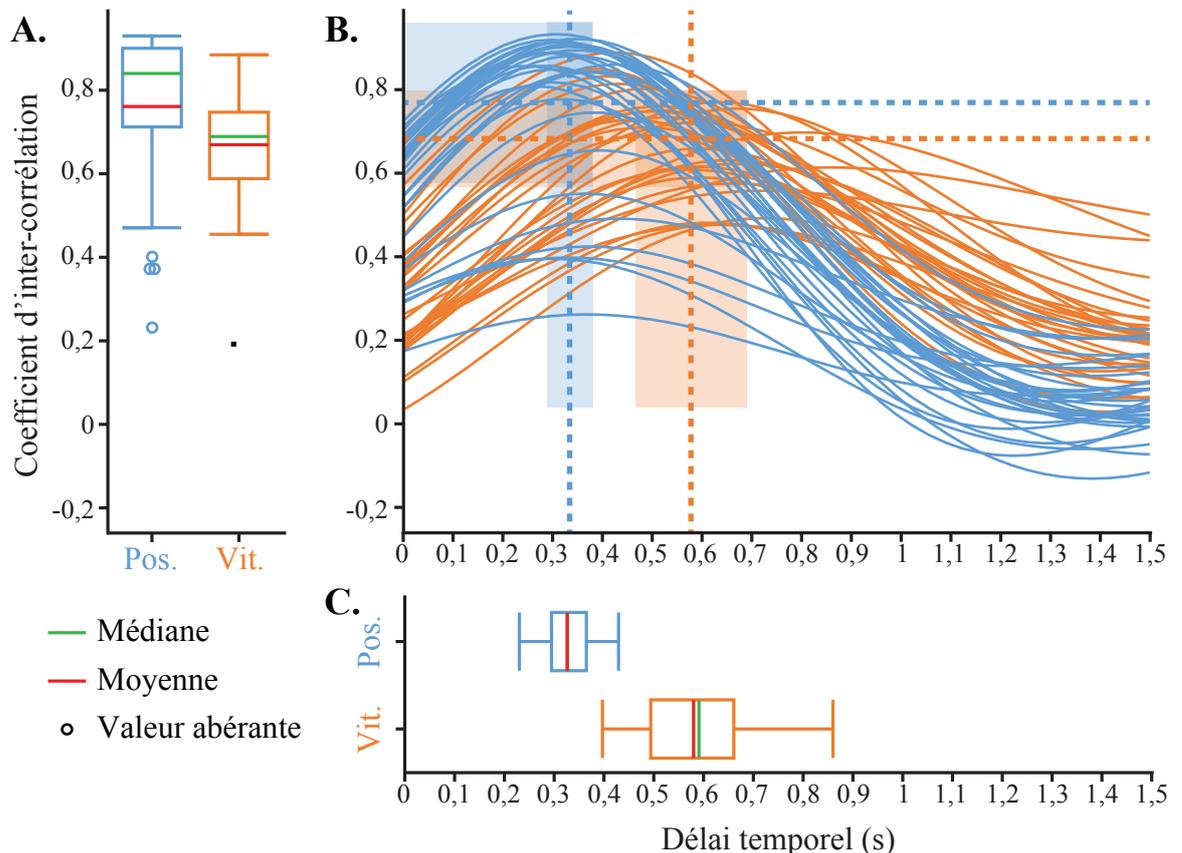


Figure 3.5 : Valeurs d'inter-corrélations entre le signal de la cible et celui du curseur pour différents délais temporels testés dans les deux modes de contrôle dans la tâche de *poursuite d'erreur*. **A-C**, même disposition que sur la **figure 3.4**.

tout instant entre les informations sensorimotrices, à la fois efférente (*i.e.* estimation d'état via le modèle forward) et afférente (*e.g.* retours cutanés), et la position du curseur à l'écran.

Il est toutefois important de noter que malgré la suppression de la congruence, via l'utilisation d'une tâche de poursuite d'erreur, les performances en contrôle position restent meilleures que celles obtenues en contrôle vitesse. En effet, les tests deux à deux montrent que les coefficients d'inter-corrélations obtenus en contrôle position sont 2,7 plus élevés que ceux obtenus en contrôle vitesse. Cette différence significative entre le contrôle position et vitesse, alors même que la congruence a été supprimée, suggère que cette congruence ne justifie pas, à elle seule, de la supériorité du contrôle position sur le contrôle vitesse.

4.2 Calcul du délai temporel minimal

Comme décrit en section 3, le signal utilisé comme signal à poursuivre est un signal non prédictible. De ce fait, aucune anticipation n'est possible et les sujets sont donc dans l'incapacité de poursuivre la cible ou de compenser l'erreur sans introduire de délai. La **figure 3.3A** illustre un exemple typique du signal à poursuivre (tracé noir) et du signal réalisé (*i.e.* signal du curseur, tracé rouge). Dans le but d'évaluer l'importance de ce délai entre les deux modes de contrôle et la condition de poursuite, nous avons recalé le signal réalisé sur le signal de la cible en le décalant par pas de 33ms. A chaque pas nous avons calculé le coefficient d'inter-corrélation normalisé entre le signal cible et le signal réalisé recalé. Ainsi, nous avons pu déterminer la valeur minimale du délai temporel introduit correspondant au temps de recalage nécessaire pour obtenir un coefficient d'inter-corrélation maximal. La **figure 3.3B** illustre les deux signaux déjà présentés (**figure 3.3A**) après recalage. La **figure 3.4B** illustre, par exemple, l'ensemble des inter-corrélations calculées pour chaque délai temporel testé en fonction du mode de contrôle dans la tâche de poursuite de cible. Cette figure montre bien qu'il existe un délai temporel pour lequel l'inter-corrélation est maximale.

4.3 Comparaison des délais temporels minimaux et des inter-corrélations associées (après recalage)

Les **figures 3.4B** et **3.5B** montrent l'ensemble des coefficients d'inter-corrélations obtenus en fonction du délai testé pour les contrôles position (données bleues) et vitesse (données orange) lors de la poursuite de cible et du contrôle compensatoire, respectivement.

Des délais plus courts en contrôle position qu'en contrôle vitesse. Les différents délais observés en contrôle position (diagramme en boîte bleu) et en contrôle vitesse (diagramme en boîte orange) lors d'une poursuite de cible ou d'une poursuite d'erreur sont illustrés sur les **figures 3.4C et 3.5C**, respectivement. L'analyse statistique portant sur la comparaison de ces délais montre (i) un effet simple du mode de contrôle ($F_{(1;0,05)} = 55,26$ et $p < 0,001$) présentant des délais environ deux fois plus courts en contrôle position qu'en contrôle vitesse, et (ii) un

effet simple de la tâche de poursuite ($F_{(1;0,05)} = 16,82$ et $p < 0,001$) illustrant un délai 20% plus court en poursuite de cible qu'en poursuite d'erreur. De plus, l'interaction entre le mode de contrôle et la condition de poursuite n'est pas significative ($F_{(1;0,05)} = 0,08$ et $p = 0,775$). Ces résultats montrent qu'en contrôle position, les sujets réagissent plus rapidement aux changements de direction de la cible (lors de la poursuite de cible, **figure 3.4C**) et du curseur (lors de la poursuite d'erreur, **figure 3.5C**). En contrôle position, les sujets prennent donc moins de retard dans leur poursuite. De plus les délais temporels enregistrés dans une tâche de poursuite de cible sont également plus courts que lors du contrôle compensatoire (**figure 3.4C vs. figure 3.5C**). Cette différence pourrait être expliquée par le fait que le nombre d'informations disponibles aux sujets pour réaliser la tâche est plus important en poursuite de cible qu'en contrôle compensatoire. En effet, on peut penser que visualiser la cible bouger permet de produire plus rapidement les ajustements nécessaires à sa poursuite que lorsque seule l'erreur entre les deux signaux est affichée.

Des valeurs d'inter-corrélations plus élevées en contrôle position qu'en contrôle vitesse. Les différentes valeurs d'inter-corrélations maximales obtenus suite au recalage des signaux obtenus dans les contrôles position (diagramme en boîte bleu) et vitesse (diagramme en boîte orange) lors d'une poursuite de cible ou d'une poursuite d'erreur sont illustrées sur les **figures 3.4A** et **3.5A**, respectivement. La comparaison de ces valeurs montre (i) un effet simple du mode de contrôle ($F_{(1;0,05)} = 7,93$ et $p = 0,011$) présentant des coefficients d'inter-corrélation plus élevés en contrôle position qu'en contrôle vitesse, et (ii) un effet simple du type de poursuite ($F_{(1;0,05)} = 8,01$ et $p = 0,011$) illustrant une meilleure qualité de poursuite en poursuite de cible qu'en contrôle compensatoire. De plus l'interaction entre le mode de contrôle et le type de poursuite n'est pas significative ($F_{(1;0,05)} = 0,28$ et $p = 0,603$). Ces résultats montrent que suite au recalage des signaux, annulant ainsi le délai temporel introduit par les sujets dans la tâche, le contrôle position permet de meilleures performances que le contrôle vitesse (**figure 3.4A**, boîtes bleues vs. boîtes orange) et la tâche est également mieux réussie en poursuite de cible qu'en contrôle compensatoire (**figure 3.4A vs. figure 3.5A**).

5 Discussion

Cette étude avait pour but (1) d'étudier les capacités de poursuite des sujets dans les deux modes de contrôle testés et (2) d'étudier, en contrôle position, l'impact de la suppression de la congruence des informations sensorimotrices et de la position du curseur à l'écran sur les performances. Les résultats montrent que, dans un contexte où la régulation du mouvement est permanente, le contrôle position permet une meilleure qualité de poursuite que le contrôle vitesse. Par ailleurs, alors qu'aucune différence significative n'apparaît en contrôle vitesse entre les performances obtenues en poursuite de cible et contrôle compensatoire, il apparaît qu'en contrôle position, l'absence de congruence en contrôle compensatoire détériore de façon significative les performances (inter-corrélations 20% moins élevées en contrôle compensatoire).

Toutefois, bien que détériorées, les performances de poursuite obtenues en contrôle position lors du contrôle compensatoire restent significativement meilleures que celles observées en contrôle vitesse (2,7 fois plus élevées).

La suppression de la congruence détériore les performances du contrôle position

Cette étude avait pour but d'étudier l'impact de la suppression de la congruence des informations sensorimotrices avec la position du curseur à l'écran à travers l'utilisation d'une tâche de poursuite d'erreur (ou contrôle compensatoire). Les résultats ont montré que les performances obtenues en contrôle position sont significativement moins bonnes en poursuite d'erreur qu'en poursuite de cible, où la congruence est présente. La suppression de la congruence détériore la qualité de poursuite en contrôle position. En revanche, en contrôle vitesse, la congruence n'existe déjà pas dans une tâche de poursuite de cible, et aucune différence n'apparaît entre les performances réalisées en poursuite de cible et celles obtenues en contrôle compensatoire. Ainsi, en contrôle vitesse, réaliser une tâche de poursuite de cible, ou une tâche de poursuite d'erreur ne modifie pas les performances.

Les résultats prouvent donc que le contrôle position est avantageé lorsqu'il préserve la congruence des informations sensorimotrices avec la position du curseur à l'écran. Cet avantage permet alors d'expliquer, en partie, la supériorité du contrôle position sur le contrôle vitesse. De façon très importante, nous avons observé dans cette étude que, même si les performances du contrôle position étaient dégradées en contrôle compensatoire, soit lors de la suppression de la congruence, ces performances restent bien meilleures (inter-corrélations 2,7 fois plus élevées en moyenne) que celles obtenues en contrôle vitesse. L'existence d'une congruence des informations sensorielles en contrôle position n'est donc pas la seule raison justifiant des meilleurs résultats obtenus dans ce mode de contrôle. Dans l'étude précédente (chapitre 2), nous avons évoqué l'hypothèse que le contrôle vitesse est pénalisé par la nécessité de prendre en compte le temps de dérecrutement du muscle dans la planification et la réalisation du mouvement du curseur pour stopper ce dernier dans la cible. Bien que le curseur soit en mouvement constant dans une tâche de poursuite et qu'aucun arrêt ne soit nécessaire, cet inconvénient inhérent au contrôle vitesse semble encore lui être préjudiciable.

Le contrôle vitesse toujours pénalisé et moins bon que le contrôle position

Nous avons utilisé un signal imprédictible basé sur le signal utilisé par Corbett *et al.* (2011) correspondant à un bruit blanc gaussien filtré à différentes fréquences de coupure. Contrairement à Corbett *et al.* (2011), aucune fenêtre permettant de voir une partie du signal à l'avance (*preview*) n'a été présentée au sujet dans le but d'éliminer toute possibilité d'anticipation de sa part. De plus, il était demandé au sujet de minimiser, à chaque instant, l'erreur entre le curseur et la cible. Cette consigne suggérait donc de réaliser une poursuite sans introduire de délai, ou tout du moins en le minimisant. Néanmoins, le signal étant un signal imprédictible, les sujets sont en réaction face aux modifications du signal et non en anticipation (Bloxxham *et al.*, 1984).

Ainsi, en mesurant le délai minimal introduit par les sujets pour réaliser la tâche, nous avons observé que ce délai était environ deux fois plus court en contrôle position qu'en contrôle vitesse (en moyenne 300ms pour le contrôle position et 546ms pour le contrôle vitesse). Cet allongement du délai en contrôle vitesse renforce l'idée que dans ce mode de contrôle, la planification et la réalisation des mouvements requièrent de prendre en compte le temps de dérecrutement des muscles, allongeant alors l'ensemble des mouvements et sous-mouvements. Ce temps de dérecrutement incompressible (Fang et Mortimer, 1991), dont nous avons observé les effets dans l'étude précédente (chapitre 2), semble de nouveau dégrader les performances et ralentir à la fois la production mais aussi la régulation du mouvement.

Dans l'étude actuelle, les sujets n'ont pas à stopper le curseur dans une position souhaitée mais doivent, en revanche, le contrôler continuellement et ajuster son déplacement, en fonction du signal à poursuivre. Bien qu'il n'y ait pas d'arrêt à planifier, dans une tâche de poursuite, les sujets sont constamment contraint de changer de direction. Dans notre tâche de poursuite à une dimension, ce changement de direction se traduit par une inversion du sens du mouvement du curseur. Alors qu'en contrôle position, cette inversion peut être effectuée par une simple modulation de l'intensité de la force exercée, en contrôle vitesse, ce changement ne peut se faire qu'à travers l'inversion de la direction de la force (*e.g.* passage de flexion à extension) par une alternance de contraction entre les muscles agoniste et antagoniste. Pour simplifier la compréhension de ce phénomène, prenons un exemple. Supposons que la cible est dans la partie supérieure de l'écran et qu'elle change de direction pour revenir vers le centre. En contrôle position, pour poursuivre la cible vers le haut de l'écran, le sujet exerce une force de flexion. Lorsque la cible redescend en direction du centre, le sujet n'a alors qu'à relâcher sa force de flexion. En revanche, pour ce même exemple, en contrôle vitesse le sujet va devoir exercer une force de flexion pour guider le curseur vers le haut, puis une force d'extension pour le ramener vers le centre (*i.e.* vers le bas). Ainsi, alors qu'en contrôle position l'inversion du sens de mouvement va se faire dès le relâchement, en contrôle vitesse, il faudra attendre que la force d'extension soit suffisamment importante pour annuler la vitesse de déplacement vers le haut et induire une vitesse de déplacement vers le bas.

Finalement, il semble donc que le contrôle vitesse soit fortement pénalisé par cette nécessité de recruter puis dérecruter les muscles pour produire un mouvement et l'arrêter. Les ajustements moteurs permettant une régulation en ligne du mouvement et une amélioration de sa précision n'échappent pas à cette contrainte. Ainsi, les mouvements réalisés sur la base d'un contrôle vitesse seront, de fait, ralentis. On peut alors supposer que, même si un outil de substitution sensorielle pourrait permettre d'améliorer le contrôle en introduisant, comme en contrôle position, une congruence entre des informations sensorielles perçues et la position du curseur (Mann et Reimers, 1970), le contrôle vitesse resterait peu intuitif.

COMPARAISON DES CONTRÔLES POSITION ET VITESSE DANS UNE TÂCHE D'ACQUISITION DE CIBLES FIXES À PARTIR DES ACTIVITÉS MUSCULAIRES (AXE 2.B)

1 Résumé

Les études précédentes (chapitres 2 et 3) nous ont permis de mettre en évidence que, lorsque le signal source utilisé présente un niveau de bruit relativement faible (signal de forces), le contrôle position permettait de meilleures performances que le contrôle vitesse. L'étude présentée chapitre 3 a montré, d'une part, que le contrôle position bénéficiait en partie de l'existence, à tout instant d'une congruence des informations sensorimotrices et de la position du curseur pour produire et réguler précisément et rapidement le mouvement. D'autre part, le contrôle vitesse semble, quant à lui, être pénalisé par un temps de dérecrutement du muscle nécessaire à l'arrêt ou l'inversion du sens du mouvement, qui ralentirait le mouvement et ses régulations en ligne. Plusieurs études mettent cependant en évidence que la présence d'un niveau de bruit élevé dans le signal source impacte la qualité du contrôle et détériore, de fait, les performances. Les deux études précédentes (chapitres 2 et 3) ont été réalisées dans un contexte simplifié où les forces réelles exercées par le sujet ont été utilisées pour contrôler le curseur. Dans le but de nous approcher davantage de la condition d'une personne amputée qui contrôle sa prothèse à partir des activités électriques (EMG) des muscles résiduels, nous avons choisi de reproduire l'étude présentée en chapitre 2 en utilisant, non pas le signal de forces, mais le signal EMG. Ce signal présente un niveau de bruit plus élevé que le signal de forces, du fait par exemple de la fatigue (bruit intrinsèque) ou de la sudation qui vient dégrader la qualité de la mesure (bruit extrinsèque). Quel est l'impact de ce niveau de bruit plus élevé sur les performances obtenues dans les contrôles position et vitesse? Les résultats montrent que la présence de bruit dans le signal de contrôle dégrade fortement les performances en contrôle position. Cette dégradation est telle que le contrôle vitesse devient le mode de contrôle préféré par les sujets et celui qui

permet les meilleures performances. Ces résultats suggèrent que le contrôle vitesse bénéficie de sa propriété de filtrage due à l’intégration des signaux EMG nécessaire pour déterminer, dans ce mode, la position du curseur. Cependant, ce mode de contrôle reste un contrôle non intuitif et lent. Cette étude met alors en évidence la nécessité d’un filtre conséquent des signaux EMG et alerte sur le danger d’un potentiel délai sensorimoteur associé à ce filtrage. Ce délai pourrait en effet affecter l’avantage avéré du contrôle position.

2 Introduction

Les études des chapitres 2 et 3 ont montré que, dans un contexte expérimental où les sujets contrôlent en ligne le curseur à partir des forces isométriques qu’ils exercent, le contrôle position permet de meilleures performances que le contrôle vitesse. Ces études, conformes avec une partie de la littérature (Kim *et al.*, 1987; Corbett *et al.*, 2011; Teather et MacKenzie, 2014), nous permettent même d’expliquer, en partie, l’origine des résultats. En effet, l’étude présentée dans le chapitre 3 a permis de mettre en évidence que le contrôle position bénéficiait d’une congruence, de tout instant, entre les informations sensorimotrices et la position du curseur à l’écran. Cependant, même lorsque cette congruence est retirée, le contrôle position reste plus intuitif et continue d’induire de meilleures performances que le contrôle vitesse. En parallèle, le contrôle vitesse semble être pénalisé par la nécessité de dérecruter le muscle, ce qui prend du temps (Fang et Mortimer, 1991), pour pouvoir stopper le curseur sur une position souhaitée (chapitre 2). Toutefois, plusieurs études montrent que, dès lors que le signal utilisé pour contrôler l’effecteur est un signal EMG ou neuronal, alors l’implémentation du contrôle vitesse est plus judicieuse et efficiente (Kim *et al.*, 2008; Sensinger *et al.*, 2008; Gilja *et al.*, 2012). Par exemple, l’étude de Sensinger *et al.* (2008) a montré qu’un contrôle vitesse, dans un contexte myoélectrique, permettait de meilleures performances qu’un contrôle position. Par ailleurs Gilja *et al.* (2012) ont souligné l’existence, dans le cortex moteur, de neurones codant la vitesse du mouvement indépendamment de la position du membre dans l’espace. De ce fait, l’utilisation de ces neurones pour contrôler la vitesse de déplacement du curseur dans les interfaces cerveau-machine semble plus intuitive que l’implémentation d’un contrôle position. Quel est l’impact du signal source dans notre contexte expérimental simplifié où des sujets non amputés contrôlent un curseur à partir de contractions isométriques pour acquérir des cibles ?

Jusqu’ici, nous avons justifié le choix de travailler dans un contexte où le signal source correspondait au signal de forces par la présence d’un niveau de bruit plus faible sur ce signal que sur le signal EMG. Ainsi nous avons pu nous centrer sur les effets propres des contrôles position et vitesse tout en minimisant les effets néfastes du niveau de bruit sur la qualité du contrôle. L’étude de Johnson *et al.* (2017) met, en effet, en évidence que la présence d’un niveau bruit élevé dans le signal de contrôle dégrade les performances des sujets dans une tâche d’atteinte de cible à une dimension. Dans cette étude (Johnson *et al.*, 2017), les auteurs ont com-

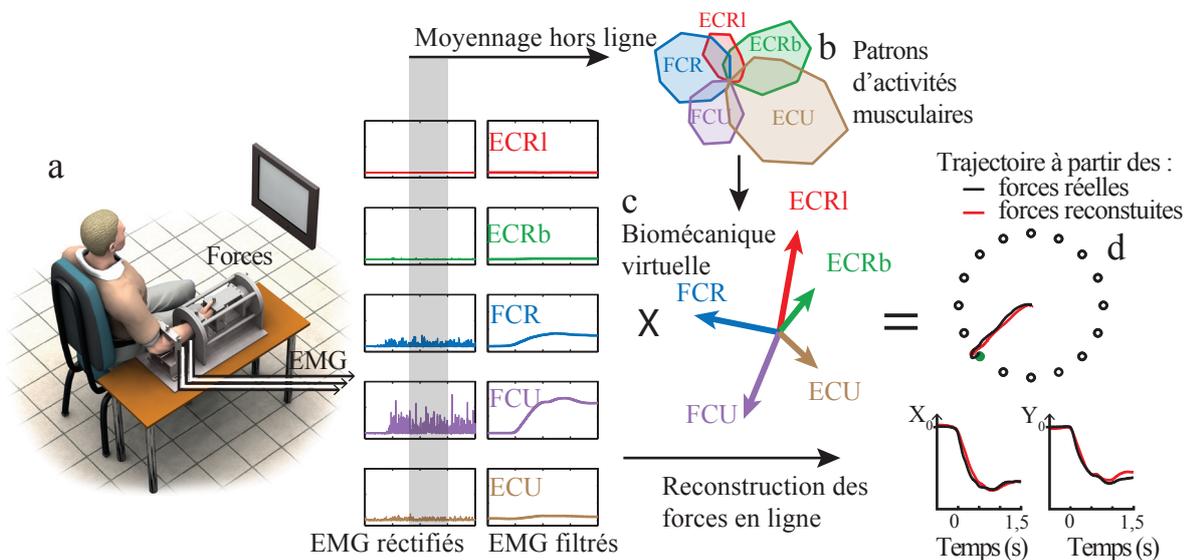
paré les performances d'atteinte en utilisant trois types de signaux source : un signal de forces isométriques, un même signal de forces auquel un bruit blanc de même variance que le bruit des signaux EMG a été ajouté, et un signal EMG. Les résultats ont montré que la présence d'un niveau de bruit élevé (signal de forces+bruit ou signal EMG) détériorait les performances. De façon intéressante, les résultats montraient également que de meilleures performances étaient observées dans la condition force+bruit que dans la condition EMG. Ce résultat suggère que le niveau de bruit n'explique pas, à lui seul, la dégradation des performances. On peut en effet penser que malgré une variance identique, la nature du bruit ajouté et celle des signaux EMG est différente. Dans la partie introductive de cette thèse, j'ai spécifié les multiples origines possibles du bruit présent dans les signaux EMG. Pour rappel, la non stationnarité de ces signaux peut s'expliquer à la fois par les propriétés propres des muscles (*e.g.* suite à des phénomènes de fatigue) et par la qualité de la mesure (*e.g.* signal enregistré dégradé par la sudation ou le glissement sur la peau). Quel sera, dans notre contexte simplifié, l'impact du niveau de bruit sur la qualité du contrôle ?

Dans une tâche de poursuite de cible réalisée en contrôle vitesse, Corbett *et al.* (2011) ont comparé les performances obtenues lorsque les sujets contrôlaient le curseur à partir de forces isométriques avec celles obtenues avec le signal EMG comme signal source. Les résultats ont montré que les performances obtenus avec ces deux signaux sources n'étaient pas significativement différentes. Il semblerait donc que le contrôle vitesse ne soit pas impacté par un niveau de bruit plus élevé dans le signal source utilisé. Il est important de noter que l'implémentation d'un contrôle vitesse introduit un filtrage supplémentaire dans le traitement du signal source. En effet, l'interprétation de ce signal source en une vitesse de déplacement implique l'intégration de ce même signal pour déterminer la position de l'effecteur. Les contenus fréquentiels du bruit blanc et du bruit brownien illustrent cette notion de filtrage. En effet, le contenu fréquentiel d'un mouvement brownien, qui n'est rien d'autre qu'une intégration d'un bruit blanc, contient bien moins de hautes fréquences que dans le bruit blanc original. L'intégration d'un signal agit donc de façon comparable à un filtre passe bas sur ce signal. Dans notre étude, l'impact sera-t-il identique dans les deux modes de contrôle testés ?

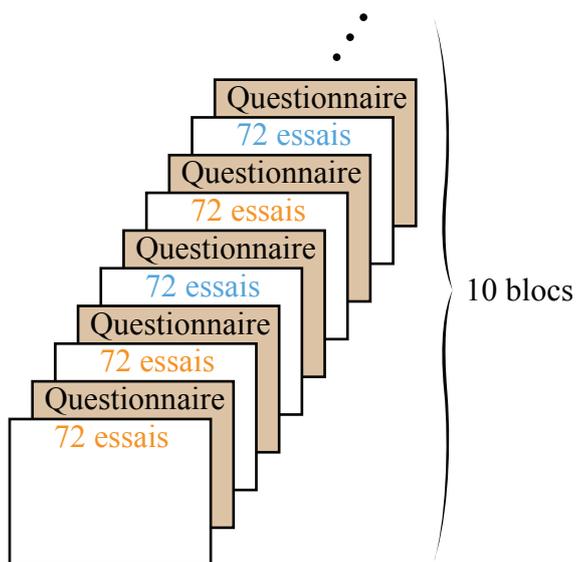
Dans cette étude, nous avons donc choisi, pour répondre aux différentes questions posées, de reproduire le protocole expérimental présenté dans le chapitre 2 en modifiant le signal source par un signal EMG. Dans une tâche d'acquisition, les sujets ont donc contrôlé soit la position (contrôle position), soit la vitesse de déplacement du curseur (contrôle vitesse) à partir des activités musculaires (EMG). Ici encore, en variant les tailles et distances de cibles, nous avons modulé l'indice de difficulté de la tâche dans le but d'étudier l'impact de cette difficulté sur les performances dans les deux modes de contrôle.

Les résultats de cette étude montrent que l'utilisation du signal EMG comme signal source détériore davantage les performances du contrôle position que celles du contrôle vitesse. De plus, le temps de mouvement global est devenu plus court en contrôle vitesse qu'en contrôle

A. Rappel du dispositif expérimental



B. Protocole expérimental



C. Combinaison de cibles et indice de difficulté

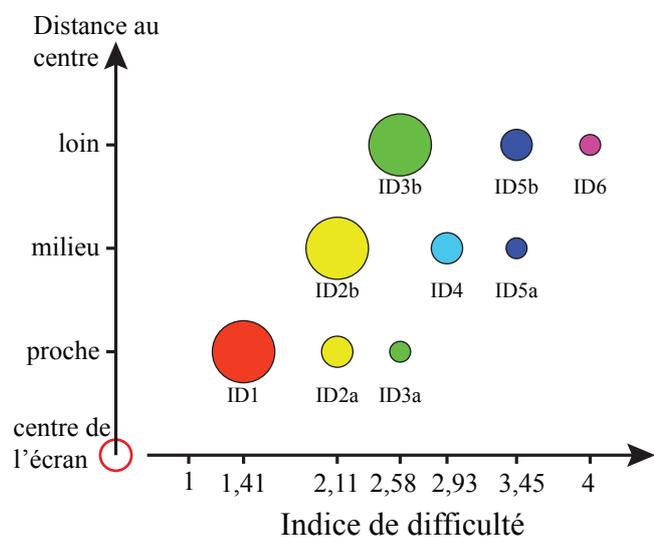


Figure 4.1 : Dispositif, protocole expérimental et illustrations des différentes combinaisons de cibles possibles. **A**, dispositif expérimental et méthode de reconstruction (voir « Dispositifs expérimentaux », sous-section 1.1) **B**, exemple de protocole expérimental où 10 blocs (chaque bloc constitue l'acquisition des 72 cibles possibles en 72 essais) sont réalisés en alternance aléatoire entre les contrôles position (écriture bleue) et vitesse (écriture orange) où jamais plus de deux blocs consécutifs ne sont réalisés dans le même mode de contrôle. Entre chaque bloc, le questionnaire est réalisé et la valeur du niveau de force est modifiée. **C**, Calcul des indices de difficulté et répartitions des différentes combinaisons de cible sur ces indices. Deux combinaisons de cibles différentes peuvent aboutir à un même indice de difficulté. Mêmes tailles et distances de cibles que dans le chapitre 2.

position. Cependant, les résultats montrent également que la présence d'un niveau de bruit élevé dans le signal de contrôle pénalise le contrôle position spécifiquement dans la phase d'acquisition, durant laquelle le sujet doit stabiliser le curseur dans la cible. Enfin, la dégradation des performances en contrôle position est telle que le contrôle vitesse devient le contrôle préféré par les sujets et permet de meilleures performances. Cette étude met donc en évidence que pour bénéficier de l'efficacité d'un contrôle position dans un contexte myoélectrique, il serait nécessaire de filtrer de façon conséquente les signaux EMG dans le but de réduire les effets néfastes de ce bruit sur le contrôle.

3 Matériels et Méthodes

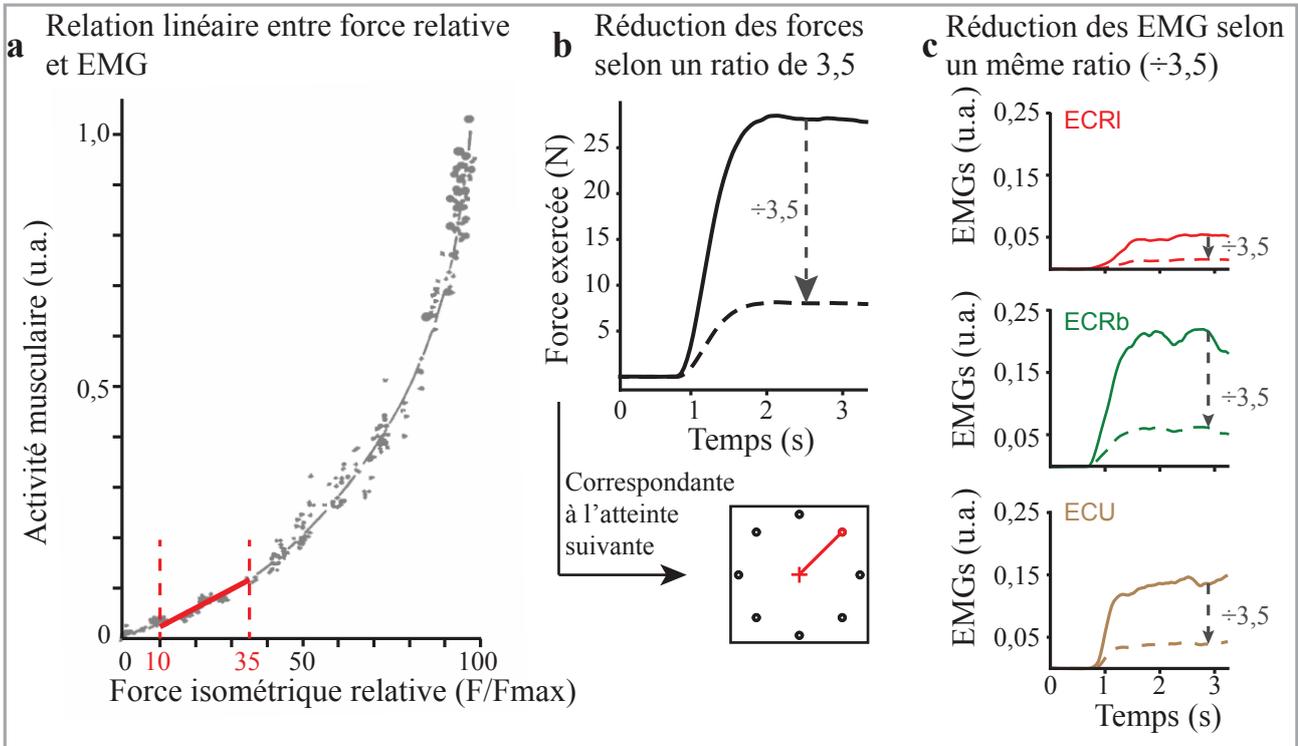
3.1 Plan expérimental

Dans cette étude nous avons comparé les contrôles position et vitesse dans un contexte myoélectrique. Les participants de cette étude, placés dans le dispositif présenté en sous-section 1.1 (partie « Dispositifs expérimentaux »), contrôlaient le curseur à l'écran à partir de leurs activités musculaires couplées à la biomécanique virtuelle (**figure 4.1A**). Le plan expérimental de cette étude est fortement similaire à celui présenté lors du chapitre 2 (**figure 4.1B**). Cependant pour des raisons d'allègement du protocole, une seule session a été réalisée.

Six sujets droitiers (le score moyen \pm l'écart-type standard au test de latéralité d'Edinburgh est de $85,7 \pm 16,8$; Oldfield, 1971) ayant une vue normale ou corrigée ont pris part à l'étude. La tâche expérimentale consistait en une atteinte et acquisition de différentes cibles présentées essai après essai aux sujets. De même que pour l'expérience présentée en chapitre 2, les cibles étaient réparties selon huit directions (tous les 45°) à trois distances du centre et étaient de trois tailles différentes, soit 72 cibles – la disposition de ces cibles est rappelée en sous-section 3.3. A chaque essai, les sujets avaient pour objectif d'atteindre au plus vite la cible et d'y stabiliser le curseur durant 750ms (acquisition). Si au bout de cinq secondes, la cible n'était toujours pas acquise, le sujet échouait et l'essai suivant débutait.

Dans le but de pouvoir comparer les résultats de cette étude avec ceux obtenus au chapitre 2, nous avons suivi le même protocole expérimental en l'ajustant tout de même à la condition myoélectrique. Les sujets ont donc contrôlé le curseur dans cinq blocs pour chacun des deux modes de contrôle – un bloc correspondant à l'atteinte des 72 cibles possibles. Entre chaque bloc, nous avons fait varier le mode de contrôle implémenté et le niveau de force requis par la tâche. Cependant, dans cette étude, nous n'avons pas utilisé les forces exercées par les sujets pour contrôler le curseur mais les activités musculaires. La modulation des niveaux de force s'est donc faite à partir d'une modulation du décodeur traduisant les EMG en mouvement du curseur. Cette modulation est présentée dans la sous-section 3.2. A la fin de chaque bloc, un questionnaire identique à celui présenté chapitre 2 et rappelé dans la sous-section 3.4 a été posé aux sujets pour évaluer leur préférence.

A. Théorie



B. Conséquences sur la biomécanique virtuelle

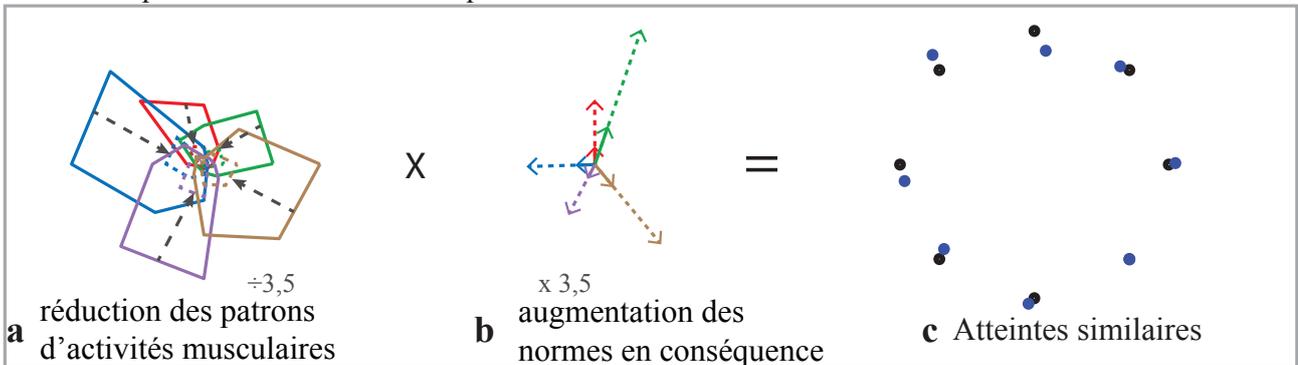


Figure 4.2 : Schématisation de la méthode de reconstruction des différentes biomécaniques représentant les différents niveaux de force testés. **A**, explications théoriques. Entre 10% et 35% de FMV nous avons choisi de considérer la relation entre EMG et force comme étant linéaire (**a**). Une réduction du niveau de force selon un ratio de 3,5 entre 35% et 10% de FMV (**b**) impliquerait une réduction d'un même ratio des activités musculaires (**c**). **B**, en pratique, du fait de la réduction des patrons d'activités musculaires selon le ratio correspondant à la réduction des forces (**a**), une extension des vecteurs de la biomécanique selon le même ratio (**b**) est nécessaire pour produire les mêmes atteintes (**c**).

3.2 Niveaux de forces

Dans cette étude, les sujets ont contrôlé le curseur à partir des EMG des muscles contrôlant le poignet. Nous ne pouvions donc pas gérer le niveau de force requis à la tâche en modulant la valeur du pourcentage de force maximale (FMV) impliquée dans les calculs des gains de position (équation 5 sous-section 2.2, partie « Dispositifs expérimentaux ») et de vitesse (équation 6, même sous-section). Cependant, dans leur étude, Disselhorst-Klug *et al.* (2009) illustrent la relation entre les activités musculaires et les forces exercées. La figure issue de leur étude (**figure 4.2A a**) montre que l’activité musculaire normalisée augmente de façon exponentielle en fonction de la force normalisée exercée. Dans notre précédente étude nous avons fait varier le niveau de force entre 10% et 35% de la force maximale. Entre ces deux bornes, nous avons considéré la relation entre EMG et force comme linéaire. Ainsi, une réduction du niveau de force de 3,5 par exemple (ratio entre 10% et 35%) correspond à une réduction des activités EMG selon le même ratio (**figure 4.2A b-c**). De ce fait, c’est l’ensemble des patrons d’activités musculaires qui sont réduits de 3,5 lors du passage de 35% de FMV à 10% de FMV (**figure 4.2B**, partie gauche). Pour conserver les mêmes atteintes (**figure 4.2B**, partie droite) à partir de ces activités musculaires réduites, nous avons amplifié la taille des vecteurs de la biomécanique de 3,5, soit toujours le même ratio (**figure 4.2B**, partie centrale).

Après avoir calibré la biomécanique virtuelle des sujets sur le niveau de force intermédiaire (soit 22,5% de force maximale), nous avons appliqué à l’amplitude des vecteurs de la biomécanique les ratios calculés entre les pourcentages de force testés et ce pourcentage de référence. Ainsi, si les vecteurs sont deux fois plus grands par exemple, le curseur parcourt la même distance à partir d’une activité musculaire deux fois plus faible. Avec ces cinq biomécaniques virtuelles spécifiques à chaque sujet, nous avons simulé les cinq niveaux de force suivants : 10%, 16,25%, 22,5%, 28,75% et 35% de la force maximale. Étant donné que cette manipulation sur les biomécaniques virtuelles nous a permis de correctement reproduire les atteintes réalisées avec le niveau de forces correspondant, nous parlerons, dans la suite, de niveau de force exercé malgré l’utilisation des signaux EMG et non de forces.

3.3 Tailles et distances de cible – Indices de difficulté associés

Dans cette étude les cibles sont réparties de la même façon que dans l’expérience présentée chapitre 2. Les tailles et les distances ont été respectées. Nous avons donc les trois distances suivantes : $d_1 \simeq 7,8\text{cm}$, $d_2 \simeq 15,6\text{cm}$ et $d_3 \simeq 23,4\text{cm}$ représentant 25%, 50% et 75% de demi-hauteur d’écran. Les tailles de cibles ont elles aussi été conservées, ainsi on a : une petite cible de 54 pixels de diamètre (soit $\varnothing_1 \simeq 1,56\text{cm}$), une cible de taille moyenne 1,5 fois plus grande ($\varnothing_2 \simeq 2,34\text{cm}$) et une grande cible 3 fois plus importante que la première (soit $\varnothing_3 \simeq 4,67\text{cm}$). Conserver tailles et distances nous a permis de conserver les mêmes indices de difficulté (**figure 4.1C**) calculés je le rappelle en utilisant l’équation suivante : $ID = \log_2\left(\frac{D}{T} + 1\right)$ où D représente la distance entre le centre et la cible, et T représente la taille de la cible (Fitts, 1954).

3.4 Questionnaire

Le questionnaire est lui aussi identique à celui utilisé dans l’étude comparative des contrôles position et vitesse où le signal source correspondait au signal de forces isométriques (chapitre 2). Les affirmations notées sur une échelle de Likert de 0 à 4 sont les suivantes :

1. les mouvements du curseur étaient cohérents avec mon intention de déplacement
2. il était difficile de contrôler le curseur pour atteindre la cible (*i.e.* aller rapidement à proximité de celle-ci)
3. il était facile de maintenir le curseur dans la cible pour l’acquérir
4. la tâche était fatigante physiquement
5. la tâche ne demandait pas une grande concentration mentale
6. je n’ai pas apprécié contrôler le curseur dans ce bloc

Ce questionnaire nous a permis ici encore d’établir une note sur 100 évaluant ainsi le ressenti des sujets sur les différentes combinaisons [mode de contrôle – niveau de force] expérimentées.

3.5 Mesures expérimentales

En plus des scores au questionnaire et des taux de réussite à la tâche, nous avons effectué une analyse sur les temps d’essai.

Dans l’étude du chapitre 2, le découpage du mouvement en deux phases nous a permis de mettre en évidence certaines caractéristiques du contrôle position et du contrôle vitesse. Par exemple, nous avons montré que la phase d’acquisition durant laquelle le sujet doit stabiliser le curseur dans la cible est une phase critique en contrôle vitesse. Le temps de mouvement global, après analyse, a de nouveau été scindé en deux phases ici : (1) une phase d’atteinte et (2) une phase d’acquisition. Durant la première phase, le sujet initie son mouvement et atteint pour une première fois la cible. Le temps d’atteinte est donc le temps entre le départ du mouvement et la première atteinte de la cible. La deuxième phase consiste quant à elle à l’acquisition de la cible, et le temps d’acquisition représente donc le temps entre la première entrée dans la cible et la dernière avant validation. Contrairement à l’étude présentée au chapitre 2, nous n’avons pas analysé les profils vitesse du fait d’un niveau de bruit présent dans la trajectoire du curseur trop important pour nous permettre d’identifier de manière fiable les sous-mouvements.

3.6 Analyses statistiques

Dans cette étude, nous voulions comparer les deux modes de contrôle (position et vitesse) dans un contexte myoélectrique et comparer les résultats obtenus avec ceux observés en condition de forces isométriques (chapitre 2). Nous avons donc reproduit le même protocole en manipulant différentes biomécaniques virtuelles en analogie aux différents niveaux de force étudiés

dans l'étude précédente, différentes tailles et distances de cible pour générer différents indices de difficulté de la tâche.

Analyse des questionnaires. Une ANOVA à deux facteurs à mesures répétées a été réalisée pour comparer les scores aux questionnaires des sujets et établir la préférence des sujets entre les deux modes de contrôle et leur maniabilité selon les pourcentages de FMV requis.

Analyse des taux de réussite. Les taux de réussite obtenus ont été comparés selon une analyse d'interaction en modèle $2 \times K$ avec non indépendance des facteurs inspirée du test de Khi-deux (Michael, 2007). Ces taux de réussite ont été analysés en comparant les taux obtenus pour les deux modes de contrôle en fonction des pourcentages de FMV puis en fonction des indices de difficulté.

Analyse des temps des essais. Les différents temps des essais (temps d'atteinte, temps d'acquisition et temps de mouvement) ont été comparés par une ANOVA à trois facteurs (mode de contrôle, pourcentage de FMV et indice de difficulté). Les tests post hoc des ANOVA ont été réalisés avec des tests de Tukey. Pour chacun des tests statistiques la valeur d'alpha est $\alpha = 0,05$.

Comparaison avec l'étude du chapitre 2. Du fait du grand nombre de facteurs à traiter, il aurait fallu, pour comparer les résultats obtenus dans cette étude et ceux du chapitre 2, pouvoir réaliser une ANOVA à modèle mixte à 4 facteurs : un facteur indépendant qui est le type du signal source (*i.e.* forces isométriques ou EMG), et trois facteurs répétés qui sont le mode de contrôle, le niveau de force et l'indice de difficulté. Du fait de l'impossibilité d'interprétation d'un tel test et de sa difficulté de réalisation (uniquement réalisable sous R en le codant), nous avons choisi d'effectuer uniquement une ANOVA à modèle mixte à 2 facteurs. Ces deux facteurs correspondant au signal source et au mode de contrôle.

4 Résultats

4.1 Taux de réussite

Les figures 4.3A et 4.3C illustrant les taux de réussite montrent que, de façon générale, les performances en contrôle position sont plus faibles qu'en contrôle vitesse. En effet, alors qu'en contrôle vitesse au moins la moitié des essais sont réussis, en contrôle position les sujets ne réussissent l'acquisition que d'un tiers des cibles. L'analyse statistique montre (i) un effet simple du mode de contrôle ($Q_{(1;0,05)} = 187,47$ et $p < 0,001$) avec de meilleurs résultats en contrôle vitesse qu'en contrôle position ; (ii) un effet simple du niveau de force ($Q_{(4;0,05)} = 61,39$ et $p < 0,001$) avec une amélioration des performances lorsque le niveau de force augmente et

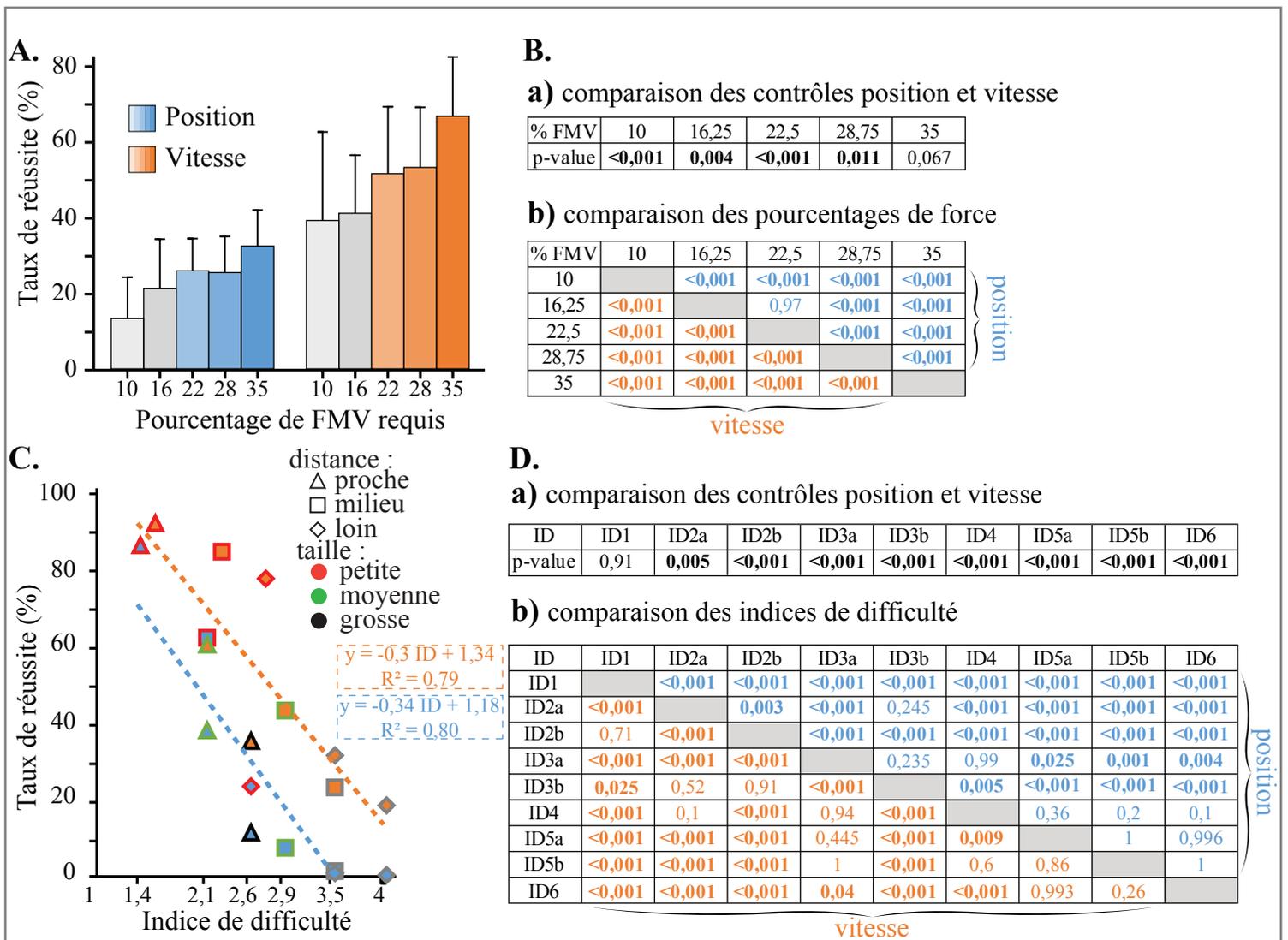


Figure 4.3 : Taux de réussite en fonction du pourcentage de FMV requis et en fonction de l'indice de difficulté de la tâche dans les deux modes de contrôle testés. **A.**, histogrammes des taux de réussite en fonction des pourcentages de FMV en contrôle position (données bleues) et en contrôle vitesse (données orange). Les barres d'erreur représentent les écart-types. **B.**, résultats des tests post hoc de Tukey avec **(a)** les comparaisons deux à deux des modes de contrôles en fonction du pourcentage de FMV et **(b)** les comparaisons deux à deux des pourcentages de FMV en fonction du contrôle position (écritures bleues) et du contrôle vitesse (écritures oranges) **C.**, taux de réussite en fonction de l'indice de difficulté en contrôle position (symboles à remplissage bleu) et en contrôle vitesse (symboles à remplissage orange). **D.**, résultats des tests post hoc de Tukey avec **(a)** la comparaison deux à deux des modes de contrôles en de l'indice de difficulté et **(b)** la comparaison deux à deux des indices de difficulté en fonction du contrôle position (écritures bleues) et du contrôle vitesse (écritures orange). Les valeurs en gras sont significatives ($\alpha = 0,05$).

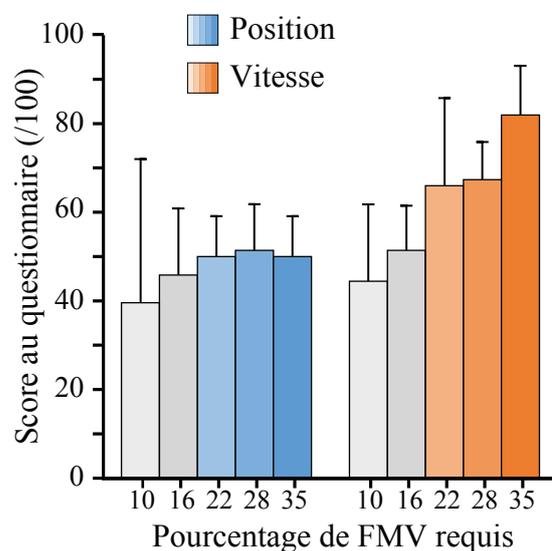


Figure 4.4 : Préférences des sujets en fonction du pourcentage de FMV requis dans les deux modes de contrôle testés. Les barres grises correspondent aux blocs non analysés statistiquement du fait du trop faible nombre d'essais réussis. Les barres d'erreur représentent les écart-types.

(iii) un effet simple de l'indice de difficulté ($Q_{(8;0,05)} = 1796,60$ et $p < 0,001$) présentant une dégradation des performances avec l'augmentation de l'indice de difficulté. Cependant ces effets simples ne peuvent être interprétés en l'état, du fait de l'interaction significative entre le mode de contrôle et le niveau de force ($Q_{(4;0,05)} = 10,48$ et $p < 0,001$) et de l'interaction significative entre le mode de contrôle et l'indice de difficulté ($Q_{(8;0,05)} = 105,61$ et $p < 0,001$).

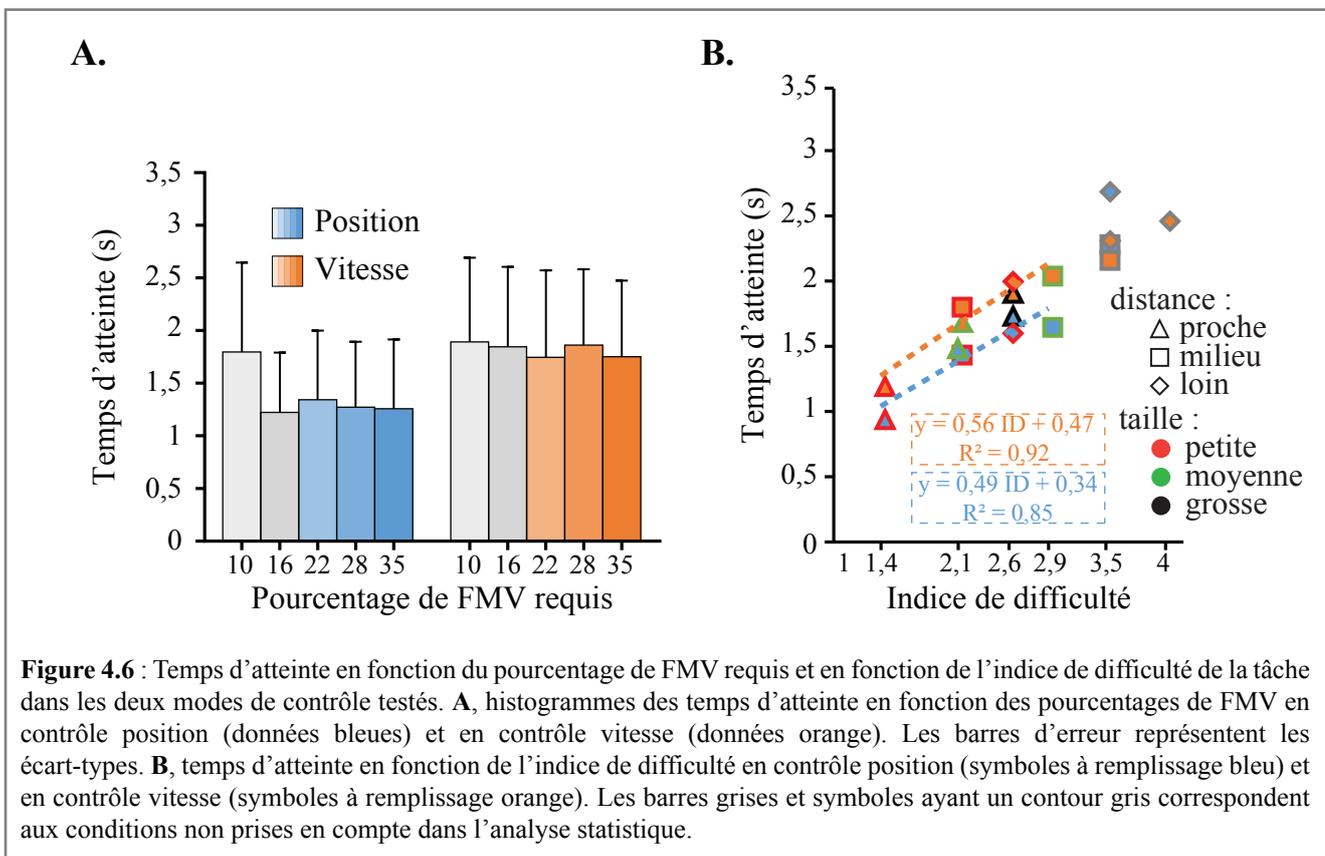
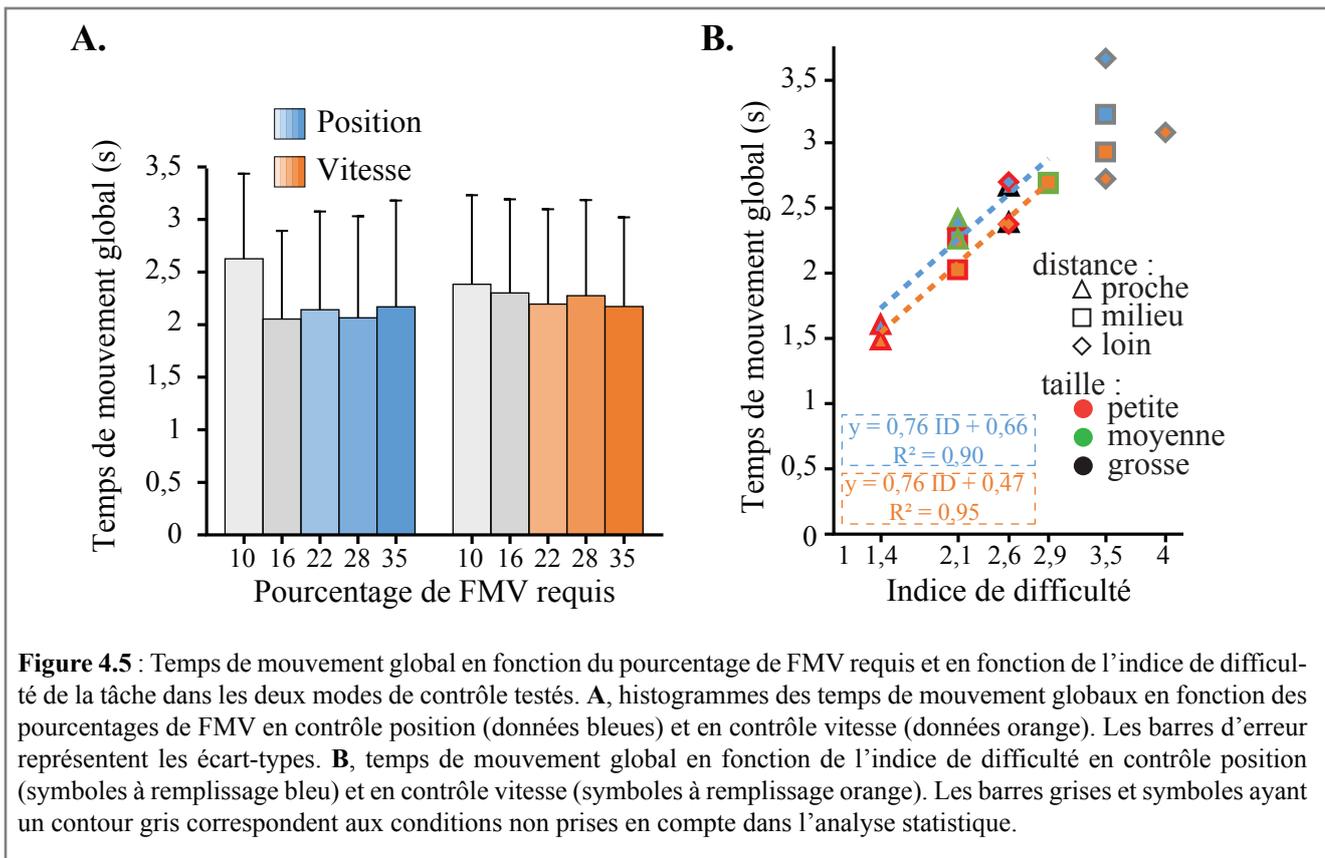
Les tests post hoc (indiqués **figure 4.3B**) montrent que pour tous les niveaux de force, les performances obtenues en contrôle position sont moins bonnes que celles observées en contrôle vitesse (**figure 4.3B (a)**). De plus, dans les deux modes de contrôle, on observe que les taux de réussite des essais réalisés avec un faible niveau de force sont inférieurs à ceux des essais réalisés pour des niveaux de force élevés (**figure 4.3B (b)**). Il faut savoir que pour des niveaux de force faibles, certains sujets n'ont pas réussi à initier la tâche. En effet, à chaque début d'essai il est demandé aux sujets de stabiliser le curseur au centre de l'écran pendant 500ms en restant relâchés. Cette contrainte nous permet de nous assurer du bon déroulement de l'essai et de contrôler la direction de mouvement imposée par la cible. Cependant, pour les blocs réalisés avec un faible niveau de force, il était difficile pour certains sujets de maintenir le curseur dans la partie centrale de l'écran. Les essais n'ont donc même pas été réalisés.

Les tests post hoc comparant les taux de réussite obtenus dans les deux modes de contrôle en fonction de l'indice de difficulté (indiqués **figure 4.3D**) montrent que pour l'indice ID1 (*i.e.* cible grosse et proche), les performances obtenues dans les deux modes de contrôle ne sont pas significativement différentes. En revanche, pour les autres indices de difficulté, le contrôle vitesse induit de meilleurs taux de réussite que le contrôle position (**figure 4.3D (a)**). Pour les deux modes de contrôle, plus l'indice de difficulté est grand et plus la performance est mauvaise. On peut même remarquer qu'en contrôle position, aucun essai n'a été réussi pour l'indice de difficulté le plus élevé (**figure 4.3D (b)**).

Face à la faible proportion d'essais réussis, en contrôle position essentiellement, pour les pourcentages de force faibles (*i.e.* 10% et 16,25% de FMV) et pour les indices de difficulté élevés (*i.e.* supérieurs à l>ID4 de valeur 2,93), nous avons choisi d'exclure ces essais pour la suite des analyses. Les résultats de ces essais seront illustrés sur les différentes figures en gris mais ne seront pas pris en compte dans l'analyse statistique.

4.2 Préférences des sujets

Tous les sujets ont préféré le contrôle vitesse au contrôle position (**figure 4.4**). L'analyse statistique des scores au questionnaire montre que les scores obtenus en contrôle vitesse sont significativement supérieurs à ceux obtenus en contrôle position (effet simple du mode de contrôle $F_{(1;0,05)} = 39,77$ et $p = 0,001$). En revanche, on ne relève pas d'effet du niveau de force ($F_{(2;0,05)} = 1,51$ et $p = 0,267$) et l'interaction entre le mode de contrôle et le niveau de force n'est pas significative ($F_{(2;0,05)} = 1,86$ et $p = 0,205$). Les résultats montrent donc de façon si-



gnificative la préférence des sujets pour le contrôle vitesse et ce quelque soit le niveau de force requis à la tâche.

4.3 Temps de mouvement global

L'analyse des temps de mouvements globaux (illustrés **figure 4.5**) montre (i) un effet simple du mode de contrôle ($F_{(1;0,05)} = 5,87$ et $p = 0,016$) présentant des temps de mouvement plus courts en contrôle vitesse qu'en contrôle position; (ii) pas d'effet simple du niveau de force ($F_{(2;0,05)} = 0,73$ et $p = 0,482$) et (iii) un effet simple de l'indice de difficulté ($F_{(5;0,05)} = 43,23$ et $p < 0,001$) présentant une augmentation du temps de mouvement avec l'augmentation de l'indice de difficulté. Ces analyses, effectuées sur les essais réussis, montrent que, lorsque les sujets arrivent à acquérir la cible, le temps de mouvement global est, approximativement, 10% plus court en contrôle vitesse qu'en contrôle position et ce, quelque soit le niveau de force requis à la tâche (**figure 4.4A**) et quelque soit l'indice de difficulté (**figure 4.5B**). De plus, l'évolution du temps de mouvement global suit la loi de Fitts (**figure 4.5B**; Fitts, 1954) pour les deux modes de contrôle avec des valeurs $R^2 > 0,9$ significatifs.

4.4 Temps d'atteinte

Je rappelle que nous avons choisi de scinder le mouvement en deux phases : (1) la phase d'atteinte et (2) la phase d'acquisition.

Sur cette première phase (phase d'atteinte) nous avons mesuré le temps pris par le sujet pour faire entrer la première fois le curseur dans la cible. L'analyse des temps d'atteinte (illustrés **figure 4.6**) montre (i) un effet simple du mode de contrôle ($F_{(1;0,05)} = 21,24$ et $p < 0,001$) présentant des temps d'atteinte plus courts en contrôle position qu'en contrôle vitesse; (ii) un effet simple du niveau de force ($F_{(2;0,05)} = 4,82$ et $p = 0,008$) avec des temps d'atteinte plus courts pour le niveau de force le plus élevé en comparaison aux autres (**figure 4.6A**) et (iii) un effet simple de l'indice de difficulté ($F_{(5;0,05)} = 35,11$ et $p < 0,001$) présentant des temps d'atteinte plus courts pour l'indice de difficulté le plus faible (cible proche et grosse) en comparaison aux autres indices de difficulté et aucune différence significative entre ces autres indices de difficulté (**figure 4.6B**). Ces résultats montrent que la dégradation des performances en contrôle position n'est pas représentée dans la phase d'atteinte. En effet, malgré une moins bonne qualité de contrôle en contrôle position qu'en contrôle vitesse, on observe des temps d'atteinte 20% plus courts dans le premier mode cité que dans le second (**figure 4.6**).

4.5 Temps d'acquisition

Pour rappel, le temps d'acquisition correspond au temps entre la première entrée dans la cible et la dernière entrée avant maintien.

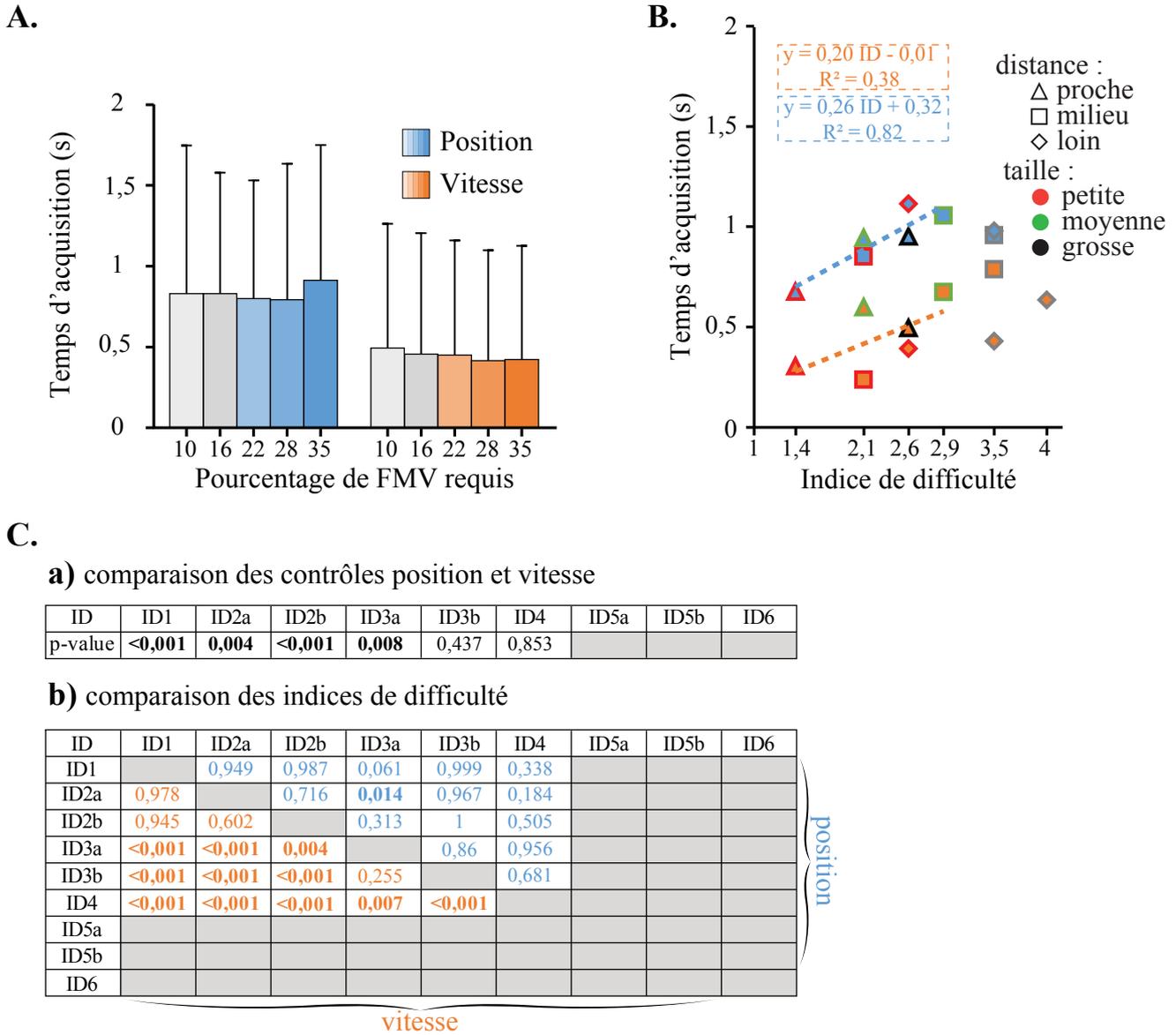


Figure 4.7 : Temps d'acquisition en fonction du pourcentage de FMV requis et en fonction de l'indice de difficulté de la tâche dans les deux modes de contrôle testés. **A.** histogrammes temps d'acquisition en fonction des pourcentages de FMV en contrôle position (données bleues) et en contrôle vitesse (données orange). Les barres d'erreur représentent les écart-types. **B.** temps d'acquisition en fonction de l'indice de difficulté en contrôle position (symboles à remplissage bleu) et en contrôle vitesse (symboles à remplissage orange). Les barres grises et symboles ayant un contour gris correspondent aux conditions non prises en compte dans l'analyse statistique.

L'analyse des temps d'acquisition (**figure 4.7**) montre : (i) un effet simple du mode de contrôle ($F_{(1;0,05)} = 45,20$ et $p < 0,001$) présentant des temps d'acquisition plus courts en contrôle vitesse qu'en contrôle position ; (ii) pas d'effet simple du niveau de force (**figure 4.7A** ; $F_{(2;0,05)} = 1,08$ et $p = 0,342$) et (iii) un effet simple de l'indice de difficulté ($F_{(5;0,05)} = 6,67$ et $p < 0,001$) présentant un allongement du temps d'acquisition avec l'augmentation de l'indice de difficulté (**figure 4.7B**). Cependant, ces deux effets simples (effet du mode de contrôle et effet de l'indice de difficulté) ne peuvent être interprétés en l'état du fait de l'interaction significative existante entre ces deux facteurs ($F_{(5;0,05)} = 2,69$ et $p = 0,020$, **figure 4.7B**). Les tests post hoc (indiqués **figure 4.7C**) montrent que le contrôle vitesse induit des temps d'acquisition plus courts que le contrôle position lorsque la tâche présente un indice de difficulté inférieur à 2,93 (soit l'ID 4, cible moyenne au milieu ; **figure 4.7C (a)**). De plus, en contrôle vitesse, on observe que plus l'indice de difficulté est élevé et plus le temps d'acquisition est long. En revanche, en contrôle position, il n'y a aucune différence significative entre les temps d'acquisition obtenus pour les différents indices de difficulté (**figure 4.7C (b)**).

Ces résultats montrent qu'en contrôle position les sujets n'arrivent pas à valider rapidement la cible en stabilisant le curseur dans la cible. Il semblerait donc que la présence de bruit dans le système, en contrôle position, handicape les sujets lors du maintien. Pour rappel, dans ce mode de contrôle, le maintien passe par un maintien de la contraction. Il faut savoir qu'en plus du bruit déjà présent dans le système du fait du signal EMG, il est possible d'observer des phénomènes de co-contractions ajoutant alors du bruit supplémentaire. En revanche, en contrôle vitesse, le sujet doit relâcher sa contraction musculaire pour stopper le curseur. Une fois le sujet relâché, les EMG de repos n'introduisent que peu de bruit dans le système. Ce bruit, déjà peu ressenti par les sujets lors du mouvement, est alors encore moins présent lorsque le curseur est à l'arrêt.

4.6 Comparaison des préférences et taux de réussite avec l'étude du chapitre 2

Dans le but de comparer les données obtenues dans cette étude à celles observées en chapitre 2, nous avons décidé de moyenniser l'ensemble des résultats dans les conditions traitées ici. On a ainsi pris en compte uniquement les blocs réalisés avec un niveau de force compris entre 22,5% et 35% et en conservant uniquement les essais pour lesquels l'indice de difficulté est inférieur ou égal à l'ID4 soit 2,93.

La **figure 4.8A** montre une dégradation des performances induites par l'utilisation du signal EMG en comparaison au signal de forces, et ce, dans les deux modes de contrôle (zones unies vs. zones hachurées). De plus cette dégradation est plus importante en contrôle position qu'en contrôle vitesse. Cette chute des performances en contrôle position entraîne même une inversion du résultat principal. En effet, alors que dans l'étude réalisée à partir du signal de forces, le

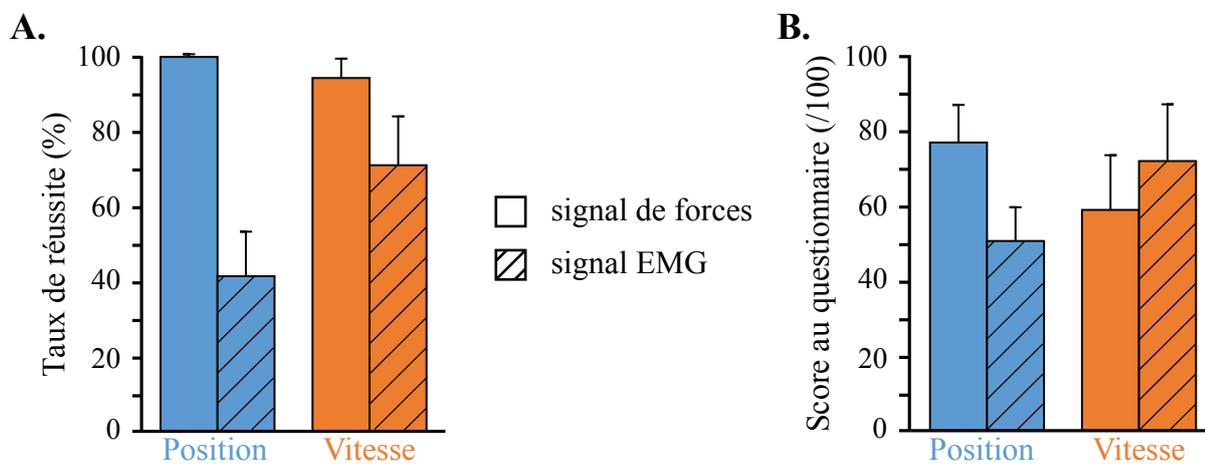


Figure 4.8 : Comparaison des taux de réussite et des préférences des sujets en contrôle position et en contrôle vitesse en fonction du signal source utilisé (forces ou EMG). **A**, taux de réussite en fonction du mode de contrôle (contrôle position en bleu et contrôle vitesse en orange) et en fonction du signal source utilisé (signal de forces en zones unies, données issues du chapitre 2 ; signal EMG en zones hachurées). Les barres d'erreur représentent les écart-types. **B**, préférences des sujets en fonction du mode de contrôle et du signal source utilisé, même disposition qu'en A. Les barres d'erreur représentent les écart-types.

contrôle position permettait de meilleures performances que le contrôle vitesse, dans le contexte myoélectrique actuel, c'est le contrôle vitesse qui donne de meilleures performances que le contrôle position.

Ces résultats ont été confirmés par l'ANOVA à modèle mixte à 2 voies réalisée. En effet, les résultats montrent une interaction entre le signal source et le mode de contrôle significative ($F_{(1;0,05)} = 183,39$ et $p < 0,001$). Les tests post hoc indiquent que lorsque le signal source utilisé est le signal de forces, le contrôle position est meilleur que le contrôle vitesse ($q = 6,1$ et $p < 0,001$). En revanche, lorsqu'on utilise le signal EMG, c'est le contrôle vitesse qui permet de meilleures performances que le contrôle position ($q = 18,6$ et $p < 0,001$). De plus, on observe également que pour les deux modes de contrôle, les résultats observés dans le chapitre 2 (lorsque les forces sont utilisées) sont meilleurs que ceux obtenus dans la présente étude ($q = 25,9$ en contrôle position et $q = 10,3$ en contrôle vitesse avec $ps < 0,001$). Ces résultats montrent que la présence d'un niveau de bruit dans le contrôle pénalise le contrôle position au profit du contrôle vitesse, qui bénéficie de sa propriété de filtrage intrinsèque.

De façon parallèle, les préférences des sujets (**figure 4.8B**) se retrouvent également inversées et alors qu'en condition de force (chapitre 2), les sujets préféreraient contrôler le curseur avec un contrôle position, dans notre contexte myoélectrique ils préfèrent le contrôler selon un contrôle vitesse. Ces préférences sont bien évidemment fortement liées à la performance associée. Comme les performances obtenues en contrôle position sont médiocres, les sujets allouent un moins bon score à ce contrôle en comparaison au contrôle vitesse qui lui permet de meilleures performances.

L'analyse statistique montre une interaction significative des deux facteurs analysés (signal source et mode de contrôle; $F_{(1;0,05)} = 67,30$ et $p < 0,001$). Les tests post hoc confirment l'inversion de la préférence des sujets entre l'étude réalisée à partir des forces (chapitre 2) et celle réalisée à partir des EMG (chapitre actuel; $q = 10,6$ pour le signal de forces et $q = 7,3$ pour le signal EMG avec $ps < 0,001$). De plus, alors qu'en contrôle position, le score au questionnaire est plus élevé en condition force (chapitre 2) que dans le contexte myoélectrique actuel ($q = 8,1$ et $p < 0,001$), en contrôle vitesse, c'est l'inverse : le score est plus élevé lorsqu'on utilise les EMG plutôt que les forces ($q = 4,0$ et $p = 0,008$).

4.7 Comparaison des temps des essais avec l'étude du chapitre 2

La **figure 4.8** illustre les différences de résultats obtenus lors d'un contrôle réalisé à partir des forces et d'un contrôle réalisé à partir des EMG.

Temps de mouvements globaux

L'analyse comparative des temps globaux obtenus dans les deux conditions expérimentales en fonction du mode de contrôle (**figure 4.9A**) montre une interaction significative de ces deux

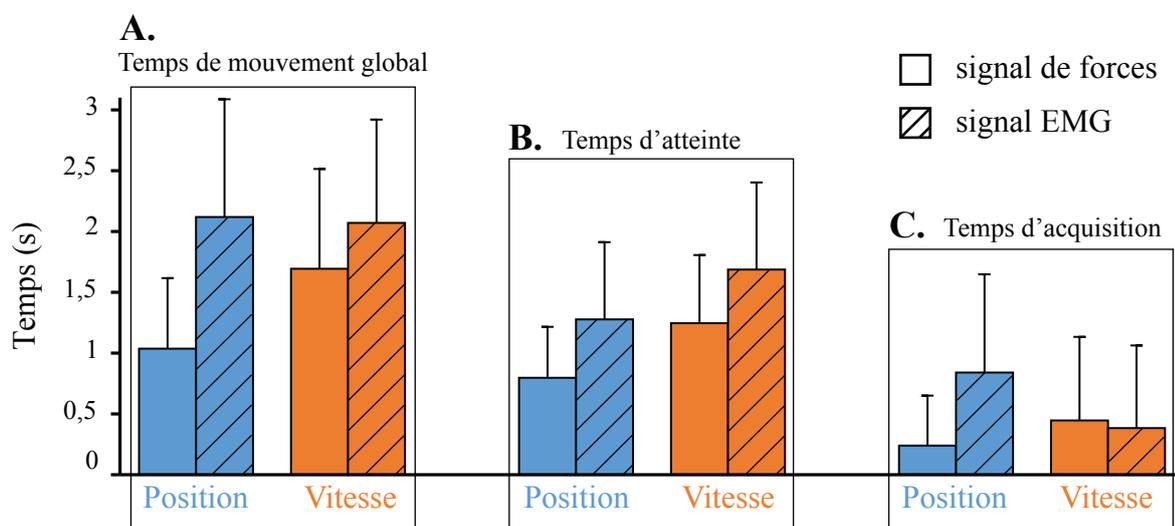


Figure 4.9 : Comparaison des temps d'essai obtenus en contrôle position et en contrôle vitesse en fonction du signal source utilisé (forces ou EMG). **A**, temps de mouvement global en fonction du mode de contrôle et du signal source utilisé, même disposition qu'en **figure 4.8**. **B**, temps d'atteinte en fonction du mode de contrôle et du signal source utilisé, même disposition qu'en **figure 4.8**. **C**, temps d'acquisition en fonction du mode de contrôle et du signal source utilisé, même disposition qu'en **figure 4.8**. Les barres d'erreur représentent les écart-types.

facteurs ($F_{(1;0,05)} = 29, 26$ et $p < 0, 001$). Les tests post hoc indiquent que quelque soit le mode de contrôle implémenté, les temps de mouvements globaux sont plus courts lorsque les forces sont utilisées en comparaison aux EMG ($q = 15, 5$ en contrôle position et $q = 5, 4$ en contrôle vitesse avec $ps < 0, 001$). De plus, alors qu’on observe une différence significative entre les temps obtenus en contrôle position et ceux obtenus en contrôle vitesse dans la condition force ($q = 14, 6$ et $p < 0, 001$, chapitre 2), dans l’étude actuelle, cette différence est perdue ($q = 0, 4$ et $p = 0, 791$).

Temps d’atteinte

L’analyse des temps d’atteinte (illustrés **figure 4.9B**) montre : (i) un effet simple du signal source ($F_{(1;0,05)} = 32, 53$ et $p < 0, 001$) avec des temps d’atteinte 40% plus courts avec le signal de forces qu’avec le signal EMG, et (ii) un effet simple du mode de contrôle ($F_{(1;0,05)} = 76, 62$ et $p < 0, 001$) avec des temps d’atteinte 40% plus courts en contrôle position qu’en contrôle vitesse. Ces résultats montrent bien que malgré la présence d’un niveau de bruit plus élevé dans l’étude actuelle, le contrôle position continue de permettre aux sujets d’atteindre plus rapidement les cibles en contrôle position qu’en contrôle vitesse (**figure 4.9B**).

Temps d’acquisition

L’analyse des temps d’acquisition (illustrés **figure 4.9C**) montre : (i) un effet simple du signal source ($F_{(1;0,05)} = 38, 71$ et $p < 0, 001$) avec des temps d’acquisition deux fois plus courts avec le signal de forces qu’avec le signal EMG, et (ii) un effet simple du mode de contrôle ($F_{(1;0,05)} = 9, 66$ et $p = 0, 005$) avec des temps d’acquisition 30% fois plus courts en contrôle position qu’en contrôle vitesse. Cependant, ces effets ne peuvent être interprétés en l’état du fait de l’interaction significative de ces deux facteurs ($F_{(1;0,05)} = 64, 63$ et $p < 0, 001$). Les tests post hoc montrent qu’avec le signal de forces (chapitre 2), le contrôle position permet des temps d’acquisition deux fois plus courts que le contrôle vitesse ($q = 7, 0$ et $p < 0, 001$). En revanche, dans l’étude actuelle, les performances en contrôle position sont fortement détériorées au profit du contrôle vitesse ($q = 9, 1$ et $p < 0, 001$). Les tests post hoc confirment qu’en contrôle position, l’utilisation des EMG comme signal source dégrade fortement les performances ($q = 14, 2$ et $p < 0, 001$). Les temps d’acquisition sont 2, 2 fois plus longs par l’utilisation du signal EMG. En contrôle vitesse il n’existe pas de différences significatives entre les temps d’acquisition obtenus dans l’étude du chapitre 2 et l’étude actuelle ($q = 1, 3$ et $p = 0, 377$).

5 Discussion

Dans cette étude, nous avons comparé le contrôle position et le contrôle vitesse dans un contexte myoélectrique simplifié où les activités électriques des muscles du poignet sont décodées pour reconstruire les forces que les sujets exercent. Dans l’étude présentée chapitre 2 nous avons déjà comparé ces deux modes de contrôle dans un contexte de forces isométriques où les

forces réelles des sujets étaient utilisées pour contrôler le curseur. Dans ces deux études nous avons évalué les deux modes de contrôle sur différents plans : (i) les taux de réussite à la tâche, (ii) la préférence des sujets et (iii) les temps de mouvements globaux et leur décomposition en temps d'atteinte et temps d'acquisition. Alors que l'étude du chapitre 2 montrait une supériorité du contrôle position sur le contrôle vitesse, ici, dans un contexte myoélectrique, le niveau de bruit associé au signal EMG semble avoir inversé cette tendance. En effet, dans l'étude actuelle, nous avons observé une supériorité du contrôle vitesse sur le contrôle position, à la fois sur les préférences des sujets et sur leurs performances.

Une dégradation forte des performances en contrôle position.

En contrôle position, les sujets sont fortement handicapés par le bruit présent dans le système pour réaliser la tâche. En effet, il s'est même avéré impossible pour les sujets testés de valider une petite cible située à la plus grande distance du centre (ID6). Par ailleurs, pour de faibles niveaux de force, le ratio signal sur bruit n'est pas optimal (Slifkin et Newell, 1999). Dans leur étude, Slifkin et Newell (1999) montrent en effet qu'à 10% de FMV, ce ratio peut être préjudiciable à la qualité du contrôle. De fait, dans cette étude, nous observons un contrôle plus bruité pour de faible niveau d'activités musculaires. De plus, le niveau de bruit présent dans le système est plus important en contrôle position qu'en contrôle vitesse. En effet, l'intégration du signal EMG pour déterminer la position du curseur lors du contrôle vitesse induit un filtrage supplémentaire du signal. En revanche, en contrôle position, le signal est directement traduit en une position du curseur, et aucun filtrage supplémentaire n'est apporté. Ainsi, de même que Sensinger *et al.* (2008) montrait que le contrôle vitesse bénéficiait de sa capacité de filtrage pour produire des mouvements plus lisse, dans notre étude les sujets réussissent mieux la tâche en contrôle vitesse grâce notamment à ce filtrage.

La phase d'acquisition : une phase critique pour le contrôle position.

La comparaison des différents temps d'atteinte et d'acquisition nous a permis de mettre en évidence que la phase d'acquisition représente une phase critique pour le contrôle position. Dans l'étude présentée en chapitre 2 nous avons mis en évidence des temps d'acquisition plus courts en contrôle position qu'en contrôle vitesse. Les résultats de cette étude (chapitre 2) avaient soulevé deux hypothèses fortes : (1) la congruence des informations sensorielles avec la position du curseur, présente uniquement en contrôle position, favoriserait ce mode de contrôle (*i.e.* ce que nous avons démontré dans le chapitre 3), et (2) le temps de dérecrutement du muscle nécessaire, en contrôle vitesse, à l'arrêt du curseur sur une position souhaitée ralentirait le mouvement et désavantagerait ce mode de contrôle. Dans l'étude actuelle, les propriétés de ces deux modes de contrôle sont toujours existantes. En effet, les efférences motrices et les afférences sensorielles sous-jacentes au contrôle sensorimoteur persistent et ces informations peuvent permettre, en contrôle position, l'estimation à chaque instant de la position du curseur à l'écran (Proske et Gandevia, 2009, 2012). De même, il est toujours nécessaire, en contrôle vitesse, de dérecruter

le muscle pour ramener l'intensité musculaire à son niveau de repos et stopper le curseur sur une position donnée, ce qui prend du temps (Fang et Mortimer, 1991).

Cependant, le niveau de bruit présent dans le signal EMG vient perturber le contrôle position. Ce niveau de bruit, d'origine à la fois intrinsèque et extrinsèque (Hargrove *et al.*, 2006; Tkach *et al.*, 2010; Vidovic *et al.*, 2014), est d'autant plus important que l'intensité de contraction est élevée (Harris et Wolpert, 1998). Ainsi, lorsque le sujet tente de stabiliser le curseur dans la cible, la présence d'un niveau de bruit élevé vient perturber le maintien. Bien que la congruence entre afférences et efférences sensorielles et la position du curseur à l'écran soit globalement maintenue, le bruit additionnel lors du maintien en contrôle position à partir des EMG vient mettre à mal cette congruence en générant, potentiellement, un signal d'erreur dont le sujet n'est pas responsable. Les corrections du mouvement du curseur en réponse à ce signal d'erreur incongruent avec l'action des sujets est donc très probablement à l'origine de la forte dégradation de performance observée dans cette condition expérimentale.

Dans le but de pallier cet impact du bruit sur la qualité du contrôle en contrôle position, il serait souhaitable de filtrer davantage les signaux. Ainsi, de même que le bruit est moins présent lors du contrôle vitesse du fait de sa propriété de filtrage due à l'intégration du signal source, on pourrait obtenir un contrôle également plus lisse en contrôle position. Dans notre étude, nous avons utilisé un filtre Butterworth de fréquence de coupure de 1,5Hz pour filtrer les signaux EMG rectifiés. La constante de temps associée à ce filtre peut être déterminée en mesurant le temps pris par le signal rectifié pour atteindre 63,2% en réponse à une fonction à deux niveaux (*step function*). Dans notre cas, cette constante est de 175ms. La diminution de la fréquence de coupure permettrait de réduire le nombre de hautes fréquences dans le signal EMG et lisserait alors le mouvement du curseur. Cependant, cette diminution de la fréquence de coupure sera nécessairement associée à un délai plus long ce qui, si ce délai est trop important, peut perturber le contrôle (Conklin, 1957; Smith, 1972; Miall *et al.*, 1985; Vercher et Gauthier, 1992). Par exemple, pour une fréquence de coupure de 1Hz, le délai serait allongé de 100ms ($\tau = 275\text{ms}$). Sanger (2007) a montré qu'un filtre bayésien permettrait de mieux réduire le niveau de bruit du signal qu'un filtre linéaire sans pour autant introduire de délai préjudiciable au contrôle, et ainsi de réagir très rapidement au changement. L'efficacité de ce filtre a d'ailleurs été montrée dans un système de contrôle en boucle fermée où des sujets contrôlaient la position du curseur sur un écran (contrôle position) à partir du signal EMG d'un muscle pour acquérir des cibles de différentes tailles et distances (Borish *et al.*, 2018). De plus, les performances obtenues avec ce filtrage sont meilleures que celles observées lorsque le signal EMG était filtré par des filtres linéaires.

Une autre possibilité serait d'utiliser un signal source moins bruité tel qu'un signal renseignant sur les mouvements du membre résiduel. Ce que permettent aujourd'hui les prothèses à câbles, à savoir de gérer la fermeture d'une main prothétique à partir des mouvements de buste ou d'épaule raccordés par une sangle à la main prothétique, pourrait être réalisé à partir d'enregistrements cinématiques plus complets des mouvements du membre résiduel. En effet,

des outils tels que les capteurs de mouvement ou les accéléromètres pourraient enregistrer les mouvements réalisés par le membre résiduel pour produire ensuite, à partir de la connaissance des coordinations naturelles entre les différents degrés de liberté, le mouvement de l'effecteur artificiel (Kaliki *et al.*, 2013; Merad *et al.*, 2018).

Les tailles de cibles choisies sont tout de même un facteur limitant de cette étude. En effet, dans le but de comparer les deux études (étude du chapitre 2 et étude actuelle) nous avons choisi de reproduire exactement le même protocole en conservant les tailles et distances des cibles. Cependant, la valeur de la plus petite taille de cible avait été déterminée sur la base du bruit présent dans le signal du curseur lorsque le sujet maintenait une force isométrique équivalente à 30% de sa force maximale, c'est-à-dire pour un niveau de force induisant le meilleur ratio signal/bruit (Slifkin et Newell, 1999). De façon évidente, il apparaît que le niveau de bruit dans le système est plus important lors d'un maintien du curseur à partir des activités musculaires. Nous avons alors placé les sujets dans une condition très difficile voire impossible pour le maintien en petite cible en contrôle position et ce d'autant plus que la cible était loin du centre. Les taux de réussite de 0 et 1% obtenus pour les forts indices de difficulté en contrôle position confirment cette limite. Toutefois, on peut rappeler que les analyses ont été effectuées uniquement sur les essais réussis dont le nombre était suffisant pour obtenir des résultats statistiquement viables.

Une supériorité du contrôle vitesse qui n'exclut pas la nécessité d'une substitution sensorielle.

Cette étude nous a permis de montrer que dans un contexte myoélectrique, le contrôle vitesse tirait avantage de sa propriété de filtrage minimisant ainsi le niveau de bruit présent dans les signaux EMG. De plus, le fait de devoir être relâché pour maintenir l'effecteur dans une position donnée permet de ne pas dépendre de ce bruit pour stabiliser cet effecteur. Ces résultats conformes avec la littérature sur le contrôle myoélectrique (Kim *et al.*, 2008) appuient donc l'utilisation d'un contrôle vitesse dans les prothèses myoélectriques. Cependant, dans l'étude présentée au chapitre 2, nous avons mis en évidence que le temps de dérecrutement du muscle, nécessaire à l'arrêt du curseur, ralentissait l'ensemble du mouvement par un allongement des durées des sous-mouvements. L'analyse comparative entre les résultats obtenus dans l'étude actuelle et ceux obtenus dans le chapitre 2 montre que les temps d'acquisition observés dans ces études ne sont pas significativement différents. Ce résultat, conforme avec l'étude Corbett *et al.* (2011), suggère que ce temps de dérecrutement pénalise, ici encore la rapidité du mouvement. Ce temps de dérecrutement (Fang et Mortimer, 1991), qui lors d'un contrôle sensorimoteur naturel n'est pas utilisé pour maintenir le membre dans une position donnée, ralentit les processus de planification et de régulation du mouvement et amplifie le caractère non intuitif du contrôle vitesse. Le contrôle étant alors moins intuitif et dépourvu de retours sensorimoteurs congruents avec la position du curseur à l'écran, les sujets ne vont planifier de mouvements correctifs qu'après traitement des boucles visuelles, qui présentent des latences longues. L'uti-

lisation d'une substitution sensorielle, déjà évoquée dans les chapitres 2 et 3 semble toujours pertinente pour améliorer le contrôle et augmenter la vitesse de traitement des retours sensoriels pour ajuster plus rapidement la commande. Cependant, la grande majorité des études de substitution actuelle se concentre sur l'utilisation de retours par électrostimulations ou stimulations vibrotactiles pour introduire des informations de contact ou de pression (Bach-y rita, 2004; Cipriani *et al.*, 2012; Antfolk *et al.*, 2013). Dans le but d'apporter une information congruente avec la position du membre prothétique, il pourrait être plus judicieux d'apporter une information de position par stimulation vibrotactile (Mann et Reimers, 1970).

CONCLUSIONS & PERSPECTIVES

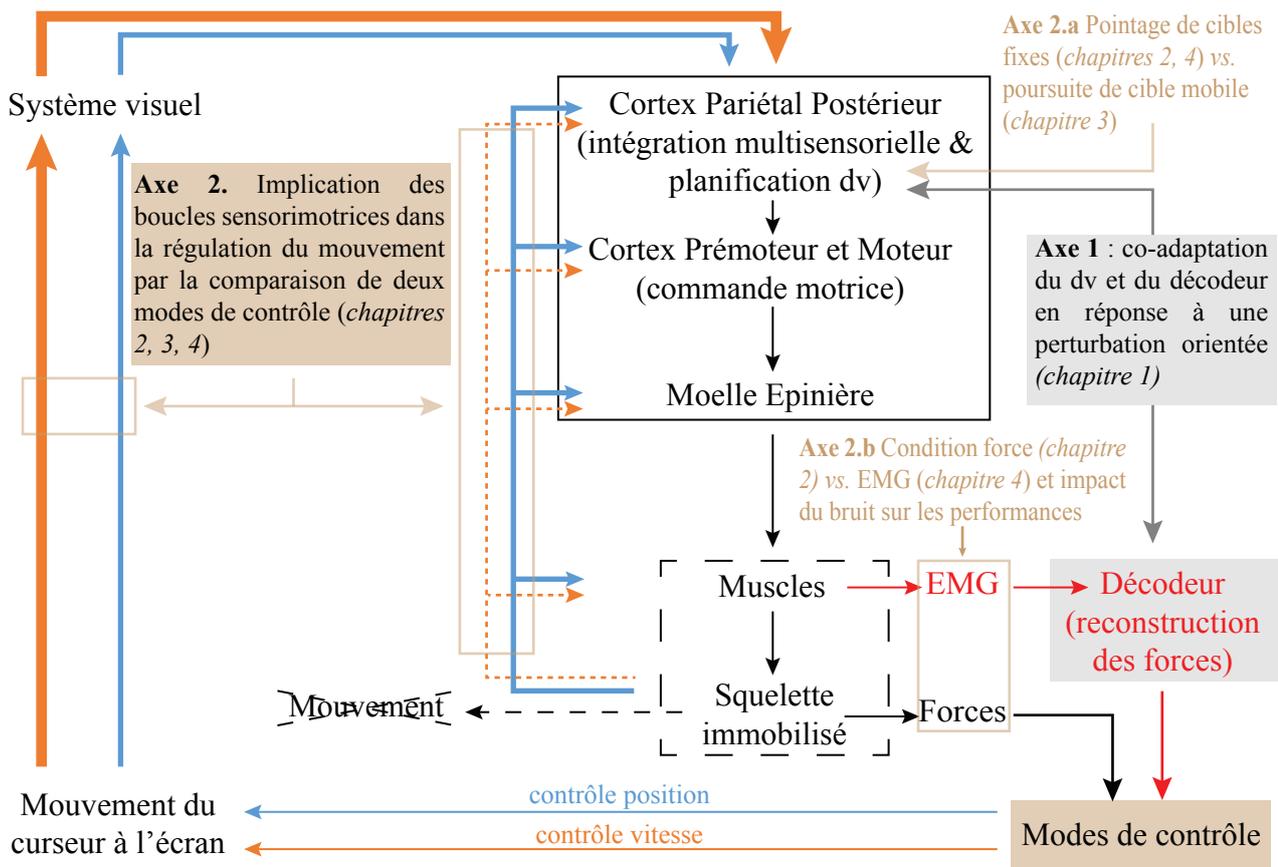


Figure C1 : Rappel des différents objectifs de la thèse.

Les résultats des différents travaux réalisés lors de cette thèse ont été discutés dans leur contexte spécifique. Dans cette dernière partie, je souhaiterais revenir sur les différents objectifs de cette thèse et discuter en conséquence les résultats obtenus. Suite à la partie introductive, nous avons présenté les différents objectifs de la thèse à l'aide d'un schéma. Ce schéma est de nouveau présenté **figure C1**. On retrouve ainsi les deux axes majeurs abordés dans cette thèse : (1) un **premier axe** portant sur des techniques de **co-adaptation** et centré sur la partie « **feed-forward** » du mouvement et l'adaptation de l'intention de direction de mouvement du sujet et, (2) un **second axe** plus centré sur la **régulation en ligne** du mouvement et l'importance des différentes **boucles sensorimotrices** impliquées à travers l'étude de deux modes de contrôle distincts. Après un bref rappel des résultats obtenus, nous discuterons de l'impact de ces résultats sur notre compréhension du système sensorimoteur naturel, des manques existants suite à une amputation, et des outils qu'il serait possible d'utiliser pour restituer voire suppléer ces manques.

6 Rappels des principaux résultats obtenus

6.1 Une co-adaptation implémentée par un gain variable et local améliore l'apprentissage

Notre première étude (*chapitre 1*) abordant le premier axe de recherche (**axe 1**) a mis en évidence l'apport d'une co-adaptation (ou adaptation mutuelle de l'humain et la machine) sur l'apprentissage en réponse à des perturbations orientées du décodeur. Dans un contexte simplifié où seule la composante « feedforward » du mouvement a été prise en compte, nous avons modélisé les mécanismes d'adaptation de la planification vectorielle d'un mouvement de l'Homme en réponse à une perturbation similaire à une rotation visuomotrice à partir d'un réseau de neurones à codage spatial. Ce modèle nous a permis de **simuler un contexte de co-adaptation** et d'explorer différentes implémentations de cette co-adaptation. L'utilisation de la modélisation dans le développement de stratégies adaptatives ou de suppléance va être traitée plus en détail dans la sous-section 7.1. Différentes implémentations de gain, représentant la vitesse d'adaptation de la machine, ont alors été testées par le biais de simulations et d'expérimentations en condition réelle. De façon rapide, nous avons observé qu'une co-adaptation implémentée avec un gain fixe améliorerait l'apprentissage mais présentait des inconvénients, tels qu'une amplification du bruit dans le système pour un gain fixe fort, et une amélioration de performance insuffisante dans le cas d'un gain fixe faible. En revanche, l'utilisation d'un **gain variable** nous a permis de cumuler les avantages des gains fixes faible et fort en minimisant leurs inconvénients. Enfin, par une **implémentation locale** du gain à partir d'un réseau de neurones à codage spatial (similaire à celui utilisé pour modéliser l'adaptation de l'Homme), nous avons pu permettre aux sujets de contrôler le curseur dans l'intégralité de l'espace de travail malgré l'introduction d'une perturbation qui, du fait de sa construction, ne peut être absorbée par la seule adaptation

de l'Homme (perturbation 2).

Les résultats de cette étude sont donc très prometteurs quant à l'utilisation de techniques de co-adaptation lors de contrôle myoélectrique. Cependant, cette étude a été réalisée dans un contexte myoélectrique simplifié où beaucoup de paramètres expérimentaux ont pu être contrôlés. Par exemple, nous avons travaillé uniquement sur la composante « feedforward » du mouvement en demandant aux sujets de produire des mouvements balistiques n'impliquant pas de processus correctifs pour ajuster la commande. De plus, l'erreur d'atteinte a été mesurée sur la base de la direction initiale du mouvement, et a été utilisée pour adapter uniquement la direction des vecteurs de la biomécanique virtuelle (décodeur). L'amplitude et la précision du mouvement n'ont donc jamais été prises en compte. Par ailleurs, les cibles étant désignées par l'expérimentateur, nous étions en mesure de déterminer l'intention du mouvement, et de l'utiliser pour adapter le décodeur. Cette intention de mouvement est, dans le cas d'un contrôle en ligne, difficile à obtenir. En effet, la position du curseur à un temps donné correspond certes à la réalisation du mouvement initialement planifié, mais aussi aux multiples processus de corrections qui opèrent en parallèle sur ce mouvement. Toutefois, il est possible de considérer abusivement l'intention du mouvement à chaque point comme étant le vecteur de différence entre le point actuel et la cible (Gilja *et al.*, 2012; Hahne *et al.*, 2015). Cette alternative et les limites qui y sont associées seront discutées plus en détails dans la sous-section 7.2. Les autres études réalisées dans cette thèse nous ont permis d'aborder les processus de régulation en ligne du mouvement à travers l'utilisation de tâches d'acquisitions et de poursuites de cibles.

6.2 L'implication des boucles sensorimotrices dans la régulation des mouvements

Les trois études présentées dans les *chapitres 2, 3 et 4* partagent le même axe de recherche (**axe 2**) et portent sur l'étude de l'implication des différentes boucles sensorimotrices dans la régulation du mouvement par la comparaison des contrôles position et vitesse. Dans une première étude (*chapitre 2*) nous avons étudié les comportements des différents modes de contrôle dans une tâche d'acquisition de cibles fixes où le niveau de difficulté de la tâche est manipulé par l'utilisation de cibles de tailles et distances différentes. La manipulation des indices de difficulté nous a permis de pousser le système sensorimoteur vers ses limites, de mettre l'accent sur l'importance d'une régulation du mouvement pendant sa réalisation. Dans le but de nous centrer sur les effets des deux modes de contrôle sur les performances sans que ces dernières puissent être impactées par le niveau de bruit présent dans le signal source utilisé pour le contrôle, nous avons réalisé cette première étude dans un cadre expérimental où ce signal correspondait directement aux forces produites par les sujets moins bruitées que les activités EMG. Les résultats de cette étude (*chapitre 2*) ont montré que le contrôle position était préféré par l'ensemble des sujets et permettait aux sujets de réaliser de meilleures performances, avec des taux de réussite 15% plus élevés et des temps d'essai 35% plus courts qu'en contrôle vi-

tesse. L'analyse des profils de vitesse a montré qu'en contrôle position, les sous-mouvements correctifs étaient 50% plus courts et présentaient un pic de vitesse deux fois plus grand que ceux produits en contrôle vitesse. L'ensemble des analyses nous a permis de mettre en évidence l'aspect plus naturel et intuitif du contrôle position, et les difficultés du contrôle vitesse pour planifier et produire un mouvement rapide et précis.

Dans un premier temps, ces résultats peuvent s'expliquer par la nécessité en contrôle vitesse de planifier l'atteinte mais aussi l'arrêt du curseur par le recrutement et le dérecrutement des muscles. Dans un second temps, nous pouvons faire l'hypothèse que la congruence des informations sensorimotrices avec la position du curseur à l'écran, présente uniquement en contrôle position, avantage la production et la régulation du mouvement dans ce mode de contrôle. De plus, l'absence de cette congruence en contrôle vitesse requiert de fait l'implication des boucles visuelles, que l'on sait relativement lentes, pour réguler et ajuster le mouvement.

Dans le but de tester cette seconde hypothèse, nous avons réalisé l'étude présentée *chapitre 3* où la congruence précitée a pu être dégradée lors d'une tâche de poursuite d'erreur (également appelée contrôle compensatoire). Les résultats ont montré que la qualité de la poursuite en contrôle position était effectivement détériorée lors du contrôle compensatoire, soit lorsque cette congruence est retirée. Ce résultat met en évidence que cette congruence explique, en partie, la supériorité du contrôle position sur le contrôle vitesse. Par ailleurs, même si le retrait de la congruence impacte les performances de poursuite des sujets lors d'un contrôle position, ces dernières restent bien meilleures que celles obtenues en contrôle vitesse. L'existence d'une congruence de tout instant en contrôle position entre les informations sensorimotrices et la position du curseur à l'écran n'est donc pas la seule explication de la supériorité du contrôle position sur le contrôle vitesse. La durée plus longue des sous-mouvements en contrôle vitesse, et les contraintes de re planification et de régulation associées au dérecrutement des muscles dans ce mode de contrôle, sont donc très probablement délétères à ce contrôle.

Afin de nous rapprocher de la condition du contrôle d'une prothèse myoélectrique, nous avons ensuite réalisé l'étude présentée au *chapitre 4* qui repose sur le même protocole que l'étude présentée en chapitre 2, à savoir, la comparaison des deux modes de contrôle dans une tâche d'acquisition de cible selon plusieurs indices de difficulté. Seule la nature du signal source a été modifiée. En effet, dans cette dernière étude (*chapitre 4*), les sujets ont contrôlé le curseur à partir des forces reconstruites sur la base des activités musculaires. Cette étude a mis en évidence que le niveau de bruit présent dans le signal EMG a fortement dégradé les performances obtenues en contrôle position. En revanche, en contrôle vitesse, du fait de l'intégration du signal EMG pour établir la position du curseur à l'écran, ce bruit est davantage filtré et le contrôle du curseur correspondant est plus lisse. Du fait de la dégradation des performances en contrôle position, venant principalement de la difficulté de stabiliser le curseur pour acquérir la cible à cause du niveau de bruit présent dans le système, le contrôle vitesse devient plus performant que le contrôle position.

L'ensemble de ces études a permis de mettre en avant l'importance des boucles sensori-

motrices lors de la régulation du mouvement, mais également l'importance de la qualité du signal source utilisé pour contrôler l'effecteur et produire le mouvement. Les perspectives de ces différentes études sont présentées dans la sous-section 7.2 où nous discuterons des caractéristiques nécessaires à l'implémentation d'une prothèse idéale.

7 Que faut-il en retenir pour l'avenir ?

7.1 La modélisation : un outil pour comprendre, explorer et suppléer

Selon Marr (Marr et Poggio, 1976; Dawson, 1998), il existe trois niveaux de modélisation :

1. un niveau computationnel : qui reproduit ce que fait le système
2. un niveau algorithmique ou représentationnel : qui reproduit la manière avec laquelle le système fonctionne et plus spécifiquement représente les mécanismes utilisés
3. un niveau implémentationnel ou physique : qui reproduit la réalisation physique du système. Dans le cas du système biologique visuel par exemple cela représente quelles structures neuronales et quelles activités composent le système visuel

Dans notre première étude (chapitre 1) nous avons cherché à modéliser l'adaptation de la planification vectorielle du mouvement de l'Homme. Pour cela nous nous sommes inspirés du « state space model » qui reproduit le comportement d'adaptation de l'Homme sans se préoccuper des mécanismes précis ni de leur réalisation physique dans les structures responsables (Thoroughman et Shadmehr, 2000; Donchin *et al.*, 2003; Smith *et al.*, 2006). Ce modèle pourrait donc être considéré comme un modèle computationnel avec certaines composantes algorithmiques, mais n'accédant pas au niveau implémentationnel. Cependant, ce modèle ne permet pas d'expliquer les processus de généralisation de l'apprentissage (Tanaka *et al.*, 2009). L'utilisation d'un réseau de neurones à codage spatial nous a alors permis de pondérer l'apprentissage en fonction de l'éloignement de la zone apprise. Bien que notre modèle d'adaptation de la planification vectorielle ne représente pas le détail des structures impliquées dans l'apprentissage moteur telles que le cervelet ou le cortex pariétal postérieur (Tanaka *et al.*, 2009), l'utilisation de neurones déchargeant pour des directions préférentielles modélise, en partie, la composante biologique de ces structures.

L'implémentation du modèle de l'Homme par un réseau de neurones à codage spatial nous a permis de réaliser un modèle comparable pour l'adaptation de la machine, et donc un modèle d'inspiration biologique, dans le but de générer une adaptation locale du décodeur. Ainsi, de même que l'utilisation d'un réseau de neurones à codage spatial nous a permis, pour le modèle humain, d'améliorer la reproduction des mécanismes d'adaptation réels, l'utilisation d'un même réseau pour gérer le gain d'adaptation de la machine nous a permis d'améliorer la dynamique de co-adaptation. De façon générale, ce résultat laisse supposer que plus le système artificiel fonctionne de façon biomimétique et plus son couplage avec un modèle biologique aura de

chance d'être à la fois simple et efficace. L'intérêt d'étudier le système sensorimoteur est alors évident. En effet, une amélioration de la compréhension du système, des mécanismes qui le composent et de l'identification des structures sous-jacentes, permettrait de pouvoir réaliser des modèles implémentationnels ou physiques (d'après Marr et Poggio, 1976), et faciliter ainsi l'utilisation de ces modèles par l'Homme.

Raphael *et al.* (2010) ont proposé une modélisation des réseaux spinaux et du système musculo-squelettique biomimétique avec lequel ils communiquent. Dans ce modèle neuro-mécanique, la communication entre les fibres Ia, Ib et les interneurons spinaux et motoneurons est réaliste et fonctionnelle. Par l'envoi d'une commande simple à deux niveaux (ou *step function*) à l'ensemble des structures composant le réseau, excepté aux motoneurons, le modèle va produire de lui-même un mouvement stable sans oscillations. Ainsi, alors qu'aucune dynamique temporelle n'est renseignée au réseau (du fait de l'utilisation de commande simple à deux niveaux), c'est le réseau qui, de par la transformation des retours proprioceptifs en commande motrice qu'il effectue via ses connections, va générer la dynamique complexe de la commande nécessaire à la production d'un mouvement simple. L'intérêt majeur de ce type d'architecture est qu'en cas de perturbation, le réseau peut, en principe, être à même de transformer les afférences issues du mouvement perturbé en commande motrice spécifiquement nécessaire pour absorber et contrer cette perturbation. Ce type de réseau permet donc de modéliser la manière avec laquelle une commande simple du type « aller vers et maintenir » peut être prise en charge par la transformation des afférences sensorielles spinales en une sortie motrice adaptée pour produire des mouvements simples et stables en dépit de perturbations. On pourrait donc penser que ce type de réseau pourrait être intégré à un système artificiel pour réintroduire en automatique les bénéfices de l'intégration sensorielle sous-jacente à la production du mouvement.

Dura-Bernal *et al.* (2017), ont, quant à eux, réalisé une modélisation du circuit moteur descendant via l'implémentation d'un modèle du cortex moteur primaire et de la moelle épinière. Ainsi, après récupération des activités neuronales du cortex prémoteur, une commande motrice est établie et envoyée à un bras robotique. L'utilisation d'un algorithme d'apprentissage par renforcement a permis aux auteurs de développer un outil de production de la commande réaliste. De plus, le bras robotique utilisé présente une morphologie identique à celle d'un bras humain. L'ensemble de ces caractéristiques permettent de reproduire un mouvement réaliste et biomimétique. Cependant, bien que très proche de la réalité physique des structures qui composent le système sensorimoteur, ce modèle descendant (Dura-Bernal *et al.*, 2017) ne représente qu'une partie du système sensorimoteur, et ne modélise pas l'ensemble des boucles sensorimotrices imbriquées et impliquées dans la régulation du mouvement.

Suite à une amputation, c'est l'ensemble du système qui doit s'adapter à des changements de la commande ou à la dégradation des informations sensorielles perçues. Bien que réalistes et fonctionnelles, les différentes modélisations ne proposent pas de solution complète aux difficultés rencontrées par les personnes amputées. Par exemple, le modèle proposé par Dura-Bernal

et al. (2017) va pouvoir générer une commande du bras robotique biomimétique avec une commande motrice naturelle mais ne va pas réintroduire l'influence des boucles sensorielles sur la production de cette commande, et donc les régulations qui y sont associées. En effet, ce modèle ne comprend pas de copie de la commande motrice artificielle qui serait interprétée par un modèle forward pour prédire les retours sensoriels, et ne comprend pas non plus de retours sensoriels qui seraient utilisés par le système pour réguler en ligne le mouvement. A ce stade il est important de dissocier deux possibilités pour restituer et/ou suppléer les manques induits par l'absence et la dégradation des boucles sensorimotrices : (1) la réintroduction d'une information de substitution sensorielle que l'utilisateur pourra prendre en compte pour réguler son action, et (2) la modélisation des boucles manquantes pour gérer de façon « automatique », et donc à l'insu de l'utilisateur, certains mécanismes de régulation.

La première possibilité repose sur l'utilisation d'outils de substitution sensorielle tels que la stimulation électrotactile ou vibrotactile (Bach-y rita, 2004; Cipriani *et al.*, 2012; Antfolk *et al.*, 2013; Witteveen *et al.*, 2014; Patel *et al.*, 2016). La plupart de ces outils sont actuellement testés pour réintroduire une information de contact ou une information sur la force de serrage. Cependant, les études présentées dans les chapitres 2 et 3 ont mis en évidence l'importance d'une information congruente avec la position de l'effecteur contrôlé pour améliorer la précision de la commande et sa vitesse d'exécution. Il serait envisageable d'utiliser des outils de stimulations vibrotactiles pour redonner une information de position d'une articulation (Mann et Reimers, 1970; Guemann *et al.*, soumis), et ainsi réintroduire une information sensorielle congruente avec la position du membre prothétique. Cette solution, bien que réaliste, présente tout de même un inconvénient. En effet, l'information réintroduite dans le système sensoriel est une information extéroceptive et n'empruntera pas, de fait, les boucles sensorimotrices véhiculant dans le cas d'un contrôle naturel des informations proprioceptives (*e.g.* fuseaux neuromusculaires). Bien que potentiellement plus rapide que le traitement conscient des boucles visuelles, le traitement de cette information de substitution, pour être conscient, nécessitera plus de temps et introduira tout de même un délai en comparaison au traitement des informations proprioceptives observé lors de mouvement naturel (Massimino et Sheridan, 1993).

La seconde possibilité repose sur l'idée d'implémenter un réseau pour gérer, de façon automatique, les régulations à réaliser pour ajuster le mouvement. Les exemples les plus simples et parlants sont certains mouvements réflexes tels que le réflexe de serrage lorsqu'un objet nous glisse des mains, ou encore la diminution de la force de serrage dès lors que la main est en contact avec un objet ou produit fragile (*e.g.* verre en plastique, ou oeuf). Dans ces exemples, pour ne pas que l'objet chute (ou pour ne pas endommager le verre ou l'œuf), les retours sensoriels informant le glissement de l'objet (ou le contact avec celui-ci) doivent être rapidement intégrés pour générer immédiatement la commande réflexe appropriée. Ainsi, alors qu'il serait trop tard pour agir si on redonnait l'information sensorielle pour un traitement conscient au sujet, la gestion automatique rapide du réflexe pourrait permettre une réponse adaptée à la demande immédiate de la situation. ? ont par exemple proposé de modéliser le réflexe de serrage

lors du glissement de l'objet et de l'intégrer à un robot humanoïde. Matulevich *et al.* (2013) ont aussi montré l'intérêt, pour la saisie d'objets fragiles, d'une diminution massive du gain utilisé pour traduire l'intensité de l'activité musculaire (EMG) en une vitesse de fermeture de la main prothétique dès lors que cette main touche cet objet. Ainsi, alors que l'utilisateur n'est pas encore conscient d'être en contact avec un œuf, le décodeur atténue de façon automatique la force de serrage à exercer en lien avec les EMG enregistrés dès le premier contact et l'œuf peut être saisi sans être cassé. D'autres types de réflexes ou d'ajustement moteur pourraient être pris en charge par des réseaux automatiques de ce type. Comme présenté précédemment, le modèle neuro-mécanique proposé par Raphael *et al.* (2010) pourrait permettre de réguler une commande motrice sur la base des informations sensorielles perçues d'un mouvement potentiellement perturbé. L'implémentation de ce type de réseau automatique dans un contexte myoélectrique soulève tout de même de sérieuses difficultés. En effet, le système sensorimoteur n'est pas composé uniquement de deux boucles sensorimotrices que l'on pourrait considérer comme une boucle consciente et une boucle réflexe, mais d'un ensemble des boucles imbriquées présentant chacune des latences et des niveaux de traitement différents (MacKay, 1980). Il est donc nécessaire de mieux identifier et modéliser ces multiples boucles pour déterminer celles qu'il pourrait être bénéfique d'implémenter en automatique, et tester alors leur compatibilité avec les autres, potentiellement gérées consciemment par l'utilisateur. Ainsi, de même que nous avons modélisé le système co-adaptatif (chapitre 1) pour tester différentes implémentations de l'adaptation de la machine et déterminer le gain lui permettant de s'accorder au mieux avec l'adaptation de l'Homme, il serait utile de simuler la combinaison des boucles automatiques gérées à l'insu de l'utilisateur et celles gérées par ce dernier pour explorer leurs compatibilités mutuelles.

7.2 De la recherche fondamentale à la prothèse idéale

Durant cette thèse, l'utilisation de situations expérimentales simplifiées et contrôlées nous a permis d'aborder des questions précises sur le contrôle sensorimoteur naturel et ses différences avec un contrôle myoélectrique du type de ceux proposés aux personnes amputées. Bien que très informatifs sur les différents manques existants lors du contrôle d'une prothèse, et prometteurs quant à l'utilisation d'une co-adaptation et à la restitution de boucles sensorimotrices appropriées, les travaux présentés ont été réalisés dans des conditions très simplifiées. L'application directe des outils d'aide au contrôle d'une prothèse identifiés par nos études (*e.g.* techniques de co-adaptation ou substitution sensorielle) reste très difficile à mettre en place sur de réelles prothèses. Les paragraphes ci-dessous présentent et décrivent comment nos résultats pourraient tout de même être utilisés et adaptés au contrôle d'une prothèse.

Comment se passer ou accéder à l'intention du mouvement ?

Les résultats du chapitre 1 nous ont permis de mettre en évidence l'apport d'une co-adaptation

sur l'apprentissage de l'Homme et sur la qualité du contrôle réalisé. Cependant, cette étude a été réalisée dans un contexte simplifié où l'intention du sujet était déterminée par la cible donnée par l'expérimentateur, et où seule la direction initiale du mouvement a été prise en compte dans les différents processus itératifs d'adaptation réalisés avant chaque nouvel essai (adaptation de la planification vectorielle du mouvement et adaptation des vecteurs de la biomécanique virtuelle). Comment gérer un apprentissage de la machine alors même que le mouvement est en cours ? La difficulté majeure de la correction en ligne vient du fait que l'intention du mouvement est difficilement identifiable. La position de l'effecteur à chaque pas de temps représente à la fois la réalisation du mouvement initialement planifié, mais aussi les processus de régulation multiples opérant sur ce mouvement voire sur les sous-mouvements correctifs qui en font suite. Hahne *et al.* (2015) ont proposé de réaliser une adaptation de la machine pendant un mouvement lent (3s). De même, dans le domaine des interfaces cerveau-machine, Gilja *et al.* (2012) ont réalisé une adaptation du décodeur pendant la réalisation du mouvement. Dans ces deux études, les auteurs ont fait le choix de considérer l'intention du mouvement comme étant le vecteur reliant à tout instant la position courante avec la cible demandée. Les résultats de ces études ont montré que cet a priori permettait une adaptation efficace de la machine alors même que le sujet (humain ou singe) réalisait le mouvement. Cependant dans ces deux études, en plus de cet a priori qui ne se rapproche de la réalité que sur des mouvements lents, une cible est indiquée par l'expérimentateur aux sujets. Dans le cas d'une personne amputée, aucune connaissance de l'intention n'est connue a priori.

L'étude de Iturrate *et al.* (2015) a montré que même sans connaissance de l'intention du sujet, il était possible de développer une adaptation de la machine permettant la réalisation du bon mouvement. Dans cette étude, l'enregistrement de l'activité cérébrale (EEG) des sujets a été réalisé dans le but de détecter un signal d'erreur lorsque le robot réalise un déplacement. De plus, il est demandé aux sujets de choisir, sur une grille de 5x5 cases, une case à atteindre. Le robot va alors, par essai erreur, se déplacer d'une case à une autre (mouvement uniquement sur les cases adjacentes) et interpréter les enregistrements EEG pour déterminer le mouvement suivant. Cette étude met alors en évidence une situation dans laquelle il est possible de, sans connaître l'intention du sujet, réaliser par essai erreur le bon mouvement (Iturrate *et al.*, 2015). Cependant, dans cette étude, ce n'est pas le sujet qui contrôle le robot et aucune relation EEG-mouvement n'a été mise en place. Il n'en reste pas moins qu'en l'absence de l'intention du sujet, un signal EEG d'erreur (*e.g.* potentiels d'erreur ErrP) peut, en principe, être utilisé comme signal d'erreur pour adapter un décodeur éventuel (Ferez, 2007).

Une autre piste serait de récupérer par un autre biais l'intention de mouvement du sujet telle que la position à atteindre dans l'espace 3D. Dans ce contexte, la direction du regard, mesurée par un système d'*eye-tracking* par exemple, semble être un très bon candidat. Les progrès récents en vision artificielle, et notamment sur les processus de reconnaissance automatique à partir de réseaux profonds (de type *deep learning*; LeCun *et al.*, 2015), favorisent l'exploration de vidéo égo-centrée pour déterminer l'intention d'un utilisateur. Dans des études récentes, les

deux outils (*eye-tracking* et vision artificielle à partir de vidéo égo-centrée) ont d'ailleurs été combinés pour prédire, en temps réel, l'intention de mouvement d'utilisateurs dans des situations complexes de la vie quotidienne (de San Roman *et al.*, 2017; González-Díaz *et al.*, 2018). L'orientation du regard pourrait également être intégrée aux signaux EMG pour fusionner diverses sources biologiques et déterminer alors l'intention des utilisateurs (Corbett *et al.*, 2013; Markovic *et al.*, 2015).

Comment passer de la 2D avec deux degrés de libertés à la 3D avec une multitude de degrés de liberté ?

Nos différentes expériences utilisent un contexte isométrique simplifié où, au maximum, deux degrés de liberté sont traduits de façon proportionnelle et simultanée en une position ou une vitesse de déplacement d'un curseur en deux dimensions. Ce contexte à seulement deux degrés de liberté est restreint en comparaison de l'utilisation d'une prothèse, où bien plus de degrés de liberté doivent potentiellement être contrôlés dans un espace à trois dimensions.

Une première solution assez évidente serait de contrôler un plus grand nombre de degrés de liberté en utilisant les signaux EMG d'un plus grand nombre de muscles. Kuiken *et al.* (2009) ont proposé une technique de réinnervation ciblée (*targeted muscle reinnervation*, TMR) permettant d'utiliser les différents compartiments du muscle pectoral comme amplificateur de signaux. L'idée de cette technique repose sur le fait que les nerfs qui, avant l'amputation, transmettaient l'information motrice aux muscles perdus avec l'amputation sont toujours présents dans la partie résiduelle du membre. Ces nerfs peuvent alors être, par la chirurgie, utilisés pour réinnover différents compartiments d'un muscle restant, ce qui est typiquement fait sur le muscle pectoral. Ainsi, le signal moteur commandant le mouvement du bras sera amplifié naturellement par le muscle réinnervé, et récupéré par l'enregistrement des activités électriques des différents compartiments réinnervés. Cette méthode de réinnervation ciblée permet alors de gérer un plus grand nombre de degrés de liberté en retrouvant des signaux de contrôle perdus lors de l'amputation et pourrait, en principe, être utilisée pour contrôler les multiples degrés de liberté des prothèses récentes. Cependant, cette technique soulève des problèmes identiques à ceux abordés durant cette thèse dans le contexte simplifié d'un contrôle de curseur à deux degrés de liberté. En effet, comment traduire les signaux EMG enregistrés en un mouvement du bras ? Actuellement, la TMR traduit les EMG par l'utilisation de techniques de reconnaissance de patrons musculaires (*pattern recognition*, voir sous-section 2.3), et la vitesse de rotation des différents moteurs de la prothèse (soit des degrés de liberté) est proportionnelle à l'intensité de la contraction (contrôle vitesse). Ainsi, les différentes limites du contrôle vitesse mises en évidence dans les travaux présentés dans cette thèse s'appliquent également au cas plus complexe du contrôle d'un ensemble de degrés de liberté à partir d'un nombre élevé de signaux EMG.

Une autre alternative serait de directement contrôler la position à atteindre dans l'espace 3D accessible, par exemple, par les outils de reconnaissance automatique et d'intégration du mouvement des yeux précités (Corbett *et al.*, 2013; Markovic *et al.*, 2015; de San Roman *et al.*,

2017; González-Díaz *et al.*, 2018). Une fois la position d'atteinte souhaitée définie par l'utilisateur ou reconstruite par les outils précités, la gestion de la mobilisation des différents degrés de liberté nécessaires à cette atteinte pourra être réalisée par des processus automatiques. Par exemple, Mick *et al.* (2017) ont proposé une étude dans laquelle les sujets contrôlaient directement, à partir de forces isométriques, la position de l'organe terminal d'un bras robotique fixé sur un support externe pour acquérir différentes cibles dans un espace 3D. Pour permettre cela, la cinématique inverse était, dans cette étude (Mick *et al.*, 2017) déterminée automatiquement par optimisation, de manière à produire des mouvements relativement réalistes et naturels.

Une difficulté persistante, même lorsque l'on dispose de l'intention de mouvement dans l'espace 3D, tient cependant au fait que le bras robotique ne sera jamais monté sur un support fixe en relation avec la cible à atteindre. Dans le contexte d'une prothèse, la partie robotisée sera forcément fixée sur un moignon, ou même un tronc, pourvu de mobilité résiduelle. Se pose alors inévitablement la question de la coordination entre mouvement résiduel et mouvement artificiel. Cette coordination soulève de nouveaux problèmes dans l'implémentation du contrôle myoélectrique. L'enregistrement d'un plus grand nombre de muscles résiduels pourrait renseigner quels mouvements résiduels ont été réalisés, et l'on pourrait de là déduire les mouvements restants que la prothèse doit produire pour atteindre le but commun. Mieux encore, il est possible d'enregistrer directement le mouvement réalisé par le membre résiduel, par exemple à partir de capteurs de mouvement ou d'accéléromètre, pour déduire ensuite, à partir de la connaissance des coordinations naturelles entre les différents degrés de liberté, le mouvement nécessaire de la prothèse (Kaliki *et al.*, 2013; Merad *et al.*, 2018). Dans ce contexte, Kaliki *et al.* (2008) ont montré qu'il était possible de contrôler des mouvements d'atteintes de cible avec un mouvement artificiel de coude reconstruit sur la base des mouvements réels de l'épaule.

Un contexte isométrique distant de la condition d'une personne amputée

Bien que travaillant dans un contexte isométrique ayant pour but de se rapprocher de la condition d'une personne amputée contrôlant sa prothèse à partir de ses EMG, certaines différences persistent, principalement sur le plan sensoriel. L'utilisation de sujets non amputés implique que, même si tous les récepteurs sensoriels ne peuvent s'exprimer du fait de la condition isométrique, aucun de ces récepteurs n'est manquant. En revanche, dans le cas d'une personne amputée, le retrait du membre implique nécessairement la perte et la dégradation du système sensoriel (Makin *et al.*, 2013). De façon plus précise, dans une condition isométrique, certaines informations sensorielles présentes lors d'un contrôle sensorimoteur normal sont détériorées. En effet, bien que non amputés, les sujets réalisent des contractions qui n'engendrent aucun mouvement articulaire. De ce fait, le muscle est très faiblement raccourci et les retours sensoriels de contraction et d'étirement (*e.g.* fuseaux neuromusculaires) sont alors fortement atténués. Cette situation est similaire à celle d'une personne amputée pour qui les muscles résiduels sont rattachés au squelette mais ne traversent plus d'articulation. Ainsi, la contraction du muscle ne

va potentiellement générer ni de raccourcissement du muscle, ni d'étirement du tendon. Cependant, dans notre contexte expérimental, les sujets ont pu fortement bénéficier des retours cutanés pour estimer la quantité de force exercée dans notre dispositif expérimental. Suite à une amputation, ce retour cutané est perdu, et les personnes amputées se retrouvent alors avec un système sensoriel fortement affaibli.

Pour réintroduire une sensation de mouvement suite à une amputation, Clites *et al.* (2018) proposent de lier l'un à l'autre deux muscles antagonistes, ciblés pour l'utilisation de la prothèse. De ce fait, lorsque l'un des deux muscles se contracte, un glissement va se produire comme on pourrait l'observer dans un système avec une poulie. Les patients bénéficieraient alors d'une sensation de mouvement, la contraction d'un des deux muscles impliquant son raccourcissement ainsi que l'allongement du muscle opposé. L'étude a montré que le contrôle myoélectrique d'une prothèse de cheville suite à cet acte chirurgical était meilleur et plus naturel en comparaison au contrôle d'une prothèse réalisé par des personnes ayant eu une amputation traditionnelle.

Un mode de contrôle intuitif et co-adaptatif et une substitution sensorielle

Finalement, quelles caractéristiques essentielles doivent être implémentées à la prothèse du futur? Plusieurs de nos études ont mis en évidence l'importance des boucles sensorimotrices sur la production et la régulation du mouvement de la prothèse. Lors d'un contrôle position, ces boucles sensorimotrices vont envoyer une information congruente avec la position instantanée de l'effecteur. Il serait donc intéressant d'utiliser un contrôle position pour le contrôle de la prothèse. Cependant, le paragraphe précédent a tout de même mis en exergue que, dans le cas d'une personne amputée, les retours sensoriels sont probablement plus détériorés que chez nos sujets non amputés qui contrôlent un curseur à partir de contractions isométriques. L'implémentation d'une substitution sensorielle pourrait alors être une solution de secours pour suppléer les retours sensoriels manquants ou dégradés. Il faut tout de même rester prudent car l'étude présentée chapitre 4 a montré l'impact du niveau de bruit présent dans le signal source sur la qualité du contrôle. Ainsi, si la prothèse utilise un contrôle position, il est nécessaire d'appliquer un filtre conséquent sur les signaux source, qui dans l'idéal minimiserait ce niveau de bruit sans pour autant introduire de délai qui serait préjudiciable au contrôle. L'utilisation d'une co-adaptation peut également permettre de minimiser l'instabilité du contrôle due à la non-stationnarité des signaux EMG de contrôle. Cet aspect co-adaptatif du décodeur pourrait également permettre une auto-calibration du système de contrôle de la prothèse dès la mise en marche de cette dernière. Par ailleurs, nous avons identifié dans les sous-sections précédentes différentes pistes pour utiliser des signaux autres que les EMG, telles que la direction du regard ou la cinématique des mouvements résiduels. Enfin, un modèle « automatique » des boucles de bas niveau, comme présenté en fin de sous-section 7.1, pourrait être utilisé pour gérer des ajustements rapides de la commande sans pour autant perturber les traitements conscients des différentes boucles de plus haut niveau.

RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES

Ali AMERI, Ernest N KAMAVUAKO, Erik J SCHEME, Kevin B ENGLEHART et Philip A PARKER : Support vector regression for improved real-time, simultaneous myoelectric control. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 22(6):1198–1209, 2014.

Bagrat AMIRIKIAN et A P GEORGOPULOS : Directional tuning profiles of motor cortical cells. *Neuroscience research*, 36(1):73–79, 2000.

Richard A ANDERSEN, Lawrence H SNYDER, David C BRADLEY et Jing XING : Multimodal representation of space in the posterior parietal cortex and its use in planning movements. *Annual review of neuroscience*, 20(1):303–330, 1997.

Christian ANTFOLK, Marco D'ALONZO, Birgitta ROSÉN, Göran LUNDBORG, Fredrik SEBELIUS et Christian CIPRIANI : Sensory feedback in upper limb prosthetics. *Expert review of medical devices*, 10(1):45–54, 2013.

Paul Bach-y RITA : Tactile sensory substitution studies. *Annals of the New York Academy of Sciences*, 1013(1):83–91, 2004.

Ravin BALAKRISHNAN : “beating” fits’ law : virtual enhancements for pointing facilitation. *International Journal of Human-Computer Studies*, 61(6):857–874, 2004.

Aaron P BATISTA, Christopher A BUNEO, Lawrence H SNYDER et Richard A ANDERSEN : Reach plans in eye-centered coordinates. *Science*, 285(5425):257–260, 1999.

D J BERGER, R GENTNER, T EDMUNDS, D K PAI et A D'AVELLA : Differences in adaptation rates after virtual surgeries provide direct evidence for modularity. *The Journal of Neuroscience*, 33(30):12384–12394, 2013.

CA BLOXHAM, TA MINDEL et CD FRITH : Initiation and execution of predictable and unpredictable movements in parkinson’s disease. *Brain*, 107(2):371–384, 1984.

Cassie N BORISH, Adam FEINMAN, Matteo BERTUCCO, Natalie G RAMSY et Terence D SANGER : Comparison of speed-accuracy tradeoff between linear and nonlinear filtering algorithms for myocontrol. *Journal of neurophysiology*, 119(6):2030–2035, 2018.

John BROOKE : Sus-a quick and dirty usability scale. *Usability evaluation in industry*, 189(194):4–7, 1996.

- T Graham BROWN : On the nature of the fundamental activity of the nervous centres ; together with an analysis of the conditioning of rhythmic activity in progression, and a theory of the evolution of function in the nervous system. *The Journal of physiology*, 48(1):18–46, 1914.
- Thomas Graham BROWN : The intrinsic factors in the act of progression in the mammal. *Proc. R. Soc. Lond. B*, 84(572):308–319, 1911.
- Géry CASIEZ, Daniel VOGEL, Ravin BALAKRISHNAN et Andy COCKBURN : The impact of control-display gain on user performance in pointing tasks. *Human–computer interaction*, 23(3):215–250, 2008.
- Steven M CHASE, Robert E KASS et Andrew B SCHWARTZ : Behavioral and neural correlates of visuomotor adaptation observed through a brain-computer interface in primary motor cortex. *Journal of neurophysiology*, 108(2):624–644, 2012.
- J-U CHU, Inhyuk MOON et M-S MUN : A real-time emg pattern recognition system based on linear-nonlinear feature projection for a multifunction myoelectric hand. *IEEE Transactions on biomedical engineering*, 53(11):2232–2239, 2006.
- Christian CIPRIANI, Marco D’ALONZO et Maria Chiara CARROZZA : A miniature vibrotactile sensory substitution device for multifingered hand prosthetics. *IEEE transactions on biomedical engineering*, 59(2):400–408, 2012.
- Tyler R CLITES, Matthew J CARTY, Jessica B ULLAURI, Matthew E CARNEY, Luke M MOONEY, Jean-François DUVAL, Shriya S SRINIVASAN et Hugh M HERR : Proprioception from a neurally controlled lower-extremity prosthesis. *Science translational medicine*, 10(443):eaap8373, 2018.
- Jack E CONKLIN : Effect of control lag on performance in a tracking task. *Journal of experimental psychology*, 53(4):261, 1957.
- Elaine A CORBETT, Konrad P KORDING et Eric J PERREAULT : Real-time evaluation of a noninvasive neuroprosthetic interface for control of reach. *IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng.*, 21(4):674–683, 2013.
- Elaine A CORBETT, Eric J PERREAULT et Todd A KUIKEN : Comparison of electromyography and force as interfaces for prosthetic control. *Journal of rehabilitation research and development*, 48(6):629, 2011.
- ERFW CROSSMAN : The information-capacity of the human motor-system in pursuit tracking. *Quarterly Journal of Experimental Psychology*, 12(1):01–16, 1960.
- ERFW CROSSMAN et PJ GOODEVE : Feedback control of hand-movement and fitts’ law. *The Quarterly Journal of Experimental Psychology Section A*, 35(2):251–278, 1983.

- Siddharth DANGI, Amy L ORSBORN, Helene G MOORMAN et Jose M CARMENA : Design and analysis of closed-loop decoder adaptation algorithms for brain-machine interfaces. *Neural computation*, 25(7):1693–1731, 2013.
- Marco DAVARE, Alexandre ZÉNON, Michel DESMURGET et Etienne OLIVIER : Dissociable contribution of the parietal and frontal cortex to coding movement direction and amplitude. *Frontiers in human neuroscience*, 9:241, 2015.
- Michael RW DAWSON : *Understanding cognitive science*. Blackwell Oxford, 1998.
- Aymar de RUGY : Generalization of visuomotor adaptation to different muscles is less efficient : experiment and model. *Human movement science*, 29(5):684–700, 2010.
- Aymar de RUGY et Timothy J CARROLL : Changes in muscle directional tuning parallel feed-forward adaptation to a visuomotor rotation. *Experimental brain research*, 203(4):701–709, 2010.
- Aymar de RUGY, Gerald E LOEB et Timothy J CARROLL : Muscle coordination is habitual rather than optimal. *The Journal of Neuroscience*, 32(21):7384–7391, 2012a.
- Aymar de RUGY, Gerald E LOEB et Timothy J CARROLL : Virtual biomechanics : a new method for online reconstruction of force from emg recordings. *Journal of neurophysiology*, 108(12):3333–3341, 2012b.
- Philippe Pérez de SAN ROMAN, Jenny BENOIS-PINEAU, Jean-Philippe DOMENGER, Florent PACLET, Daniel CATAERT et Aymar DE RUGY : Saliency driven object recognition in ego-centric videos with deep cnn : toward application in assistance to neuroprostheses. *Computer Vision and Image Understanding*, 164:82–91, 2017.
- Michel DESMURGET et Scott GRAFTON : Forward modeling allows feedback control for fast reaching movements. *Trends in cognitive sciences*, 4(11):423–431, 2000.
- Jörn DIEDRICHSEN, Reza SHADMEHR et Richard B IVRY : The coordination of movement : optimal feedback control and beyond. *Trends in cognitive sciences*, 14(1):31–39, 2010.
- Volker DIETZ : Proprioception and locomotor disorders. *Nature Reviews Neuroscience*, 3(10):781, 2002.
- Michael DIMITRIOU, Daniel M WOLPERT et David W FRANKLIN : The temporal evolution of feedback gains rapidly update to task demands. *The Journal of Neuroscience*, 33(26):10898–10909, 2013.
- Catherine DISSELHORST-KLUG, Thomas SCHMITZ-RODE et Günter RAU : Surface electromyography and muscle force : Limits in semg–force relationship and new approaches for applications. *Clinical biomechanics*, 24(3):225–235, 2009.

- Opher DONCHIN, Joseph T FRANCIS et Reza SHADMEHR : Quantifying generalization from trial-by-trial behavior of adaptive systems that learn with basis functions : theory and experiments in human motor control. *The Journal of neuroscience*, 23(27):9032–9045, 2003.
- JAMES A DOUBLER et Dudley S CHILDRESS : An analysis of extended physiological proprioception as a prosthesis-control technique. *Journal of Rehabilitation Research and Development*, 21(1):5–18, 1984.
- S DURA-BERNAL, SA NEYMOTIN, CC KERR, S SIVAGNANAM, A MAJUMDAR, JT FRANCIS et WW LYTTON : Evolutionary algorithm optimization of biological learning parameters in a biomimetic neuroprosthesis. *IBM journal of research and development*, 61(2/3):6–1, 2017.
- Salvador DURA-BERNAL, George L CHADDERDON, Samuel A NEYMOTIN, Joseph T FRANCIS et William W LYTTON : Towards a real-time interface between a biomimetic model of sensorimotor cortex and a robotic arm. *Pattern recognition letters*, 36:204–212, 2014.
- Salvador DURA-BERNAL, Kan LI, Samuel A NEYMOTIN, Joseph T FRANCIS, Jose C PRINCIPE et William W LYTTON : Restoring behavior via inverse neurocontroller in a lesioned cortical spiking model driving a virtual arm. *Frontiers in neuroscience*, 10, 2016.
- Z-P FANG et J Thomas MORTIMER : A method to effect physiological recruitment order in electrically activated muscle. *IEEE transactions on biomedical engineering*, 38(2):175–179, 1991.
- Dario FARINA, Ning JIANG, Hubertus REHBAUM, Aleš HOLOBAR, Bernhard GRAIMANN, Hans DIETL et Oskar C ASZMANN : The extraction of neural information from the surface emg for the control of upper-limb prostheses : emerging avenues and challenges. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 22(4):797–809, 2014.
- Olivier FAURE : *Simulation du mouvement brownien et des diffusions*. Thèse de doctorat, Ecole Nationale des Ponts et Chaussées, 1992.
- Pierre W FERREZ : *Error-Related EEG Potentials in Brain-Computer Interfaces*. Thèse de doctorat, Ecole polytechnique fédérale de Lausanne, 2007.
- Paul M FITTS : The information capacity of the human motor system in controlling the amplitude of movement. *Journal of experimental psychology*, 47(6):381, 1954.
- J Randall FLANAGAN, David J OSTRY et Anatol G FELDMAN : Control of trajectory modifications in target-directed reaching. *Journal of motor behavior*, 25(3):140–152, 1993.
- Laetitia FRADET, Gysung LEE et Natalia DOUNSKAIA : Origins of submovements in movements of elderly adults. *Journal of neuroengineering and rehabilitation*, 5(1):28, 2008.

- Joseph M GALEA, Alejandro VAZQUEZ, Neel PASRICHA, Jean-Jacques O de XIVRY et Pablo CELNIK : Dissociating the roles of the cerebellum and motor cortex during adaptive learning : the motor cortex retains what the cerebellum learns. *Cerebral Cortex*, 21(8):1761–1770, 2011.
- Charles R GALLISTEL : *The organization of action : A new synthesis*. Psychology Press, 2013.
- Philippe-Aubert GAUTHIER et Alain BERRY : Adaptive wave field synthesis with independent radiation mode control for active sound field reproduction : Theory. *The Journal of the Acoustical Society of America*, 119(5):2721–2737, 2006.
- C GHEZ, J GORDON et M-F GHILARDI : Programming of extent and direction in human reaching movements. *Biomedical research*, 14:1–5, 1993.
- Claude GHEZ, James GORDON et MARIA FELICE GHILARDI : Impairments of reaching movements in patients without proprioception. ii. effects of visual information on accuracy. *Journal of neurophysiology*, 73(1):361–372, 1995.
- CB GIBBS : Controller design : Interactions of controlling limbs, time-lags and gains in positional and velocity systems. *Ergonomics*, 5(2):385–402, 1962.
- Vikash GILJA, Paul NUYUJUKIAN, Cindy A CHESTEK, John P CUNNINGHAM, Byron M YU, Joline M FAN, Mark M CHURCHLAND, Matthew T KAUFMAN, Jonathan C KAO, Stephen I RYU *et al.* : A high-performance neural prosthesis enabled by control algorithm design. *Nature neuroscience*, 15(12):1752–1757, 2012.
- Iván GONZÁLEZ-DÍAZ, Jenny BENOIS-PINEAU, Jean-Philippe DOMENGER et Aymar de RUGY : Perceptually-guided understanding of egocentric video content : Recognition of objects to grasp. In *Proceedings of the 2018 ACM on International Conference on Multimedia Retrieval*, pages 434–441. ACM, 2018.
- Graham C GOODWIN et Kwai Sang SIN : *Adaptive filtering prediction and control*. Courier Corporation, 2014.
- James GORDON, Maria Felice GHILARDI et Claude GHEZ : Accuracy of planar reaching movements. i. independence of direction and extent variability. *Experimental brain research*, 99(1):97–111, 1994.
- Michael SA GRAZIANO, Dylan F COOKE et Charlotte SR TAYLOR : Coding the location of the arm by sight. *Science*, 290(5497):1782–1786, 2000.
- Matthieu GUEMANN, Sandra BOUVIER, Christophe HALGAND, Florent PACLET, Leo BORRINI, Damien RICARD, Eric LAPEYRE, Daniel CATTART et Aymar de RUGY : Comparison of vibrotactile stimulations and dispositions for sensory substitution of the elbow in upper

- limb prosthetics. *submitted in IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*.
- Emmanuel GUIGON, Oussama CHAFIK, Nathanaël JARRASSÉ et Agnès ROBY-BRAMI : Experimental and theoretical study of velocity fluctuations during slow movements in humans. *submitted in Journal of Neurophysiology*.
- Janne M HAHNE, F BIESSMANN, N JIANG, H REHBAUM, D FARINA, F C MEINECKE, K-R MÜLLER et Lucas C PARRA : Linear and nonlinear regression techniques for simultaneous and proportional myoelectric control. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 22(2):269–279, 2014.
- Janne M HAHNE, Sven DÄHNE, Han-Jeong HWANG, Klaus-Robert MÜLLER et Lucas C PARRA : Concurrent adaptation of human and machine improves simultaneous and proportional myoelectric control. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 23(4):618–627, 2015.
- Adrian M HAITH et John W KRAKAUER : Theoretical models of motor control and motor learning. *Routledge handbook of motor control and motor learning*, pages 7–28, 2013.
- L HARGROVE, K ENGLEHART et B HUDGINS : The effect of electrode displacements on pattern recognition based myoelectric control. *In Engineering in Medicine and Biology Society, 2006. EMBS'06. 28th Annual International Conference of the IEEE*, pages 2203–2206. IEEE, 2006.
- Christopher M HARRIS et Daniel M WOLPERT : Signal-dependent noise determines motor planning. *Nature*, 394(6695):780, 1998.
- David J HERZFELD, Pavan A VASWANI, Mollie K MARKO et Reza SHADMEHR : A memory of errors in sensorimotor learning. *Science*, 345:1349–1353, 2014.
- Geoffrey HINTON : Parallel computations for controlling an arm. *Journal of motor behavior*, 16(2):171–194, 1984.
- Bruce HOFF et Michael A ARBIB : Models of trajectory formation and temporal interaction of reach and grasp. *Journal of motor behavior*, 25(3):175–192, 1993.
- Neville HOGAN : A review of the methods of processing emg for use as a proportional control signal. *Biomedical engineering*, 11(3):81–86, 1976.
- Neville HOGAN et Robert W MANN : Myoelectric signal processing : Optimal estimation applied to electromyography-part i : Derivation of the optimal myoprocessor. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, (7):382–395, 1980a.

- Neville HOGAN et Robert W MANN : Myoelectric signal processing : Optimal estimation applied to electromyography-part ii : experimental demonstration of optimal myoprocessor performance. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, (7):396–410, 1980b.
- Bernard HUDGINS, Philip PARKER et Robert N SCOTT : A new strategy for multifunction myoelectric control. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 40(1):82–94, 1993.
- Eun J HWANG, Paul M BAILEY et Richard A ANDERSEN : Volitional control of neural activity relies on the natural motor repertoire. *Current Biology*, 23(5):353–361, 2013.
- Christian IGEL et Michael HÜSKEN : Empirical evaluation of the improved rprop learning algorithms. *Neurocomputing*, 50:105–123, 2003.
- Iñaki ITURRATE, Jonathan GRIZOU, Jason OMEDES, Pierre-Yves OUDEYER, Manuel LOPES et Luis MONTESANO : Exploiting task constraints for self-calibrated brain-machine interface control using error-related potentials. *PloS one*, 10(7):e0131491, 2015.
- Richard J JAGACINSKI, E JAMES HARTZELL, Sharon WARD et Kaile BISHOP : Fitts' law as a function of system dynamics and target uncertainty. *Journal of Motor Behavior*, 10(2):123–131, 1978.
- Richard J JAGACINSKI, Daniel W REPPERGER, Martin S MORAN, Sharon L WARD et Betty GLASS : Fitts' law and the microstructure of rapid discrete movements. *Journal of Experimental Psychology : Human Perception and Performance*, 6(2):309, 1980.
- Ning JIANG, Strahinja DOSEN, Klaus-Robert MÜLLER et Dario FARINA : Myoelectric control of artificial limbs—is there a need to change focus. *IEEE Signal Process. Mag*, 29:152–150, 2012.
- Ning JIANG, Kevin B ENGLEHART et Philip A PARKER : Extracting simultaneous and proportional neural control information for multiple-dof prostheses from the surface electromyographic signal. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 56(4):1070–1080, 2009.
- Reva E JOHNSON, Konrad P KORDING, Levi J HARGROVE et Jonathon W SENSINGER : Emg versus torque control of human–machine systems : Equalizing control signal variability does not equalize error or uncertainty. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 25(6):660–667, 2017.
- Michael I JORDAN et David E RUMELHART : Forward models : Supervised learning with a distal teacher. *Cognitive science*, 16(3):307–354, 1992.
- Rahul R KALIKI, Rahman DAVOODI et Gerald E LOEB : Prediction of elbow trajectory from shoulder angles using neural networks. *International Journal of Computational Intelligence and Applications*, 7(03):333–349, 2008.

- Rahul R KALIKI, Rahman DAVOODI et Gerald E LOEB : Evaluation of a noninvasive command scheme for upper-limb prostheses in a virtual reality reach and grasp task. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 60(3):792–802, 2013.
- Mitsuo KAWATO, Kazunori FURUKAWA et Ryoji SUZUKI : A hierarchical neural-network model for control and learning of voluntary movement. *Biological cybernetics*, 57(3):169–185, 1987.
- Steven W KEELE : Movement control in skilled motor performance. *Psychological bulletin*, 70 (6p1):387, 1968b.
- Caroline J KETCHAM, Rachael D SEIDLER, Arend WA VAN GEMMERT et George E STELMACH : Age-related kinematic differences as influenced by task difficulty, target size, and movement amplitude. *The Journals of Gerontology Series B : Psychological Sciences and Social Sciences*, 57(1):P54–P64, 2002.
- Sung-Phil KIM, John D SIMERAL, Leigh R HOCHBERG, John P DONOGHUE et Michael J BLACK : Neural control of computer cursor velocity by decoding motor cortical spiking activity in humans with tetraplegia. *Journal of neural engineering*, 5(4):455, 2008.
- Won KIM, Frank TENDICK, S ELLIS et L STARK : A comparison of position and rate control for telemanipulations with consideration of manipulator system dynamics. *IEEE Journal on Robotics and Automation*, 3(5):426–436, 1987.
- Yeongin KIM, Alex CHORTOS, Wentao XU, Yuxin LIU, Jin Young OH, Donghee SON, Jiheong KANG, Amir M FOUDEH, Chenxin ZHU, Yeongjun LEE *et al.* : A bioinspired flexible organic artificial afferent nerve. *Science*, 360(6392):998–1003, 2018.
- John W KRAKAUER : Motor learning and consolidation : the case of visuomotor rotation. *Adv. Exp. Med. Biol.*, 629:405–421, 2009.
- John W KRAKAUER, Zachary M PINE, Maria-Felice GHILARDI et Claude GHEZ : Learning of visuomotor transformations for vectorial planning of reaching trajectories. *The Journal of neuroscience*, 20(23):8916–8924, 2000.
- Todd A KUIKEN, Guanglin LI, Blair A LOCK, Robert D LIPSCHUTZ, Laura A MILLER, Kathy A STUBBLEFIELD et Kevin B ENGLEHART : Targeted muscle reinnervation for real-time myoelectric control of multifunction artificial arms. *Jama*, 301(6):619–628, 2009.
- Douglas D LARISH, Catia M VOLP et Stephen A WALLACE : An empirical note on attaining a spatial target after distorting the initial conditions of movement via muscle vibration. *Journal of Motor Behavior*, 16(1):76–83, 1984.
- Yann LECUN, Yoshua BENGIO et Geoffrey HINTON : Deep learning. *nature*, 521(7553):436, 2015.

- Guanglin LI, Aimee E SCHULTZ et Todd A KUIKEN : Quantifying pattern recognition—based myoelectric control of multifunctional transradial prostheses. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 18(2):185–192, 2010.
- William A MACKAY : The motor program : back to the computer. *Trends in Neurosciences*, 3(4):97–100, 1980.
- I Scott MACKENZIE : Fitts' law as a research and design tool in human-computer interaction. *Human-computer interaction*, 7(1):91–139, 1992.
- Tamar R MAKIN, Jan SCHOLZ, Nicola FILIPPINI, David Henderson SLATER, Irene TRACEY et Heidi JOHANSEN-BERG : Phantom pain is associated with preserved structure and function in the former hand area. *Nature communications*, 4:1570, 2013.
- Robert MANN et Stephen REIMERS : Kinesthetic sensing for the emg controlled” boston arm”. *IEEE Transactions on Man-Machine Systems*, 11(1):110–115, 1970.
- Marko MARKOVIC, Strahinja DOSEN, Dejan POPOVIC, Bernhard GRAIMANN et Dario FARINA : Sensor fusion and computer vision for context-aware control of a multi degree-of-freedom prosthesis. *Journal of neural engineering*, 12(6):066022, 2015.
- David MARR et Tomaso POGGIO : From understanding computation to understanding neural circuitry. 1976.
- TA MARTIN, JG KEATING, HP GOODKIN, AJ BASTIAN et WT THACH : Throwing while looking through prisms : I. focal olivocerebellar lesions impair adaptation. *Brain*, 119(4):1183–1198, 1996.
- Michael J MASSIMINO et Thomas B SHERIDAN : Sensory substitution for force feedback in teleoperation. *Presence : Teleoperators & Virtual Environments*, 2(4):344–352, 1993.
- Blaine MATULEVICH, Gerald E LOEB et Jeremy A FISHEL : Utility of contact detection reflexes in prosthetic hand control. *In Intelligent Robots and Systems (IROS), 2013 IEEE/RSJ International Conference on*, pages 4741–4746. IEEE, 2013.
- Manelle MERAD, Étienne DE MONTALIVET, Amélie TOUILLET, Noël MARTINET, Agnès ROBY-BRAMI et Nathanaël JARRASSÉ : Can we achieve intuitive prosthetic elbow control based on healthy upper limb motor strategies? *Frontiers in neurorobotics*, 12:1, 2018.
- David E MEYER, Richard A ABRAMS, Sylvan KORNBLUM, Charles E WRIGHT et JE KEITH SMITH : Optimality in human motor performance : ideal control of rapid aimed movements. *Psychological review*, 95(3):340, 1988.
- RC MIALL, D Jo WEIR, Daniel M WOLPERT et JF STEIN : Is the cerebellum a smith predictor? *Journal of motor behavior*, 25(3):203–216, 1993.

- RC MIALL, DJ WEIR et JF STEIN : Visuomotor tracking with delayed visual feedback. *Neuroscience*, 16(3):511–520, 1985.
- George A MICHAEL : A significance test of interaction in 2xk designs with proportions. *Tutorials in Quantitative Methods for Psychology*, 3(1):1–7, 2007.
- Sébastien MICK, Daniel CATTART, Florent PACLET, Pierre-Yves OUDEYER et Aymar DE RUGY : Performance and usability of various robotic arm control modes from human force signals. *Frontiers in neurorobotics*, 11:55, 2017.
- Theodore E MILNER : A model for the generation of movements requiring endpoint precision. *Neuroscience*, 49(2):487–496, 1992.
- Romain Nguyen van YEN, Marie FARGE et Kai SCHNEIDER : Extraction en ondelettes des fluctuations turbulentes cohérentes : application au plasma de bord du tokamak tore-supra
wavelet-based extraction of turbulent coherent fluctuations : application to the tore-supra tokamak edge plasma. 2010.
- V NOUGIER, C BARD, M FLEURY, N TEASDALE, J COLE, R FORGET, J PAILLARD et Y LAMARRE : Control of single-joint movements in deafferented patients : evidence for amplitude coding rather than position control. *Experimental Brain Research*, 109(3):473–482, 1996.
- Dennis A NOWAK, Dagmar TIMMANN et Joachim HERMSDÖRFER : Dexterity in cerebellar agenesis. *Neuropsychologia*, 45(4):696–703, 2007.
- Richard C OLDFIELD : The assessment and analysis of handedness : the edinburgh inventory. *Neuropsychologia*, 9(1):97–113, 1971.
- Amy L ORSBORN, Siddharth DANGI, Helene G MOORMAN et Jose M CARMENA : Closed-loop decoder adaptation on intermediate time-scales facilitates rapid bmi performance improvements independent of decoder initialization conditions. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 20(4):468–477, 2012.
- P PARKER, K ENGLEHART et B HUDGINS : Myoelectric signal processing for control of powered limb prostheses. *Journal of electromyography and kinesiology*, 16(6):541–548, 2006.
- Gauravkumar K PATEL, Strahinja DOSEN, Claudio CASTELLINI et Dario FARINA : Multichannel electrotactile feedback for simultaneous and proportional myoelectric control. *Journal of neural engineering*, 13(5):056015, 2016.
- Eugene POH, Timothy John CARROLL et Aymar de RUGY : Distinct coordinate systems for adaptations of movement direction and extent. *Journal of Neurophysiology*, pages jn–00326, 2017.

- J PRACHER, A COZZONE, D REPPERGER et D NORMAN : Information theory analysis of human tracking performance using a smart stick controller. *In Aerospace and Electronics Conference, 1989. NAECON 1989., Proceedings of the IEEE 1989 National*, pages 1843–1850. IEEE, 1989.
- Uwe PROSKE et Simon C GANDEVIA : The kinaesthetic senses. *The Journal of physiology*, 587(17):4139–4146, 2009.
- Uwe PROSKE et Simon C GANDEVIA : The proprioceptive senses : their roles in signaling body shape, body position and movement, and muscle force. *Physiological reviews*, 92(4):1651–1697, 2012.
- Giby RAPHAEL, George A TSIANOS et Gerald E LOEB : Spinal-like regulator facilitates control of a two-degree-of-freedom wrist. *The Journal of Neuroscience*, 30(28):9431–9444, 2010.
- Iman M REZAZADEH, Mohammad FIROOZABADI, Huosheng HU et S M R H GOLPAYEGANI : Co-adaptive and affective human-machine interface for improving training performances of virtual myoelectric forearm prosthesis. *IEEE Transactions on Affective Computing*, 3(3):285–297, 2012.
- Martin RIEDMILLER et Heinrich BRAUN : A direct adaptive method for faster backpropagation learning : The rprop algorithm. *In Neural Networks, 1993., IEEE International Conference on*, pages 586–591. IEEE, 1993.
- James W ROBERTS, Jarrod BLINCH, Digby ELLIOTT, Romeo CHUA, James L LYONS et Timothy N WELSH : The violation of fitts’ law : an examination of displacement biases and corrective submovements. *Experimental brain research*, 234(8):2151–2163, 2016.
- Yves ROSSETTI, Michel DESMURGET et Claude PRABLANC : Vectorial coding of movement : vision, proprioception, or both ? *Journal of neurophysiology*, 74(1):457–463, 1995.
- MFS RUSHWORTH, PD NIXON et RE PASSINGHAM : Parietal cortex and movement i. movement selection and reaching. *Experimental brain research*, 117(2):292–310, 1997.
- Philip N SABES : Sensory integration for reaching : models of optimality in the context of behavior and the underlying neural circuits. *In Progress in brain research*, volume 191, pages 195–209. Elsevier, 2011.
- Patrick T SADTLER, Kristin M QUICK, Matthew D GOLUB, Steven M CHASE, Stephen I RYU, Elizabeth C TYLER-KABARA, Byron M YU et Aaron P BATISTA : Neural constraints on learning. *Nature*, 512(7515):423–426, 2014.
- Robert L SAINBURG, M FELICE GHILARDI, HOWARD POIZNER et CLAUDE GHEZ : Control of limb dynamics in normal subjects and patients without proprioception. *Journal of neurophysiology*, 73(2):820–835, 1995.

- Terence D SANGER : Bayesian filtering of myoelectric signals. *Journal of neurophysiology*, 97 (2):1839–1845, 2007.
- Erik SCHEME et Kevin ENGLEHART : Electromyogram pattern recognition for control of powered upper-limb prostheses : state of the art and challenges for clinical use. *Journal of Rehabilitation Research & Development*, 48(6), 2011.
- Stephen H SCOTT : A functional taxonomy of bottom-up sensory feedback processing for motor actions. *Trends in neurosciences*, 39(8):512–526, 2016.
- Stephen H SCOTT, Tyler CLUFF, Catherine R LOWREY et Tomohiko TAKEI : Feedback control during voluntary motor actions. *Current opinion in neurobiology*, 33:85–94, 2015.
- Harold H SEARS et Julie SHAPERMAN : Proportional myoelectric hand control : an evaluation. *American journal of physical medicine & rehabilitation*, 70(1):20–28, 1991.
- Jonathon W SENSINGER *et al.* : User-modulated impedance control of a prosthetic elbow in unconstrained, perturbed motion. *IEEE Transactions on biomedical engineering*, 55(3): 1043–1055, 2008.
- Reza SHADMEHR : Distinct neural circuits for control of movement vs. holding still. *Journal of neurophysiology*, 117(4):1431–1460, 2017.
- Reza SHADMEHR et John W KRAKAUER : A computational neuroanatomy for motor control. *Experimental brain research*, 185(3):359–381, 2008.
- Reza SHADMEHR, Steven P WISE *et al.* : *The computational neurobiology of reaching and pointing : a foundation for motor learning*. MIT press, 2005.
- Maryam M SHANECHI, Amy L ORSBORN et Jose M CARMENA : Robust brain-machine interface design using optimal feedback control modeling and adaptive point process filtering. *PLoS Comput Biol*, 12(4):e1004730, 2016.
- Krishna V SHENOY et Jose M CARMENA : Combining decoder design and neural adaptation in brain-machine interfaces. *Neuron*, 84:665–680, 2014.
- Charles Scott SHERRINGTON : Flexion-reflex of the limb, crossed extension-reflex, and reflex stepping and standing. *The Journal of physiology*, 40(1-2):28–121, 1910.
- Andrew B SLIFKIN et Karl M NEWELL : Noise, information transmission, and force variability. *Journal of Experimental Psychology : Human Perception and Performance*, 25(3):837, 1999.
- Maurice A SMITH, Ali GHAZIZADEH et Reza SHADMEHR : Interacting adaptive processes with different timescales underlie short-term motor learning. *PLoS Biol*, 4:1035–1043, 2006.

- Maurice A SMITH et Reza SHADMEHR : Intact ability to learn internal models of arm dynamics in huntington's disease but not cerebellar degeneration. *Journal of Neurophysiology*, 93(5): 2809–2821, 2005.
- William M SMITH : Feedback : real-time delayed vision of one's own tracking behavior. *Science*, 176(4037):939–940, 1972.
- Larry H SNYDER, Aaron P BATISTA et Richard A ANDERSEN : Intention-related activity in the posterior parietal cortex : a review. *Vision research*, 40(10-12):1433–1441, 2000.
- Lawrence H SNYDER, Aaron P BATISTA et Richard A ANDERSEN : Coding of intention in the posterior parietal cortex. *Nature*, 386(6621):167, 1997.
- Samuel J SOBER et Philip N SABES : Flexible strategies for sensory integration during motor planning. *Nature neuroscience*, 8(4):490, 2005.
- Richard S SUTTON et Andrew G BARTO : Toward a modern theory of adaptive networks : expectation and prediction. *Psychological review*, 88(2):135, 1981.
- Hirokazu TANAKA, Terrence J SEJNOWSKI et John W KRAKAUER : Adaptation to visuomotor rotation through interaction between posterior parietal and motor cortical areas. *Journal of neurophysiology*, 102:2921–2932, 2009.
- Robert J TEATHER et I Scott MACKENZIE : Position vs. velocity control for tilt-based interaction. *In Proceedings of Graphics Interface 2014*, pages 51–58. Canadian Information Processing Society, 2014.
- Kurt A THOROUGHMAN et Reza SHADMEHR : Electromyographic correlates of learning an internal model of reaching movements. *Journal of Neuroscience*, 19(19):8573–8588, 1999.
- Kurt A THOROUGHMAN et Reza SHADMEHR : Learning of action through adaptive combination of motor primitives. *Nature*, 407:742–747, 2000.
- Dennis TKACH, He HUANG et Todd A KUIKEN : Study of stability of time-domain features for electromyographic pattern recognition. *Journal of neuroengineering and rehabilitation*, 7(1):21, 2010.
- Emanuel TODOROV : Optimality principles in sensorimotor control. *Nature neuroscience*, 7(9):907, 2004.
- Emanuel TODOROV et Michael I JORDAN : Optimal feedback control as a theory of motor coordination. *Nature neuroscience*, 5(11):1226, 2002.
- James TRESILIAN : *Sensorimotor control and learning : An introduction to the behavioral neuroscience of action*. Palgrave Macmillan London, UK, 2012.

- George A TSIANOS, Jared GOODNER et Gerald E LOEB : Useful properties of spinal circuits for learning and performing planar reaches. *Journal of neural engineering*, 11(5):056006, 2014.
- Michele R TUGA, Rüdiger RUPP, David LIEBETANZ, Ralf MIKUT et Markus REISCHL : Concept of a co-adaptive training environment for human-machine interfaces based on emg-control. *Biomed Tech*, 58, 2013.
- Yoji UNO, Mitsuo KAWATO et Rika SUZUKI : Formation and control of optimal trajectory in human multijoint arm movement. *Biological cybernetics*, 61(2):89–101, 1989.
- J-L VERCHER et GM GAUTHIER : Oculo-manual coordination control : ocular and manual tracking of visual targets with delayed visual feedback of the hand motion. *Experimental Brain Research*, 90(3):599–609, 1992.
- Jean-Louis VERCHER, Frédéric SARÈS, Jean BLOUIN, Christophe BOURDIN et Gabriel GAUTHIER : Role of sensory information in updating internal models of the effector during arm tracking. *Progress in brain research*, 142:203–224, 2003.
- C VIDAURRE, C SANNELLI, K MÜLLER et B BLANKERTZ : Machine learning based co-adaptive learning : Towards a cure for bci illiteracy. *Neural Comput*, 23(3):791–816, 2011.
- Marina M-C VIDOVIC, Liliana P PAREDES, Han-Jeong HWANG, Sebastian AMSU, Jaspahl PAHL, Janne M HAHNE, Bernhard GRAIMANN, Dario FARINA, Klaus-Robert MÜLLER *et al.* : Covariate shift adaptation in emg pattern recognition for prosthetic device control. *In Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), 2014 36th Annual International Conference of the IEEE*, pages 4370–4373. IEEE, 2014.
- Philippe VINDRAS, Michel DESMURGET, Claude PRABLANC et Paolo VIVIANI : Pointing errors reflect biases in the perception of the initial hand position. *Journal of neurophysiology*, 79(6):3290–3294, 1998.
- Philippe VINDRAS, Michel DESMURGET et Paolo VIVIANI : Error parsing in visuomotor pointing reveals independent processing of amplitude and direction. *Journal of neurophysiology*, 94:1212–1224, 2005.
- Jinsung WANG et Robert L SAINBURG : Adaptation to visuomotor rotations remaps movement vectors, not final positions. *Journal of Neuroscience*, 25(16):4024–4030, 2005.
- Heidi JB WITTEVEEN, Frauke LUFT, Johan S RIETMAN et Peter H VELTINK : Stiffness feedback for myoelectric forearm prostheses using vibrotactile stimulation. *IEEE transactions on neural systems and rehabilitation engineering*, 22(1):53–61, 2014.
- Daniel M WOLPERT et Zoubin GHARAMANI : Computational principles of movement neuroscience. *Nature neuroscience*, 3(11s):1212, 2000.

Daniel M WOLPERT, Zoubin GHARAMANI et Michael I JORDAN : An internal model for sensorimotor integration. *Science*, 269(5232):1880–1882, 1995.

Daniel M WOLPERT, R Chris MIALL et Mitsuo KAWATO : Internal models in the cerebellum. *Trends in cognitive sciences*, 2(9):338–347, 1998.

Robert Sessions WOODWORTH : Accuracy of voluntary movement. *The Psychological Review : Monograph Supplements*, 3(3):i, 1899.

Sophie M WURTH et Levi J HARGROVE : A real-time comparison between direct control, sequential pattern recognition control and simultaneous pattern recognition control using a fitts' law style assessment procedure. *Journal of neuroengineering and rehabilitation*, 11(1):91, 2014.

ANNEXES

Publications affichées

Mathilde Couraud, Daniel Cattaert, Florent Paclet, Pierre-Yves Oudeyer et Aymar de Ruyg : Model and experiments to optimize co-adaptation in a simplified myoelectric control system. *GDR robotique*, Bordeaux, 2016

Mathilde Couraud, Daniel Cattaert, Florent Paclet, Pierre-Yves Oudeyer et Aymar de Ruyg : Model and experiments to optimize co-adaptation in a simplified myoelectric control system. *27th Annual Meeting, Neural Control of Movement (NCM)*, Dublin, 2F-95, 2017

Mathilde Couraud, Daniel Cattaert, Florent Paclet et Aymar de Ruyg : Position vs. velocity controls in a simplified target acquisition task to improve future myoelectric controls. *XXII Congress of the International Society of Electrophysiology and Kinesiology (ISEK)*, Dublin, PII.36, 2018

Publications dans des revues à comité de lecture

Mathilde Couraud, Daniel Cattaert, Florent Paclet, Pierre-Yves Oudeyer et Aymar de Ruyg : Model and experiments to optimize co-adaptation in a simplified myoelectric control system. *Journal of neural engineering*, 15(2) :026006, 2018.

Models and experiments to optimize co-adaptation in a simplified myoelectric control system

Introduction

To compensate for a limb lost in an amputation, myoelectric prostheses use surface electromyography (EMG) from the remaining muscles to control the prosthesis. Despite considerable progress, myoelectric controls remain markedly different from the way we normally control movements, and require intense user adaptation.

However, studies suggest that human adaptation is limited and sometimes unsatisfactory [1-2]. To overcome this, concurrent machine co-adaptation techniques are developed and used in myoelectric controls.

Here, we combined a simplified myoelectric control with a perturbation for which human adaptation is well characterized and modeled, in order to explore co-adaptation settings in a principled manner.

Subjects had to hit one of 16 different possible targets by moving a cursor on a screen.

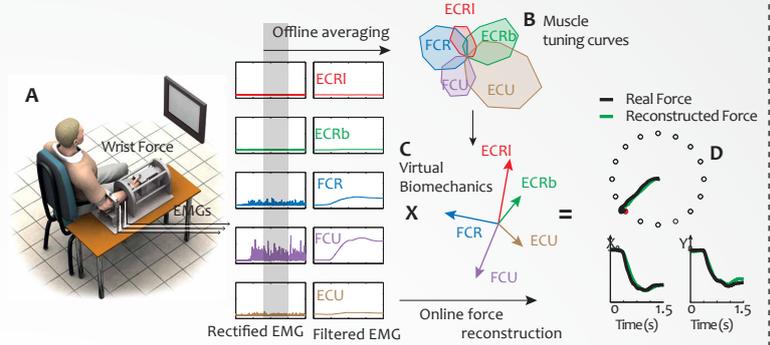
A, Cursor position was determined either by real wrist force or by the force reconstructed from muscle activities recorded (EMG).

B, Muscle tuning curves obtained during calibration stage, represent muscular activities recorded for each target.

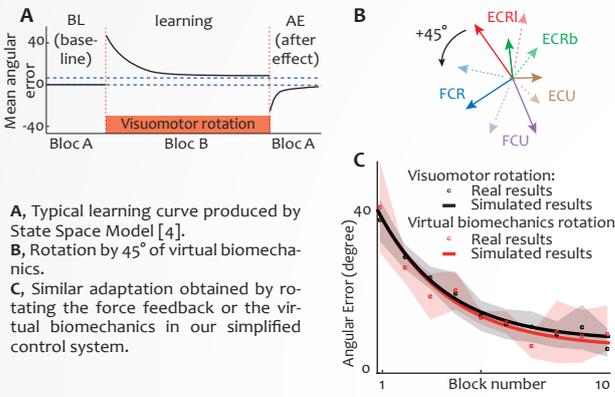
C, virtual biomechanics calculated in order to best reconstruct wrist forces

D, force reconstruction

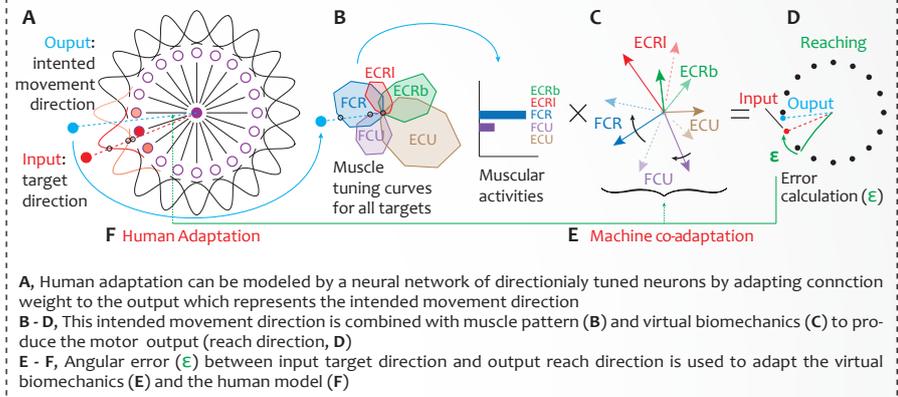
1 - Simplified myoelectric control system [3]



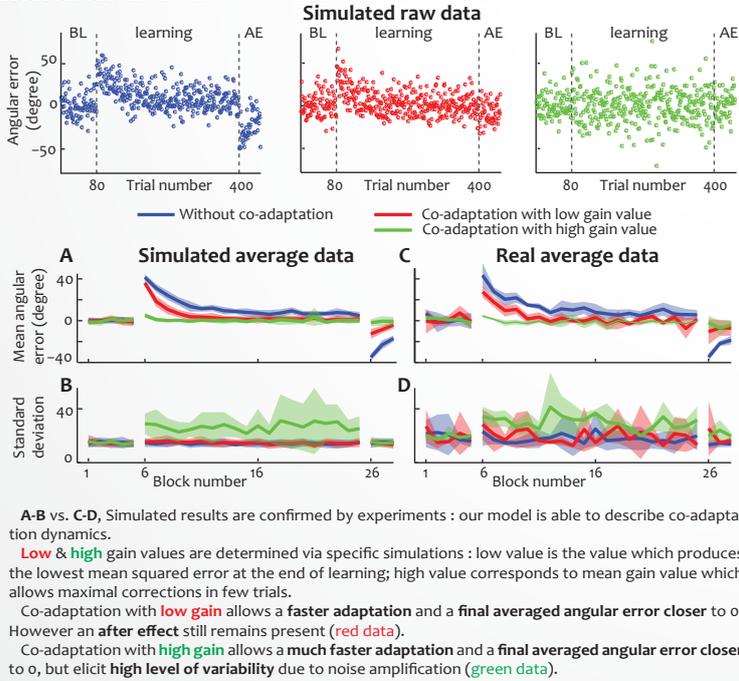
2 - Human adaptation to rotation



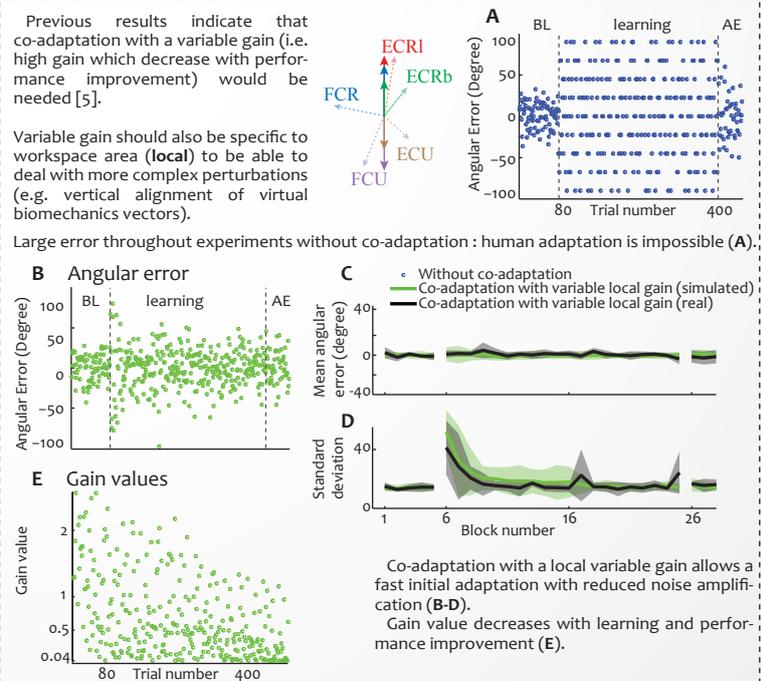
3 - Model of human & machine adaptation



4 - Results of co-adaptation with fixed gain value



5 - Improvements with local variable gain



Conclusion & Perspectives

Human adaptation to virtual biomechanics rotation is similar to human adaptation to force feedback rotation. We can therefore use a standard model of human adaptation to a visuomotor rotation to **explore various co-adaptation settings in simulations**.

Simulation results are confirmed by experiments.

Variability : Co-adaptation with a variable gain value allows to cumulate the advantages of co-adaptation with low and high gain values (faster adaptation and better averaged error) without their disadvantages (no after effect and no noise amplification).

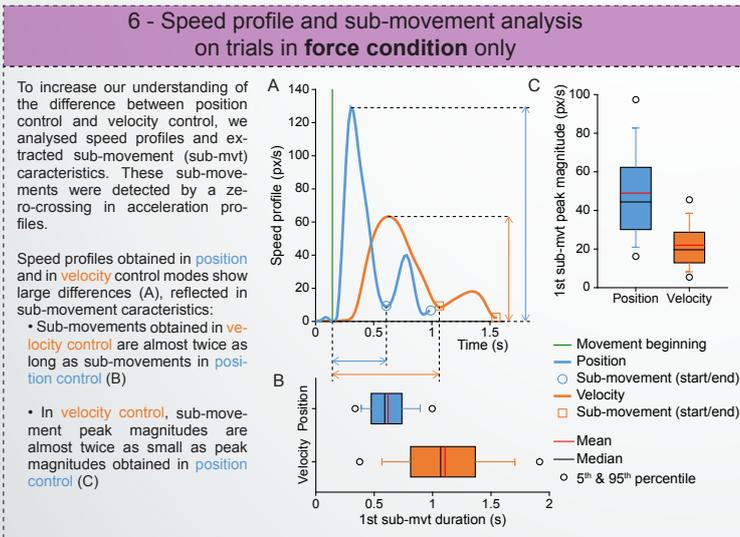
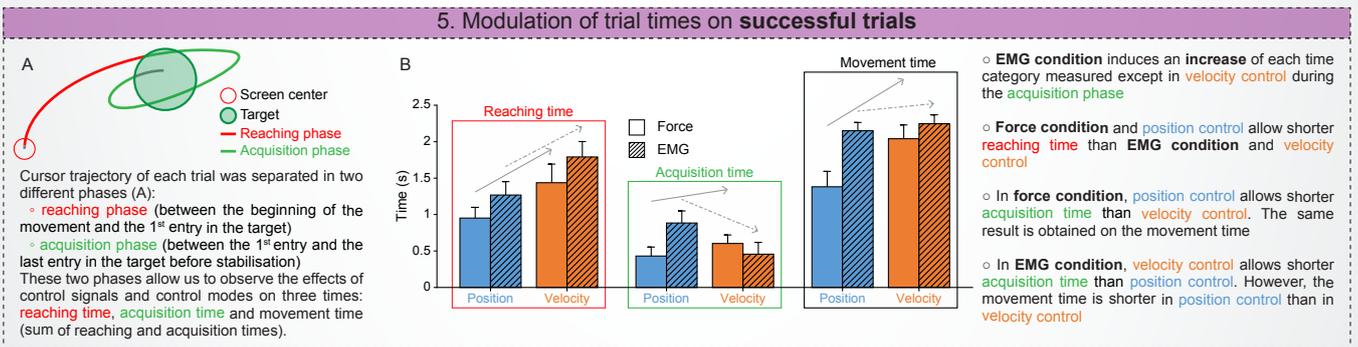
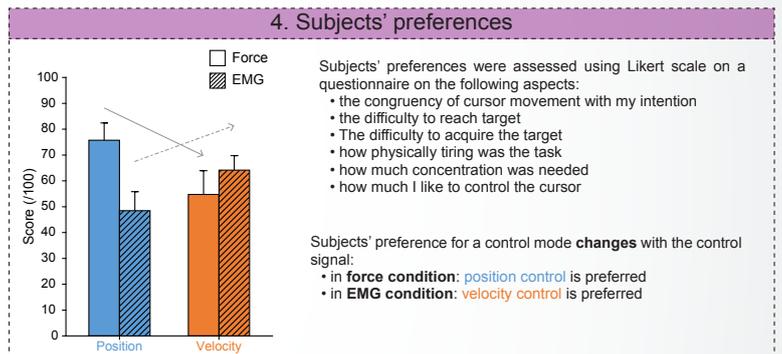
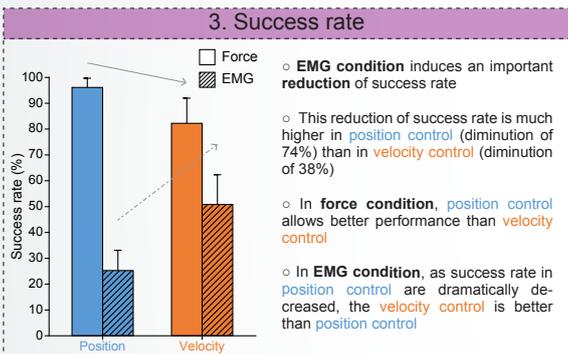
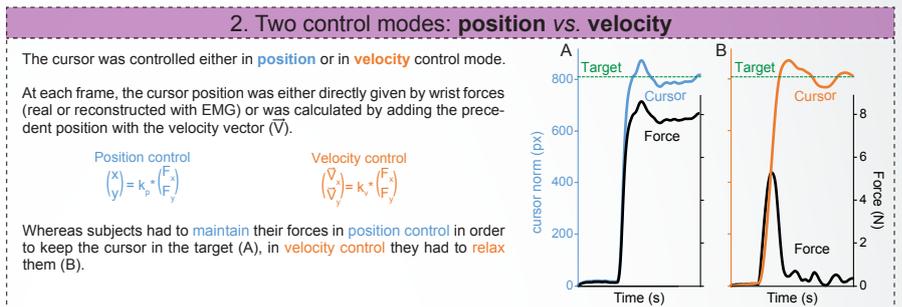
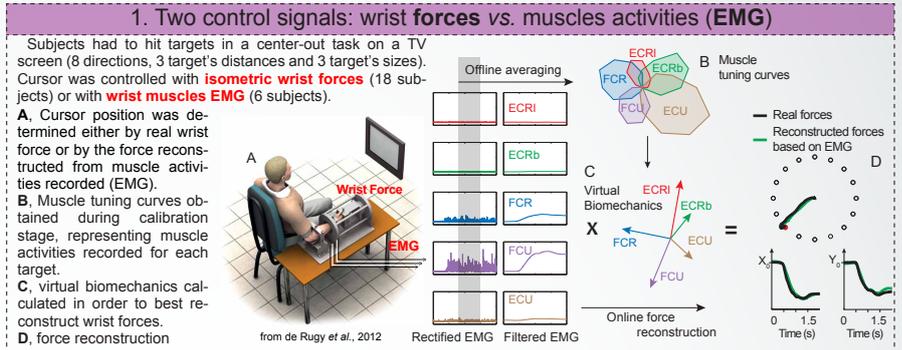
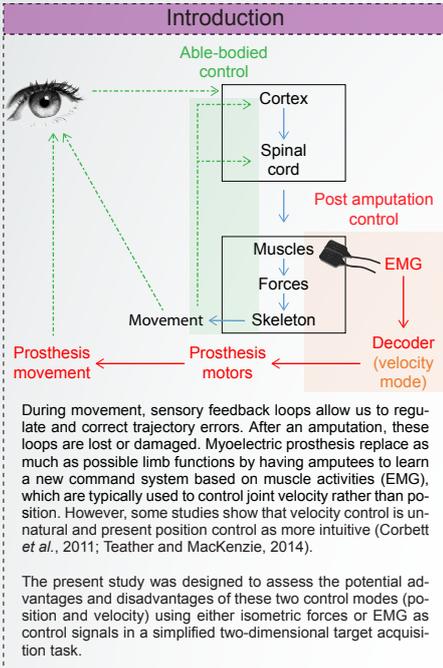
Locality : Variable gain value must be managed locally to control each part of the workspace independently and absorb more complex perturbations.

References

- Berger, D. J., Gentner, R., Edmunds, T., Pai, D. K. and d'Avella, A., 2013. Differences in adaptation rates after virtual surgeries provide direct evidence for modularity, *The Journal of Neuroscience* 33(30): 12384-12394.
- de Rugy, A., Loeb, G. E. and Carroll, T. J., 2012a. Muscle coordination is habitual rather than optimal, *The Journal of Neuroscience* 32(21): 7384-7391.
- de Rugy, A., Loeb, G. E. and Carroll, T. J., 2012b. Virtual biomechanics: a new method for online reconstruction of force from emg recordings, *Journal of neurophysiology* 108(12): 3333-3341.
- Haith, A. M. and Krakauer, J. W., 2013. Theoretical models of motor control and motor learning, *Routledge handbook of motor control and motor learning* pp. 7-28.
- Igel, C. and Hüsken, M., 2003. Empirical evaluation of the improved rprop learning algorithms, *Neurocomputing* 50: 105-123.

Mathilde Couraud^a, Christophe Halgand^a, Florent Paclet^a, Daniel Cattaert^a, Aymar de Rugy^{a,b}

^a Team Hybrid, Institut de Neurosciences Cognitives et Intégratives d'Aquitaine (INCIA), CNRS - UMR 5287, Université de Bordeaux, France
^b Centre for Sensorimotor Performance, HMNS, University of Queensland, Australia



Conclusion

- In **force condition**, **position control** allows better performance (higher success rate and shorter movement time) and is considered more natural than **velocity control**. Moreover, in velocity control we observe longer sub-movement than in position control. This result could be explained by the need to take into account relaxation time before stopping cursor to the desired position or by the absence of moment to moment congruency between cursor position and motor commands as well as sensory informations.
- In **EMG condition**, performances obtained in **position control** are dramatically decreased due to the presence of an important noise in the signal. As we can see in the acquisition phase, the **velocity control** is not affected by noise, and is even slightly better. This is likely due to the natural filtering property associated with the temporal integration involved in the velocity control.
- Therefore, even if velocity control is less natural than position control, it could be the most suitable control to use in myoelectric devices. However, sensory substitution solution could reinstall the continuous sensorimotor congruency that is necessary for natural control.

References

Corbett, E. A., Perreault, E. J., & Kuiken, T. A. (2011). Comparison of electromyography and force as interfaces for prosthetic control. *Journal of rehabilitation research and development*, 48(6), 629.

Teather, R. J., & MacKenzie, I. S. (2014, May). Position vs. velocity control for tilt-based interaction. In *Proceedings of Graphics Interface 2014* (pp. 51-58). Canadian Information Processing Society.

de Rugy, A., Loeb, G. E. and Carroll, T. J., 2012. Virtual biomechanics: a new method for online reconstruction of force from emg recordings. *Journal of neurophysiology* 108(12): 3333-3341.

Model and experiments to optimize co-adaptation in a simplified myoelectric control system

M Couraud¹, D Cattaert¹, F Paclet¹, P Y Oudeyer² and A de Rugy^{1,3}

¹ Institut de Neurosciences Cognitives et Intégratives d'Aquitaine, CNRS UMR 5287, Université de Bordeaux, France

² Institut national de recherche en informatique et en automatique (Inria) Bordeaux Sud-Ouest, France

³ Centre for Sensorimotor performance, School of Human Movement and Nutrition Sciences, University of Queensland, Australia

E-mail: mathilde.couraud@u-bordeaux.fr and aymar.derugy@u-bordeaux.fr

Received 12 July 2017

Accepted for publication 23 August 2017

Published 30 January 2018



Abstract

Objective. To compensate for a limb lost in an amputation, myoelectric prostheses use surface electromyography (EMG) from the remaining muscles to control the prosthesis. Despite considerable progress, myoelectric controls remain markedly different from the way we normally control movements, and require intense user adaptation. To overcome this, our goal is to explore concurrent machine co-adaptation techniques that are developed in the field of brain-machine interface, and that are beginning to be used in myoelectric controls. **Approach.** We combined a simplified myoelectric control with a perturbation for which human adaptation is well characterized and modeled, in order to explore co-adaptation settings in a principled manner. **Results.** First, we reproduced results obtained in a classical visuomotor rotation paradigm in our simplified myoelectric context, where we rotate the muscle pulling vectors used to reconstruct wrist force from EMG. Then, a model of human adaptation in response to directional error was used to simulate various co-adaptation settings, where perturbations and machine co-adaptation are both applied on muscle pulling vectors. These simulations established that a relatively low gain of machine co-adaptation that minimizes final errors generates slow and incomplete adaptation, while higher gains increase adaptation rate but also errors by amplifying noise. After experimental verification on real subjects, we tested a variable gain that cumulates the advantages of both, and implemented it with directionally tuned neurons similar to those used to model human adaptation. This enables machine co-adaptation to locally improve myoelectric control, and to absorb more challenging perturbations. **Significance.** The simplified context used here enabled to explore co-adaptation settings in both simulations and experiments, and to raise important considerations such as the need for a variable gain encoded locally. The benefits and limits of extending this approach to more complex and functional myoelectric contexts are discussed.

Keywords: myoelectric control, co-adaptation, visuomotor rotation, sensorimotor adaptation, electromyography (EMG)

(Some figures may appear in colour only in the online journal)

1. Introduction

Myoelectric control systems are primarily designed to enable amputees to control the actuators of a prosthesis with the activity of their remaining muscles, recorded from surface

electromyograms (EMG). To overcome the unnatural sequential aspect associated with successive movements recognized by conventional pattern recognition-based controls, the field is now quickly moving toward simultaneous proportional control of multiple degrees of freedom (Jiang *et al* 2009,

2012, Farina *et al* 2014). This proportional control can be achieved using various regression techniques that capture the natural relationship between EMG and movements (Hahne *et al* 2014). However, getting relevant data to establish this relationship is not always possible, as for instance with amputees who can no longer produce movements with their missing limb. The activity of remaining muscles might still be regressed against movements intended by the amputees while producing muscle contractions, but injuries could be such that the resulting EMG-movement relationship might be too deteriorated to be used to control movement. And, if the activity of the remaining muscles gathered while amputees are simulating movements, are sufficient to elicit a decent initial myoelectric control, signal nonstationarities due for instance to electrode shifts, sweat or varying postures, remain a major difficulty to deal with (Vidovic *et al* 2014).

While a strategy could be to let the sensorimotor system adapt to these imperfections and changes in signal quality, and despite some degree of flexibility of muscle patterns (Nazarpour *et al* 2012, He *et al* 2015, Ison and Artemiadis 2015), there is also evidence for limited adaptation capabilities. For instance, perturbations of the natural relationship between EMG and movement are mostly resolved within the existing repertoire of muscle activities, and the system has great difficulties in learning perturbations for which no such solution exist (de Rugy *et al* 2012a, Berger *et al* 2013). Relying solely on subjects' adaptation when faced to poor or deteriorating myoelectric controls appears therefore unsatisfactory.

Similar issues occur in brain-machine interfaces, where the usual strategy consists in designing a decoder that is as intuitive as possible, and rely on brain plasticity to adapt to the decoder's imperfections when using it to control movements. As for myoelectric controls, however, it is not always practical to establish an efficient initial decoder, and signal quality can deteriorate. Brain adaptation capabilities are also known to be limited, and recent studies illustrate that the structure of existing networks constitutes important constraints on adaptation to novel or perturbed decoders. For instance, a perturbation that requires novel relationships between the activities of the different motor cortical neurons used by the decoder is more difficult to learn than a perturbation of similar magnitude that maintain the original relationships (Sadtlger *et al* 2014). When only a portion of the recorded neurons are used for the decoder, adaptation was also found that produced natural correlation with the activities of other recorded neurons, such that the solution generated by the nervous system was essentially already present in the repertoire of cortical activities (Chase *et al* 2012, Hwang *et al* 2013).

To overcome these limitations in terms of adaptation capabilities, a strategy is to complement human adaptation by an adaptation of the machine, or decoder. This strategy is currently being explored with increasing success in the context of brain machine interface (Vidaurre *et al* 2011, Gilja *et al* 2012, Orsborn *et al* 2012, Dangi *et al* 2013, Shenoy and Carmena 2014, Iturrate *et al* 2015, Shanechi *et al* 2016), and starts also being developed in the context of myoelectric controls (Rezazadeh *et al* 2012, Tuga *et al* 2013, Hahne *et al* 2015). However, many questions remain as to the particular form and

setting of the machine co-adaptation that would best complement the human adaptation.

Here, we used a simplified myoelectric context, combined with a perturbation for which human adaptation is well characterized and modeled, to explore co-adaptation strategies in both simulated and real experiments. The myoelectric task consists in aiming for two dimensional targets on a computer screen with a cursor controlled with isometric force developed at the wrist joint, and reconstructed online from EMGs combined to a simplified representation of the muscles' biomechanics obtained with linear regressions. This *virtual biomechanics* technique (de Rugy *et al* 2012b) represents the intuitive decoder that will receive experimental perturbations, and that will also be the site of machine co-adaptation. First we show that a 45 degree rotation of the muscle pulling vectors that form the virtual biomechanics, elicit a pattern of errors that is consistent with that obtained in a typical visuomotor rotation paradigm (Krakauer *et al* 2000, de Rugy and Carroll 2010). Then we used a model of this adaptation, via connection weights updating in a simple sensorimotor network of directionally tuned neurons (Thoroughman and Shadmehr 2000, de Rugy 2010), to simulate various perturbations and co-adaptation settings. These simulations established that an optimal gain of machine co-adaptation that minimizes final error generates slow and incomplete adaptation, while higher gains can produce faster adaptation but also amplify noise. After verifying these predictions experimentally, we set up and demonstrate the effectiveness of a variable and local gain of machine co-adaptation for absorbing more challenging perturbations that, by design, cannot be dealt with by the sole subjects' adaptation. Finally, we discuss the benefits and limits of extending this approach to more complex and functional myoelectric contexts.

2. Materials and methods

Our task involved participants to hit one of 16 different possible targets by moving a cursor on the 2D space of a computer screen (figure 1(a)). The position of this cursor was determined either by the real force generated by the subjects at the wrist joint (i.e. 'force-driven' condition), or by the force reconstructed from muscle activities recorded while generating wrist forces (i.e. 'EMG-driven' condition). Participants were required to perform a fast and direct cursor motion aiming on the target while they received continuous visual feedback of the cursor position, and a feedback on movement time was delivered after each trial. This movement time corresponded to the time taken by the cursor to go from 10% to 90% of target distance from the center of the screen. Moreover, angular error was calculated for each trial as the difference between the target angle and the initial direction of the movement, measured by movement direction at 80 ms from movement initiation (de Rugy and Carroll 2010). This was designed to prevent the influence of online feedback correction that might intervene as soon as 100 ms from movement onset, and concentrate on the feedforward component of the movement for this measure and the (co-)adaptation it

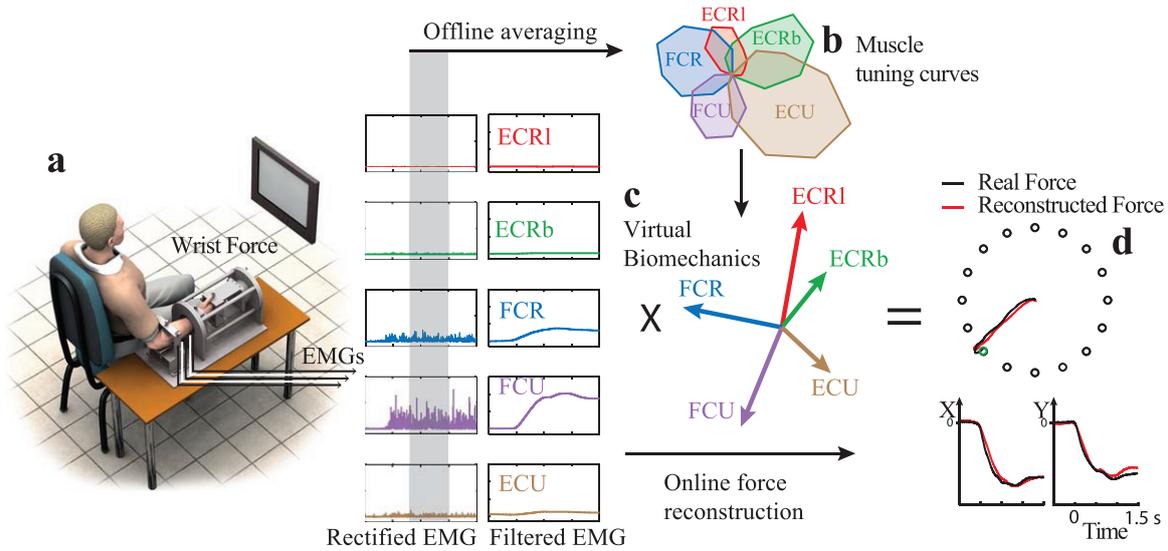


Figure 1. Online force reconstruction from muscle virtual biomechanics and real-time electromyograms (EMGs). Subjects produced isometric force at the wrist joint to reach for one of 16 equally distributed target directions (a). In force driven condition, the cursor moves according to the force developed at the wrist joint (*wrist force*). EMGs recorded during this task are used to generate the *muscle tuning curves* (b) that are used to extract the muscle pulling vectors (i.e. *virtual biomechanics*, (c)). *Online force reconstruction* is then obtained by multiplying the *rectified filtered EMG* signals to the pulling vector of each muscle (d). Note that EMG signals are shown from one trial only, whereas EMGs from three consecutive trials to each of the 16 targets are used to compute muscle tuning curves. Also note that for the purpose of illustration, the same EMG signals are used for offline averaging and online force reconstruction, whereas in the experiments, EMG for those two processes come from different acquisition blocks (i.e. in force-driven and EMG-driven conditions, respectively). Adapted from de Rugy et al (2012b).

will elicit. Indeed, the model of human adaptation used here considers only the feedforward component of the sensorimotor adaptation system, and a more comprehensive model that includes adaptation in response to both feedback and feedforward error correction mechanisms is beyond the scope of the present contribution.

In the following, section 2.1 presents our simplified myoelectric context, the virtual biomechanics technique used to reconstruct forces from EMGs, and introduce the different perturbations applied on this biomechanics during simulations and experiments. Section 2.2 explains the model of human adaptation used to simulate various co-adaptation settings. Section 2.3 describes the algorithm used to perform machine co-adaptation, and the different gain values chosen to study co-adaptation effects. Section 2.4 concentrates on the experiments conducted on real subjects, including the apparatus, recordings, and experiments details. Finally, section 2.5 indicates the analysis conducted on simulated and real data.

2.1. Virtual biomechanics

Pulling vectors. Cursor position corresponded to wrist forces reconstructed using a previously designed virtual biomechanics technique (de Rugy et al 2012b), whereby muscles activities are multiplied by a set of pulling vectors that represent the directions and extents to which muscles are pulling per unit of activation. First, muscles activities were recorded while subjects produced forces toward targets evenly distributed in 16 directions at the same distance from the center. Muscles tuning curves illustrated figure 1(b) were then obtained by averaging, for each muscle and target direction,

muscle activity when the force-driven cursor was maintained within the target (i.e. within 10% of target distance from the center of the target). Then, the virtual biomechanics was determined as the set of five pulling vectors (one per recorded wrist muscle, figure 1(c)) that minimizes the sum quadratic errors between target positions and the reconstructed reaches. In practice, we used linear regression to obtain this set of vectors.

Force reconstruction. In the EMG-driven condition, the cursor position corresponded to the wrist forces reconstructed online. Cartesian coordinates of this position were obtained by multiplying the rectified and filtered EMGs signals by the virtual biomechanics (i.e. the cartesian coordinates of associated vectors):

$$\begin{bmatrix} X_{pos} \\ Y_{pos} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} X_{vec1} & \cdots & X_{vec5} \\ Y_{vec1} & \cdots & Y_{vec5} \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} EMG_1 \\ \vdots \\ EMG_5 \end{bmatrix}. \quad (1)$$

Perturbations of the pulling vectors. Perturbations of the virtual biomechanics were introduced in order to simulate and test the effects of different co-adaptation processes on task performance (figure 2). We used two types of perturbations: a +45° counterclockwise rotation of all vectors that compose the virtual biomechanics (figure 2(b)), and a vertical alignment of all these vectors (figure 2(c)). The overall rotation by 45° of the virtual biomechanics produces an effect similar to the visuomotor rotation paradigm that is classically used to study sensorimotor adaptation, and for which human adaptation is well characterized and modelled (e.g. Krakauer et al (2000) and de Rugy and Carroll (2010)). In contrast, the vertical alignment of all vectors provided a situation that is impossible to resolve by human adaptation only, as the cursor would

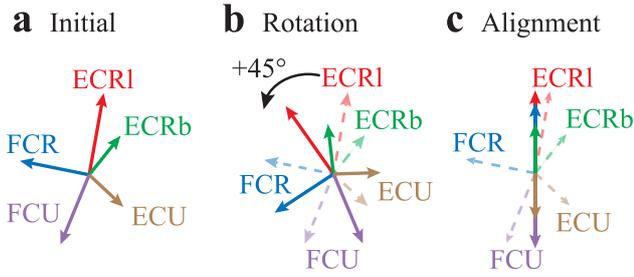


Figure 2. Virtual biomechanics perturbations. (a) *Initial* calibrated virtual biomechanics. (b) Perturbation 1: counterclockwise 45° rotation of all muscles pulling vectors. (c) Perturbation 2: vertical alignment of the pulling vectors that form the virtual biomechanics.

be constrained on the vertical axis irrespective of the subjects’ muscle activities. This situation is a good test because it requires a co-adaptation context to be resolved, whereby the decoder complements the participants’ actions to reach targets that are not situated on that axis.

2.2. Model of human adaptation

We used a model of human adaptation (see algorithm 1) in order to simulate the co-adaptation with different settings, and determine the parameters of machine co-adaptation that should optimize performance. The first aim of the model was to reproduce a typical learning curve obtained in response to visuomotor rotation, with rapid, exponential reduction of error, which stabilizes at an asymptotic level of residual error (figure 3(a)). This asymptotic level can be explained by the natural tendency of the system to return to baseline behavior in the absence of errors (Galea et al 2011), a behavior usually modeled by the forgetting factor, such as γ used below in equation (4). These general features of sensorimotor adaptation in response to perturbations are well described by the state space model, which reproduces a typical learning curve describing how motor intention is adapted on each trial as a function of the error on the preceding trial (Thoroughman and Shadmehr 2000, Donchin et al 2003, Smith et al 2006, Haith and Krakauer 2013). In order to account for the local property of the adaptation, whereby generalization to a learned rotation downgrades with distance from the practiced target (Krakauer et al 2000), we implemented the adaptation in a network of directionally tuned neurons similar to that proposed in de Rugy (2010). The network was made of 20 sensory neurons (figure 4), each receiving target direction as input signal, and connected to a single output neuron that defines the motor intention. As our control space was a set of target that described a circle, the network had to manage circularity (figure 4 left). This was done using the following circular tuning function (see Amirikian and Georgopoulos (2000)):

$$r_i = \frac{\exp^{k \times \cos(\theta_{\text{targ}} - \theta_i)}}{\exp^k} \quad (2)$$

where r_i is the firing rate of neuron i , k its receptive field, θ_i its preferred direction and θ_{targ} the input target direction. We set $k = 15$ in order to reproduce the width of the tuning functions

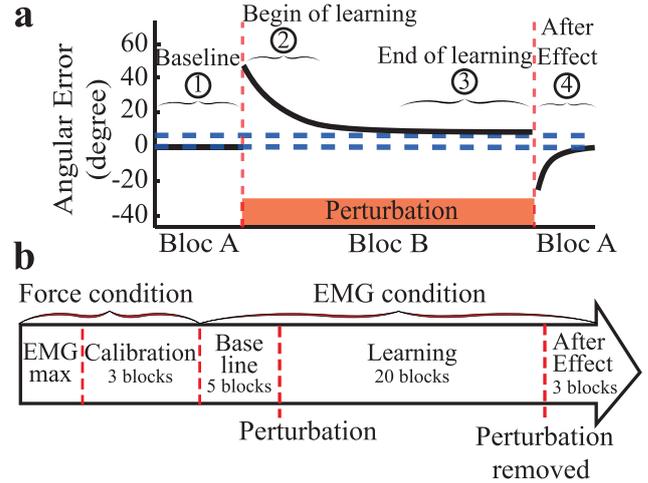


Figure 3. Experimental procedure. (a) Typical learning curve obtained in response to a visuomotor rotation by 45°, and after-effect observed when the perturbation is removed. During *baseline* block A, a human subject performs the task with a mean error near to 0 (point 1). Then, the subject produces a large initial error in response to the *perturbation* (block B), quickly adapts his behavior (point 2), and stabilizes at an asymptotic level of error different from zero (point 3). When the perturbation is removed, an *after-effect* occurs, and the subject re-adapts his behavior toward initial performance (point 4). (b) Experimental plan. In *force-driven condition*, subject’s wrist forces are used to control the cursor movement. In *EMG maximal*, subject exerts maximal forces in each direction in order to normalize EMG during EMG condition. Then EMG/Force relationships are used to calibrate the EMGs in three consecutive blocks (*calibration*). In *EMG-driven condition*, subject’s EMGs are used to control the cursor movements. Subject exerts to reach all targets during five blocks (*baseline*). Then the biomechanics is rotated (*perturbation*) for the next 20 blocks, and the subject adapts to this perturbation (*learning*). Finally the initial biomechanics is applied again and re-adapt to this original condition for 3 blocks (*after-effect*).

involved in rotation adaptation in human ($\pm 23^\circ$, (Tanaka et al 2009)). Each sensory neuron was then connected to the central motor neuron with different weights (w_i). The output of the network, the motor intention illustrated figure 4(b), is given by

$$\theta_{\text{output}} = \arg\left(\sum_{i=1}^{20} r_i \times \vec{v}_i\right) \quad (3)$$

with $\arg(\vec{v}_i) = w_i$. To simulate human adaptation, the direction that corresponds to this motor intention (figure 4(b)) was used to select muscle activity from the muscle tuning curves of the simulated subject (figures 4(c) and (d)), which was then coupled to the virtual biomechanics (figure 4(e)) to provide the movement output (figure 4(f)). In order to simulate subject-specific variability, a Gaussian white noise term with variance similar to that of directional error recorded for this subject at baseline was added to the movement output. The resulting position reached was then subtracted from the target position to obtain angular error, which was used to adapt both the human model (figure 4(h)) and the machine (figure 4(g); section 2.3). The network adaptation illustrated figure 4(h) was elicited by updating weights after each trial according to

$$w_{i,t+1} = w_{i,t} + \alpha \times \epsilon_t \times r_{i,t} - \gamma \times (w_{i,t} - w_{i,0}) \quad (4)$$

where coefficients α (error sensibility) and γ (forgetting factor) are determined empirically (see section 3 ‘results’), $w_{i,0}$ is the initial weight of neuron i , w_i its weight at trial t , $r_{i,t}$ its firing rate and ϵ is the angular error between target direction and movement direction at trial t .

Algorithm 1. Human model.

```

1: input : listTarget           ▷ Random list of targets
    $\widehat{\text{emg}}(\theta)$              ▷ estimated emg for all direction (all  $\theta$ )
   xyPul                       ▷ virtual biomechanics
2: output : listError          ▷ List of simulated error
3:
4: function NETWORKOUTPUTCALC( $r, \theta$ )   ▷ (3)
5:    $x \leftarrow \text{mean}(r \times \cos(\theta))$ 
6:    $y \leftarrow \text{mean}(r \times \sin(\theta))$ 
7:   NetworkOutput  $\leftarrow \arctan(x, y)$ 
8:   return NetworkOutput
9:
10: function ERRORCALC( $\widehat{\text{emg}}, \text{xyPul}, \theta_{\text{targ}}, \theta_{\text{intention}}$ )
11:    $\widehat{\text{reach}} \leftarrow \text{ang}(\widehat{\text{emg}}(\theta_{\text{intention}}) \times \text{xyPul})$ 
12:    $\widehat{\text{reach}} \leftarrow \widehat{\text{reach}} + \text{noise}$ 
13:    $\epsilon \leftarrow \widehat{\text{reach}} - \theta_{\text{targ}}$ 
14:   return  $\epsilon$ 
15:
16: ▷ NetworkInitialisation
17:  $n \leftarrow 20$  ;  $k \leftarrow 15$ 
18:  $\theta \leftarrow \text{vector}(\text{begin} = 0, \text{end} = 2\pi, \text{step} = \frac{2\pi}{n})$ 
19:  $w0 \leftarrow \theta$  ;  $w \leftarrow w0$ 
20:
21: for thisTrial do
22:    $\theta_{\text{targ}} \leftarrow \text{listTarget}[\text{thisTrial}]$ 
23:    $r \leftarrow \frac{e^{k \times \cos(\theta_{\text{targ}} - \theta)}}{e^k}$            ▷ (2)
24:    $\theta_{\text{intention}} \leftarrow \text{NetworkOutputCalc}(r, \theta)$ 
25:    $\epsilon \leftarrow \text{ErrorCalc}(\widehat{\text{emg}}, \text{xyPul}, \theta_{\text{targ}}, \theta_{\text{intention}})$ 
26:
27:   ▷ Model Adaptation :           weights update
28:    $w \leftarrow w + \alpha \times \epsilon \times r - \gamma \times (w - w0)$    ▷ (4)
29:   listError[thisTrial]  $\leftarrow \epsilon$ 

```

2.3. Machine co-adaptation

2.3.1. Co-adaptation algorithm. We used an iterative co-adaptation algorithm to modify the virtual biomechanics according to the error produced in the preceding trial (figure 4(g)). The direction of each virtual biomechanics vector was changed ($\Delta\theta_i$) as a function of the angular error produced ϵ_t , the associated muscle implication (i.e. the relative muscle activity $M_{i,t}$ involved in the trial producing that error), and a global gain value (g):

$$\Delta\theta_i = g \times \epsilon_t \times M_{i,t} \quad (5)$$

where $M_{i,t}$ is the proportion of muscle activity, such that $\sum_{i=1}^5 M_{i,t} = 1$.

2.3.2. Gain values. The gain parameter g determines the speed and stability of adaptation, such that high values correspond to fast adaptation. For instance, a gain g of 1 with a muscle activity $M_{i,t}$ of 1 would elicit a rotation of the pulling vector of that muscle that would totally correct the error in only one trial. In practice, however, muscle sharing is such that a gain of 1 would not completely correct for the error in one trial, and the correction would be distributed over the contributing muscles. In our study, we tested two fixed values (a low or optimal one, and a high one), and a variable gain. The two fixed values were defined using simulations, such that the low (optimal) gain is the one that should minimize mean squared error calculated on the adapted state, and the high gain is the one that should allow maximal amount of angular error correction in the minimal number of trials (ideally, correcting all the error in one trial). The variable gain was inspired by the resilient propagation algorithm (Rprop algorithm, (Igel and Hüsken 2003)), whereby the gain was updated by comparing the sign of the error at trial $t-1$ to the sign of the error at trial t : if the two signs were identical, the gain value was increased because the correction was beneficial but not sufficient

$$g_t = g_{t-1} \times \eta^+ \quad (6)$$

with $\eta^+ = 1.2$. In contrast, if the signs were different, the correction was considered excessive, and the gain value was therefore decreased

$$g_t = g_{t-1} \times \eta^- \quad (7)$$

with $\eta^- = 0.5$. However, an adjustment of a global gain g based on the Rprop algorithm would not take into account the local requirement of error correction in the context of adaptation to a visuomotor rotation. Indeed, the nature of the perturbation, as well as that of the human adaptation, could be such that a requirement to change the gain of the adaptation in an area of the workspace would be detrimental if applied to another area of the workspace. To enable a local adjustment of gain based on the Rprop, we designed a model based on two 20-neurons networks comparable to that used to model human adaptation: one to locally encode the error (**local errors network**), and a second to locally encode the gain (**local gains network**; figure 5 and algorithm 2). As for the human network, these networks were composed of directionally tuned neurons, and the networks’ output was the angle of the resultant vector (equation (3)). However, the width of the tuning curves for the local errors network were adjusted to increase local resolution (in equation (2), k was replaced by $k_{er} = 45$). The tuning curves of the local gains network was identical to the human network ($k_g = 15$). Furthermore, while the output of the human network corresponds directly to the response of the human model used in the co-adaptation process, the difference between the networks input and the output was used in these two local networks. In the local errors network this difference is used to retrieve the sign of the previous error

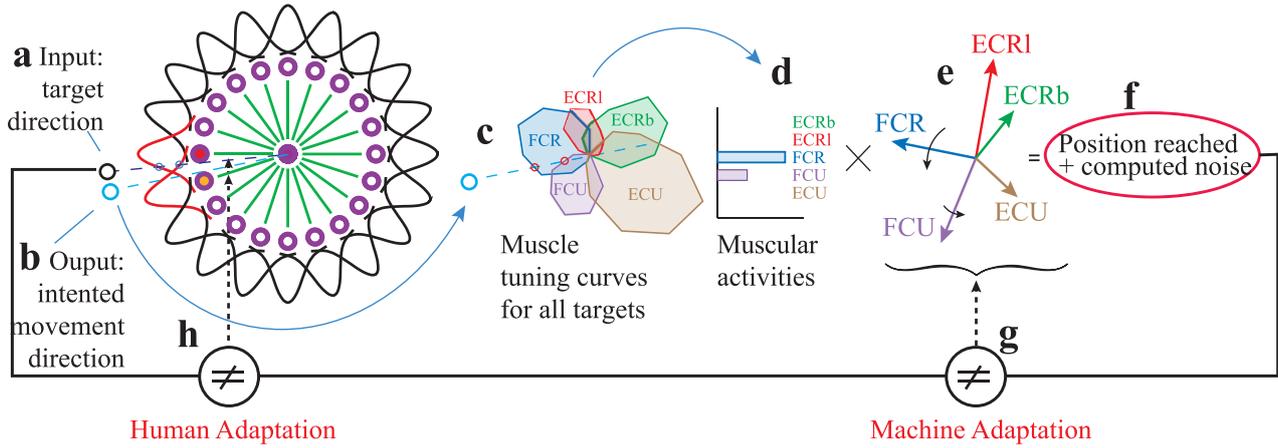


Figure 4. Schema of procedures used in co-adaptation process. (a) The *input target direction* (open black circle) is used to set the rate of discharge of each sensory neuron (open violet circles) that constitutes the model of human adaptation, and whose receptive field are defined by ‘Gaussian’ tuning curve. In the presented example, two receptive fields are highlighted (red ‘Gaussian’ curves), which results in the activity for two neighboring sensory neurons (red and orange-filled neurons). (b) The activity of sensory neurons is transmitted to the *output neuron* (violet filled neuron in the center of the network) via synaptic weights of the connections (green lines), which gives the resulting *intended movement direction* (open blue circle). (c) *Muscles tuning curves* are used to extract the muscular activities required to reach the *output intended movement direction*. In this example, FCR and FCU are recruited with muscular activities set according to muscle tuning curves for that direction (see the two red circles). These *muscular activities* (d), are then multiplied by the corresponding muscle pulling vectors (e) to produce the resulting force vector (f), which is combined with *noise* to define the reached position on the target. (g) (h) This final direction (f) is then compared to the input target direction (a) to estimate the angular error. This error is used to adapt the direction of the pulling vectors of the virtual biomechanics (*machine co-adaptation*); (g) and to adapt weights of the network model that represents *human adaptation* (h).

encountered for a similar target direction. In the local gains network this difference is the new gain value associated with the target direction. Note that before starting the co-adaptation process, the weights of the local gains network were tuned so that the input-output difference matched the initial gain. In the local errors network the connection weights were updated after each trial as a function of the error obtained on that trial, according to (see equation (4) for variable significations):

$$w_{i,t+1} = w_{i,t} + \text{sign}(\epsilon_t) \times r_{i,t} \quad (8)$$

These weights were limited by a maximal and minimal value (limit = ± 0.5) so that in most cases, $w_{t+1} = w_0 - 0.5$ when $\text{sign}(\epsilon_t)$ is negative, and $w_{t+1} = w_0 + 0.5$ when $\text{sign}(\epsilon_t)$ is positive. Therefore for a given input direction, the difference between the input and output indicates the sign of the error encountered for that movement direction. This procedure was used to ensure that sign of successive errors would alternate between negative and positive values. The width of the tuning curves of this network were reduced using $k_{er} = 45$ to ensure that the sign of the error encoded for a target direction is specific to that direction, and do not generalize to other target directions like in human model (where $k = 15$). When probed for a different direction on another trial, this network will return the sign of the error encountered for that direction. This sign will then be compared to the sign of the actual error produced on that trial, in order to update the weights of the local gains network according to:

$$w_{i,t} = \begin{cases} w_{i,t-1} + \eta^+ \times g_{t-1} \times r_{i,t} & \text{same signs} \\ w_{i,t-1} + \eta^- \times g_{t-1} \times r_{i,t} & \text{else} \end{cases} \quad (9)$$

where η^+ et η^- , the coefficients applied when the sign of the current error is similar (figure 5, case 1) or different (figure 5, case 2) from the sign of the previous error for a similar direction, were determined so that the dynamic of this network mimics that of a single Rprop. This was achieved with $\eta^+ = 0.28$ and $\eta^- = -0.7$. The output is calculated from equation (3), and the gain is the difference between output and input. Moreover, we used an inferior limit of 0.04 for the gain in order to avoid negative or null gains to occur. Tuning curves with similar width to that used for the model of human adaptation (i.e. $k_g = 15$) were used for this second network to benefit from similar generalization order properties. Critically, the weights of the local errors network were updated after its output was used by the local gains network such that the sign of the current error is compared to that of the previous error for the same direction. The local gain coded by the local gains network was then used to adapt the virtual biomechanics. Figure 5 illustrates the two issues: (case 1) sign of current error and sign of previous error were similar (figures 5(a) and (b)), in this case, weights of the **local gains network** were updated aiming to increase gain value for that direction (figures 5(c) and (d)), and the **local errors network** recorded the current error according to its sign (figure 5(e)); (case 2) signs of current and previous error gains were different (figures 5(f) and (g)), weights of the **local gains network** were updated aiming to decrease gain value for that direction (figures 5(h)

and (i)) and the **local errors network** recorded the current error according to its sign (figure 5(j)).

Algorithm 2. Local variable gain.

```

1: input : listTarget           ▷ Random list of targets
2: output : gainthisTrial      ▷ Gain value
3:
4: ▷ Networks Initialisation
5:   ▷ Local error network
6:  $n_{er} \leftarrow 20$  ;  $k_{er} \leftarrow 45$ 
7:  $\theta_{er} \leftarrow \text{vector}(begin = 0, end = 2\pi, step = \frac{2\pi}{n_{er}})$ 
8:  $w0_{er} \leftarrow \theta_{er}$  ;  $w_{er} \leftarrow w0_{er}$ 
9:  $\lim_{er}^- \leftarrow w0_{er} - 0.5$  ;  $\lim_{er}^+ \leftarrow w0_{er} + 0.5$ 
10:
11:   ▷ Local gains network
12:  $n_g \leftarrow 20$  ;  $k_g \leftarrow 15$ 
13:  $\theta_g \leftarrow \text{vector}(begin = 0, end = 2\pi, step = \frac{2\pi}{n_g})$ 
14:  $gain \leftarrow g_{init}$ 
15:  $w0_g \leftarrow \theta_g$  ;  $w_g \leftarrow w0_g + g_{init}$ 
16:  $\lim_g^- \leftarrow w0_g + 0.04$  ;
17:  $\eta^- \leftarrow -0.7$  ;  $\eta^+ \leftarrow +0.28$ 
18:
19: for thisTrial do
20:    $\theta_{targ} \leftarrow \text{listTarget}[thisTrial]$ 
21:
22:   ▷ Local error network
23:    $r_{er} \leftarrow \frac{e^{k_{er} \times \cos(\theta_{targ} - \theta_{er})}}{e^{k_{er}}}$            ▷ (2)
24:    $\text{networkOutput}_{er} \leftarrow \text{NetworkOutput}(r_{er}, \theta_{er})$ 
25:    $\epsilon_{pre} \leftarrow \text{networkOutput}_{er} - \theta_{targ}$ 
26:
27:   ▷ Weights update: equation (8)
28:   if  $\text{sign}(\epsilon_{pre} > 0)$  then
29:      $w_{er} \leftarrow \min(\lim_{er}^+, w_{er} + \text{sign}(\epsilon_{cur}) \times r_{er})$ 
30:   else
31:      $w_{er} \leftarrow \max(\lim_{er}^-, w_{er} + \text{sign}(\epsilon_{cur}) \times r_{er})$ 
32:
33:   ▷ Local gains network
34:    $r_g \leftarrow \frac{e^{k_g \times \text{times} \cos(\theta_{targ} - \theta_g)}}{e^{k_g}}$            ▷ (2)
35:
36:   ▷ Weights update: equation (9)
37:   if  $\text{sign}(\epsilon_{pre}) \times \text{sign}(\epsilon_{cur}) > 0$  then
38:      $w_g \leftarrow w_g + \eta^+ \times \text{gain} \times r_g$ 
39:   else
40:      $w_g \leftarrow \max(\lim_g^-, w_g + \eta^- \times \text{gain} \times r_g)$ 
41:
42:    $\text{networkOutput}_g \leftarrow \text{NetworkOutput}(r_g, \theta_g)$ 
43:    $gain \leftarrow \text{networkOutput}_g - \theta_{targ}$ 
44:   gainthisTrial  $\leftarrow$  gain

```

2.4. Experimental plan

2.4.1. Subjects. Twenty three subjects participated in the experiments. All were right-handed (mean \pm sd score at handedness Edinburgh test were $87\% \pm 13\%$; Oldfield, 1971) and had normal or corrected to normal vision. Five subjects constituted the ‘control’ group, in which they had to adapt to a 45° rotation in the absence of machine co-adaptation. ‘Low gain’,

‘high gain’ and ‘global variable gain’ groups were formed by four subjects each, who had to adapt to the 45° rotation in the presence of co-adaptation, with a low, a high and a global variable gain, respectively. The last group formed by six subjects was the ‘local variable gain’ group, which involved subjects to adapt to a vertical alignment perturbation with co-adaptation using a variable gain coded locally.

2.4.2. Apparatus. Subjects sat 80cm from a computer display positioned at eye level and their right hand was kept in the custom-made manipulandum described previously (de Ruyg *et al* 2012b). The elbow was approximately at 110° with the forearm parallel to the table, and the hand was placed in a semi-pronated position. The wrist was fixed by an array of adjustable supports to fit the hand at the metacarpal-phalangeal joints (12 contacts) and the wrist just proximal to the radial head (10 contacts). This apparatus allowed subjects to contract their muscles without limb movements. Moreover, flexion/extension and abduction/adduction forces were recorded using a 6-degrees-of-freedom force/torque transducer (FT DELTA SI-660-60, ATI Industrial Automation) coupled with the wrist manipulandum. These forces determined cursor position on the x and y axes respectively.

2.4.3. EMGs. Electromyograms were recorded from Extensor Carpi Radialis brevis (ECRb) and longus (ECRL), Extensor Carpi Ulnaris (ECU), Flexor Carpi Ulnaris (FCU) and Flexor Carpi Radialis (FCR), with self-adhesive surface electrodes using the Delsys BagnoliTM EMG System. Wrist muscles were identified using palpation during resisted isometric contraction according to the SENIAM recommendations (www.seniam.org). Signals were, pre-amplified ten times, amplified 1000 times, bandpass filtered from 20 Hz to 450 Hz, and sampled at 2kHz. To obtain muscle activity envelopes, EMG signals were centered with zero mean, rectified, and filtered using a 2nd order Butterworth filter with 1.5 Hz cutoff frequency.

2.4.4. Experiments. The experiments consisted of two phases: a calibration phase and an experimental phase (see figure 3(b)). During the calibration phase, EMGs were recorded while subjects controlled the cursor with wrist forces (‘force-driven’ condition). This phase provided the data necessary to establish the virtual biomechanics as described section 2.1. During the experimental phase, subjects controlled the cursor with their EMGs (‘EMG-driven’ condition). This phase is composed of three stages illustrated in figure 3(b): baseline (5 blocks of 16 targets), learning (20 blocks of 16 targets) and after effect (3 blocks of 16 targets). During the baseline stage, subjects got used to control the cursor with their EMGs, and produced their baseline behavior in that condition. During the learning stage, subjects adapted to the perturbation of the virtual biomechanics with or without co-adaptation of the machine. During the after effect, the perturbation was removed and there was no machine co-adaptation. This last stage allowed to indirectly assess the effectiveness of the machine co-adaptation by the end of the learning phase.

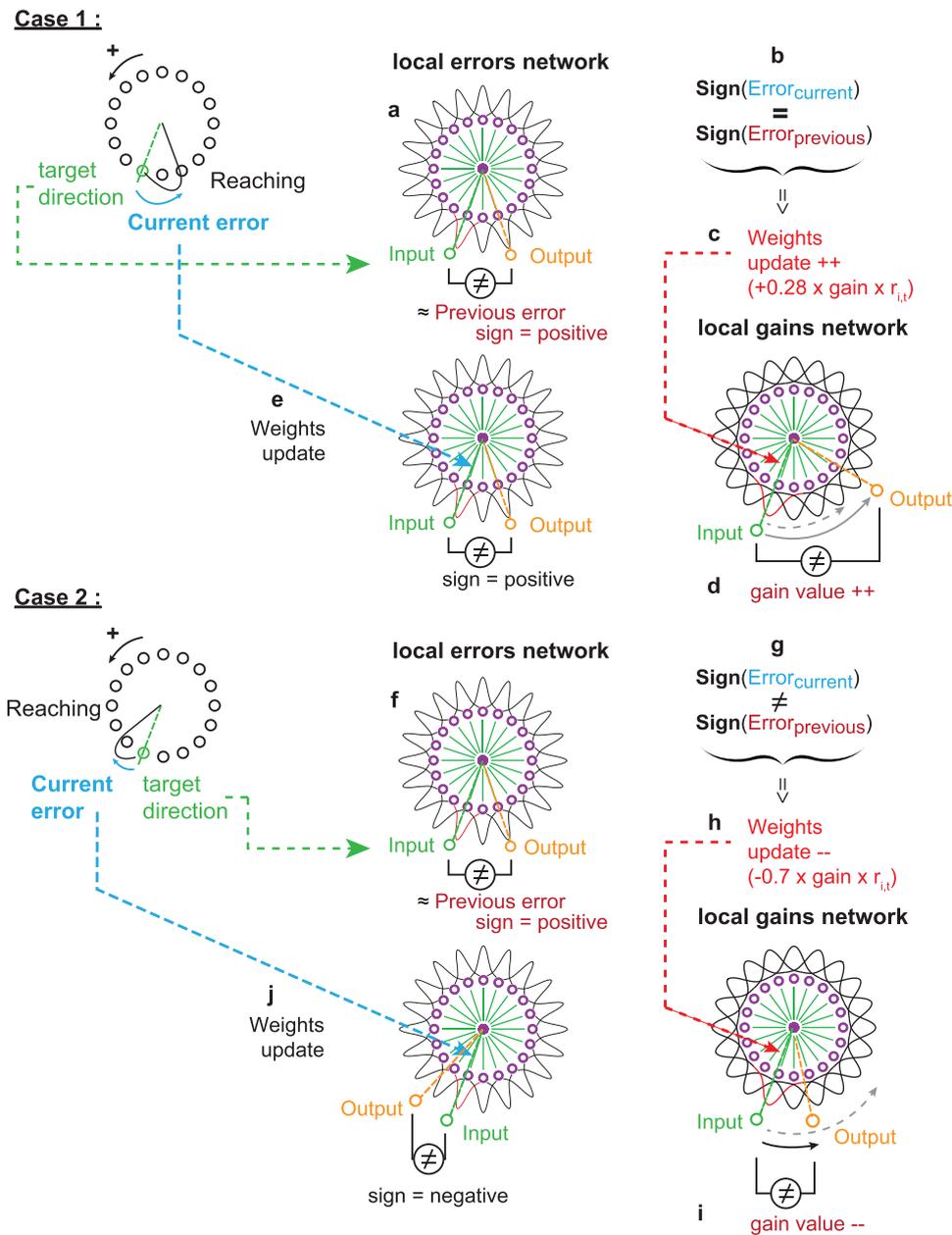


Figure 5. Explicative schema of local errors and local gains networks for the two possible issues (case 1 and 2). The same co-adaptation algorithm was used both for human subjects and simulated subjects. We calculate a *current error* (left part) that is the difference between target direction (*input*) and subject response direction. Then, the *local errors network* processes the *input* to obtain the *output* (i.e. angle response). The sign of the error ((a), (f)) is then calculated (*previous error sign*). Depending on the similarity of previous and current error signs, *weights* of the *local gains network* are updated in a different manner. If error signs are identical (case 1, (b)) *weights* are increased (c) and thereby *gain value* increases (d). If error signs are different (case 2, (g)) *weights* are decreased (h) and hence *gain value* decreases (i). Finally, *weights* of *local errors network* are updated in order to save sign of *current error* ((e), (j)).

Indeed, efficient co-adaptation should absorb the perturbation and revert the virtual biomechanics to that of the initial EMG to force mapping, thereby eliminating after-effects. This condition was also particularly useful to distinguish the subjects' adaptation from that of the machine, which is not easy when both are concurrently operating.

2.5. Analysis

To evaluate the effects of co-adaptation, different analyzes were conducted: (i) the speed of adaptation was assessed as

the averaged error on the first five blocks of the learning stage (figure 3(a), point 2); (ii) the final performance was assessed as the averaged error on the last ten blocks of the learning stage (figure 3(a), point 3); and (iii) the after effect was assessed as the averaged error on the first block of the after effect stage (figure 3(a), point 4). To compare angular errors obtained with different gain values we performed a Wilcoxon rank-sum test. Noise amplification was assessed by performing a Wilcoxon rank-sum test on the standard deviation of directional error over the last ten blocks of the learning stages. To determine if an after effect was present, we compared data against an

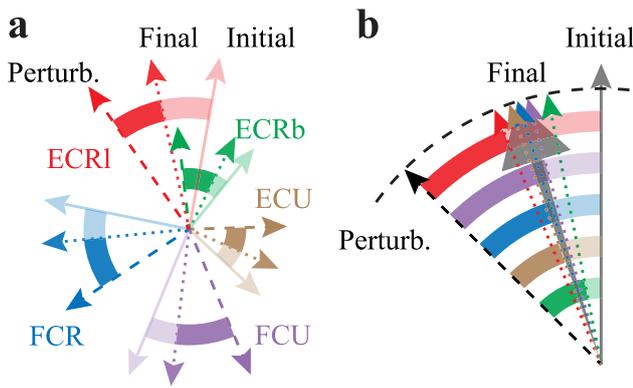


Figure 6. Explanatory schema for virtual biomechanics comparison. (a) Representation of the set of virtual biomechanics vectors at three different stages: initial calibrated stage (full arrows), perturbed stage (dashed arrows) and final stage (dotted arrows). (b) Angular differences between initial and final states (shaded areas) and between final and perturbed states (filled areas) are projected on a referent vector (vertical grey arrow used as a reference for the initial direction). Resultant vector (large black arrow) is calculated and illustrates the difference between initial and final virtual biomechanics. A persistence of this difference, such as the one illustrated here, could explain the presence of an after effect after the perturbation has been removed.

error of zero by using a one-sample *t*-test. To compare the initial versus final virtual biomechanics vectors directions, we calculated the angular difference between the initial angle and the final angle for each pulling vector of each subject (figure 6). Then, we performed different statistical tests on simulated and real data to accommodate for differences in sample size between these two groups. For simulated data we performed a Wilcoxon signed rank test and for real data we compared data against zero by using a one-sample *t*-test. The significance level was fixed at $\alpha = 0.05$ and median values (Med) were given throughout.

3. Results

Before doing the experiments on real subjects, we used the model of human adaptation to simulate various co-adaptation settings. At first, we set the coefficients α and γ used to update the connection weights in the model of human adaptation so as to fit the time course of adaptation obtained in de Ruyg and Carroll (2010). The resulting values were $\alpha = 0.170$ and $\gamma = 0.004$, and the corresponding fit is illustrated in black figure 7. Because of the slight difference in method and results (i.e. in the present study we applied the rotation perturbation on the pulling vectors used to reconstruct force from EMGs rather than directly on force), we subsequently adjusted the coefficients α and γ to fit the data obtained here from our control group. This resulted in $\alpha = 0.172$ and $\gamma = 0.003$ (see red data and fit figure 7), the two parameter values that we used subsequently to simulate co-adaptation settings. It is important to note that despite small differences, the fits obtained for a standard visuomotor rotation and for the present rotation of the muscle pulling vectors are very close, which justifies our protocol and model of human adaptation to explore co-adaptation.

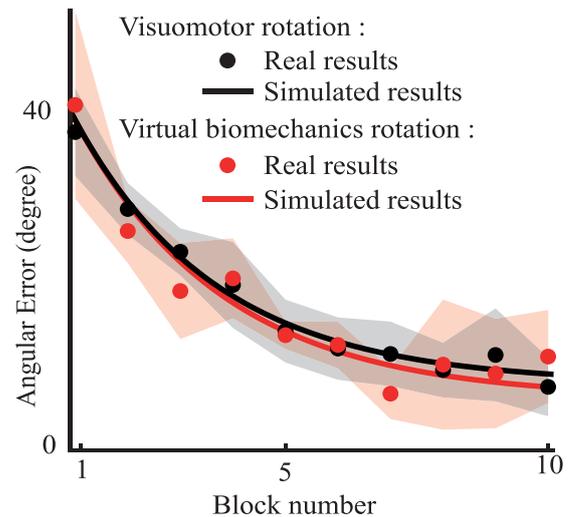


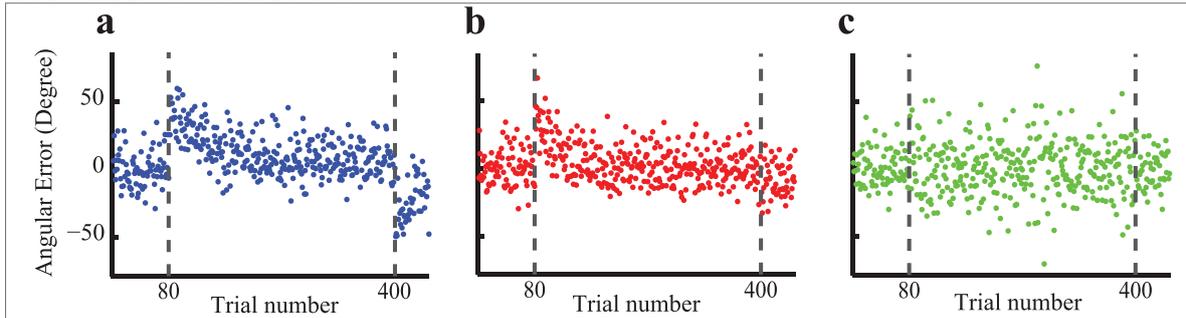
Figure 7. Mean angular error according to block number in two different experiments. Red data points (\pm sd : shaded areas) correspond to real data obtained by de Ruyg and Carroll (2010) where subjects control cursor via wrist forces and have to adapt to a 45° visuomotor rotation between the direction of wrist forces and that of the cursor used to reach targets. Black data points (\pm sd : shaded areas) correspond to real data obtained in our experiments with control subjects. The two lines represent simulated results, with the model parameters tuned to fit the real data of the corresponding experimental situation.

3.1. Without and with fixed gains of co-adaptation

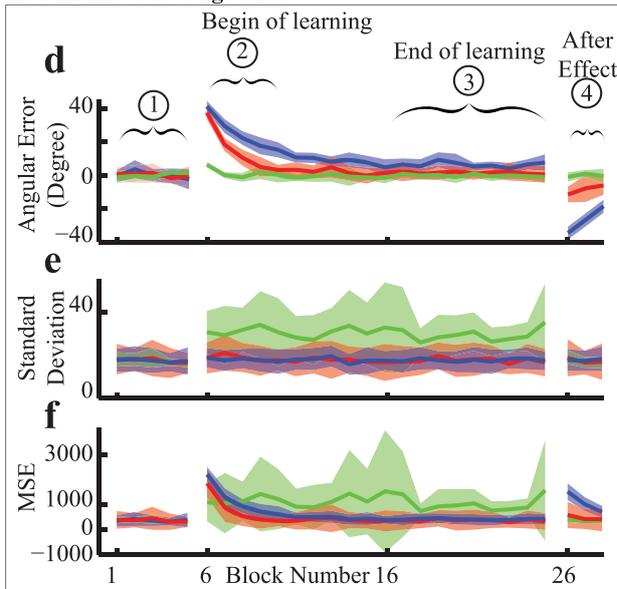
For the first set of simulations, we used a simple perturbation that consisted in a 45° counterclockwise rotation of all virtual pulling vectors. In order to simulate subject-specific co-adaptation, we used the virtual biomechanics and the muscle patterns of real subjects, as well as their specific level of noise. This was done by setting the standard deviation of the white Gaussian noise term added to the simulated reached direction (figure 4(f)) to that of the directional error obtained on the baseline blocks of the corresponding subjects (see section 2.2). Three different simulations were conducted with the noise level of each of the five control subjects, thereby giving results for 15 simulated subjects. Figures 8(a)–(c) displays raw data simulated for a representative subject in the different co-adaptation conditions, and provides a good illustration of the level of noise recorded in the experiments.

3.1.1. Simulated and real results conducted without co-adaptation are qualitatively similar. Results of simulation conducted in the absence of co-adaptation (blue points and lines figures 8(d)–(f); $n = 15$) are qualitatively similar to those of control group (figures 8(g)–(i); $n = 5$). These results show a quick initial adaptation, which stabilizes at a relatively low level or residual error (figures 8(d) and (g); points 2 and 3). An after effect was present when the perturbation was removed, both in the simulated and in the real subjects (figures 8(d) and (g); point 4; $t_{(14)} = -33.3, p < 0.001$ and $t_{(4)} = -21.7, p < 0.001$ respectively). Moreover, the level of variability of directional error remains relatively low for both the simulated and the real subjects during adaptation (figures 8(e)–(h)).

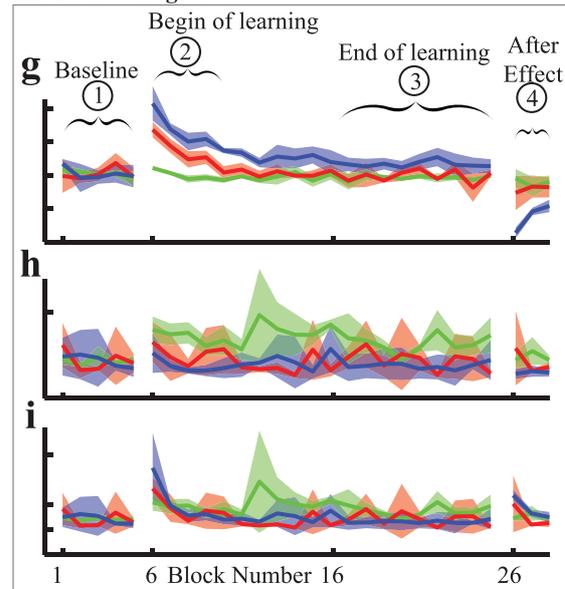
I. Raw simulated individual data



II. Simulated average data



III. Real average data



IV. Virtual biomechanics comparison

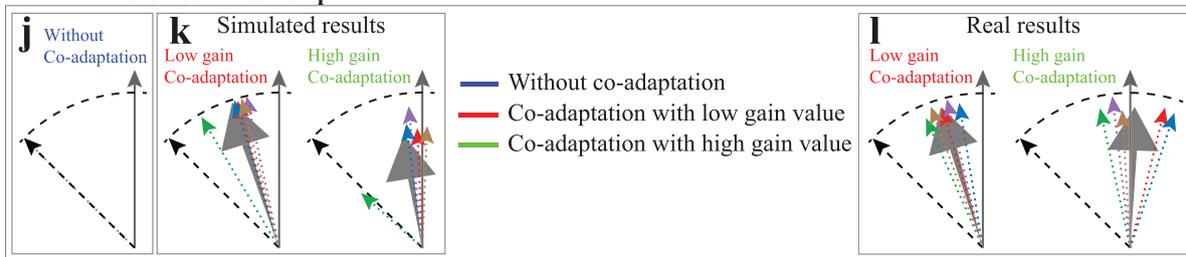


Figure 8. Simulated and experimental results without and with fixed gain of co-adaptation (without, optimal low gain and high gain) to a 45° rotation. (a)–(c) *row simulated data*: angular error according to trial number for the different gain values (without co-adaptation, with optimal low gain, and with high gain, respectively). Dotted lines represent the introduction and the removal of the 45° perturbation. (d)–(f) *simulated average data*: mean (d), standard deviation (e) and mean squared error (MSE, (f)) of angular error on 5 × 3 simulations for each block. Shaded areas represent standard deviations. (g)–(i) *real average data*, plotted in the same format as the simulated average data. (j)–(l) *virtual biomechanics vectors comparison* between initial (represented by vertical black arrow) and final states (dotted colored arrows and the resultant vector : large black arrow) for the different gain values (j), without co-adaptation; optimal low gain and high gain) for simulated (k) and real (l) subjects. Angular direction of vectors represent mean angle and length represents variability between subjects.

3.1.2. Optimal fixed co-adaptation results in slow and incomplete adaptation. The optimal gain of machine co-adaptation was defined as the one that elicits the lowest final mean squared error (MSE), which accounts for systematic bias as well as the variability around it, thereby promoting both accuracy and precision. To determine this optimal low gain, we evaluated 100 simulations per gain, for gain values between 0 and 1.5, conducted with the muscle patterns, the virtual biomechanics, and the noise level of our control subjects. The resulting averaged MSE calculated on the last ten blocks are displayed figure 9.

As can be seen on that figure, minimal errors were obtained for gain values around 0.05, but there were also substantial variations in this optimal value due to subject-specific characteristics and noise level. To account for this inter-subject variability, each subject of the low gain group was tested with his/her specific optimal gain value, determined with his/her pulling vectors, muscle pattern, and noise level.

Results of simulated subjects (figure 8; $n = 12$) conducted in the presence of co-adaptation with the low gain (red points and lines) show a faster adaptation than without co-adaptation

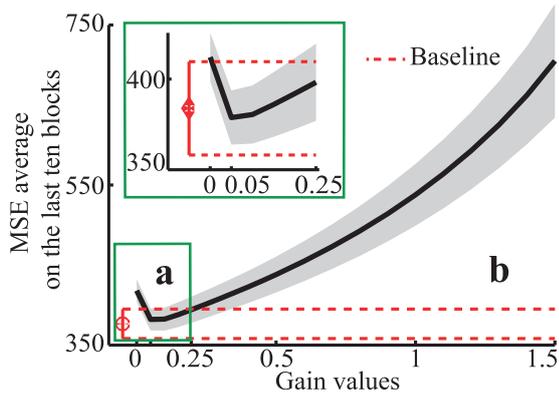


Figure 9. MSE averaged on the ten last blocks during adaptation phase as a function of different gain values of the co-adaptation. Shaded areas represent standard deviations. Dashed red lines represent baseline level \pm sd. a inset that focusses on the minimum MSE value; b area that corresponds to noise amplification for high gain values.

(figure 8(d); point 2; $U = 0, p < 0.001$ with $\text{Med}_{\text{without}} = 25.5$ and $\text{Med}_{\text{lowGain}} = 14.7$) and a final averaged angular error closer to zero (figure 8(d); point 3; $U = 0, p < 0.001$ with $\text{Med}_{\text{without}} = 6.5$ and $\text{Med}_{\text{lowGain}} = 1.6$). However, a residual after effect was predicted by the simulations (figure 8(d); point 4). Indeed, we found a significant difference between the initial error on the first block after the perturbation has been removed and an error of zero ($t_{(11)} = -7.8, p < 0.001$). This after effect was significantly lower than the after effect observed for the simulated ‘control’ group (figure 8(d); point 4; $U = 0, p < 0.001$ with $\text{Med}_{\text{without}} = -34.9$ and $\text{Med}_{\text{lowGain}} = -10.5$). Figure 10(b) illustrates that during simulation of co-adaptation with the low gain, the angles of the virtual biomechanics vectors gradually changes toward their initial position. However, as the gain of the machine co-adaptation was low, the simulated human adaptation is correcting for part of the error, such that the behavior stabilizes before the virtual biomechanics has reverted to its initial, unperturbed values. Moreover, we found a significant difference between initial and final vector angles (figure 8(k); $W = -1830, p < 0.001$) and the median difference angle was equal to 13.6° .

Results of real subjects ($n = 4$) show a similar pattern of results. Indeed adaptation with a low, ‘optimal’ co-adaptation gain was faster than without co-adaptation (figure 8(g); point 2; $U = 0, p = 0.016$ with $\text{Med}_{\text{without}} = 24.2$ and $\text{Med}_{\text{lowGain}} = 13.9$), and the final averaged angular error was closer to zero (figure 8(g); point 3; $U = 0, p = 0.016$ with $\text{Med}_{\text{without}} = 6.1$ and $\text{Med}_{\text{lowGain}} = -0.4$). However, although results show that average performance of ‘low gain’ group were lower than performance observed for the ‘control’ group (figure 8(g); point 4; $U = 0, p = 0.016$ with $\text{Med}_{\text{without}} = -35.1$ and $\text{Med}_{\text{lowGain}} = -10.6$), the after effect predicted by simulation was not significantly different to the null error ($t_{(3)} = -1.7, p = 0.183$). Nevertheless, angular difference between initial and final biomechanics vectors direction was significantly different to zero (figure 8(l); $t_{(19)} = 3.7, p = 0.001$) and was comparable to that obtained in simulations (figure 8(k)). Therefore, although optimal low gain allows better final performance, simulated results suggest

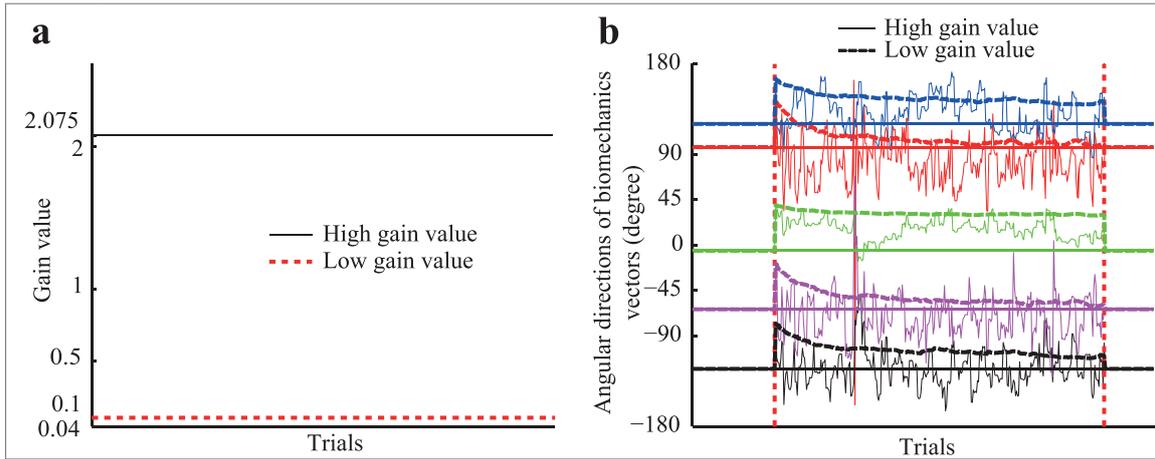
that a residual human adaptation still exists due to slowness of machine co-adaptation.

3.1.3. High fixed co-adaptation results in faster but unstable adaptation. The high gain of co-adaptation corresponded to the value that allowed correcting the maximal amount of angular error in the minimal number of trials, ideally, correcting all the error in one trial. However, because the machine co-adaptation equation (5) is contingent upon muscle sharing, this gain is different for each target and for each subject. For each target direction, we therefore determined the specific gain value that corrects for the entire error in that direction in one trial, before averaging these target-specific gains over all directions for each subject.

Results of simulated subjects ($n = 12$) with the high gain of co-adaptation (green points and lines figure 8) show an adaptation that is faster than without co-adaptation (figure 8(d); point 2; $U = 0, p < 0.001$ with $\text{Med}_{\text{without}} = 25.5$ and $\text{Med}_{\text{highGain}} = 1.9$), and than with the low gain of co-adaptation ($U = 0, p < 0.001$ with $\text{Med}_{\text{lowGain}} = 14.7$ and $\text{Med}_{\text{highGain}} = 1.9$). Final averaged angular errors were significantly lower than that of the ‘control’ group (figure 8(d); point 3; $U = 0, p < 0.001$ with $\text{Med}_{\text{without}} = 6.5$ and $\text{Med}_{\text{highGain}} = 0.02$) and that of the ‘low gain’ group ($U = 0, p < 0.001$ with $\text{Med}_{\text{lowGain}} = 1.6$ and $\text{Med}_{\text{highGain}} = 0.02$). There was also no after effect ($t_{(11)} = -0.85, p = 0.415$), and difference between initial and final vector angles was not significant (figure 8(k); $W = -398, p = 0.144$). Moreover, the directional errors in the first after effect block were significantly lower than the after effect observed for the ‘control’ group (figure 8(d); point 4; $U = 0, p < 0.001$ with $\text{Med}_{\text{without}} = -34.9$ and $\text{Med}_{\text{highGain}} = -0.2$), and than that observed for the ‘low gain’ group ($U = 4, p < 0.001$ with $\text{Med}_{\text{lowGain}} = -10.6$ and $\text{Med}_{\text{highGain}} = -0.2$). However, standard deviation (figure 8(e)) showed that this high gain of co-adaptation induced a level of variability that is significantly higher than for the ‘control’ and the ‘low gain’ groups ($U = 14$ and $U = 15$, respectively, $ps < 0.001$ with $\text{Med}_{\text{without}} = 18.3$, $\text{Med}_{\text{lowGain}} = 15.0$ and $\text{Med}_{\text{highGain}} = 28.9$). Indeed, as the gain of machine co-adaptation is high, small errors that might be due to noise rather than to a genuine error in the motor output, might induce unnecessary large corrections in the virtual biomechanics. This excessive sensitivity of the machine co-adaptation to error is responsible for the unstable direction of the virtual biomechanics vectors displayed figure 10(b), and explained the noise amplification observed in the simulations (figures 8(e) and (f); point 3).

Results of real subjects ($n = 4$) show a similar pattern of results. Indeed, adaptation with the high co-adaptation gain was faster than without co-adaptation (figure 8(g); point 2; $U = 0, p = 0.016$ with $\text{Med}_{\text{without}} = 24.2$ and $\text{Med}_{\text{highGain}} = 0.1$), and than with the low gain of co-adaptation ($U = 0, p = 0.029$ with $\text{Med}_{\text{lowGain}} = 13.9$ and $\text{Med}_{\text{highGain}} = 0.1$). The final averaged angular error was closer to zero than the ‘control’ group (figure 8(g); point 3; $U = 0, p = 0.016$ with $\text{Med}_{\text{without}} = 6.1$ and $\text{Med}_{\text{highGain}} = -1.1$), but not different from the ‘low’ gain

I. Fixed gain values



II. Variable gain values

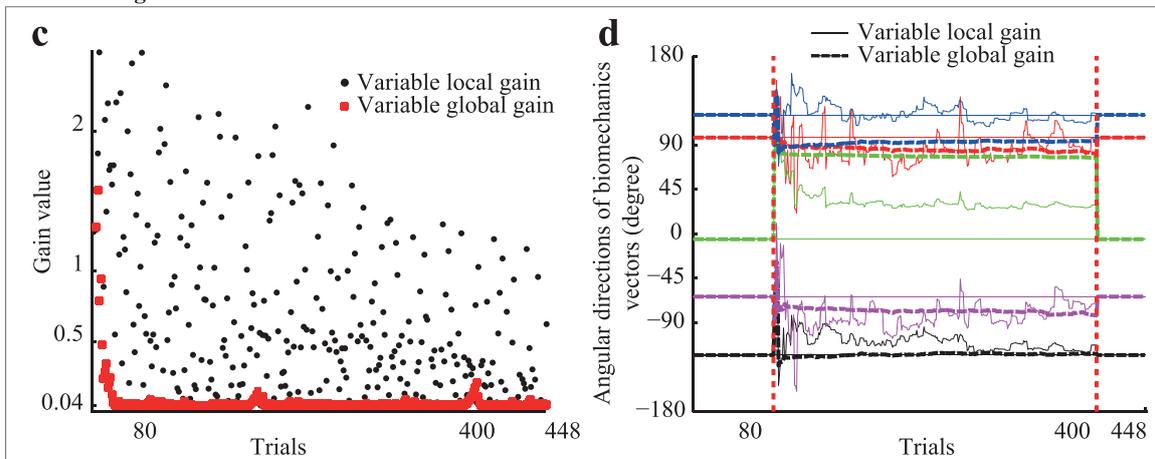


Figure 10. Evolution of gain values and vectors directions for different co-adaptation conditions from simulated experiments. (a)–(b) Variations of gain values (a) and vectors angles (b) for fixed gain values. (c)–(d) Variations of gain values (c) and vectors angles (d) for conditions with variable co-adaptation gain values.

co-adaptation group ($U = 3, p = 0.2$ with $\text{Med}_{\text{lowGain}} = -0.4$ and $\text{Med}_{\text{highGain}} = -1.1$). Noise amplification was higher than for the ‘control’ group, as indicated by standard deviations of directional error that were significantly higher for the high co-adaptation gain than for the ‘control’ group (figure 8(h); point 3; $U = 0, p = 0.016$ with $\text{Med}_{\text{without}} = 14.0$ and $\text{Med}_{\text{highGain}} = 26.4$). Moreover, there was no after effect (figure 8(g); point 4) as directional errors on the first block after perturbation was removed were not significantly different from zero ($t_{(3)} = -0.5, p = 0.654$), and as on simulated data, difference between initial and final vector angles was not significantly different to zero ($t_{(19)} = -0.388, p = 0.702$). In sum, although the high gain enables faster adaptation and better final performance, it also amplifies noise and results in more variables errors.

3.2. With variable gain values

3.2.1. Global variable gain can deal efficiently with global rotation, but not with more complex perturbations. We tested the effects of co-adaptation with global variable gain values (Rprop) to a 45° rotation on simulated and real subjects ($n = 12$ and $n = 4$, respectively, figure 11). Results show a rapid adaptation

(figures 11(a) and (d); point 2) with a final error level near to null error (figures 11(a) and (d); point 3) and without any noise amplification (figures 11(b) and (e)). In sum, we cumulate low and high gain advantages: fast adaptation and final performance close to null error without noise amplification nor after effect. Indeed, Rprop simulated results show a faster adaptation (figure 11(a); point 2) than ‘control’ and ‘low gain’ groups ($U = 0$ and $U = 3$, respectively, $ps < 0.001$ with $\text{Med}_{\text{without}} = 25.5$; $\text{Med}_{\text{lowGain}} = 14.7$ and $\text{Med}_{\text{RpropGain}} = 2.9$) and was not significantly different from ‘high gain’ group ($U = 44, p = 0.112$ with $\text{Med}_{\text{highGain}} = 1.9$ and $\text{Med}_{\text{RpropGain}} = 2.9$). In the same way, variability on the last ten blocks (figure 11(b); point 3) was lower than high gain variability ($U = 7, p < 0.001$ with $\text{Med}_{\text{highGain}} = 28.9$ and $\text{Med}_{\text{RpropGain}} = 17.7$). Finally, even if the angle difference between initial and final virtual biomechanics vectors was significant (figure 11(h); $W = -694, p = 0.011$), an after effect was not present (figure 11(a); point 4; $t_{(11)} = -1.9, p = 0.081$). Results obtained on real subjects confirm these simulated results, showing a faster adaptation than for the ‘control’ and ‘low gain’ groups (figure 11(d); point 2; $Us = 0, p = 0.016$ and $p = 0.029$, respectively, with $\text{Med}_{\text{without}} = 24.2$; $\text{Med}_{\text{lowGain}} = 13.9$ and $\text{Med}_{\text{RpropGain}} = 3.4$), and that was not significantly

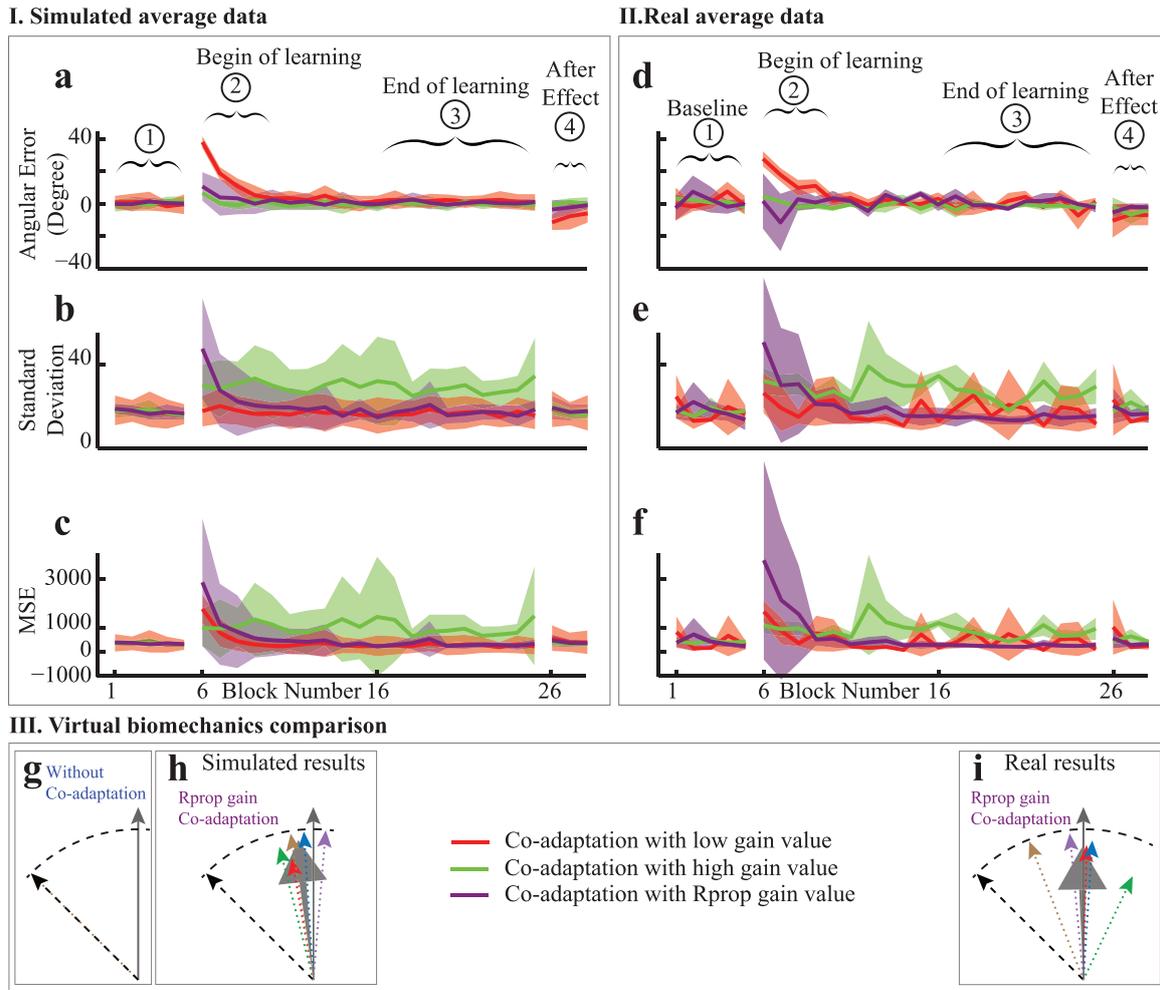


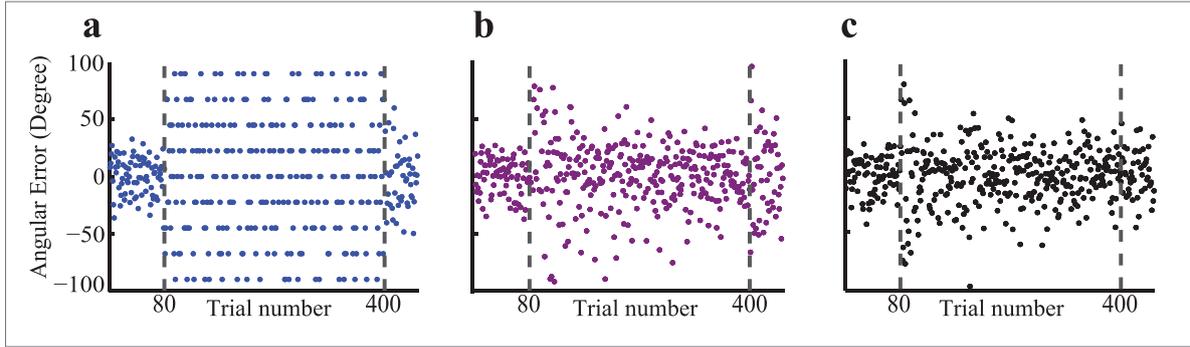
Figure 11. Simulated and experimental results with fixed and variable global gain of co-adaptation (optimal low gain, high gain and Rprop gain) to a 45° rotation. Simulated average data ((a)–(c)) and real average data ((d)–(f)) (same disposition as figure 8) in different conditions: with optimal low gain (red data), with high gain (green data), and with a global variable gain (Rprop, purple data). (g)–(i) virtual biomechanics vectors comparison for the different gain values (without co-adaptation and Rprop gain, same disposition as figure 8).

different from the ‘high gain’ group ($U = 4, p = 0.343$ with $Med_{highGain} = 0.1$ and $Med_{RpropGain} = 3.4$). Noise amplification at the end of learning was lower than with a high gain (figure 11(e); point 3; $U = 0, p < 0.029$ with $Med_{highGain} = 26.4$ and $Med_{RpropGain} = 15.3$). Finally, there was no after effect (figure 11(d); point 4; $t_{(3)} = -1.8, p = 0.163$), and angular difference between initial and final vectors was not significantly different from zero (figure 11 (i); $t_{(19)} = -0.245, p = 0.809$). This co-adaptation with a global variable gain was therefore easily able to deal with a global 45° perturbation applied to all muscle pulling vectors. Next, we chose to focus on a more challenging perturbation that elicits different errors for different areas of the workspace, and that, by design, cannot be compensated for by the sole human adaptation. This perturbation consisted in aligning all muscle pulling vectors to a single, vertical axis, such that irrespective of the recorded muscle activities, the cursor could only move on that axis. As with fixed gain value, we began by testing co-adaptation through simulations. We first simulated adaptation to the vertical alignment of biomechanics vectors without co-adaptation and with global gain algorithm (Rprop). Raw simulated data confirm that without co-adaptation (blue data), subjects could not adapt their behavior to

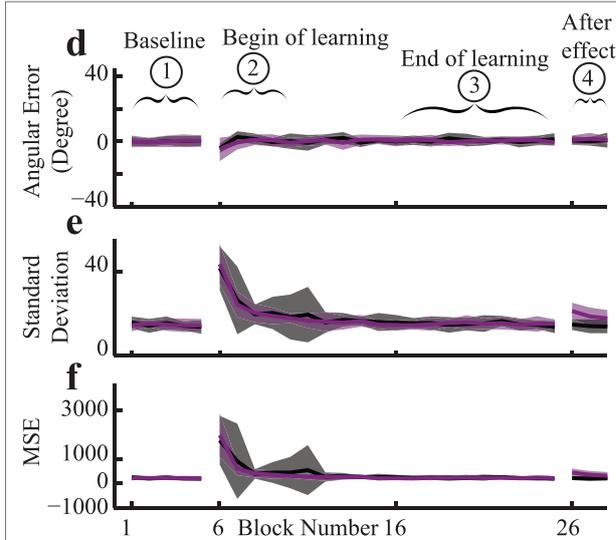
perform the task (figure 12(a)). Simulations conducted with the Rprop algorithm implemented with a single, global gain (figure 12(b)) result in an averaged error that is close to zero from early on, at the beginning the adaptation (purple data figure 12(d)). However, instead of an indication of an efficient adaptation, this small initial averaged error is due to the fact that large consecutive errors of opposing signs are cancelling each other out. Indeed, high variable errors and MSE are obtained for the initial part of the adaptation, and maintained for about half of the learning blocks (figures 12(e) and (f)). This is because early in the adaptation, consecutive errors of opposite signs elicit a rapid decrease of the variable gain to its minimal value (see red dot figure 10(c)), which resulted in only minimal changes in the muscle pulling vectors angles (figures 10(d) and 12(k)). From early on in this condition, the only adaptation that operates is therefore that of the subjects, which is applied on a set of pulling vectors that are just slightly deviated from the perturbed, vertical position (figures 12(j) and (k)).

3.2.2. Local variable gain can absorb complex perturbations. In contrast, simulations of co-adaptation with a gain

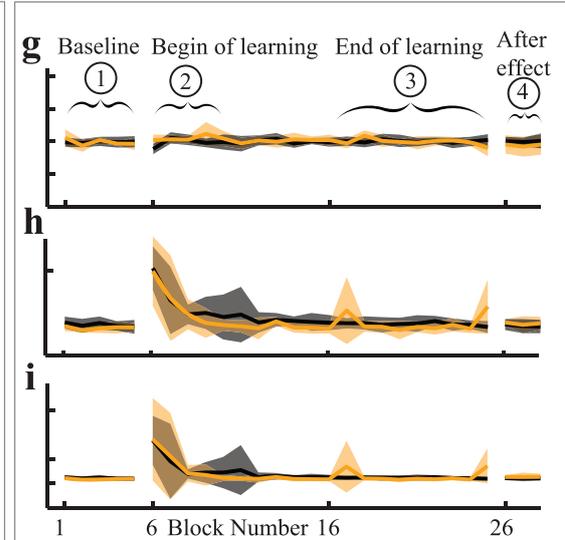
I. Raw simulated individual data



II. Simulated average data



III. Real average data



IV. Virtual biomechanics comparison

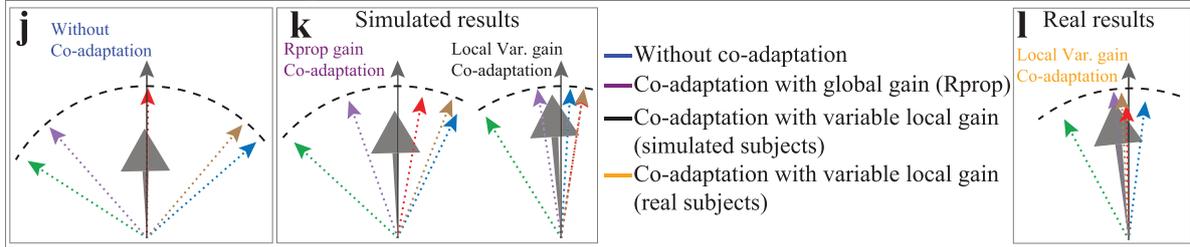


Figure 12. Simulated and experimental results from variable gain of co-adaptation (without, with global variable gain, and with local variable gain), in response to the vertical alignment of vectors perturbation. (a)–(f) row simulated and simulated average data (same disposition as figure 8) in different conditions : without co-adaptation (blue points), with co-adaptation with a global gain (Rprop, purple data), and with a local gain (black data). (g)–(i) comparison between simulated (black data) and real subjects (yellow data) obtained with a variable local gain of co-adaptation. (j)–(l) virtual biomechanics vectors comparison for the different gain values and for simulated an real subjects ((j) without co-adaptation; (k) simulated results for global and local variable gains and (l) real results for local variable gain only).

that is coded locally ($n = 15$; figure 12(c) green data) show a fast adaptation with reduced variable errors in response to the more complex vertical alignment perturbation (figure 12(d); points 2 and 3). Results of real subjects ($n = 6$; figures 12(g)–(i), yellow data) were similar to those of simulations (figures 12(d)–(i), black data). Indeed, there were no after effect (figure 12(g); point 4), and the noise was not amplified in the learning blocks, nor in the after effect blocks, as indicated by low variability (figures 12(h)–(i)). The network used to implement this local variable gains allow to keep high gain values for target directions that required it, while simultaneously enabling low gain for others (figure 10(c)). These gains induced a better

convergence of the direction of the muscle pulling vectors toward their initial positions (figures 10(d) and 12(l)).

4. Discussion

To overcome difficulties associated with establishing and maintaining an efficient decoder despite limited neural recordings and changes in signal quality, closed-loop adaptation of the decoder are increasingly studied and used to complement subjects' adaptation in brain machine interface (Orsborn *et al* 2012, Dangi *et al* 2013, Shenoy and Carmena 2014, Iturrate *et al* 2015). As similar issues occur for myoelectric

controls, co-adaptation strategies are starting to be explored there as well (Rezazadeh *et al* 2012, Tuga *et al* 2013, Hahne *et al* 2015). In both situations, however, the dynamics of the concurrent adaptation of the human and machine needs to be carefully considered since it is likely to be complex and to greatly impact the effectiveness of particular co-adaptation settings. Here, we combined a simplified myoelectric control with a perturbation protocol for which human adaptation is well characterized and modeled, in order to explore co-adaptation strategies in a principled manner, through both simulations and real experiments.

First, we showed that adaptation to a 45° rotation of all muscle pulling vectors used to reconstruct wrist forces in our study was similar to that observed in response to a visuomotor rotation applied to the task controlled with real forces (see figure 7, (de Ruyg and Carroll 2010)). This is critical because visuomotor rotation is a well-studied protocol, for which human adaptation is well characterized and modelled (Krakauer *et al* 2000, Krakauer 2009). For instance, the typical learning curve obtained in response to sensorimotor perturbation is reproduced by a state space model that describes how motor intention is adjusted on a trial-by-trial basis as a function on errors (Thoroughman and Shadmehr 2000, Donchin *et al* 2003, Smith *et al* 2006). To additionally account for the local aspect associated with adaptation of movement direction, whereby generalization reduces away from the trained direction (Krakauer *et al* 2000), the trial-by-trial adaptation can be implemented by updating connection weights in a network of directionally tuned neurons (Georgopoulos *et al* 1989, Tanaka *et al* 2009, Taylor *et al* 2013). Here, we used a previous implementation of such network (de Ruyg 2010), in which the width of the directionally tuned neurons and the gain of the adaptation were set so as to reproduce the adaptation observed here and in previous study (see figure 7). With this model of human adaptation reproducing results observed with perturbation of the muscle pulling vectors in our simplified context, we are well equipped to explore various co-adaptation settings. Indeed, we can simulate concurrent adaptation with whatever algorithm and settings of the machine co-adaptation applied as a function of directional error, and test the most interesting settings on real subjects.

Simulations conducted to determine the *optimal* gain of co-adaptation that elicits the lowest mean squared error at the final stage of the adaptation revealed that this gain improves performance but remains perfectible. Indeed, if applying this relatively low gain of machine co-adaptation elicits a more complete adaptation, by reducing the residual error that is associated with the forgetting factor in the model of human adaptation, the rate of adaptation is only moderately improved. Four or five cycles of 16 trials are still necessary to reduce averaged error to approximately nil, and the persistence of an after effect indicates that even after the 320 trials of practice, the modelled adaptation of the subjects is still responsible for part of this result. Together with experimental results that were in good agreement with these predictions (figure 8), these features are calling for a more efficient machine co-adaptation. Subsequent simulations conducted with a higher gain, set to provide the highest possible machine

co-adaptation in the lowest number of trials, were able to elicit much faster adaptation, with averaged directional error approximately nil within the first cycle of 16 trials. However, this dramatic improvement in adaptation rate came at a great expense in term of movement variability, which translates into higher mean squared errors. This is because the high gain of machine co-adaptation is amplifying the natural noise of the system, applying substantial corrections in response to errors that might pertain more to noise in the system than to genuine errors in motor intention. A comparable result was noted in Hahne *et al* (2015), when the recursive least square algorithm used to compute linear regressions from incoming data was set in a way that gives too much emphases on new data, resulting in faster but also unstable adaptation patterns.

The previous results obtained with fixed gains of machine co-adaptation are therefore calling for a variable gain, capable of producing high corrections when needed early in the adaptation, followed by smaller corrections to stabilize performance. This can be efficiently achieved with the Resilient propagation algorithm (Rprop algorithm), where the rate of learning is adjusted according to the sign of successive errors (Riedmiller and Braun 1993, Igel and Hüsken 2003). Interestingly, human sensitivity to errors has recently been shown to also depend on the history of errors, and a memory of errors appears critical to explain the observed faster relearning of previously encountered perturbations (Herzfeld *et al* 2014). Simulations conducted with a variable gain set according to the Rprop confirmed that the advantages of high and low gains can be cumulated (figure 11), but also revealed that it should be implemented in a local manner to be able to deal with more complex perturbations. Indeed, if a single gain modified with Rprop can elicit faster initial adaptation with little noise amplification for a global perturbation of all pulling vectors by 45° in the same direction, this method is unable to deal efficiently with a perturbation that aligned all pulling vectors on the vertical axis (figure 12). This is because such perturbation elicits directional errors of different sign for different areas of the workspace, such that the randomized presentation of targets can elicit large errors of different consecutive signs that prematurely reduce the learning rate. Simulations conducted in this context showed that the aligned perturbation can nevertheless be partly absorbed, but this is only due to subjects adaptation working on a set of pulling vectors that have been slightly deviated from vertical by the initial machine co-adaptation, before consecutive errors of changing signs had reduced machine co-adaptation to zero. As a result, the pattern of directional error is quite variable (i) for a large part of the adaptation, where only the subjects adaptation operates and takes time to absorb the pattern of different local errors, and (ii) in the aftereffect, where errors of various signs and directions initially occur when the vectors are reverted to their original directions, as an evidence of subjects adaptation that took place in the preceding phase.

To respond to these problems, we implemented a local version of the variable gain with two networks of directionally tuned neurons similar to that used to model subject adaptation: a first one that locally encodes the error, and a second one that locally encodes the gain of machine co-adaptation. As the first

network enables comparing the sign of the current error with that produced earlier in the same area of the workspace, the second network can use this information to update and memorize the gain of machine co-adaptation according Rprop for that specific area. Simulations and experiments revealed that this mechanism was capable of correcting efficiently for the aligned perturbation that, by design, cannot be dealt with by the sole adaptation of subjects (figure 12). The fact that the adjusted pulling vectors were close to the original ones by the end of the adaptation indicates that this mechanism should converge toward a sensible solution in cases where the original mapping cannot be determined, as for instance with amputees that can no longer produce force of movement with their missing limb.

Although promising, several limitations would have to be carefully addressed in order to extend this approach to more complex and functional myoelectric controls. In particular, our simplified myoelectric context concentrates on the directional error produced by the feedforward component of movement production, and rests upon an initial calibration of the muscle pulling vectors. Each of those aspects raises its own concerns. While our linear decoder was biologically interpretable in terms of muscle pulling vectors, less interpretable non-linear decoders could be used to map EMG to movement in more complex situations. For instance, support vector regression techniques enables myoelectric control in situations where electrodes are positioned randomly, and where recordings are performed on moving limbs, which implies relative displacement between surface electrodes and recorded muscles, and a more complex EMG-movement relationship (Ameri *et al* 2014). As already mentioned, initial calibration is not always practical. Although it could be removed, or roughly guessed and adapted as new data are coming in, this usually requires an accurate estimate of movement intentions to be mapped onto recorded control signals. This is for instance the case in Hahne *et al* (2015), which uses a recursive least square algorithm to update, with incoming data, a linear regression model between EMG recordings and target positions. This strategy seems to work well for slow target movements, for which we can reasonably assume that the ongoing movement intention correspond to the target. However, movement intention is more difficult to assess for faster natural movements, which typically combine feedforward mechanisms with visuomotor feedback corrections of varying magnitude and delay (Dimitriou *et al* 2013, Scott *et al* 2015). This has been partly addressed in brain-machine interface, where before being used for decoder adaptation, the estimation of movement intention is improved either with movement likelihood from history, using Kalman filter (Gilja *et al* 2012), or with an optimal feedback control model (Shanechi *et al* 2016). Although similar approaches could be employed for myoelectric controls, an adaptation of the decoder dealing simultaneously with movement direction and magnitude would require, to enable exploration of various co-adaptation settings through simulations as was done here, a model of human adaptation also dealing with both. Indeed, adaptation to perturbation of movement direction and extent are known to rely on different neural substrates, to generalize differently, and even to be represented in different coordinate systems (Krakauer *et al* 2000, Vindras *et al* 2005, Davare *et al* 2015, Poh *et al* 2017). The model used here for direction only

would therefore be insufficient. Biomimetic models of sensorimotor cortex are being developed for the specific purpose of informing the development of rehabilitation strategies and brain machine interfaces (Dura-Bernal *et al* 2014, 2016). However, the important contribution from spinal networks (Raphael *et al* 2010, Tsianos *et al* 2014), occurring downstream from the brain but clearly implicated in muscle activation and movement control, would also need to be included for the case of myoelectric control. Finally, the two dimensional workspace used here and in most brain-machine interfaces would have to be extended to the three dimensional space of our environment, and to the multiple degrees of freedom of a prosthesis (Wodlinger *et al* 2015). In sum, while the simplified context used here enabled to explore co-adaptation in both simulations and experiments, and to raise important considerations, application to more complex and functional settings will require intense research to solve some of the issues mentioned here.

Acknowledgments

This work has been funded by a PEPS Idex Bordeaux /CNRS.

References

- Ameri A, Kamavuako E N, Scheme E J, Englehart K B and Parker P A 2014 Support vector regression for improved real-time, simultaneous myoelectric control *IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng.* **22** 1198–209
- Amirikian B and Georgopoulos A P 2000 Directional tuning profiles of motor cortical cells *Neurosci. Res.* **36** 73–9
- Berger D J, Gentner R, Edmunds T, Pai D K and d'Avella A 2013 Differences in adaptation rates after virtual surgeries provide direct evidence for modularity *J. Neurosci.* **33** 12384–94
- Chase S M, Kass R E and Schwartz A B 2012 Behavioral and neural correlates of visuomotor adaptation observed through a brain-computer interface in primary motor cortex *J. Neurophysiol.* **108** 624–44
- Dangi S, Orsborn A L, Moorman H G and Carmena J M 2013 Design and analysis of closed-loop decoder adaptation algorithms for brain-machine interfaces *Neural Comput.* **25** 1693–731
- Davare M, Zénon A, Desmurget M and Olivier E 2015 Dissociable contribution of the parietal and frontal cortex to coding movement direction and amplitude *Frontiers Hum. Neurosci.* **9** 241
- de Ruyg A 2010 Generalization of visuomotor adaptation to different muscles is less efficient: experiment and model *Hum. Mov. Sci.* **29** 684–700
- de Ruyg A and Carroll T J 2010 Changes in muscle directional tuning parallel feedforward adaptation to a visuomotor rotation *Exp. Brain Res.* **203** 701–9
- de Ruyg A, Loeb G E and Carroll T J 2012a Muscle coordination is habitual rather than optimal *J. Neurosci.* **32** 7384–91
- de Ruyg A, Loeb G E and Carroll T J 2012b Virtual biomechanics: a new method for online reconstruction of force from emg recordings *J. Neurophysiol.* **108** 3333–41
- Dimitriou M, Wolpert D M and Franklin D W 2013 The temporal evolution of feedback gains rapidly update to task demands *J. Neurosci.* **33** 10898–909
- Donchin O, Francis J T and Shadmehr R 2003 Quantifying generalization from trial-by-trial behavior of adaptive systems that learn with basis functions: theory and experiments in human motor control *J. Neurosci.* **23** 9032–45
- Dura-Bernal S, Chadderdon G L, Neymotin S A, Francis J T and Lytton W W 2014 Towards a real-time interface between a

- biomimetic model of sensorimotor cortex and a robotic arm *Pattern Recognit. Lett.* **36** 204–12
- Dura-Bernal S, Li K, Neymotin S A, Francis J T, Principe J C and Lytton W W 2016 Restoring behavior via inverse neurocontroller in a lesioned cortical spiking model driving a virtual arm *Frontiers Neurosci.* **10**
- Farina D, Jiang N, Rehbaum H, Holobar A, Graimann B, Dietl H and Aszmann O C 2014 The extraction of neural information from the surface emg for the control of upper-limb prostheses: emerging avenues and challenges *IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng.* **22** 797–809
- Galea J M, Vazquez A, Pasricha N, de Xivry J J O and Celnik P 2011 Dissociating the roles of the cerebellum and motor cortex during adaptive learning: the motor cortex retains what the cerebellum learns *Cerebral Cortex* **21** 1761–70
- Georgopoulos A P, Lurito J T, Petrides M, Schwartz A B and Massey J 1989 Mental rotation of the neuronal population vector *Science* **243** 234–6
- Gilja V et al 2012 A high-performance neural prosthesis enabled by control algorithm design *Nature Neurosci.* **15** 1752–7
- Hahne J M, Biessmann F, Jiang N, Rehbaum H, Farina D, Meinecke F C, Müller K R and Parra L C 2014 Linear and nonlinear regression techniques for simultaneous and proportional myoelectric control *IEEE Trans. on Neural Syst. Rehabil. Eng.* **22** 269–79
- Hahne J M, Dähne S, Hwang H J, Müller K R and Parra L C 2015 Concurrent adaptation of human and machine improves simultaneous and proportional myoelectric control *IEEE Trans. on Neural Syst. Rehabil. Eng.* **23** 618–27
- Haith A M and Krakauer J W 2013 Theoretical models of motor control and motor learning *Routledge Handbook of Motor Control and Motor Learning* (London: Taylor and Francis) pp 7–28
- He J, Zhang D, Jiang N, Sheng X, Farina D and Zhu X 2015 User adaptation in long-term, open-loop myoelectric training: implications for emg pattern recognition in prosthesis control *J. Neural Eng.* **12** 046005
- Herzfeld D J, Vaswani P A, Marko M K and Shadmehr R 2014 A memory of errors in sensorimotor learning *Science* **345** 1349–53
- Hwang E J, Bailey P M and Andersen R A 2013 Volitional control of neural activity relies on the natural motor repertoire *Curr. Biol.* **23** 353–61
- Igel C and Hüsken M 2003 Empirical evaluation of the improved rprop learning algorithms *Neurocomputing* **50** 105–23
- Ison M and Artemiadis P 2015 Proportional myoelectric control of robots: muscle synergy development drives performance enhancement, retention, and generalization *IEEE Trans. Robot.* **31** 259–68
- Iturrate I, Grizou J, Omedes J, Oudeyer P Y, Lopes M and Montesano L 2015 Exploiting task constraints for self-calibrated brain-machine interface control using error-related potentials *PLoS One* **10** e0131491
- Jiang N, Dosen S, Müller K R and Farina D 2012 Myoelectric control of artificial limbs—is there a need to change focus *IEEE Signal Process. Mag.* **29** 152
- Jiang N, Englehart K B and Parker P A 2009 Extracting simultaneous and proportional neural control information for multiple-dof prostheses from the surface electromyographic signal *IEEE Trans. Biomed. Eng.* **56** 1070–80
- Krakauer J W 2009 Motor learning and consolidation: the case of visuomotor rotation *Adv. Exp. Med. Biol.* **629** 405–21
- Krakauer J W, Pine Z M, Ghilardi M F and Ghez C 2000 Learning of visuomotor transformations for vectorial planning of reaching trajectories *J. Neurosci.* **20** 8916–24
- Nazarpour K, Barnard A and Jackson A 2012 Flexible cortical control of task-specific muscle synergies *J. Neurosci.* **32** 12349–60
- Oldfield R C 1971 The assessment and analysis of handedness: the Edinburgh inventory *Neuropsychologia* **9** 97–113
- Orsborn A L, Dangi S, Moorman H G and Carmena J M 2012 Closed-loop decoder adaptation on intermediate time-scales facilitates rapid bmi performance improvements independent of decoder initialization conditions *IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng.* **20** 468–77
- Poh E, Carroll T J and de Rugy A 2017 Distinct coordinate systems for adaptation of movement direction and extent *J. Neurophysiol.* **118** 270–86
- Raphael G, Tsianos G A and Loeb G E 2010 Spinal-like regulator facilitates control of a two-degree-of-freedom wrist *J. Neurosci.* **30** 9431–44
- Rezazadeh I M, Firoozabadi M, Hu H and Golpayegani S M R H 2012 Co-adaptive and affective human-machine interface for improving training performances of virtual myoelectric forearm prosthesis *IEEE Trans. Affective Comput.* **3** 285–97
- Riedmiller M and Braun H 1993 A direct adaptive method for faster backpropagation learning: The rprop algorithm *Proc. of the Int. Conf. on Neural Networks* pp 586–91
- Sadtler P T, Quick K M, Golub M D, Chase S M, Ryu S I, Tyler-Kabara E C, Yu B M and Batista A P 2014 Neural constraints on learning *Nature* **512** 423–6
- Scott S H, Cluff T, Lowrey C R and Takei T 2015 Feedback control during voluntary motor actions *Curr. Opin. Neurobiol.* **33** 85–94
- Shanechi M M, Orsborn A L and Carmena J M 2016 Robust brain-machine interface design using optimal feedback control modeling and adaptive point process filtering *PLoS Comput. Biol.* **12** e1004730
- Shenoy K V and Carmena J M 2014 Combining decoder design and neural adaptation in brain-machine interfaces *Neuron* **84** 665–80
- Smith M A, Ghazizadeh A and Shadmehr R 2006 Interacting adaptive processes with different timescales underlie short-term motor learning *PLoS Biol.* **4** 1035–43
- Tanaka H, Sejnowski T J and Krakauer J W 2009 Adaptation to visuomotor rotation through interaction between posterior parietal and motor cortical areas *J. Neurophysiol.* **102** 2921–32
- Taylor J A, Hieber L L and Ivry R B 2013 Feedback-dependent generalization *J. Neurophysiol.* **109** 202–15
- Thoroughman K A and Shadmehr R 2000 Learning of action through adaptive combination of motor primitives *Nature* **407** 742–7
- Tsianos G A, Goodner J and Loeb G E 2014 Useful properties of spinal circuits for learning and performing planar reaches *J. Neural Eng.* **11**
- Tuga M R, Rupp R, Liebetanz D, Mikut R and Reischl M 2013 Concept of a co-adaptive training environment for human-machine interfaces based on emg-control *Biomed Tech.* **58**
- Vidaurre C, Sannelli C, Müller K and Blankertz B 2011 Machine learning based co-adaptive learning: towards a cure for bci illiteracy *Neural Comput.* **23** 791–816
- Vidovic M M C, Paredes L P, Hwang H J, Amsüss S, Pahl J, Hahne J M, Graimann B, Farina D and Müller K R 2014 Covariate shift adaptation in emg pattern recognition for prosthetic device control *36th Annual Int. Conf. of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (IEEE)* pp 4370–3
- Vindras P, Desmurget M and Viviani P 2005 Error parsing in visuomotor pointing reveals independent processing of amplitude and direction *J. Neurophysiol.* **94** 1212–24
- Wodlinger B, Downey J E, Tyler-Kabara E C, Schwartz A B, Boninger M L and Collinger J L 2014 Ten-dimensional anthropomorphic arm control in a human brain-machine interface: difficulties, solutions, and limitations *J. Neural Eng.* **12** 016011