



HAL
open science

Contrôle moteur par le cervelet et interface Cerveau-Machine pour commander un doigt robotique

Sofiane Ouanezar

► **To cite this version:**

Sofiane Ouanezar. Contrôle moteur par le cervelet et interface Cerveau-Machine pour commander un doigt robotique. Neurosciences [q-bio.NC]. Télécom ParisTech, 2010. Français. NNT: . pastel-00577959

HAL Id: pastel-00577959

<https://pastel.hal.science/pastel-00577959>

Submitted on 18 Mar 2011

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.



École Doctorale
D'informatique,
Télécommunications
Et Électronique de Paris

Thèse
présentée Pour obtenir le grade de docteur
de l'École Nationale Supérieure des Télécommunication
Spécialité : Signal et Images

SOFIANE OUANEZAR

**CONTRÔLE MOTEUR PAR LE CERVELET
ET INTERFACE CERVEAU-MACHINE
POUR COMMANDER UN DOIGT ROBOTIQUE**

Yves Burnod (DR INSERM)

Eric Busvelle (Professeur à l'Université de Bourgogne)

Thierry Viéville (DR INRIA)

Philippe Lefèvre (Professeur à l'Université catholique de Louvain)

Christian Darlot (CR CNRS, Télécom ParisTech)

Selim Eskiizmirliler (Mcf, Université Paris Diderot)

Président

Rapporteurs

Examineur

Directeur de thèse

Co-directeur de thèse

[2010]

Remerciements

Je suis heureux d'exprimer tout d'abord ma gratitude envers Madame Isabelle Bloch. Sans son soutien, je n'aurais jamais pu commencer la grande aventure doctorale.

M. Christian Darlot, mon directeur de thèse, m'a fait confiance et m'a fait découvrir ce domaine passionnant qu'est la neuroscience computationnelle. Je l'en remercie vivement.

Mes remerciements s'adressent ensuite au Pr. Marc Maier pour m'avoir accueilli dans son laboratoire, et de m'avoir fait travailler sur le projet interface cerveau-machine.

Merci encore à Selim Eskiizmirliler, qui a eu un rôle déterminant dans cette thèse. J'avoue que sans toi, cette thèse n'aurait pas commencé ni pu finir dans de bonnes conditions.

Merci à Frédéric Jean pour l'encadrement, et l'aide qu'il m'a apportée.

Merci à tous les membres du jury : aux professeurs Eric Busvelle et Thierry Viéville qui ont accepté de rapporter ma thèse en un temps très réduit, au Pr. Philippe Lefèvre qui m'a fait l'honneur d'être examinateur et à M. Yves Burnod qui a présidé le jury.

Cette thèse n'aurait pu aboutir sans le soutien financier de l'école doctorale EDITE, facilité par son directeur M. Bernard Robinet, et de la fondation de Fondation de la Recherche Médicale.

Et encore tous mes remerciements à Mesdames Patricia Friedrich, Florence Philippart et Florence Besnard pour leur obligeance et leur disponibilité, et à MM. Henri Maitre et Yves Grenier pour leur accueil à l'Ecole des Télécommunications.

Des remerciements particuliers à Marie et à tous ceux qui m'ont aidé durant cette thèse.

Pour finir je tiens à remercier les personnes qui me sont proches, surtout ma mère et sans oublier de mentionner la mémoire de mon père.

Remerciements	2
Résumé	5
Introduction	7
1 Le contrôle moteur	10
1.1 Subdivisions anatomiques de base du système nerveux :	10
1.1.1 Le Système Nerveux Central :	11
1.1.2 Le système nerveux périphérique.....	13
1.2 Théorie de la commande motrice	13
1.2.1 Théorie du point d'équilibre :	14
1.2.2 Théorie de la commande centrale :	15
1.3 Le Cervelet, considéré comme un contrôleur.....	20
1.3.1 Modèle de voies cérébelleuses :	21
1.3.2 Interprétation anatomique :	24
1.3.3 Cortex Cérébelleux :	26
1.4 Commande d'un bras articulé à 1 d.d.l par le modèle de voies cérébelleuses :	29
2 Contrôle d'un bras articulé à 2 ddl :	33
2.1 Introduction :	33
2.2 Présentation et modélisation d'un robot à 2 ddl actionné par des muscles de McKibben :	34
2.2.1 Muscles pneumatiques de type McKibben :	34
2.2.2 Actionnement d'un segment par deux muscles antagonistes :	36
2.2.3 Bras robotique à 2 d.d.l :	37
2.2.4 Modèle dynamique du bras robotique à 2 d.d.l:	38
2.3 Contrôle du bras robotique :	40
2.3.1 Contrôleur de haut niveau	42
2.3.2 Contrôleur de bas niveau :	45
2.3.3 Expérimentations et résultats :	48
2.4 Les réflexes :	52
2.5 Comparaison de la performance du contrôle à celle d'un P.I.D :	54
2.5.1 Résistance aux perturbations :	56
2.6 Conclusion :	60
3 Modélisation du système oculomoteur :	61
3.1 Définitions des mouvements et situation étudiée :	61
3.2 Circuits participant à la préparation des ordres moteurs des saccades oculaires	62
3.2.1 Système biomécanique :	63
3.2.2 Système saccadique :	68
3.2.3 Cervelet (Vermis et Fastigial) :	69
3.2.4 Collicule Supérieur :	70
3.3 Déroulement d'une saccade (constatations expérimentales) :	71
3.3.1 Phase d'accélération :	72
3.3.2 Description des signaux neuronaux durant une saccade :	73
3.3.3 Saccades interrompues	74
3.4 Organisation fonctionnelle :	75
3.4.1 Nécessité d'une boucle fermée :	75
3.4.2 Nature du bouclage :	76
3.5 Principe de fonctionnement.....	77
3.5.1 Le Collicule comme niveau haut.....	78

TABLES DES MATIÈRES

3.5.2	Le Cervelet comme prédicteur	80
3.6	Conclusion.....	85
4	Interfaces Cerveau-Machine :	86
4.1	Introduction	86
4.2	Matériels et Méthodes:	87
4.2.1	Acquisition des données :.....	88
4.2.2	Décodage des données :	92
4.2.3	Commande du doigt robotique:.....	99
4.3	Résultats :	105
4.3.1	Décodage en fonction de la taille de la fenêtre glissante et le nombre de cellules en entrée :	107
4.3.2	Décodage en fonction de la connectivité des cellules CM :.....	110
4.3.3	Reproduction du mouvement du doigt du singe par le doigt robotique :.....	112
4.4	Discussion :	114
	Conclusion.....	116
	Bibliographie.....	118
	Annexes.....	126

Résumé

Cette thèse porte sur la modélisation de la commande motrice chez le Primate, selon deux approches : une approche fonctionnelle et une deuxième par le codage.

1^{ère} approche :

La première approche, fonctionnelle, a consisté en une formalisation mathématique de la préparation, par le Cerveau, des signaux de commande d'un mouvement volontaire dirigé vers une cible. La méthode suivie a été de recenser les contraintes fonctionnelles et d'en déduire un circuit de traitement des signaux moteurs, compatible avec l'organisation anatomique des voies cérébelleuses, et permettant une optimisation hiérarchisée, sous les contraintes de rapidité d'exécution et d'économie de la dépense énergétique. Ce travail a été mené au département de traitement des signaux et des images (TSI) de l'école de Télécom ParisTech, sous la direction de M. Christian DARLOT en collaboration avec M. Sélim ESKIIZMIRLILER au CEsEM (Centre des Études SensoriMotricité) CNRS UMR8194 de l'Université Paris Descartes (anciennement LNRS CNRS UMR7060). Il a été appliqué à deux études :

La 1^{ère} concerne la commande des mouvements d'un bras robotique à deux degrés de liberté, mû par quatre muscles de McKibben montés deux à deux en opposition, afin de répondre à la question : Étant donné un état initial (position, vitesse de l'effecteur et force et allongement des muscles), comment calculer des ordres moteurs pour atteindre une position finale ? Après apprentissage, le modèle de voies cérébelleuses et réflexes que nous avons développé permet de commander les mouvements, dans un plan horizontal, d'un bras robotique à deux segments articulés, même lorsque ces mouvements sont perturbés par des forces externes. La caractéristique fondamentale de ce circuit de commande est que sa structure et son fonctionnement sont déduits de contraintes mathématiques et physiques, et sont comparables à la connectivité des voies cérébelleuses.

La 2^{ème} étude concerne la modélisation du système oculomoteur, défini comme l'ensemble des régions neuronales qui déclenchent et commandent les saccades. Cette modélisation est basée sur des études expérimentales déjà publiées dans la littérature scientifique. Le principe général qui fonde notre approche est de considérer l'ensemble des voies de commande des mouvements saccadiques comme un système de contrôle optimal hiérarchisé en feedback,

comprenant plusieurs niveaux de contrôle reliés par des boucles de rétroaction. Les résultats des simulations s'accordent avec l'hypothèse que le Cervelet contient un modèle interne du système biomécanique.

2^{ème} approche :

La deuxième approche a consisté mettre au point une interface cerveau-machine (ICM) pour étudier la commande d'un dispositif (doigt robotique) en utilisant des signaux du Cortex cérébral enregistrés sur le Singe. Cette étude a été menée au CEsEM sous la direction du Professeur Marc MAIER et de M. Sélim ESKIIZMIRLILER.

Le principe général de l'ICM est de permettre au Cerveau de communiquer avec le monde extérieur sans passer par les chemins naturels tels que le système nerveux périphérique (nerfs) et les muscles. Dans une ICM, l'activité cérébrale de l'utilisateur est enregistrée, analysée et décodée en commandes spécifiques destinées à une machine.

Nous présentons ici la conception et la mise au point d'une ICM asynchrone qui décode les données cérébrales enregistrées chez le Macaque afin de contrôler un doigt robotique.

Le décodage asynchrone de la cinématique du mouvement du doigt (l'index), effectuant avec le pouce les mouvements de prise de précision, à partir de l'activité cellulaire de cortico-motoneurones (CM) identifiés a été réalisé au moyen d'un réseau neural artificiel (ANN) type TDMLP (Time Delayed Multi-Layer Perceptron). Après apprentissage, les ANNs ont décodé avec succès la position du bout du doigt essai-par-essai. La précision du décodage augmente en fonction (i) du nombre de cellules CM enregistrées simultanément et utilisées pour prédire, et (ii) de la taille de la fenêtre glissante qui contient la durée du signal cortical en entrée. En conséquence, le doigt robotique, reçoit un signal codant la trajectoire prédite, et imite le mouvement enregistré, que le Singe a effectué au préalable.

Les mêmes signaux des cellules CM ont été aussi utilisés pour décoder l'activité EMG des muscles participant au mouvement enregistré de l'index. La performance de la prédiction de l'EMG tend à croître si les cellules CM utilisées sont des cellules dont « l'index de facilitation » est élevé pour ce muscle en particulier.

Nos résultats démontrent que le doigt robotique anthropomorphique peut être contrôlé en différé par des trains de potentiel d'actions enregistrés à partir des neurones cortico-spinaux identifiés.

Introduction

Les études relatées dans ce mémoire de thèse portent sur l'organisation de la commande des mouvements par le Système Nerveux Central (SNC). Que ce soit pour se déplacer, pour communiquer ou manipuler des objets, l'activité humaine s'exprime par le mouvement. La précision des mouvements dont sont capables les yeux, les bras, les doigts, est due à l'organisation des circuits de commande, qui assure une efficacité optimale en même temps qu'une grande robustesse et qu'une capacité d'adaptation à la variabilité des situations.

Saisir ou pointer un objet nécessite que les voies prémotrices du Système Nerveux Central disposent d'une représentation de la position de la cible ainsi que de celles du bras et de la main (que celle-ci soit immobile ou en mouvement par rapport au corps ou à la cible). La saisie d'un objet nécessite en outre l'estimation de ses caractéristiques (forme, poids, rugosité de surface, résistance mécanique), au moyen d'informations visuelles ou tactiles.

La coordination visuo-manuelle, qui permet les mouvements volontaires de pointage ou de saisie d'un objet, se fait deux étapes :

- La localisation et l'identification de la cible.
- L'exécution du mouvement, d'abord par l'orientation et le mouvement du bras déplaçant la main, pendant que la configuration des doigts s'adapte anticipativement à la forme de l'objet visée, puis par la saisie de l'objet ou le pointage de la cible.

L'activité manuelle guidée visuellement fait intervenir simultanément l'ensemble des muscles pour le maintien du bras, de l'avant bras et de la main, ainsi que pour leurs transports vers la cible. Les muscles oculomoteurs assurent la fixation du regard, les saccades oculaires qui déplacent le regard, ou les mouvements de poursuite visuelle qui stabilisent l'image de l'objet poursuivi sur la rétine. Les signaux de commande sont envoyés par le Système Nerveux Central vers les muscles qui, activés, actionnent les membres. Du point de vue du physicien, les caractéristiques mécaniques d'un membre peuvent être décrites par une fonction biomécanique de plusieurs variables (signal de commande nerveuse, longueur et vitesse d'allongement ou de raccourcissement du muscle), à plusieurs paramètres (inertie, visco-élasticité, raideur) eux-mêmes dépendants des variables.

Pour commander les mouvements volontaires, il faut que le SNC prenne en compte cette fonction biomécanique, par des moyens propres, résultant de l'Évolution, du développement de l'individu et de l'apprentissage sensori-moteur.

Étudier la commande et le contrôle des mouvements permet d'identifier les facteurs influant sur la façon d'effectuer une tâche, et pourrait permettre d'étudier pourquoi certaines personnes sont capables de meilleures performances que d'autres. Les applications de l'étude du mouvement seraient nombreuses, dans des domaines variés : sport, handicap, robotique. Dans le domaine biomédical par exemple, des disciplines telles que la Physiologie, la Biomécanique, ou encore les Neurosciences, cherchent à décrire le mouvement humain et à en comprendre la commande. Dans le sport, l'étude du mouvement et du geste a pris une grande importance pour améliorer les performances des athlètes. Enfin, la robotique humanoïde s'inspire aussi de l'étude du mouvement humain pour animer des robots anthropomorphes.

De point de vue conceptuel, les régions du système nerveux qui produisent les commandes des mouvements sont formalisées par un système de contrôle moteur hiérarchique, distribué sur plusieurs niveaux qui participent successivement à l'élaboration de la commande. Le niveau le plus bas transmet la commande sous forme de potentiels d'action aux motoneurones périphériques qui modulent la contraction musculaire, elle-même à l'origine des mouvements.

L'objectif de cette thèse est d'aborder le contrôle moteur selon deux approches. En une 1^{ère} approche, théorique et fonctionnelle, nous avons recensé les contraintes fonctionnelles et en avons déduit un circuit de traitement des signaux moteurs, compatible avec l'organisation anatomique des voies cérébelleuses et permettant une optimisation hiérarchisée, sous les contraintes de rapidité d'exécution et d'économie de la dépense énergétique. En une 2^{ème} approche, appliquée, nous avons étudié une Interface Cerveau/Machine, afin de commander un dispositif externe en envoyant des messages uniquement via l'activité cérébrale.

Ce mémoire de thèse, composé de quatre chapitres, pose d'abord le problème général puis présente trois études sur le contrôle moteur.

Le 1^{er} chapitre rappelle l'organisation des structures nerveuses participant à la commande et au contrôle des mouvements, ainsi que les théories du contrôle qui les régissent. La fonction du Cervelet dans la coordination musculaire est particulièrement étudiée.

INTRODUCTION

Le 2^{ème} chapitre, présente la commande d'un bras robotique à 2 degrés de libertés mû par des muscles artificiels de McKibben, dont l'activité est réglée au moyen d'un circuit reproduisant schématiquement l'organisation des voies cérébelleuses. Ce chapitre complète et généralise des études antérieures sur la commande des mouvements rapides (Darlot et coll. 1996 ; Eskiizmirliler 2000 ; Eskiizmirliler et coll. 2002 ; Ebadzadeh et Darlot 2003).

Le 3^{ème} chapitre, expose une modélisation du système oculomoteur, défini comme l'ensemble des régions neuronales qui déclenchent et commandent les saccades. Cette modélisation est basée sur des études expérimentales déjà publiées dans la littérature scientifique.

Enfin, dans le 4^{ème} chapitre, nous étudions la corrélation entre l'activité des neurones et le mouvement, afin de progresser vers la mise au point d'une interface cerveau-machine permettant de commander un dispositif (doigt robotique) à partir de signaux du Cortex Cérébral enregistrés sur le Singe.

1 Le contrôle moteur

La commande et le contrôle moteur chez l'Homme constituent un processus complexe auquel participent de nombreuses régions anatomiques du Système Nerveux Central (SNC) (Figure 1.1). La motricité peut être volontaire ou involontaire, et les mouvements sont conventionnellement répartis en trois types :

- Les réponses réflexes, rapides, prévisibles et automatiques, aux perturbations des mouvements. Cette activité, involontaire, est déclenchée par la stimulation des récepteurs sensitifs musculaires, articulaires et cutanés.
- Les réactions sensorimotrices, dont les origines sont semblables à celles des réflexes, stabilisent les segments du corps via des boucles de rétroaction longues, en cas de perturbations trop importantes pour que les réflexes suffisent.
- Les mouvements volontaires sont effectués dans un but précis. Leur commande nécessite d'abord d'identifier et de localiser une cible, ensuite d'organiser un plan d'action et enfin d'exécuter un programme (Vibert et coll., 2005).

1.1 Subdivisions anatomiques de base du système nerveux :

Le système nerveux est traditionnellement divisé, du point de vue structural, en une composante centrale et une composante périphérique (fig. 1.1).

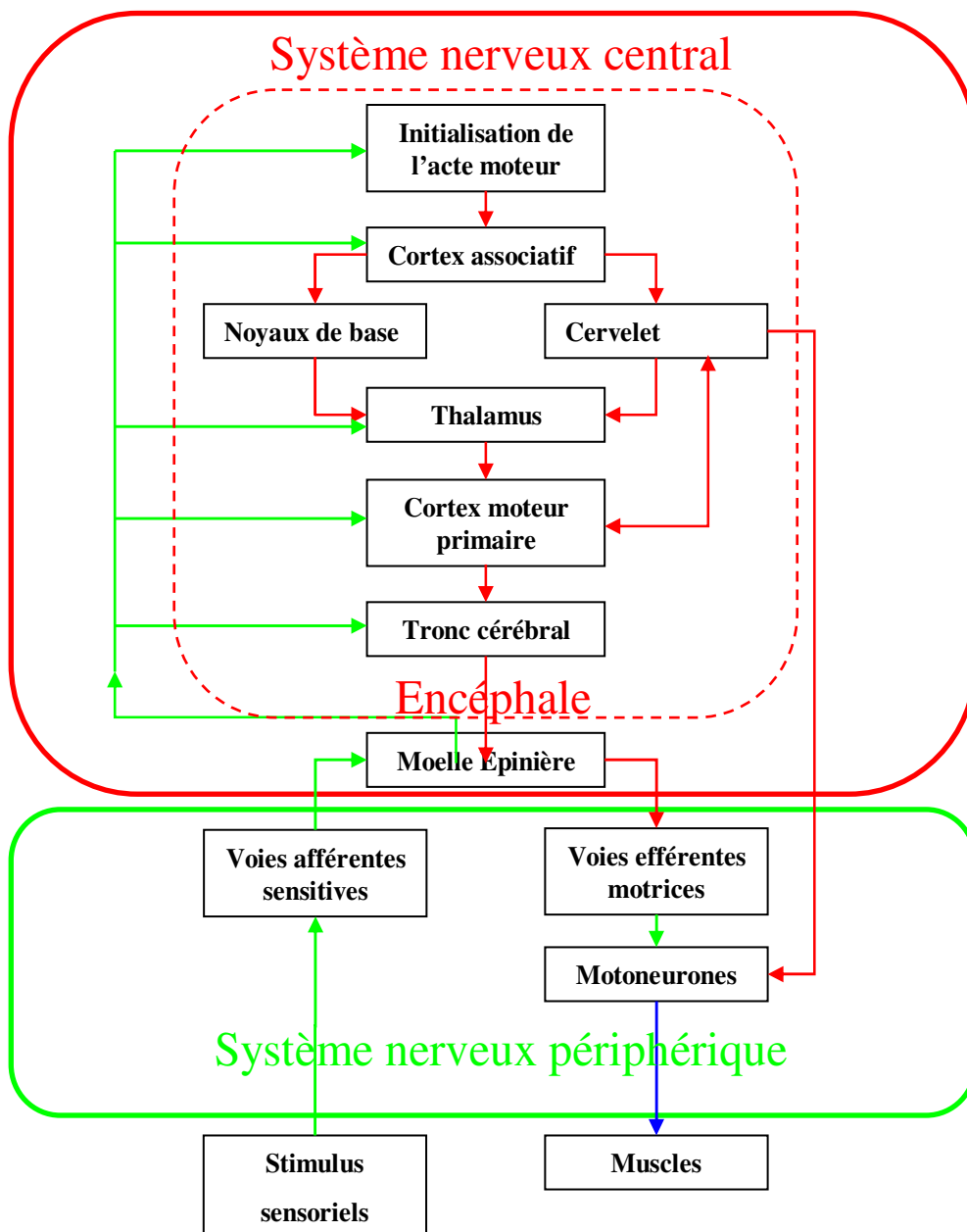


Figure 1.1 : Organisation de la commande motrice et du contrôle moteur

1.1.1 Le Système Nerveux Central :

Le SNC comprend l'Encéphale (Cerveau, Cervelet et Tronc cérébral) et la Moelle épinière (Fig.1.2). Fonctionnellement et de façon simplifiée, le SNC peut être considéré comme composé de trois parties : une partie sensorielle reçoit les informations des milieux extérieurs et intérieurs ; une partie centrale traite et garde en mémoire l'information et intervient dans la planification et la décision ; une partie motrice prépare et exécute les actes moteurs qui constituent le comportement. En réalité des informations circulent sans cesse entre ces trois

CHAPITRE 1. LE CONTRÔLE MOTEUR

parties. Par exemple, lorsqu'un mouvement volontaire est accompli, les voies sensorielles reçoivent des copies des ordres moteurs. Les voies sensorielles traitent ces signaux et anticipent les signaux sensoriels à venir comme conséquences normales du mouvement. De la sorte, des mouvements de stabilisation (réflexes et réactions sensori-motrices) ne sont pas déclenchés lors de mouvements volontaires et ne contrecarrent donc pas ces mouvements.

L'Encéphale est constitué de trois parties situées dans la boîte crânienne : le Cerveau, le Cervelet et le Tronc cérébral. Le Cerveau proprement dit est fait de deux hémisphères, où l'on distingue des lobes nommés selon l'os qui les surmonte (fig.1.3). Le Diencéphale contient l'Hypothalamus et le Thalamus. Celui-ci trie et relaie les influx sensoriels et prémoteurs dirigés vers les aires cérébrales, et connecte les aires cérébrales entre elles. Le Cervelet, reçoit des informations provenant de l'oreille interne (récepteurs de l'équilibre), de la vision et des récepteurs situés dans les muscles et les tendons. Phylogénétiquement, sa plus ancienne fonction est de réguler l'équilibre et la posture du corps. Par ses fonctions d'intégration sensorielle et prémotrice, plus récentes, il règle l'intensité des contractions musculaires et les coordonne en assurant ainsi l'exécution précise et économe des mouvements. Il compare des informations issues de divers récepteurs aux signaux prémoteurs du Cortex cérébral moteur, et envoie aux voies motrices des signaux qui complètent les ordres prémoteurs et ajustent l'activité des motoneurones à l'état du corps. Les contractions musculaires sont ainsi adaptées à la tâche et aux circonstances. Les informations entre le Cerveau et le corps sont acheminées via la Moelle épinière.

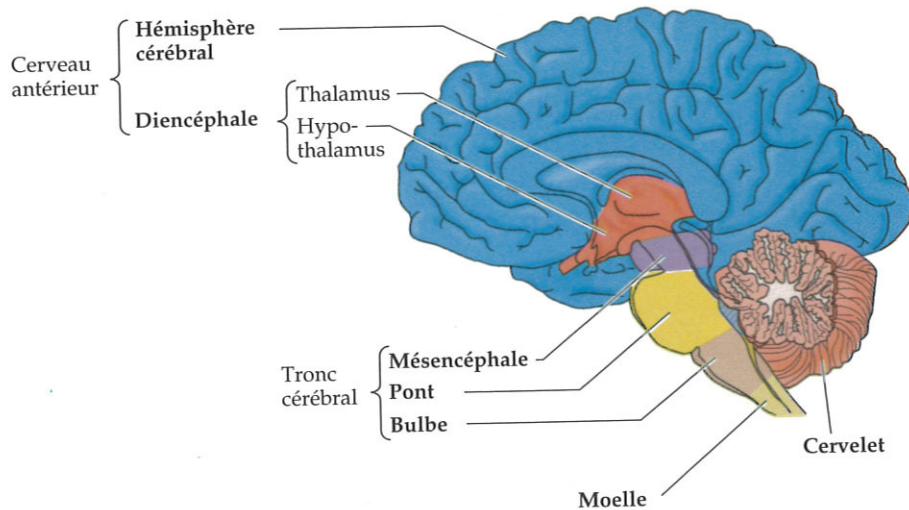


Figure 1.2 : Principales divisions du SNC

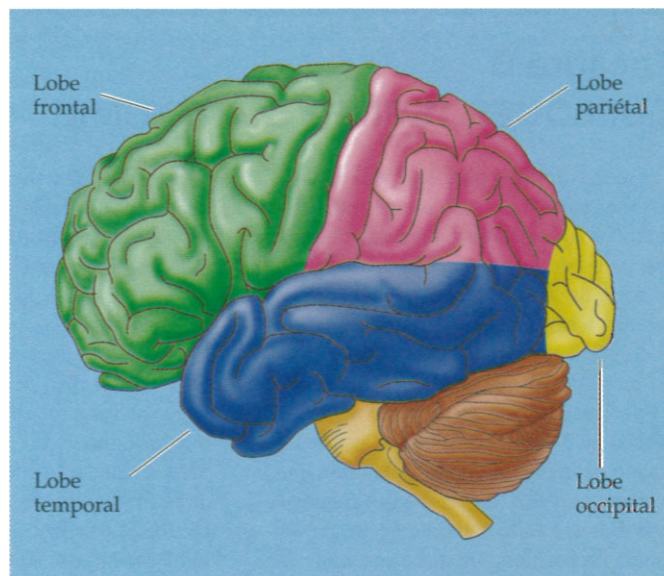


Figure1.3 : Les quatre lobes du cerveau.

1.1.2 Le système nerveux périphérique

Le système nerveux périphérique (SNP) est constitué des neurones sensoriels, connectant les récepteurs sensoriels à la Moelle et à l'Encéphale, et des neurones moteurs, connectant l'Encéphale et la Moelle aux motoneurons qui innervent les muscles.

1.2 Théorie de la commande motrice

Historiquement, deux interprétations de l'organisation de la commande des mouvements volontaires furent proposées, l'une insistant sur l'importance des voies périphériques (théorie

du point d'équilibre), l'autre sur l'importance des centres de commande situés dans le SNC (théorie de la commande centrale).

1.2.1 Théorie du point d'équilibre :

Selon la théorie du point d'équilibre, proposée par Merton en 1953 (Merton, 1953), les centres moteurs commanderaient les mouvements indirectement, en modulant l'activité des interneurons des voies réflexes. Les deux principaux réflexes sont le réflexe myotatique d'allongement, qui stabilise la longueur des muscles, et le réflexe tendineux, qui stabilise leur tension. Ensemble, ces réflexes contrecarrent les perturbations. Les centres de commande situés dans le SNC mettraient les voies réflexes en jeu, même lorsque le mouvement du membre n'est pas perturbé. En modifiant le fonctionnement des réflexes, les ordres moteurs parvenant aux interneurons changeraient indirectement la longueur et la tension des muscles, et régleraient la raideur de l'articulation résultant de la co-contraction des muscles. Le mouvement résulterait ainsi d'un changement des raideurs articulaires.

Selon cette interprétation, la commande centrale modifierait le gain des réflexes, et surtout la valeur autour de laquelle ils stabilisent le niveau d'activité des motoneurons. Le changement des caractéristiques des réflexes suffirait à faire évoluer la configuration des membres (Latash, 1993). Cette hypothèse fut développée en une théorie par Feldman (1966), qui avait mesuré chez l'homme la raideur du système muscle-réflexes. Il demandait à des volontaires de placer l'articulation du coude dans des positions naturelles, sans raidir volontairement le bras, puis exerçait des impulsions sur l'avant-bras et mesurait le déplacement en réponse à ces perturbations. La raideur statique de l'articulation était comparable à celle d'un ressort non linéaire, ce qui suggéra que la raideur pourrait être la variable contrôlée par le SNC pour effectuer des mouvements. Selon (Feldman 1986), la position atteinte résulte à la fois d'une commande centrale envoyée aux motoneurons alpha et d'un réglage des boucles réflexes (modèle lambda). Cette double commande fixe un seuil critique pour les muscles fléchisseurs et extenseurs, au-delà duquel leur étirement développe une tension. Le mouvement résultant (celui du bras par exemple) serait une conséquence de ce changement du point d'équilibre, ainsi que des propriétés dynamiques du bras. Dans le modèle lambda, ce seuil est considéré comme la variable de commande des mouvements lents, quasi statique (en outre, la position d'une articulation peut être maintenue lorsque la raideur change, en augmentant ou détendant volontairement et en même temps les muscles antagonistes).

Mais une commande quasi statique en position ne permet pas d'effectuer des mouvements rapides. En effet commander des mouvements rapides au moyen d'un signal codant la position finale, au moyen d'un servo-mécanisme périphérique assuré par la raideur de l'articulation, nécessiterait que la tension des muscles atteigne des valeurs non physiologiques (Gomi et Kawato 1996).

Aussi une version plus élaborée du modèle lambda a-t-elle été proposée, supposant que le signal de commande issu du SNC code simultanément la position finale et la vitesse d'exécution. Le point d'équilibre varierait au long d'une « trajectoire virtuelle », qui ne coderait pas seulement la trajectoire dans l'espace géométrique mais une trajectoire dans un espace de phases, ce qui est contraire à l'hypothèse fondamentale d'une commande en position (Hogan 1984 ; Latash et Gottlieb 1991 a,b,c ; Latash 1993 ; McIntyre et Bizzi 1993). Pour effectuer un mouvement rapide, le SNC doit donc élaborer un signal de commande central codant simultanément les caractéristiques géométriques et cinématiques du mouvement.

1.2.2 Théorie de la commande centrale :

La théorie de la commande centrale considère que les centres moteurs élaborent les signaux qui déterminent le mouvement en commandant l'activité musculaire, et que les réflexes n'ont d'autre fonction que de contrecarrer des perturbations.

Même une tâche apparemment aussi simple que pointer une cible nécessite une préparation complexe, en plusieurs étapes encore mal connues : 1/ Coder la position de la cible dans l'espace et par rapport au corps ; 2/ Convertir cette position en angles des articulations ; 3/ Calculer les caractéristiques dynamiques des signaux de commande ; 4/ Contrôler que la commande est adaptée à l'état du corps ; 5/ Vérifier, après le mouvement, que la cible a été atteinte.

Selon Bernstein (1967), deux étapes de préparation se succèdent : le choix de la trajectoire et l'exécution du mouvement. Au cours de la première étape, de planification, la position du point à atteindre et la configuration finale du bras sont calculées, et une trajectoire optimale choisie. Au cours de la deuxième étape, de contrôle, le SNC vérifie si le mouvement est effectué correctement. Cette étude en a suscité beaucoup d'autres sur la préparation et l'exécution du mouvement intentionnel (Marr 1982 ; Kawato et coll. 1987 ; Flash et Hogan

1984 ; Bullock et Grossberg 1991 ; Paillard 1983 ; Uno 1989; Shadmehr et Mussa-Ivaldi 1994 ; Schweighofer 1998 ; Jordan et Rumelhard 1992).

(Paillard et coll., 1983) mettent l'accent sur la nécessité de calculs prédictifs, car l'anticipation est indispensable à certaines actions (anticiper la trajectoire d'une balle est nécessaire pour la saisir). Avant le mouvement, le SNC cherche des trajectoires possibles (planification), élabore des signaux moteurs (programmation), les met en œuvre (exécution), puis les corrige si besoin au cours du mouvement (correction). Des structures nerveuses spécialisées assurent chacune de ces phases.

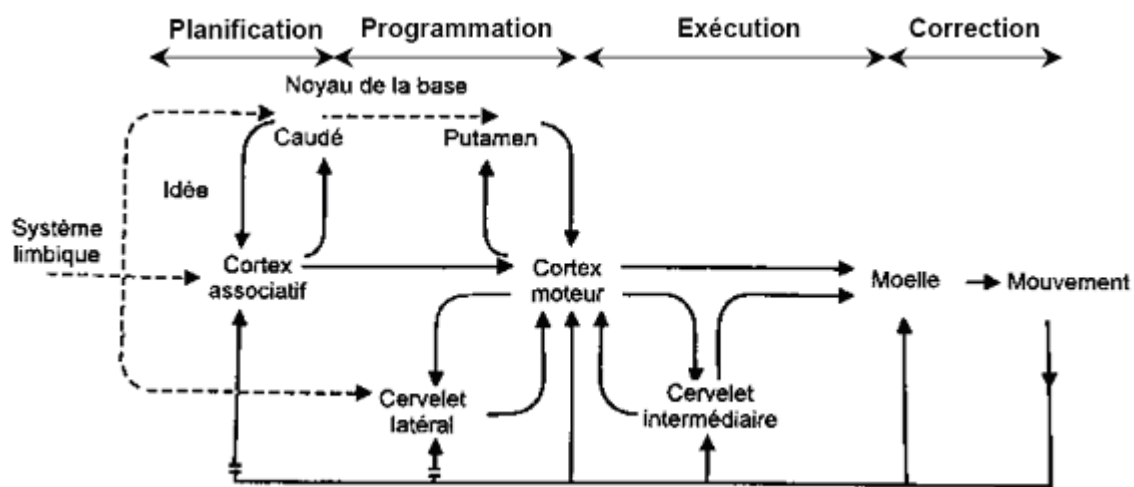


Figure 1.4 : Proposition d'organisation anato-fonctionnelle des structures de la motricité (Paillard 1983)

Afin d'identifier les règles d'élaboration des ordres moteurs, plusieurs auteurs tentèrent de décrire les trajectoires en minimisant une fonction de coût particulière parmi un grand nombre de possibilités, telle que la variance (Harris et Wolpert, 1998), le couple (Uno et coll. 1989), la secousse (Flash et Hogan 1985) ou le travail musculaire (Berret et coll. 2008), certains auteurs proposant une séparation franche entre la cinématique et la dynamique (Marr 1982 ; Flash et Hogan 1985 ; Richardson et Flash 2002; Wada et coll. 2001;).

Prenons l'exemple classique d'une personne qui veut attraper un objet. Le geste consiste à déplacer la main d'une position initiale vers la position finale, celle de l'objet. Le système visuel perçoit tout d'abord la position de la cible dans l'espace et par rapport au corps. Puis des circuits nerveux prémoteurs déterminent une trajectoire optimale de la main vers l'objet,

dans un espace opérationnel (Flash et Hogan 1985 ; Jordan et Rumelhard 1992). Pour reproduire la trajectoire lisse des mouvements mesurés dans le plan horizontal, Flash et Hogan (1985), proposent un critère cinématique d'optimisation minimisant une fonction de coût, la secousse de l'effecteur :

$$C_{jerk} = \frac{1}{2} \int_0^T \left(\frac{d^3 x}{dt^3} \right)^2 + \left(\frac{d^3 y}{dt^3} \right)^2 dt \quad (1-2-1)$$

La solution du problème est une famille de polynômes du 5^e degré, dont les coefficients sont déterminés par les conditions initiales et finales du système cinématique.

Ensuite, les coordonnées spatiales de la trajectoire désirée doivent être converties en coordonnées des articulations, telles que des angles ou des longueurs de muscles, par une transformation équivalente à un calcul de cinématique inverse. Un corrélat anatomique de cette transformation pourrait être une boucle de rétroaction négative vers le Cortex cérébral, (Evarts 1981), suggérant que les trajectoires soient représentées dans les mêmes coordonnées articulaires que les signaux proprioceptifs.

Enfin, au cours de l'exécution des trajectoires articulaires désirées, les commandes des muscles sont produites (Grossberg et Kuperstein 1986 ; Psaltis et coll. 1987)

Les commandes des mouvements volontaires sont ainsi constituées en plusieurs étapes (Figure 1.5).

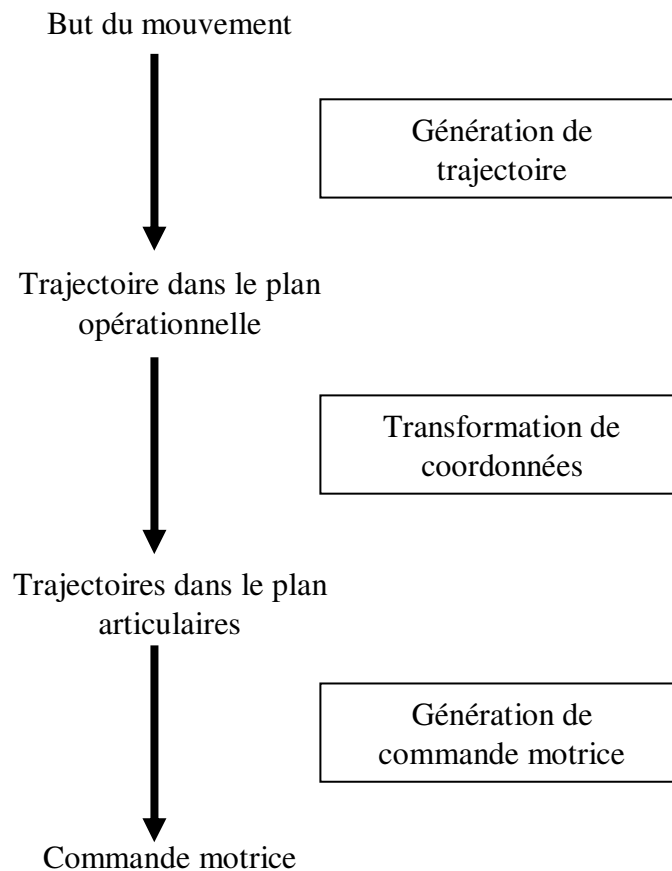


Figure 1.5 : Contrôle hiérarchique, étape par étape.

Selon le critère cinématique proposé par Hogan, les propriétés dynamiques du système ne sont pas considérées dans la planification des trajectoires suivies. Uno et Kawato (1989) ont donc proposé un autre critère, prenant en compte la dynamique du système et minimisant la variation des couples qui agissent aux articulations, afin de produire des mouvements lisses tout en protégeant le système musculo-squelettique contre des efforts excessifs (Uno et coll. 1989).

$$C_{Torque} = \frac{1}{2} \int_0^{t_f} \left(\sum_{i=1}^n \left(\frac{dz_i}{dt} \right)^2 \right) dt \quad (1-2-2)$$

Afin de commander un bras de robot, Kawato et coll. (1990) présentent une méthode, puis proposent un réseau de neurones permettant de la mettre en œuvre pour résoudre simultanément les trois problèmes de : (1) déterminer une trajectoire exprimée dans les coordonnées spatiales de la cible à atteindre ; (2) calculer la cinématique et la dynamique directe du bras ; (3) produire des commandes motrices qui permettent de suivre la trajectoire.

Une procédure itérative permet de minimiser C_{Torque} , connaissant l'état du système à l'instant initial et l'état à atteindre au temps final. Par la méthode des multiplicateurs de Lagrange, on se ramène à un système d'équations différentielles, résolu à chaque itération.

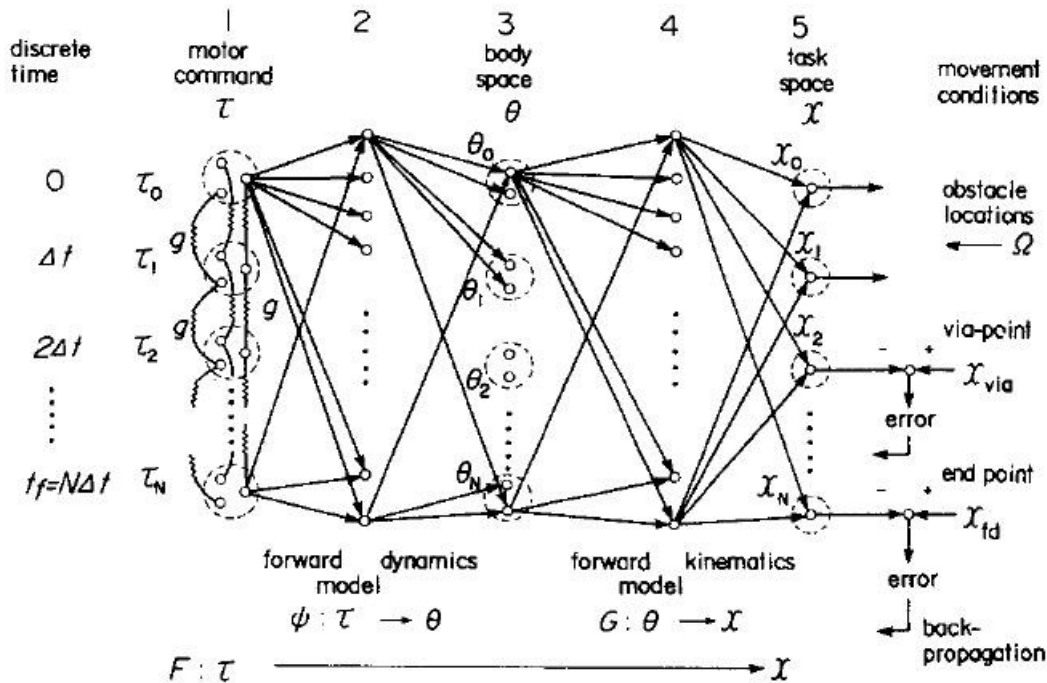


Figure 1.6 : Diagramme schématique du réseau de neurones décrit dans (Kawato et coll. 1990). Les lettres τ_i , θ_i , et x_i notent respectivement le contrôle moteur, la trajectoire articulaire et la trajectoire spatiale à l'instant i .

Plusieurs autres critères d'optimisation ont été proposés. Guigon et coll. (2007) proposent que la redondance dans la planification des mouvements soit résolue par la minimisation de l'activité neuronale qui commande les muscles. La quantité à minimiser est :

$$E^2 = \sum_{i=1}^N \int_0^T u_i^2 dt \quad (1-2-3)$$

Où u_i est l'activité des motoneurones.

En cas de bruit dans la commande, ce modèle peut être étendu en y intégrant la méthode de contrôle optimal rétroactif stochastique de Todorov et coll. (2002).

D'autres auteurs ont donc proposé que le SNC planifie un mouvement fluide en diminuant le bruit, c'est à dire la variabilité associée à la commande, comprise comme une erreur (Harris et Wolpert 1998).

Les auteurs de ces modèles analysent des résultats expérimentaux et comportementaux, afin d'induire un critère d'optimalité. Puis, ayant choisi un critère, ils calculent une solution optimale assurant la coordination des mouvements et reproduisant les résultats observés. Ces modèles sont pour la plupart fondés sur une hypothèse de contrôle hiérarchique : un niveau de commande supérieur est supposé déterminer une trajectoire du membre vers la cible à atteindre, et envoyer des signaux prémoteurs à un niveau de commande inférieur ; ce niveau inférieur produit à son tour des signaux moteurs envoyés aux articulations et permettant de suivre cette trajectoire.

1.3 Le Cervelet, considéré comme un contrôleur

La question posée est de savoir comment le SNC contrôle un membre articulé, redondant, d'une façon fluide et régulière. Ce qui revient à identifier un critère de choix d'une solution motrice parmi l'infinité des solutions possibles. La façon la plus classique de résoudre la redondance est d'imposer des contraintes supplémentaires au mouvement afin de pouvoir déterminer la solution optimale, celle qui satisfait le mieux à ces contraintes. Ceci revient à minimiser une fonction de coût, et plusieurs fonctions de coût ont été proposées et modélisées (voir § 1.2.2). Du point de vue computationnel, et dans une perspective hiérarchique, planifier la position paraît le moyen le plus simple, puisque l'objectif du plus haut niveau hiérarchique de planification du SNC est d'effectuer un mouvement qui atteigne son but, en changeant la configuration du corps pour le mettre dans une configuration finale. La façon d'exécuter ce changement peut être laissée aux niveaux inférieurs.

Pour que des mouvements rapides soient exacts, les ordres moteurs doivent être préparés avant le déclenchement de l'action. En effet, un mouvement d'un membre vers un but peut être considéré comme rapide s'il est si bref qu'aucune prise d'information sur son accomplissement ne soit possible pendant cet accomplissement. Un mouvement rapide est donc un mouvement plus bref que la somme de la durée de transmission des ordres moteurs dans les voies motrices, et de la durée de retour et de traitement des informations dans les voies sensorielles qui permettent de le percevoir. Selon cette définition, les mouvements lents sont ceux qui sont commandés en "boucle fermée", au moyen des signaux sensoriels (visuels, tactiles ou proprioceptifs, par exemple), et les mouvements rapides ceux qui doivent être commandés en "boucle ouverte" parce que toute information sensorielle est déjà obsolète lorsqu'elle atteint les régions prémotrices. Une commande en boucle fermée induirait dans ce cas des

mouvements inadaptés à la situation actuelle, et le système commandé pourrait même devenir instable. Par conséquent les ordres moteurs qui commandent les mouvements rapides doivent être préparés avant et pendant les mouvements, par un processus qui tienne compte des caractéristiques géométriques et dynamiques du membre (caractéristiques qui peuvent être décrites par une fonction biomécanique des forces, de l'inertie, de la visco-élasticité, du temps, etc...). Pour que le mouvement soit exact, une commande en boucle ouverte nécessite même que ce processus anticipe l'état de la fonction biomécanique du membre lorsque les muscles se contracteront sous l'effet de ces ordres moteurs.

Plusieurs auteurs ont proposé que le Cervelet contiendrait un modèle interne de la dynamique du corps et effectuerait un calcul approché de la dynamique inverse (Schweighofer 1998 a,b, Kawato et coll. 1992, 1987), tandis que d'autres ont proposé que le Cervelet participerait plutôt à la perception qu'à l'action, en prédisant surtout les messages sensoriels afférents (Miall et coll. 1993, 1996; Miall 1998; Wolpert et coll. 1996; Wolpert et Kawato. 1998; Barto et coll. 1995; 1999). Loin d'être incompatibles, ces deux fonctions sont complémentaires, l'une et l'autre étant assurées par l'aptitude du Cortex cérébelleux à prédire l'évolution de signaux dans le temps, à partir des valeurs actuelles d'autres signaux (Darlot 1993; Darlot et coll. 1996 ; Eskiizmirliler et coll. 2002 ; Ebadzadeh et coll. 2005).

En effet, le Cervelet traite les signaux prémoteurs issus du Cortex Cérébral moteur, de la Moelle épinière, du Collicule supérieur, etc., et envoie aux motoneurones, via le Noyau Rouge, des ordres moteurs qui assurent la précision des mouvements planifiés. Les mouvements rapides atteignent ainsi leur but sans être contrecarrés par les réflexes, qui restent cependant, à chaque instant, prêts à s'opposer à des perturbations éventuelles.

1.3.1 Modèle de voies cérébelleuses :

Le modèle des voies cérébelleuses utilisé dans notre étude est déduit de contraintes physiques et physiologiques. Il permet d'estimer la dynamique inverse après avoir appris la dynamique directe (Darlot et coll. 1996 ; Eskiizmirliler 2000 ; Eskiizmirliler et coll. 2002 ; Ebadzadeh et Darlot 2003).

Le principe est simple : pour qu'un mouvement soit exact, le signal de commande (α) envoyé par les motoneurones aux muscles doit être tel que les mouvements désiré (x) et accompli (y) soient égaux (Figure 1.7). Une manière d'exprimer cette contrainte est de noter h la fonction biomécanique du membre en mouvement et h^{-1} une fonction inverse.

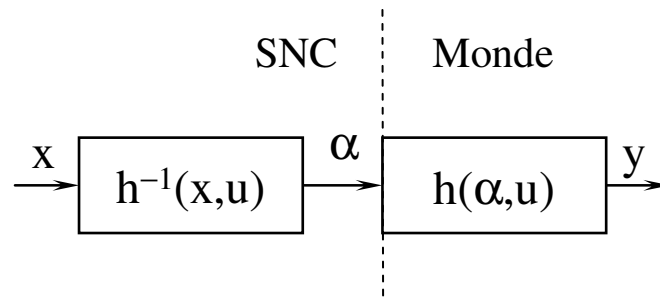


Figure 1.7 : Nécessité d'un modèle inverse

La figure.1.7 illustre comment un modèle inverse permet d'obtenir $y = x$

Les équations mathématiques sont :

$$y = h(\alpha, u) \quad (1-3-1)$$

$$\alpha = h^{-1}(x, u) \quad (1-3-2)$$

Par la combinaison (1-3-1) et (1-3-2) :

$$y = h[h^{-1}(x, u), u] = x \quad (1-3-3)$$

Le calcul d'une fonction inverse est un problème mal posé qui n'a pas de solution générale (Tikhonov et Arsenine 1974; Connes et Bouchareine 1989). En effet une fonction directe est déterministe mais une fonction inverse ne l'est pas, puisque des effets semblables peuvent résulter de causes différentes. Une fonction inverse unique, valable en tous les cas, ne peut donc être définie. Néanmoins, le calcul d'une fonction inverse peut être évité en plaçant dans une boucle de rétroaction un observateur (Figure 1.8), élément de circuit capable de prédire l'effet des ordres moteurs parce qu'il contient un modèle interne direct, donc déterministe, de la fonction biomécanique (Darlot 1993 ; Miall et coll. 1993,1996 ; Miall 1998 ; Wolpert et coll. 1998 ; Barto et coll. 1995, 1999).

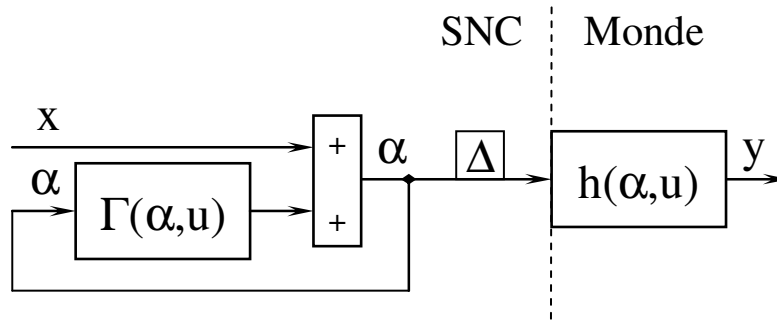


Figure 1.8 : Le modèle de rétroaction.

Comme montré sur la figure 1.8, ce modèle comprend une boucle de rétroaction contenant une fonction directe $\Gamma(\alpha, u)$ qui traite le signal moteur α après un retard δ , dû à la boucle, beaucoup plus bref que le délai de transmission Δ au motoneurone.

La question est de déterminer $\Gamma(\alpha, u)$ telle que la condition $y = x$ soit satisfaite, les équations du circuit étant les suivantes :

$$y = h[\alpha(t - \Delta) , u] \quad (1-3-4)$$

$$\alpha(t) = x + \Gamma[\alpha(t - \delta) , u] \quad (1-3-5)$$

En combinant la condition $x = y$ et (1-3-4) :

$$x = h[\alpha(t - \Delta) , u] \quad (1-3-6)$$

Par la combinaison de (1-3-5) et (1-3-6) :

$$\alpha(t) = h[\alpha(t - \Delta) , u] + \Gamma[\alpha(t - \delta) , u] \quad (1-3-7)$$

$$\Gamma[\alpha(t - \delta) , u] = \alpha(t) - h[\alpha(t - \Delta) , u] \quad (1-3-8)$$

α peut être écrit comme :

$$\alpha(t) \cong \alpha(t - \delta) + \delta . (d\alpha/dt) \quad (1-3-9)$$

Par la combinaison de (1-3-7), (1-3-8) et (1-3-9) :

$$\Gamma[\alpha(t - \delta) , u] = \alpha(t - \delta) - h[\alpha(t - \Delta) , u] + \delta . (d\alpha/dt) \quad (1-3-10)$$

Si δ est très petit, ainsi :

$$\alpha(t - \delta) \gg \delta . (d\alpha/dt) \quad (1-3-11)$$

Par la combinaison de (1-3-10) et (1-3-11) :

$$\Gamma[\alpha(t - \delta), u] = \alpha(t - \delta) - h[\alpha(t - \delta - (\Delta - \delta)), u] \quad (1-3-12)$$

Le modèle résultant, avec la rétroaction, est montré sur la figure 1.9.

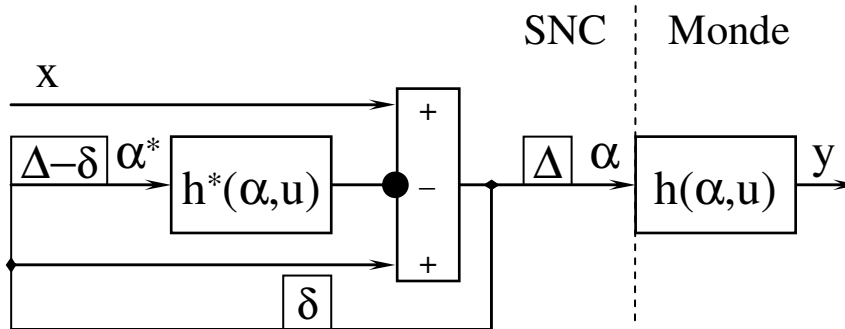


Figure 1.9 : Le modèle de rétroaction.

Une fonction inverse approximée, permettant de calculer un signal de commande convenable, peut être calculée par un circuit de rétroaction constitué de deux boucles en parallèle, dont l'une contient un observateur capable de prédire les effets des ordres moteurs à chaque instant, en utilisant la connaissance de l'état du corps. Un tel observateur, ou prédicteur, noté h^* sur la figure 1.9, se comporte comme un modèle interne direct, donc déterministe, du système à contrôler, ici une fonction biomécanique. Selon la théorie proposée, l'anticipation des valeurs de signaux neuronaux serait la fonction du Cortex Cérébelleux, et le calcul des fonctions inverses approximées serait celle de tout le Cervelet.

1.3.2 Interprétation anatomique :

La physiologie du Cervelet a été étudiée depuis plus d'un siècle (depuis Ramón y Cajal, qui fut lauréat du prix Nobel de Physiologie en 1906). Le Cervelet est un centre nerveux régulateur de la fonction motrice, au sens large (mouvement + posture + équilibre). Il reçoit des informations de tous les segments du névraxe (Moelle épinière, Tronc cérébral, Cortex cérébral moteur). Il traite ces informations et détermine l'organisation chronologique des programmes moteurs du mouvement. Il permet ainsi d'accomplir des mouvements rapides et coordonnés, précis et adaptés à leur but. Des lésions du Cervelet n'empêchent pas les mouvements, mais les rendent lents, imprécis et mal coordonnés.

Le circuit de la figure 1.9 est comparable aux voies cérébelleuses, puisque la disposition en parallèle d'une boucle positive et d'une boucle négative ressemble à la division des fibres moussues en deux branches, qui activent les Noyaux Cérébelleux et le Cortex Cérébelleux, tandis que la sortie négative du prédicteur évoque la projection des axones inhibiteurs des cellules de Purkinje sur les Noyaux Cérébelleux. Le circuit observateur, capable de prédire le mouvement causé par l'ordre moteur, est ainsi comparable au Cortex Cérébelleux, et l'élément sommateur aux Noyaux Cérébelleux. Cette interprétation anatomique s'accorde bien à l'importance du Cervelet dans la coordination motrice et la compensation des erreurs. En effet, le Cervelet est indispensable pour accomplir des mouvements coordonnés rapides et précis, aussi bien que pour percevoir précisément les mouvements du corps.

Des circuits équivalents à celui de la figure 1.9., mais plus développés, permettent de préciser l'interprétation anatomique (figure 1.10 et 1.11). Dans ces circuits, le signal d'entrée x atteint par deux voies l'élément sommateur qui produit α : une voie directe qui transmet ce signal sans changement, et une voie indirecte dans laquelle le signal est traité. L'élément noté $h^*(\alpha, u)$, le prédicteur, représenterait le Cortex Cérébelleux, qui reçoit, via les fibres moussues, de nombreux signaux sensoriels ainsi que des copies efférentes des signaux moteurs, et les traite pour produire l'activité simple des cellules de Purkinje. Cette activité, notée P , coderait donc un signal dynamique qui anticiperait le mouvement résultant des ordres moteurs, après les délais de transmission dans les voies motrices. L'élément sommateur placé immédiatement en aval de $h^*(\alpha, u)$, où le signal de la boucle positive est additionné au signal de sortie P de $h^*(\alpha, u)$ et qui produit le signal Q , représenterait un groupe de neurones d'un Noyau Cérébelleux. En effet, les mêmes signaux de rétroaction atteignent le prédicteur et l'élément sommateur, tandis que les messages issus des fibres moussues atteignent le Cortex et les Noyaux Cérébelleux. Le signal de sortie négatif du prédicteur est comparable à la projection inhibitrice des cellules de Purkinje sur les neurones des Noyaux Cérébelleux.

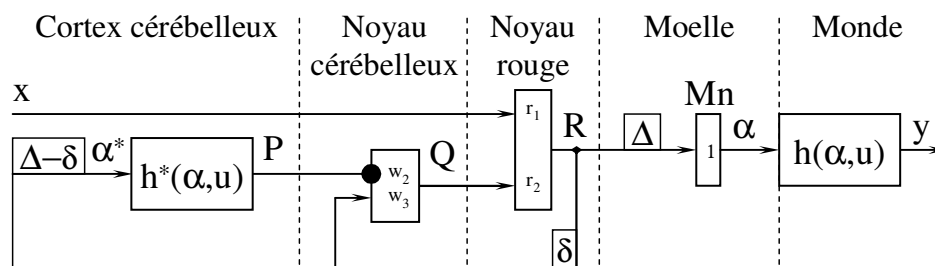


Figure 1.10 : Interprétation anatomique : Noyau Rouge ; Noyau et Cortex Cérébelleux.

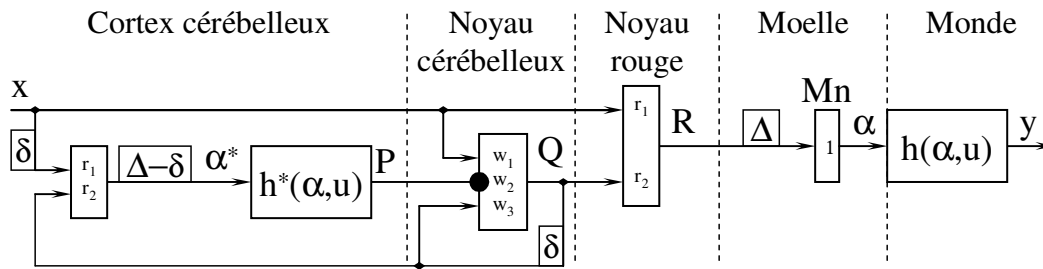


Figure 1.11 : Interprétation anatomique, projection de Noyau Cérébelleux sur lui-même et sur le Cortex cérébelleux.

1.3.3 Cortex Cérébelleux :

Du point de vue anatomique, la surface du Cervelet est plissée, les plis étant séparés par de profonds sillons délimitant des lamelles cérébelleuses. Le Cortex cérébelleux revêt toute la surface des lamelles cérébelleuses ; il s'étend jusqu'au fond des sillons séparant les lamelles et se continue d'une lamelle à l'autre. À l'opposé des variations structurales observées dans le Cortex cérébral, la connectivité des neurones du Cortex cérébelleux est la même dans toutes les régions (Figure 1.12). Cette connectivité s'organise autour des cellules de Purkinje qui se projettent sur les neurones des Noyaux cérébelleux (ou « Noyaux profonds » du Cervelet). Le Cortex cérébelleux est constitué de trois couches : couche moléculaire, couche des cellules de Purkinje et couche des cellules granulaires.

Deux types d'axones, tous deux excitateurs, apportent des informations au Cortex cérébelleux : les fibres moussues et les fibres grimpanes.

Les fibres moussues envoient des collatérales vers les Noyaux profonds et vers le Cortex cérébelleux, où elles font synapse avec les dendrites des cellules granulaires, qui reçoivent chacune des informations issues de quatre à cinq fibres moussues. Les axones des cellules granulaires atteignent la surface du Cortex cérébelleux, où ils se divisent en deux branches opposées, appelées fibres parallèles. Ces fibres activent les dendrites de nombreuses cellules de Golgi et cellules de Purkinje. Les glomérules cérébelleux sont des microstructures formées par l'accolement des fibres moussues à des dendrites de cellules granulaires et à des terminaisons inhibitrices de cellules de Golgi. Via les cellules de Golgi, les signaux des fibres parallèles reviennent donc aux glomérules, par une boucle de rétroaction.

Les fibres grimpantes, toutes issues de l'Olive inférieure, envoient elles aussi des collatérales aux Noyaux profonds du Cervelet et au Cortex cérébelleux, où elles font synapse avec les troncs dendritiques des cellules de Purkinje.

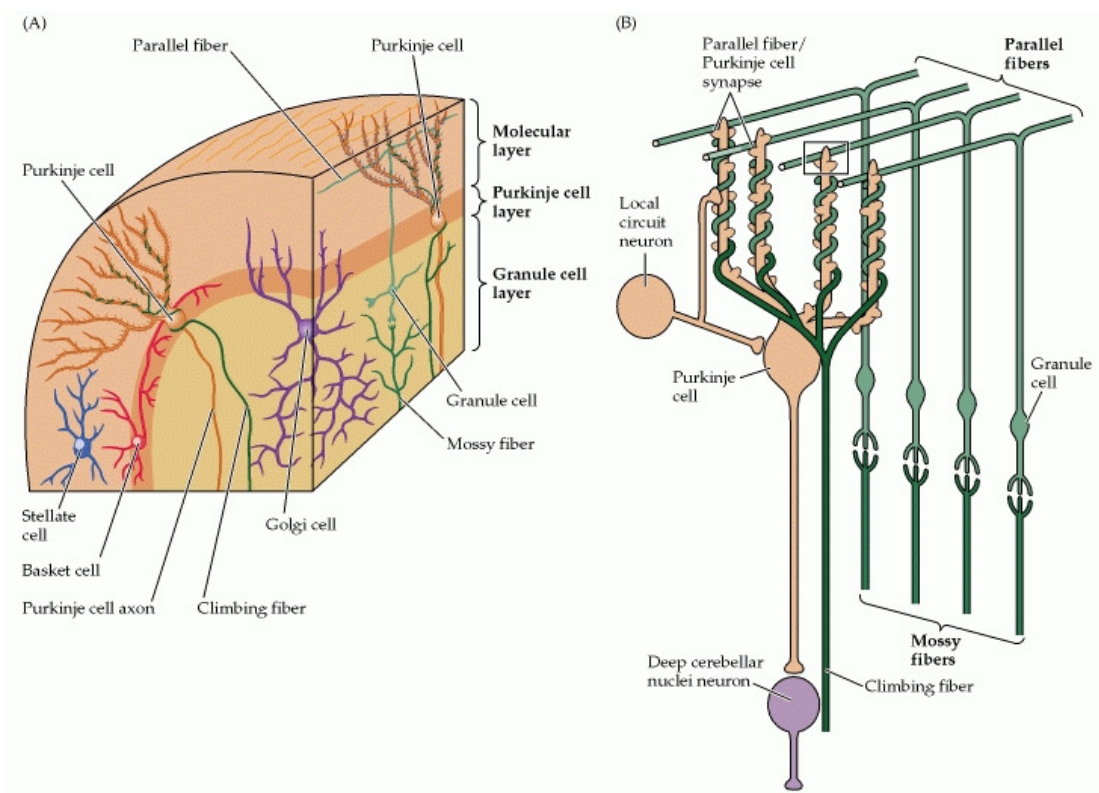


Figure 1.12 : Connectivité des neurones du Cervelet. (A) Les types de neurone du Cortex cérébelleux. (B) Un Schéma du circuit neuronal montrant la convergence des entrées, via les fibres moussues, vers la cellule Purkinje. Image prise du livre de (Neuroscience, 2001).

Des réseaux de neurones formels (*artificial neural networks*, ANNs) ont été employés pour modéliser l'élément prédicteur $h^*(\alpha, u)$ supposé représenter le Cortex Cérébelleux (figure 1.11). Leur connectivité a été conçue pour ressembler à celle, bien connue, du Cortex Cérébelleux (Marr 1969 ; Albus 1971 ; Fujita 1982 ; Chapeau-Blondeau-Blondeau et Chauvet 1991 ; Chauvet 1995 ; Chauvet et Chauvet 1995 ; Schweighofer et coll.1996 a, b ; Eskiizmirliler et coll. 2002 ; Ebadzadeh et Darlot 2003).

Dans les ANNs, les trois principaux types de cellules du Cortex Cérébelleux, les cellules granulaires, de Golgi et de Purkinje, sont modélisés par des neurones formels, dont les fonctions, respectivement notées Fgr, Fgo et Fpu, sont des filtres passe-bas (figure 1.14). Les plasticité synaptiques réglables sont symbolisées par les poids, notés p_{jk} et v_j .

Les cellules granulaires reçoivent les signaux afférents des fibres moussues et les signaux de retour traités par les cellules de Golgi. Tous ces signaux convergent dans les glomérules, où une somme pondérée de signaux serait calculée, au moyen des poids p_{jk} . L'indice j , de 1 à n , indique le numéro du glomérule, et l'indice k l'origine du signal d'entrée : 1 pour des signaux externes au Cortex Cérébelleux et 2 pour des signaux de retour issus des cellules de Golgi. Les signaux des cellules granulaires sont transmis, par les fibres parallèles, jusqu'aux arborisations dendritiques des cellules de Purkinje, où une somme algébrique pondérée serait aussi calculée, au moyen des poids v_j .

Le Cortex Cérébelleux peut être considéré comme composé de deux étages fonctionnels reliés (Eskiizmirliler et coll. 2002; Ebadzadeh et Darlot 2003) (figure 1.13) : 1/ Un étage d'entrée, "étage de codage", où les signaux issus des fibres moussues sont mélangés et traités. Cet étage est constitué des glomérules, des cellules granulaires et de la boucle de rétroaction, via les fibres parallèles et les cellules de Golgi. 2/ Un étage de sortie, ou "étage de choix", situé dans les arborisations dendritiques des cellules de Purkinje. Les signaux choisis sont combinés en une somme pondérée, et constituent un signal prédictif pertinent, le signal de sortie du Cortex Cérébelleux, qui parvient ensuite, via les axones des cellules de Purkinje, aux neurones des Noyaux Cérébelleux. Les poids synaptiques sont réglés, lors d'un apprentissage supervisé, par des signaux professeurs calculés à partir des erreurs motrices. Dans l'arborisation dendritique de chaque cellule de Purkinje, le signal professeur apporté par la fibre grimpante règle l'efficacité de la transmission synaptique des signaux des fibres parallèles.

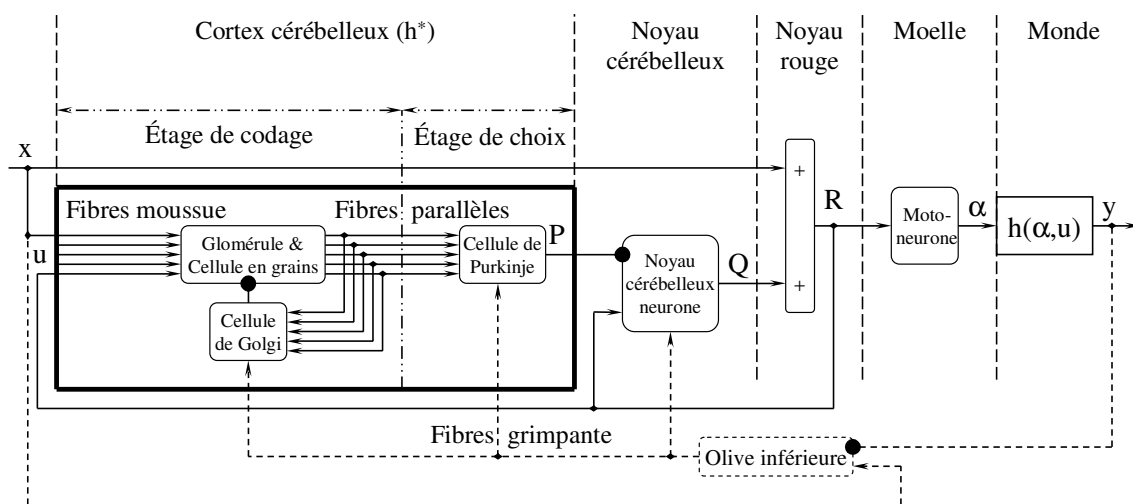


Figure 1.13 : Connectivité des réseaux de neurones artificiels (ANNs) représentant le Cortex Cérébelleux.

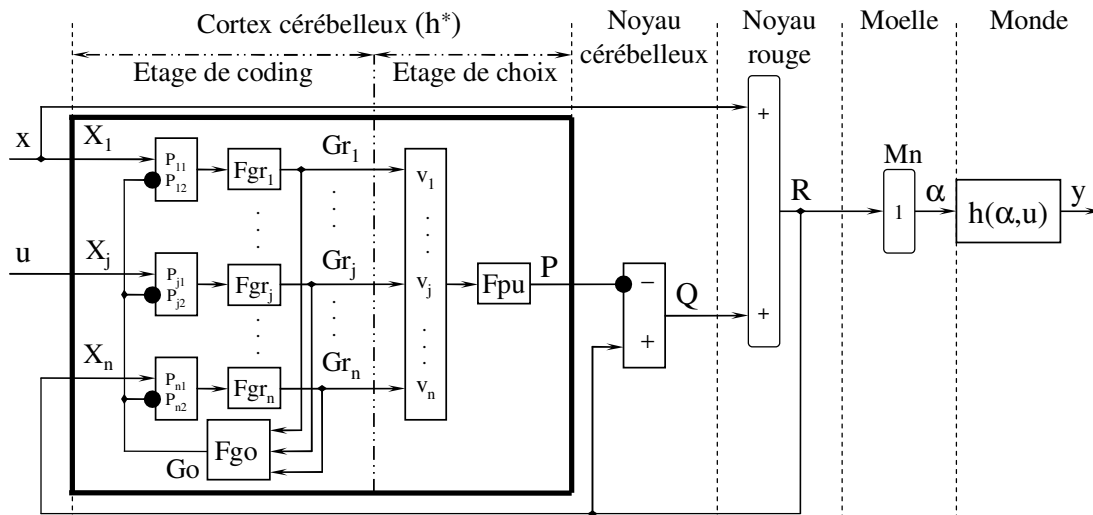


Figure 1.14 : Modèle détaillé du réseau de neurones artificiel modélisant le Cortex Cérébelleux.

1.4 Commande d'un bras articulé à 1 d.d.l par le modèle de voies cérébelleuses :

La structure de ce modèle des voies cérébelleuses est déduite de lois mathématiques et physiques qui régissent les mouvements des membres. Afin de vérifier la validité du modèle et son interprétation anatomique, plusieurs modèles dérivés de celui présenté dans la section §1.3 ont été proposés pour commander un bras de 1 d.d.l.

Eskiizmirliler (2000) propose un modèle de voies de voies cérébelleuses décrivant la commande descendante des muscles actionnant le bras robotique. Ce modèle tient compte des changements de la géométrie de l'articulation en fonction des forces exercées par les muscles. Un tel circuit permet d'inverser les produits de composition de fonctions biomécaniques décrivant la dynamique du bras robotique. Dans la Figure 1.15., chaque produit de composition de fonction est représenté par la fonction d'une partie du Cortex cérébelleux. Pour que le circuit de commande soit capable d'apprendre la dynamique du robot, les fonctions du Cortex cérébelleux ont été remplacées par des circuits neuronaux dont les connectivités ressemblent à celle du Cortex cérébelleux (figure 1.16).

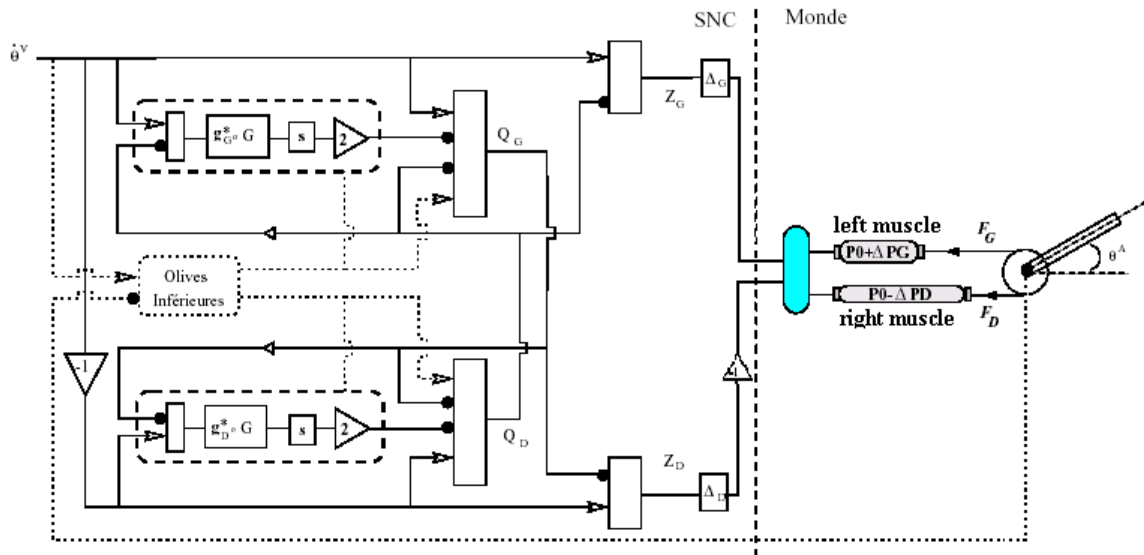


Figure 1.15 : Schéma de voies cérébelleuses pour commander un bras robotique actionné par des muscles artificiels.

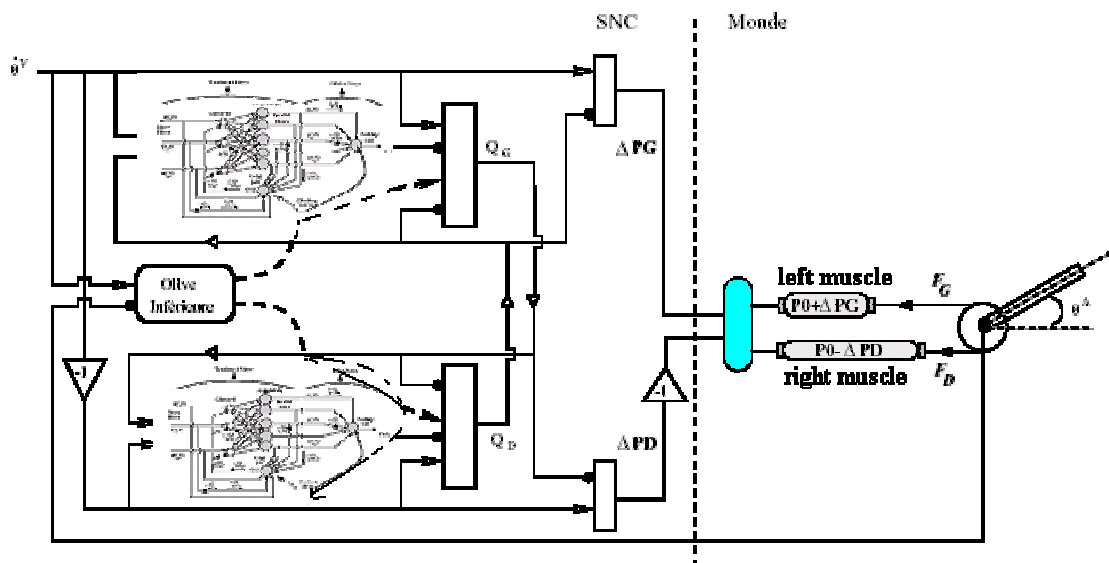


Figure 1.16 : Schéma de voies cérébelleuses pour commander un bras robotique actionné par des muscles artificiels. Modélisation du Cortex cérébelleux par réseau de neurones formels.

Ebadzadeh (2004) propose un autre circuit de commande des mouvements dans lequel le calcul de la dynamique inverse est fait en deux étapes, correspondant aux deux processus physiques qui déterminent les mouvements. En effet, quand plusieurs muscles agissent sur une articulation, ils produisent des forces dont les moments s'ajoutent vectoriellement et c'est cette somme vectorielle qui accélère le segment mobile. Deux processus physiques ont donc lieu successivement :

1/ Les ordres moteurs émis par les motoneurones font contracter les muscles. Les ordres moteurs α_i , issus d'un groupe de motoneurones, activent le muscle numéro i , qui produit la force F_i , par un processus biophysique décrit par une fonction notée g_i .

2/ La somme des moments cause le mouvement. En effet, la somme vectorielle des moments des diverses forces par rapport au centre de rotation détermine l'accélération du segment mobile, selon la loi de Newton :

$$T_1 - T_2 = J\ddot{\theta} + B\dot{\theta} + K\theta \quad (1-4-1)$$

Avec T_1 et T_2 les moments produits par les 2 muscles.

Puisque ces deux étapes sont placées en série, les fonctions inverses sont calculées en série aussi, comme illustré sur la figure 1.17, où toutes les fonctions g_i des divers muscles sont notées ensemble g qui comprend les raideurs et les viscosités des muscles et où les relations physiques exprimées par l'équation (1.4.1) sont notées par l'ensemble G qui comprend l'inertie et l'effet gravitaire. On peut donc supposer l'existence de deux circuits inverseurs en série, chacun capable d'apprentissage.

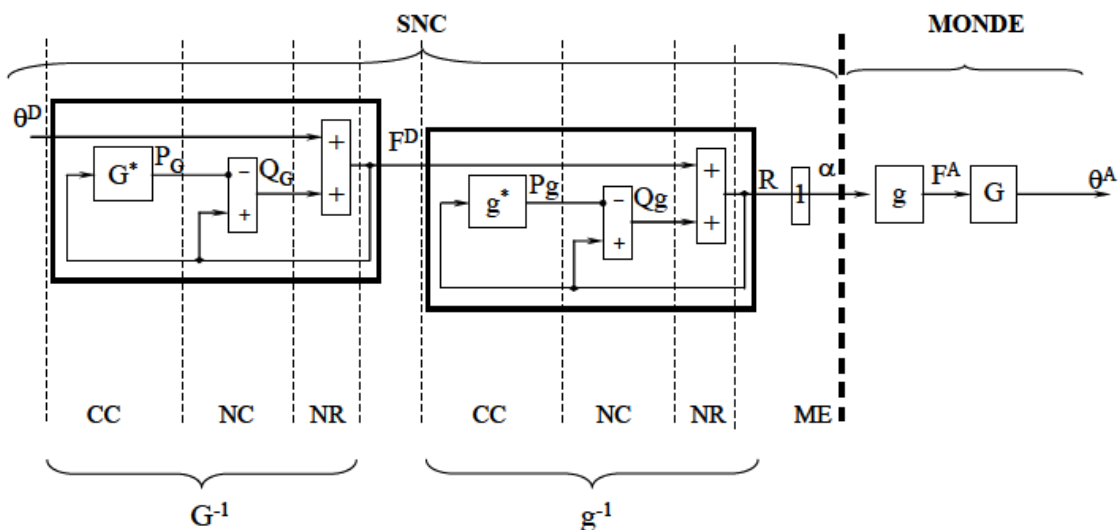


Figure 1.17 : Interprétation anatomique en deux étapes.

Le circuit peut être complété par des voies sensorielles ascendantes et des boucles de réflexes médullaires pour compenser les perturbations externes.

Par la suite une collaboration avec M. Rodolphe Gentili nous a permis d'étudier comment l'orientation du bras dans le champ de gravité est prise en compte dans les voies cérébelleuses. Les mouvements d'un bras de robot dans le plan vertical sont comparés à des mouvements naturels du bras humain.

La précision des mouvements du corps nécessite d'une part que l'accélération de la gravité soit prise en compte lors de leur planification, de leur commande et de leur contrôle, et d'autre part que les effets sensoriels des mouvements soient prévus. Des représentations internes de la géométrie et de la dynamique des segments corporels, ainsi que de leur orientation dans le champ de gravité, permettraient cette précision des mouvements (pour une revue voir Pozzo 1998).

Expérimentalement, l'analyse cinématique de mouvements de pointage verticaux du bras a montré des décours de vitesse asymétriques, selon que le mouvement allait vers le haut ou le bas (Papaxanthis 1998 ; Papaxanthis 2003 ; Gentili 2004). Le Système Nerveux Central utiliserait l'accélération gravitaire pour lancer ou pour freiner les mouvements du bras dirigés respectivement vers le bas et vers le haut. Les mouvements des objets seraient aussi représentés dans le SNC, puisque la vitesse d'une balle en chute libre dans le champ gravitaire, à partir d'une hauteur connue, peut être prévue (McIntyre 2001). De plus, les caractéristiques physiques des objets et des membres pourraient être représentées dans le Cervelet (Wolpert 1998 ; Imamizu 2000), dont les propriétés prédictives permettraient des anticipations sensori-motrices (Blakemore 1979 ; Rost 2005) ainsi que des calculs de dynamique inverse (Darlot 1996 ; Schweighofer 1998).

Les résultats publiés dans (Gentili et coll. 2009) montrent que le réseau de neurones qui modélise le Cortex Cérébelleux paraît acquérir, au cours de l'apprentissage, des représentations internes des fonctions biomécaniques des muscles et du membre, incluant l'action de la gravité sur le membre pendant des mouvements verticaux du bras. Ce résultat s'accorde à la proposition que l'orientation de chaque segment de membre par rapport à la gravité serait représentée dans le Cerveau, après l'apprentissage sensori-moteur (Pozzo 1998 ; Papaxanthis 1998 ; McIntyre 2001; Gentili 2004 ; Indovina 2005 ; Senot 2005). À chaque force externe agissant sur un membre pourrait même correspondre une représentation interne, comme le suggèrent les résultats observés lors de l'application d'un champ de forces sur le bras (Smith et Shadmehr 1993). Les représentations internes des fonctions biomécaniques anticiperaient les mouvements résultant des ordres moteurs.

2 Contrôle d'un bras articulé à 2 ddl :

2.1 Introduction :

Les mouvements volontaires résultent de l'activation coordonnée des muscles squelettiques sous l'effet des signaux de commande envoyés par le Système Nerveux Central (SNC) vers les motoneurones qui innervent les muscles.

Les caractéristiques biomécaniques d'un membre peuvent être décrites par une fonction de plusieurs variables : inertie, visco-élasticité, raideur. Pour commander les mouvements volontaires, il faut que le SNC prenne en compte cette fonction biomécanique. Selon la théorie exposée ci-dessus (§1.3), un modèle direct, prédictif, placé dans une boucle de rétroaction, permet le calcul approché d'une fonction inverse. L'anticipation des valeurs de signaux neuronaux serait la fonction du Cortex Cérébelleux (modèle direct) et le calcul des fonctions inverses approximées serait celle de tout le Cervelet (modèle inverse).

Le but de cette étude est de :

- Modéliser la préparation des ordres moteurs qui commandent les mouvements d'un bras composé de plusieurs articulations ;
- Transposer à la Robotique des principes de commande inspirés de la Physiologie, afin de faire effectuer à des robots des mouvements à la fois souples et rapides.

Commander un système consiste à lui imposer un comportement pour effectuer une action ; concevoir un processus permettant d'agir sur un système nécessite donc de définir, aussi précisément que nécessaire, un modèle décrivant l'état de ce système. C'est pourquoi nous modéliserons, dans une première partie, les éléments constitutifs d'un bras robotique, puis proposerons, dans une deuxième partie, des techniques de calcul d'une loi de commande.

2.2 Présentation et modélisation d'un robot à 2 ddl actionné par des muscles de McKibben :

2.2.1 Muscles pneumatiques de type McKibben :

Un muscle artificiel pneumatique de McKibben est un système contractile produisant une force, composé d'une chambre à air cylindrique en caoutchouc recouverte d'une gaine tressée, formée d'un cordage symétrique à double hélice.

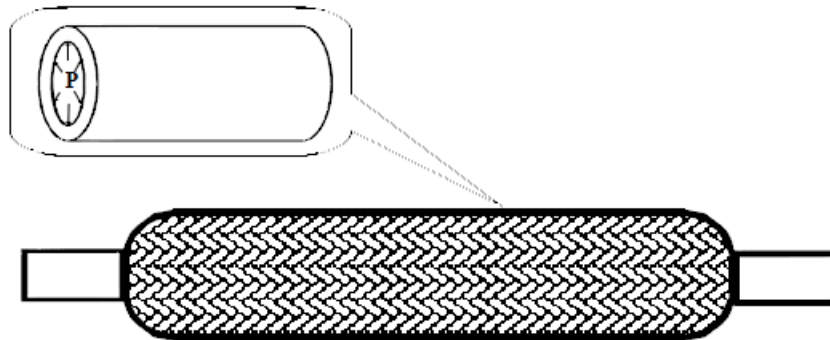


Figure 2.1 : Muscle de McKibben

La tresse transforme la pression dans la chambre à air élastique en une force axiale de contraction proportionnelle à la longueur, de sorte que l'ensemble se comporte comme un ressort de raideur réglable. Cette transformation a été décrite par un modèle physique (Tondu 2000). Quoique les principes physiques soient très différents, les muscles biologiques et ce type de muscle artificiel présentent des souplesses comparables, et leurs raideurs dépendent de l'activation (qui cause la contraction des fibres musculaires, ou bien fait varier la pression interne).

De point de vue fonctionnel, le muscle paraît comme un système à une sortie, la force de contraction, et à deux entrées : une entrée de commande, la pression, et une entrée dépendante de la charge : la longueur (bien entendu, dans un système composé d'un segment mobile et de deux muscles en opposition, les longueurs sont des variables internes et la charge est une entrée, comme nous le verrons ci-dessous).

Le muscle peut être modélisé comme un ensemble constitué par un ressort de raideur réglable, qui exerce une force active, et par un amortisseur disposé en parallèle. La force dépend de la pression appliquée, du taux de contraction du muscle et de la variation de ce taux au cours du temps.

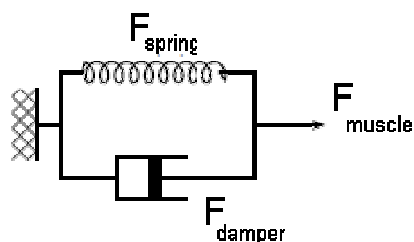


Figure 2.2 : La force de contraction du muscle de McKibben

La force musculaire est la somme de deux forces :

$$F_{Muscle} = F_M(\varepsilon, \dot{\varepsilon}, p) = F_{spring}(\varepsilon, p) + F_{damper}(\dot{\varepsilon}, p) \quad (2-2-1)$$

Avec :

$$\begin{cases} F_{spring}(\varepsilon, p) = (\pi.r_0^2)p(a(1-k\varepsilon)^2 - b), 0 \leq \varepsilon \leq \varepsilon_{max} \\ \varepsilon = (l_0 - l)/l_0, a = 3/\tan^2(\alpha_0), b = 1/\sin^2(\alpha_0) \end{cases} \quad (2-2-2)$$

Tondu et Lopez ont proposé un modèle linéarisé de cette fonction sous la forme :

$$\begin{cases} F_{spring}(\varepsilon, p) = F_{max}(1 - \varepsilon/\varepsilon_{max}) \\ F_{max} = (\pi.r_0^2)p(a - b) \quad \text{pour } \varepsilon = 0 \\ \varepsilon_{max} = 1 - \sqrt{b/a} \quad \text{pour } F = 0 \end{cases} \quad (2-2-3)$$

Et la force de l'amortisseur est donnée par :

$$F_{damper}(\dot{\varepsilon}, p) = -B.d\varepsilon/t$$

En notant :

l_0	longueur du muscle au repos
l	longueur courante du muscle
ε	taux courant de contraction du muscle
ε_{max}	taux de contraction maximale
F_{max}	la force maximale
α_0	l'angle de tresse au repos

r_0	rayon de la chambre à air au repos
p	Pression courante

2.2.2 Actionnement d'un segment par deux muscles antagonistes :

Deux muscles artificiels montés en opposition définissent un actionneur, qui agit sur une articulation mécanique comme deux muscles antagonistes sur une articulation biologique.

Trois types de commande peuvent être envisagés :

- Les deux muscles sont commandés par un seul signal de commande, codant une différence de pression entre les muscles agoniste et antagoniste. Cette commande est possible, mais n'est pas biologiquement plausible car la mesure des signaux envoyés aux muscles biologiques montre que leurs décours temporels diffèrent.
- Un seul muscle est commandé, le muscle antagoniste servant de ressort de rappel.
- Les deux muscles sont commandés à des pressions indépendantes. Cette approche est plausible et donc est suivie dans cette étude.

Le principe de fonctionnement de l'actionneur est le suivant :

Une chaîne dont les bouts sont attachés aux muscles s'engrène dans un pignon denté solidaire du segment mobile (voir figure 2.3).

1/ Avant le mouvement, les deux muscles sont contractés tous les deux à un même taux initial de contraction ε_0 , et sont gonflés à la même pression p_0 (si le mouvement part de la position de référence).

2/ À partir de cet état initial, la commande de l'actionneur fait augmenter la pression de Δp_1 dans un des deux muscles, tout en diminuant la pression de Δp_2 dans l'autre muscle. En conséquence, le muscle 1, l'agoniste, se contracte et le muscle 2, l'antagoniste, s'allonge, ce qui fait tourner le pignon et entraîne la rotation du segment.

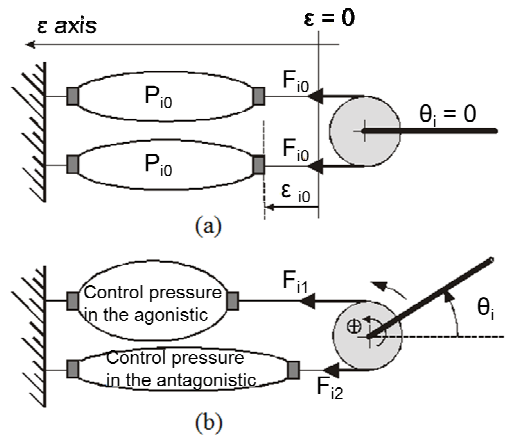


Figure 2.3 : Schéma de fonctionnement. (a) état initial ; (b) état courant.

L'actionneur produit un couple moteur τ_m qui entraîne le pignon de rayon R . Ce couple moteur est donné par l'équation suivante :

$$\tau_m = R.(F_1 - F_2) \quad (2-2-4)$$

Où F_1 est la force développée par le muscle 1, agoniste, et F_2 est la force développée par le muscle 2, antagoniste.

2.2.3 Bras robotique à 2 d.d.l :

Ce bras robotique à 2 d.d.l. (de type SCARA pour « Selectively Compliant Assembly Robot Arm »), est composé de deux segments que l'on désigne respectivement comme le bras et l'avant-bras par analogie avec un membre humain, chacun étant mis en rotation par un actionneur à 1 d.d.l à deux muscles antagonistes (voir § 2.2.2). Les deux articulations tournent autour d'axes parallèles, de sorte que les segments sont déplacés dans des plans parallèles.

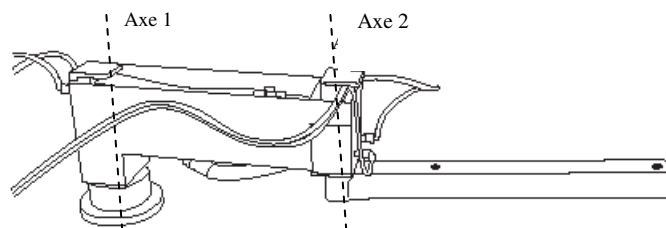


Figure 2.4 : Robot SCARA. Axes verticaux ; segments horizontaux

Les axes de rotation de l'actionneur du bras et de celui de l'avant-bras sont désignés respectivement comme Axe1 et Axe2. L'Axe1 entraîne ainsi en rotation le bras et l'avant-bras. La rotation de l'Axe2 n'entraîne que l'avant-bras. Le bras contient les 2 actionneurs, le sien et celui qui actionne l'avant-bras (voir sur la figure 2.5. la disposition des 4 muscles).

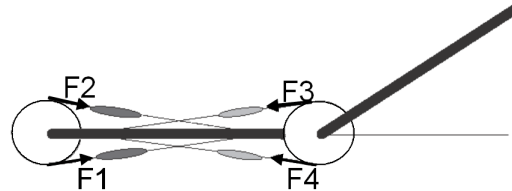


Figure 2.5 : Schéma d'action antagoniste

Matériellement, le contrôle de la pression dans chacun des muscles est assuré par des servovalves. Les muscles sont équipés de capteurs de forces qui mesurent les forces exercées, de même que les récepteurs tendineux de Golgi mesurent les tensions des muscles biologiques. Des potentiomètres montés sur chaque axe mesurent les positions articulaires. Ces potentiomètres ont une fonction analogue à celle des fuseaux neuromusculaires.

Les servovalves et les capteurs sont pilotés par un ordinateur via une carte E/S.

2.2.4 Modèle dynamique du bras robotique à 2 d.d.l:

Afin de pouvoir commander ou simuler le bras robotique, un modèle dynamique a été établi, en exprimant les équations liant le mouvement aux couples de forces exercés par les actionneurs et à ceux dus aux interactions. On obtient ainsi un système d'équations différentielles non linéaires. Le formalisme d'Euler-Lagrange a été utilisé pour établir ce modèle dynamique du robot. Le lagrangien du système mécanique est noté L , K et P étant respectivement l'énergie cinétique et l'énergie potentielle :

$$L = K - P \quad (2-2-5)$$

Le bras robotique est un système mécanique dont la configuration est définie par le vecteur des coordonnées articulaires généralisées $\theta = [\theta_1, \theta_2]^T$. Soit $L(\theta, \dot{\theta})$ son Lagrangien, et soit $\tau = [\tau_1, \tau_2]^T$ le vecteur de même dimension que θ exprimant la somme des forces extérieures généralisées agissant sur ce système (les couples exercés par les actionneurs).

Lors d'un changement de configuration du robot, le vecteur θ satisfait au système d'équations suivantes, dites équations d'Euler-Lagrange :

$$\frac{d}{dt} \left(\frac{\partial L}{\partial \dot{\theta}} \right) - \frac{\partial L}{\partial \theta} = \tau \quad (2-2-6)$$

Puisque les segments du bras robotique sont rigides et se déplacent dans un plan horizontal, ce système n'est soumis ni à la pesanteur ni à des efforts élastiques. Par conséquent, son énergie potentielle est nulle : $P = 0$. Son Lagrangien est donc constitué par la seule énergie cinétique K . Pour un manipulateur en mouvement libre, dont la configuration est définie par un ensemble θ de paramètres indépendants (comme représenté sur la figure 2.5), l'énergie cinétique s'exprime comme :

$$K = \sum_{i=1,2} K_i = \frac{1}{2} \sum_{i=1,2} \dot{X}_i^t M_i \dot{X}_i \quad (2-2-7)$$

Où \dot{X}_i est la vitesse du centre d'inertie du solide i et M_i sa masse.

Comme la vitesse \dot{X}_i dépend de $\dot{\theta}_j$, l'équation (2-2-7) devient :

$$K = \frac{1}{2} \sum_{i=1,2} \sum_{j=1,2} M_{ij}(\theta_1, \theta_2) \dot{\theta}_i \dot{\theta}_j \quad (2-2-8)$$

On obtient les équations d'Euler-Lagrange d'un tel système en calculant :

$$\frac{d}{dt} \left(\frac{\partial K}{\partial \dot{\theta}_i} \right) = \frac{d}{dt} \left(\sum_{j=1,2} M_{ij}(\theta_1, \theta_2) \dot{\theta}_j \right) = \sum_{j=1,2} M_{ij} \ddot{\theta}_j + \sum_{j=1,2} \dot{M}_{ij} \dot{\theta}_j \quad (2-2-9)$$

$$\frac{\partial K}{\partial \theta_i} = \frac{\partial}{\partial \theta_i} \left(\frac{1}{2} \sum_{j=1,2} \sum_{k=1,2} M_{jk} \dot{\theta}_j \dot{\theta}_k \right) = \frac{1}{2} \sum_{j=1,2} \sum_{k=1,2} \frac{\partial M_{jk}}{\partial \theta_i} \dot{\theta}_j \dot{\theta}_k \quad (2-2-10)$$

Et si on ajoute un couple τ_i dû aux forces antagonistes agissant directement sur la variable θ_i , alors l'équation du mouvement du système mécanique est :

$$\tau_i = \sum_{j=1,2} M_{ij} \ddot{\theta}_j + \sum_{j=1,2} \sum_{k=1,2} \left(\frac{\partial M_{ij}}{\partial \theta_k} \dot{\theta}_j \dot{\theta}_k - \frac{1}{2} \frac{\partial M_{jk}}{\partial \theta_i} \dot{\theta}_j \dot{\theta}_k \right) \quad (2-2-11)$$

Il s'agit d'un système d'équations différentielles du second ordre, composé des forces d'inertie et des forces de Coriolis, qui s'écrit, sous une forme matricielle :

$$M(\theta)\ddot{\theta} + C(\theta, \dot{\theta}) = \tau \quad (2-2-12)$$

Ici $\theta = [\theta_1, \theta_2]^T$ est le vecteur des coordonnées articulaires ; $\dot{\theta} = [\dot{\theta}_1, \dot{\theta}_2]^T$ est le vecteur des vitesses articulaires ; $\ddot{\theta} = [\ddot{\theta}_1, \ddot{\theta}_2]^T$ le vecteur des accélérations articulaires, et $M(\theta)$ la matrice d'inertie qui est égale à :

$$M(\theta) = \begin{pmatrix} I_1 + I_2 + M_2 L_1^2 + 2M_2 L_1 L_{g2} \cos \theta_2 & I_2 + M_2 L_1 L_{g2} \cos \theta_2 \\ I_2 + M_2 L_1 L_{g2} \cos \theta_2 & I_2 \end{pmatrix} \quad (2-2-13)$$

Où I_i est le moment d'inertie autour des axes de θ_i , L_i est la longueur du segment i , L_{g2} est le centre de gravité du segment 2 et M_2 sa masse. $C(\theta, \dot{\theta})$ est la matrice contenant les forces de Coriolis et les forces centrifuges :

$$C(\theta, \dot{\theta}) = M_2 L_1 L_{g2} \sin \theta_2 \begin{pmatrix} -2\dot{\theta}_2 & -\dot{\theta}_2 \\ \dot{\theta}_1 & 0 \end{pmatrix} \quad (2-2-14)$$

$\tau = [\tau_1, \tau_2]^T$ est le vecteur des couples exercés par les muscles.

$$\tau = \begin{pmatrix} \tau_1 \\ \tau_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} R_1(F_1 - F_2) \\ R_2(F_3 - F_4) \end{pmatrix} \quad (2-2-15)$$

$$\tau(\theta, \dot{\theta}, p) = \begin{pmatrix} R_1 & -R_1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & R_2 & -R_2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} F_1 \\ F_2 \\ F_3 \\ F_4 \end{pmatrix} = A.F(\theta, \dot{\theta}, p) \quad (2-2-16)$$

Où A est la matrice des bras de levier et F le vecteur des forces exercées par les muscles.

2.3 Contrôle du bras robotique :

L'organisation de la motricité biologique a servi de modèle pour commander le mouvement du bras articulé. Dans le Système Nerveux, plusieurs circuits hiérarchisés participent à la

CHAPITRE 2. CONTRÔLE D'UN BRAS ARTICULÉ DE 2 DDL

commande des mouvements, du niveau central jusqu'aux boucles d'asservissement sensori-motrices et aux réflexes. L'étude présentée ici porte sur la commande des mouvements et sur leur contrôle par le Cervelet.

Pour concevoir des systèmes biomimétiques, la première étape est d'induire l'information pertinente de l'analyse des mouvements mesurés. La seconde étape est d'utiliser cette information pour établir des modèles simples à contrôler. Le système commandé est décrit au moyen d'équations différentielles, et la théorie mathématique du contrôle est employée pour produire la commande. A partir d'un ensemble de principes fonctionnels choisis, le calcul permet de déduire des conditions nécessaires auxquelles les circuits de commande doivent satisfaire. Parmi les circuits possibles, ceux dont la connectivité est comparable à l'organisation anatomique des voies motrices sont étudiés.

Le contrôle hiérarchique classiquement mis en œuvre en Robotique se compose d'au moins deux étapes séquentielles, chacune à un « niveau » de contrôle : le 1^{er} niveau de contrôle, dit contrôle de haut niveau, détermine, dans un espace de phases, la trajectoire voulue du mouvement ; le 2^{ème} niveau, dit contrôle de bas niveau, produit les signaux qui activent les effecteurs et font mouvoir le membre en assurant le suivi de la trajectoire voulue.

Le schéma de contrôle employé met en œuvre trois entités : le système commandé qui est le bras robotique à 2 d.d.l. ; le contrôleur qui détermine le comportement de ce système (contrôleur de niveau bas, réglé par un apprentissage fondé sur l'évaluation de la performance motrice) ; et le planificateur de trajectoire vers la cible (contrôleur de niveau haut).

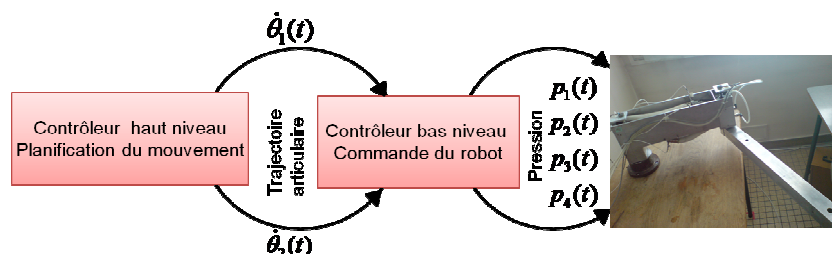


Figure 2.6 : Contrôle du système robotique

Les lois de contrôle hiérarchique que l'on cherche à établir dépendent principalement du niveau d'observation des phénomènes étudiés. Ainsi, si on cherche à décrire le comportement du système robotique par des lois de commandes plausible biologiquement, on peut définir des modèles de contrôle plus au moins simplifiés. Dans ce cas, il existe une relation causale entre le contrôle du bloc contrôleur niveau haut et l'évolution de l'état du système à contrôler à chaque instant.

2.3.1 Contrôleur de haut niveau

Soit le vecteur d'état $X = [\theta_1, \dot{\theta}_1, \theta_2, \dot{\theta}_2]^T$ du système (le bras robotique à 2 d.d.l.) et $u = [p_1, p_2, p_3, p_4]^T$ son vecteur de commande. L'évolution de l'état X est décrite par le système d'équations différentielles $\dot{X} = f(X, u)$.

La loi de commande produite par le contrôleur de niveau haut code une trajectoire de référence du système. Cette étape nécessite un modèle cinématique approché du système à contrôler, défini par un état $X_s = [\theta_{r1}, \dot{\theta}_{r1}, \theta_{r2}, \dot{\theta}_{r2}]^T$ et $u_s = [u_{s1}, u_{s2}]^T$ son vecteur de commande.

Soit T la durée d'un mouvement, X_0 l'état initial du système et X_f son état final. Il s'agit de trouver un contrôle u_s tel que le mouvement soit optimal selon un critère choisi. Si le système est sous-déterminé, la façon classique de résoudre ce problème de planification est d'imposer des contraintes supplémentaires au mouvement, puis de déterminer la solution qui satisfait à ces contraintes, ce qui revient à calculer puis à minimiser une fonction de coût. Par exemple, pour que les mouvements du robot soient continus et sans à-coups, l'intégrale temporelle de la secousse articulaire (définie comme la dérivée temporelle de l'accélération rotatoire) peut être choisie comme fonction de coût à minimiser.

Soit le système de contrôle simplifié, défini par le système différentiel suivant :

$$\dot{X}_s = f(X_s, u_s) \begin{cases} d\theta_{r1}/dt = \dot{\theta}_{r1} \\ d\dot{\theta}_{r1}/dt = \ddot{\theta}_{r1} \\ d\ddot{\theta}_{r1}/dt = u_{s1} \\ d\theta_{r2}/dt = \dot{\theta}_{r2} \\ d\dot{\theta}_{r2}/dt = \ddot{\theta}_{r2} \\ d\ddot{\theta}_{r2}/dt = u_{s2} \end{cases} \quad (2-2-17)$$

Le problème est de trouver la commande $u_s = [u_{s1}, u_{s2}]^T$ et la trajectoire correspondante du système X_s permettant de passer d'une position initiale $X_{s0} = X_0$ à une position finale $X_{sf} = X_f$ pendant le temps T , en minimisant le coût suivant :

$$C_{jerk_joint} = \frac{1}{2} \int_0^T \left(\frac{d^3\theta_1}{dt^3} \right)^2 + \left(\frac{d^3\theta_2}{dt^3} \right)^2 dt \quad (2-2-18)$$

Ce problème peut être étudié en appliquant le principe du minimum de Pontriaguine, qui impose des conditions nécessaires d'optimalité.

Soit $u_s = [u_{s1}, u_{s2}]^T$ une commande optimale sur $[0, T]$ pour le système de contrôle (2-2-17), et soit $x_s(\cdot)$ la trajectoire singulière associée. Alors il existe une application absolument continue $p(\cdot)$ appelée vecteur adjoint, telle que les équations suivantes sont vérifiées pour $t \in [0, T]$:

$$\dot{x}_s(t) = \frac{\partial H}{\partial p}(t, x_s(t), p(t), u_s(t)) \quad (2-2-19)$$

$$\dot{p}(t) = -\frac{\partial H}{\partial x_s}(t, x_s(t), p(t), u_s(t)) \quad (2-2-20)$$

$$\frac{\partial H}{\partial u_s}(t, x_s(t), p(t), u_s(t)) = 0 \quad (2-2-21)$$

où H est le Hamiltonien du système, défini par :

$$H(x_s, t) = p_1 \dot{\theta}_{r1} + p_2 \ddot{\theta}_{r1} + p_3 u_{s1} + p_4 \dot{\theta}_{r2} + p_5 \ddot{\theta}_{r2} + p_6 u_{s2} - 1/2 (u_{s1}^2 + u_{s2}^2) \quad (2-2-22)$$

Avec $p = [p_1, p_2, p_3, p_4, p_5, p_6]^T$ vecteur adjoint associé à H .

Le principe du minimum de Pontriaguine conduit à un système différentiel :

$$\left\{ \begin{array}{l} \dot{p}_1 = 0 \\ \dot{p}_2 = -p_1 \\ \dot{p}_3 = -p_2 \\ \dot{p}_4 = 0 \\ \dot{p}_5 = -p_4 \\ \dot{p}_6 = -p_5 \\ \frac{\partial H}{\partial u_{s1}} = p_3 - u_{s1} = 0 \\ \frac{\partial H}{\partial u_{s2}} = p_6 - u_{s2} = 0 \end{array} \right. \quad (2-2-23)$$

Ainsi :

$$\left\{ \begin{array}{l} \theta_1^{(3)} = p_3 \Leftrightarrow \theta_1^{(4)} = \dot{p}_3 = -p_2 \Leftrightarrow \theta_1^{(5)} = p_1 \Leftrightarrow \theta_1^{(6)} = 0 \\ \theta_2^{(3)} = p_6 \Leftrightarrow \theta_2^{(4)} = \dot{p}_6 = -p_5 \Leftrightarrow \theta_2^{(5)} = p_4 \Leftrightarrow \theta_2^{(6)} = 0 \end{array} \right. \quad (2-2-24)$$

La solution générale qui définit la trajectoire est un polynôme du 5^{ème} degré, dont les coefficients sont déterminés par les conditions initiale et finale du système.

$$\left\{ \begin{array}{l} \theta_1(t) = a_{10} + a_{11}t + a_{12}t^2 + a_{13}t^3 + a_{14}t^4 + a_{15}t^5 \\ \theta_2(t) = a_{20} + a_{21}t + a_{22}t^2 + a_{23}t^3 + a_{24}t^4 + a_{25}t^5 \end{array} \right. \quad (2-2-25)$$

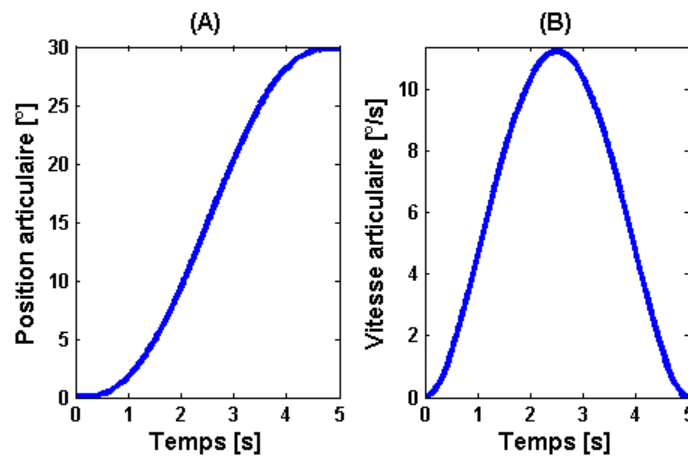


Figure 2.7 : Décours d'une trajectoire de 0 à 30° : (A) Décours de la position ; (B) Décours de la vitesse.

2.3.2 Contrôleur de bas niveau :

Le niveau haut du contrôle fournit une trajectoire optimale du système. Au bas niveau du contrôle, le problème est de calculer une commande imposant au système de suivre cette trajectoire. Il s'agit donc de partir de la trajectoire (supposée identique à la consigne donnée par le haut niveau) pour calculer la commande, en sens inverse du flux causal (figure 2.6). Pour décrire le fonctionnement du contrôleur de niveau bas, il faut remonter de l'effet aux causes. Le problème est donc de calculer une fonction inverse approchée de celle du système moteur.

Le contrôle biologique du mouvement est adapté aux propriétés du système musculo-squelettique, dont les divers composants musculaires, tendineux et articulaires peuvent être décrits par des équations biomécaniques. Le modèle biomécanique complet, représenté par la figure 2.8., est constitué de modèles disposés en série 1/ du contrôleur de niveau bas ; 2/ des motoneurones, de l'activation des muscles et du système muscles-tendons ; 3/ de la géométrie des articulations et 4/ de la dynamique du squelette.

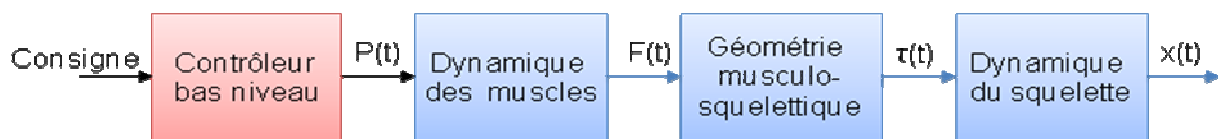


Figure 2.8 : Modèle de système neuromusculaire et squelettique. $P(t)$ note le signal d'activation (la pression) ; $F(t)$ note les tensions produites par les muscles de McKibben et $\tau(t)$ les couples appliqués aux articulations. $X(t)$ est l'état du système (positions et vitesses).

Les différents systèmes de coordonnées sont liés par des fonctions de transformation non linéaires. L'activation musculaire est transformée en tensions mécaniques produites par les muscles, et ces tensions déterminent à leur tour les couples appliqués aux articulations.

Pour préparer les ordres moteurs, le problème inverse de la dynamique doit être résolu. La commande des mouvements du bras à 2 d.d.l. nécessite donc le calcul de la dynamique inverse, qui doit être fait en trois étapes correspondant aux trois processus physiques causant un mouvement :

- La dynamique des muscles, représentée par 4 fonctions g_i correspondantes aux 4 muscles ;

- La géométrie musculo-squelettique, représentée par la matrice des bras de leviers A (équation (2-2-16)) ;
- la dynamique du squelette, représentée par 2 fonctions G_j correspondant aux 2 segments.

La figure 2.9 montre ces trois étapes de préparation des ordres moteurs (le contrôleur de haut niveau est situé en amont). À la première étape, un contrôleur de niveau bas calcule, à partir des trajectoires articulaires données comme consigne, les variations voulues des couples au cours du temps. Ce contrôleur se comporte ainsi comme un circuit inverseur de la dynamique du squelette (voir §1.3). La deuxième étape consiste à calculer, à partir des variations voulues des couples, les variations voulues des tensions musculaires. Cette étape nécessite un calcul de géométrie inverse, tenant compte de la disposition des paires de muscles antagonistes. La troisième étape consiste enfin, à partir des variations voulues des tensions et au moyen d'un circuit inverseur de la dynamique des muscles, à produire des commandes (en pression).

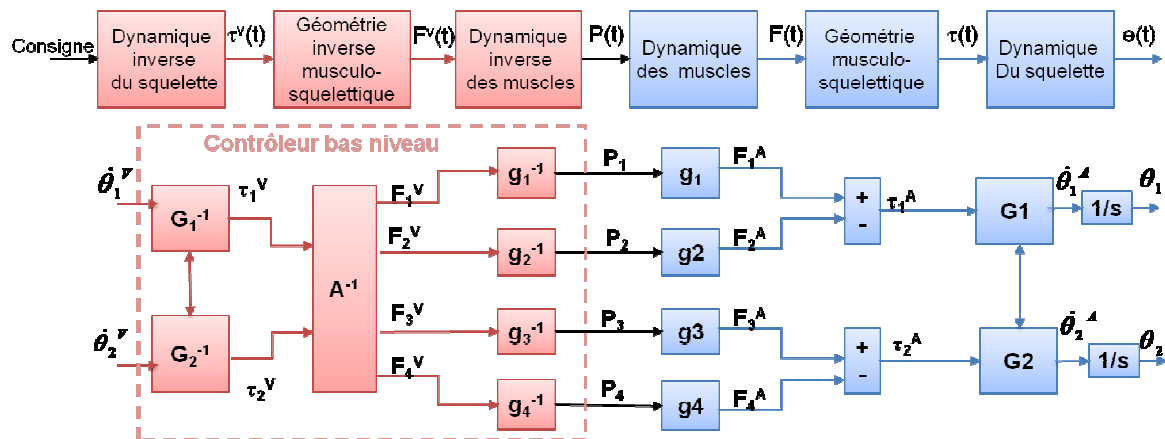


Figure 2.9 : Le modèle inverse en trois étapes.

Ces trois étapes de traitement sont effectuées par trois circuits inverseurs, disposés en série, chacun capable d'apprentissage. En supposant en outre que les vitesses angulaires voulues $\dot{\theta}_1^v$ et $\dot{\theta}_2^v$ sont les variables codées dans les ordres préMOTEURS (qui sont calculés en amont par le contrôleur de niveau haut), les premiers circuits contiennent une approximation de G_1^{-1} et G_2^{-1} qui prédisent les couples voulus τ_1^v et τ_2^v appliqués aux articulations.

Le dernier étage devrait contenir des approximations de g_1^{-1} , g_2^{-1} , g_3^{-1} et g_4^{-1} qui calculent à partir des force voulues F_1^V , F_2^V , F_3^V et F_4^V , les ordres moteurs α_1 , α_2 , α_3 et α_4 (commandes en pression).

Puisque les segments mobiles sont actionnés par des paires de muscles antagonistes, le même couple net peut être exercé par une infinité de paires de forces. La deuxième étape, celle du calcul de géométrie inverse, pose donc un problème de redondance, qui peut être résolu en imposant des contraintes et en optimisant une fonction de coût.

Ce problème a été résolu en utilisant le pseudo-inverse de la matrice des bras de leviers, qui est la solution de la minimisation de la norme du vecteur des forces $\|F\|$.

$$\tau(\theta, \dot{\theta}, p) = \begin{pmatrix} R_1 & -R_1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & R_2 & -R_2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} F_1 \\ F_2 \\ F_3 \\ F_4 \end{pmatrix} = A \cdot F(\theta, \dot{\theta}, p) \quad (2-2-25)$$

$$\Downarrow$$

$$F(\theta, \dot{\theta}, p) = A^+ \cdot \tau(\theta, \dot{\theta}, p)$$

On suppose cette minimisation réalisée en amont des voies cérébelleuses, et l'on propose une interprétation physiologique possible pour le premier et le dernier étage. Le contrôleur de niveau bas présenterait la cascade de circuits inverseurs qui traiteraient les ordres prémoteurs au moyen de modèles internes de g et G . Ces modèles directs, notés g^* et G^* , seraient contenus dans des réseaux de neurones du Cortex cérébelleux. La figure 2.9 présente un exemple hypothétique de chaîne de modules cérébelleux qui traiteraient les ordres moteurs

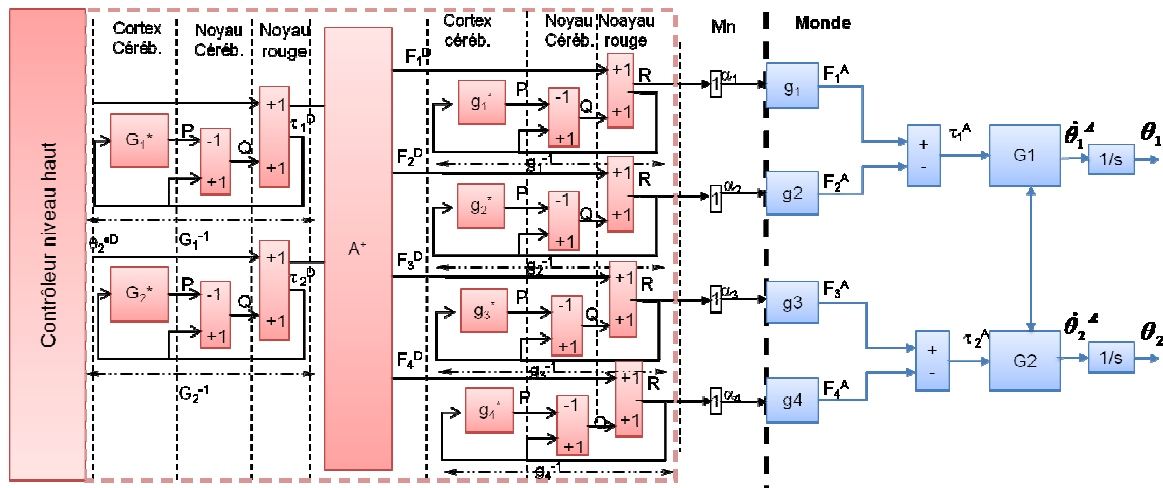


Figure 2.10 : Interprétation anatomique en deux étapes.

2.3.3 Expérimentations et résultats :

L'apprentissage nécessaire de la dynamique du bras robotique à 2 d.d.l. a d'abord été simulé, puis effectué expérimentalement.

En mode simulation, un robot virtuel, programmé, représente la dynamique du squelette, notée G , et celle des muscles, notée g (figure 2.9.). Les modèles directs internes de ces dynamiques sont notés respectivement G^* et g^* et sont appris par des circuits neuronaux dont la connectivité est inspirée de celle du Cortex Cérébelleux (voir §1.3.3).

En mode expérimental, le robot virtuel est remplacé par le robot réel, et un apprentissage de sa dynamique est effectué en temps réel (figure 2.11.).

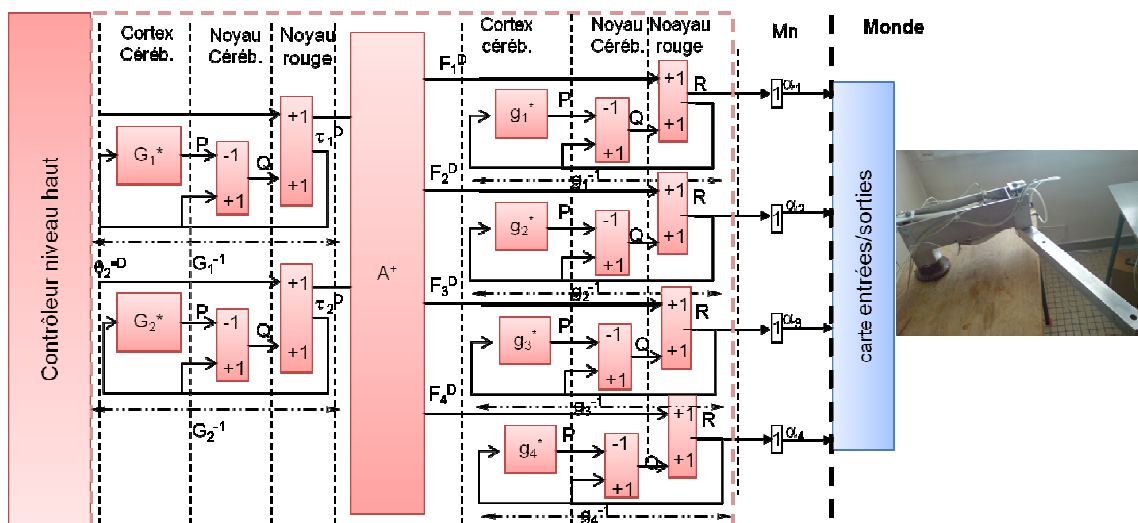


Figure 2.11 : Circuit de commande d'un bras robotique à 2 d.d.l.

Puisque la dynamique complète du robot se compose des fonctions mécaniques des muscles et des segments mobiles, plusieurs petits réseaux de neurones ont été utilisés plutôt qu'un seul grand réseau de neurones. Chaque petit réseau était censé apprendre la fonction d'une partie de la dynamique. Un problème complexe est ainsi divisé en plusieurs sous-problèmes, ce qui permet de réduire la dimension de chaque réseau de neurones, le temps de traitement et le nombre d'essais nécessaires à l'apprentissage. L'utilisation de plusieurs réseaux de petite taille permet de prendre en compte un grand nombre de variables (telles que les prédictions des trajectoires à réaliser et les forces à exercer).

La qualité de l'apprentissage effectué par un réseau de neurones formels dépend de caractéristiques du réseau, comme la dimensionnalité de l'espace d'entrées, les paramètres d'apprentissage et les exemples d'apprentissage.

Un apprentissage supervisé a été utilisé : pendant la phase d'apprentissage, une entrée et une sortie désirées ont été fournies aux réseaux. De même que les mouvements désirés et accomplis sont comparés dans l'Olive Inférieure, des signaux professeurs sont envoyés aux réseaux à chaque fois qu'une différence est détectée entre la position du robot et la position désirée. Toute erreur entraîne une correction de poids synaptiques au niveau des cellules de Purkinje. Ainsi le changement progressif de ces poids permet de construire un modèle interne de plus en plus précis de G^* et g^* .

La connectivité des réseaux, inspirées de celle du Cortex cérébelleux (voir §1.3.3), est constituée de 33 neurones granulaires, 33 glomérules et 6 cellules de Purkinje. Les poids dans les réseaux ont été ajustés au cours de l'apprentissage supervisé (représentant celui qui a lieu dans les arborisations dendritiques des cellules de Purkinje), selon la règle suivante :

$$\begin{aligned}
 \text{Réseau1}(G_1^*) \quad \Delta v_{1i} &= -\varepsilon_1 \cdot E_1 \cdot Gr_{1i} \\
 \text{Réseau2}(G_2^*) \quad \Delta v_{2j} &= -\varepsilon_1 \cdot E_2 \cdot Gr_{2j} \\
 \text{Réseau3}(g_1^*) \quad \Delta v_{1k} &= -\varepsilon_2 \cdot E_1 \cdot Gr_{3k} \\
 \text{Réseau4}(g_2^*) \quad \Delta v_{1l} &= \varepsilon_2 \cdot E_1 \cdot Gr_{4l} \\
 \text{Réseau5}(g_3^*) \quad \Delta v_{1m} &= -\varepsilon_2 \cdot E_2 \cdot Gr_{3m} \\
 \text{Réseau6}(g_4^*) \quad \Delta v_{1n} &= \varepsilon_2 \cdot E_2 \cdot Gr_{4n}
 \end{aligned} \tag{2-2-26}$$

Avec : $E_1 = (\theta_1^D - \theta_1^A)$ et $E_2 = (\theta_2^D - \theta_2^A)$

Dans les deux modes d'apprentissage, simulation et expérimentation, 48 mouvements de pointage ont été effectués, vers 48 cibles (représentées par des points bleus sur la figure 2.12) constituant l'espace d'apprentissage (WL). Ces cibles étaient situées dans l'espace de travail du robot (WR, représenté par l'aire grisée).

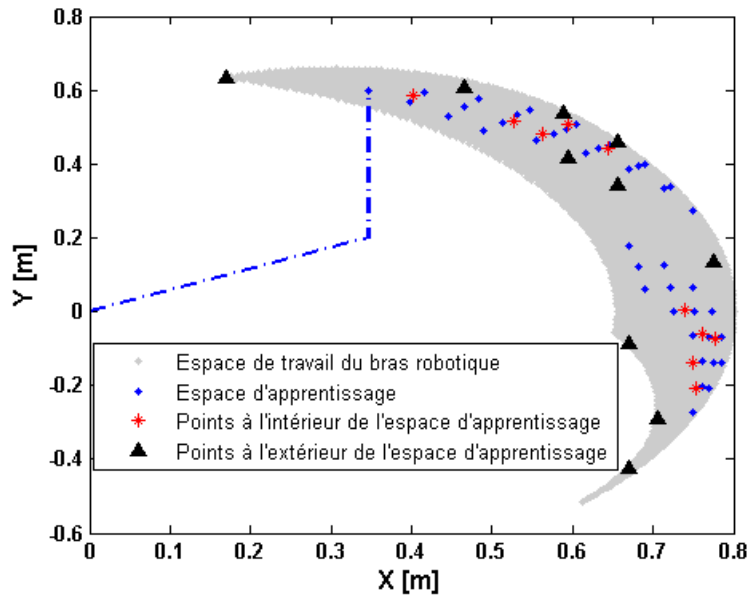


Figure 2.12 : Espace de travail du robot à 2.d.d.l et positions des cibles utilisées dans l'apprentissage ou dans le test de généralisation de la performance.

L'évolution de l'erreur de pointage du robot (erreur quadratique moyenne) au cours de l'apprentissage est montrée dans la figure 2.13., pour le mode simulation et le mode expérimental.

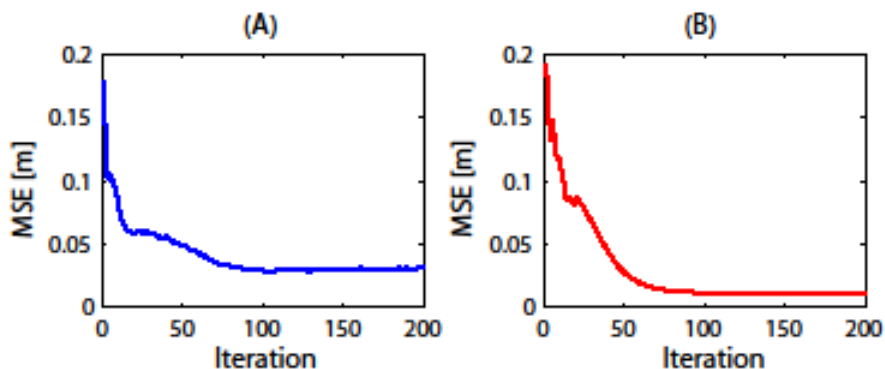


Figure 2.13 : Évolution de l'erreur de pointage au cours de l'apprentissage. Les résultats de l'expérimentation réelle sont figurés en bleu, et ceux de la simulation en rouge. Abscisses : nombre d'itérations. Ordonnées : erreur quadratique moyenne de pointage sur l'ensemble des 48 mouvements utilisés pour l'apprentissage, en mètre.

Comme le montre la courbe bleue, l'erreur de pointage diminue au cours de l'apprentissage, mais l'erreur quadratique moyenne converge vers une erreur considérable de 4 cm, ce qui ne donne pas satisfaction. La performance réelle du robot n'a pas été aussi précise que celle obtenue pour les mouvements simulés, vraisemblablement parce que des forces de frottement existant dans les articulations du robot n'ont pas été prises en compte par le modèle dynamique (2-2-12) et n'ont pas été apprises par le réseau de neurones (le nombre des entrées dépend des modèles biomécaniques).

Le dérouls temporel d'un mouvement de pointage avec performance moyenne est montré dans la figure 2.14

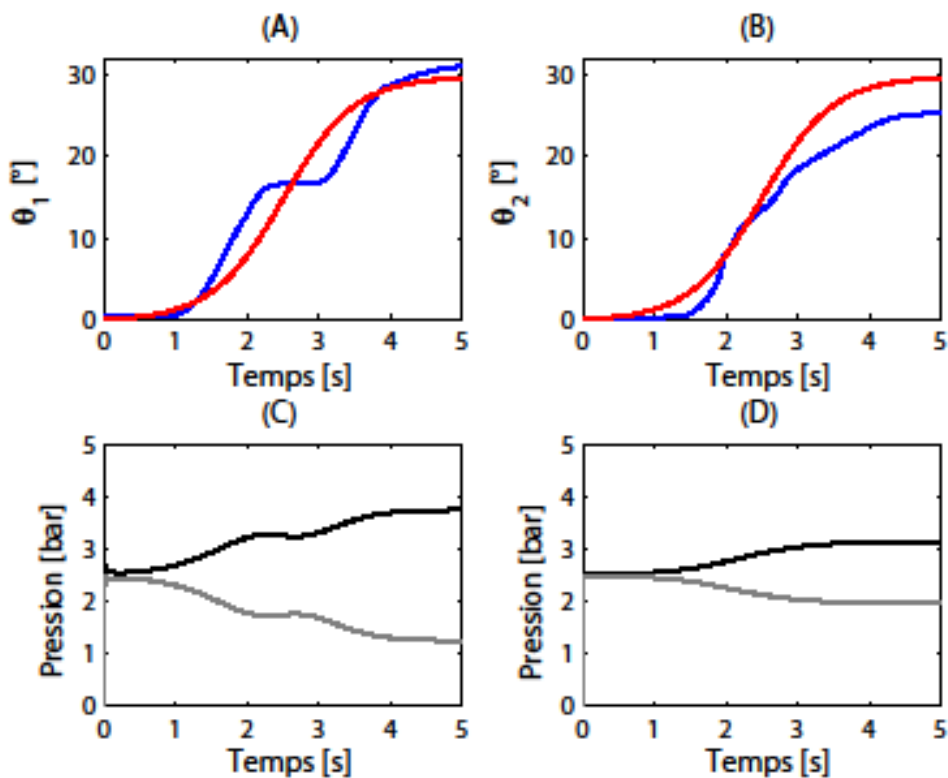


Figure 2.14 : (A) mouvement de pointage angulaire voulu (ligne rouge) et effectués (ligne bleue) de la 1ère articulation, après apprentissage. Abscisses : temps en secondes. Ordonnées : position angulaire en degrés. (B) mouvement de pointage angulaire voulu (ligne rouge) et effectués (ligne bleue) de la 2ème articulation, après apprentissage. Abscisses : temps en secondes. Ordonnées : position angulaire en degrés. (C et D) dérouls temporels des commandes (pressions) pour les muscle agonistes (ligne noir) et antagoniste (ligne grise) pour les deux articulations.

2.4 Les réflexes :

Pour remédier au manque de performance et assurer le suivi asymptotique de la trajectoire de référence, on peut envisager :

- soit de modéliser les frottements et d'assurer leur prise en compte dans les architectures des réseaux de neurones.
- soit de compléter le schéma de contrôle des articulations de la commande volontaire en ajoutant des réflexes stabilisants et des réactions sensorimotrices, qui concourent à stabiliser les tensions des muscles et les positions des articulations. Cette 2^e solution est présentée ci-dessous.

L'ajout des réflexes est présenté sur la figure 2.15, où, pour simplifier le circuit, la commande d'un seul muscle actionnant un seul segment est considéré. Les fonctions des organes sensoriels sont notées f_F et f_L (implémentés avec des filtres passe-bas dans le modèle). La fonction f_F caractérise le capteur de force correspondant aux organes tendineux de Golgi qui mesurent la tension de chaque muscle, et la fonction f_L caractérise le capteur de longueur correspondant aux fuseaux neuro-musculaires.

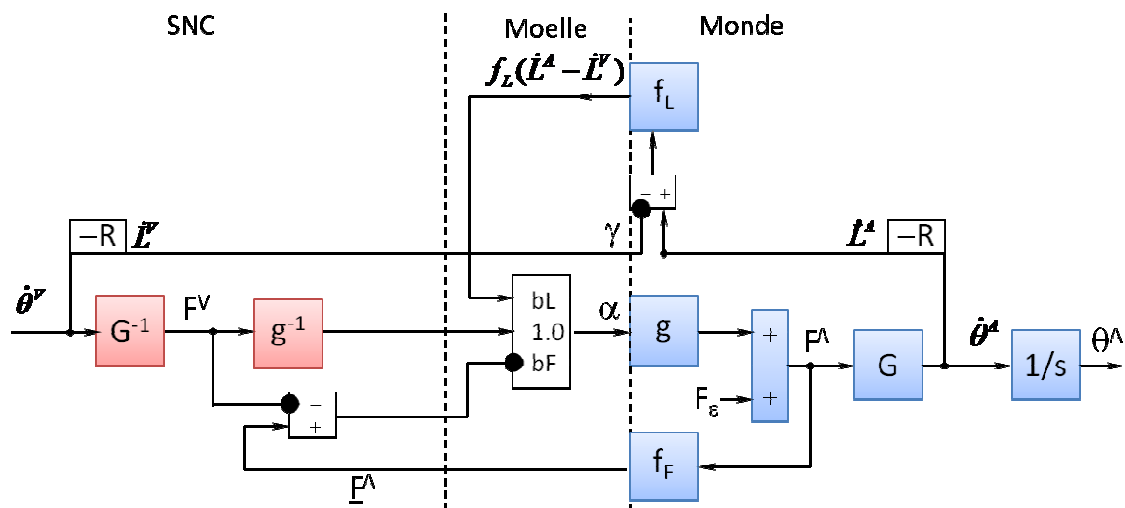


Figure 2.15 : Anticipation des signaux sensoriels. f_F et f_L notent les fonctions de transfert des organes sensoriels, respectivement celle des organes tendineux de Golgi qui mesurent la tension des muscles, et celle des fuseaux neuro-musculaires qui mesurent la longueur des muscles et leur vitesse d'allongement ou de raccourcissement. F_ϵ représente une force perturbatrice.

Les différences, $F^V - F^A$ et $L^A - L^V$, seraient non nulles lorsque la commande n'est pas suffisante ou lorsque des perturbations se produisent, et déclencherait des mouvements compensatoires complétant le contrôle ou s'opposant aux perturbations. Mais les variables voulues et leurs représentations centrales seraient égales lorsque des mouvements volontaires seraient corrects ou ne seraient pas perturbés. Leurs différences seraient alors nulles, de sorte que les réflexes et les réactions sensori-motrices stabilisants ne se déclencherait pas, et ne produiraient donc pas de mouvement compensatoire contrecarrant les mouvements volontaires. La différence de performance est ainsi compensée par les réflexes. Le déroulé temporel d'un mouvement de pointage est montré dans la figure 2.16.

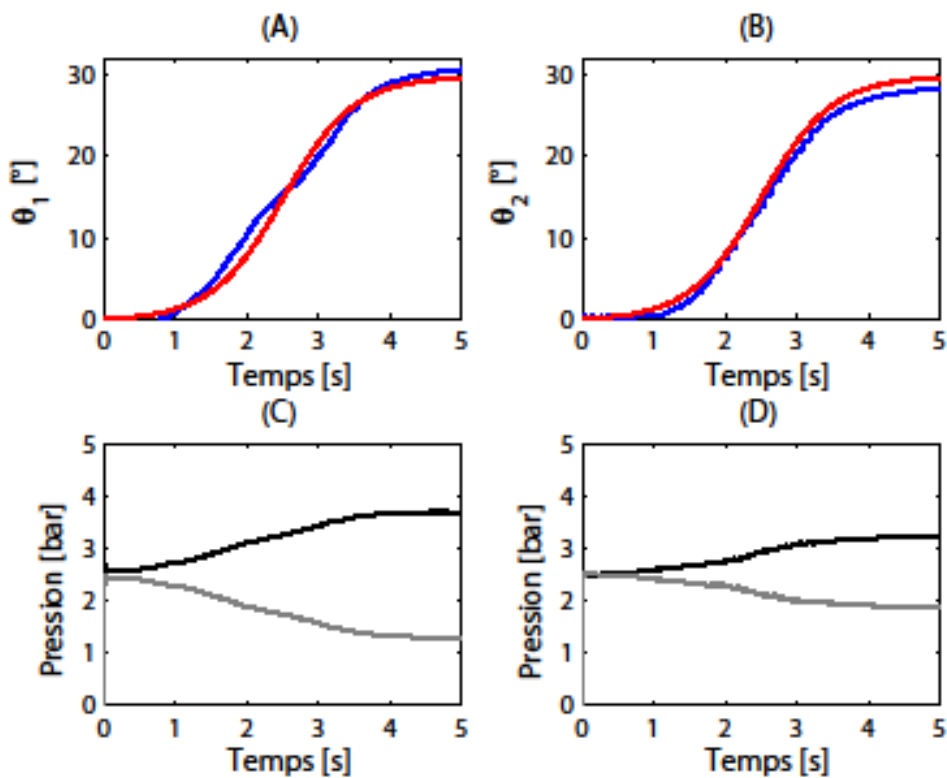


Figure 2.16 : La performance du robot lorsque la commande est complétée par des réflexes. (A) Mouvement de pointage angulaire voulu (ligne rouge) et effectué (ligne bleue) de la 1ère articulation, après apprentissage. Abscisses : temps en secondes. Ordonnées : position angulaire en degrés. (B) Mouvement de pointage angulaire voulu (ligne rouge) et effectué (ligne bleue) de la 2ème articulation, après apprentissage. Abscisses : temps en secondes. Ordonnées : position angulaire en degrés. (C et D) Déroulé temporels des commandes (pressions) pour les muscles agoniste (ligne noir) et antagoniste (ligne grise) des deux articulations.

2.5 Comparaison de la performance du contrôle à celle d'un P.I.D :

Afin de valider le modèle proposé de la commande du robot par des voies cérébelleuses, nous avons comparé la performance de pointage du bras robotique obtenue avec le circuit de commande utilisé à celle d'une commande linéaire classique en automatique. Cette commande classique, utilisant un bouclage sur la position avec une correction de type proportionnelle, intégrale et dérivée (P.I.D.), a été implémentée sur les deux axes.

Pour réaliser le contrôleur P.I.D, la commande choisie pour les muscles agoniste et antagoniste est symétrique par rapport à une valeur de pression P_0 (Tondu 2000). Ce choix permet de commander le mouvement d'un axe actionné par deux muscles au moyen d'une seule variable de commande U .

Le correcteur P.I.D, est implémenté sous forme de structure parallèle afin de faciliter le réglage de ses coefficients, en mettant en évidence l'effet de différentes corrections.

On note e l'erreur de position par rapport à une consigne et \dot{e} l'erreur de vitesse.

$$\begin{cases} e = \theta^D - \theta^A \\ \dot{e} = \dot{\theta}^D - \dot{\theta}^A \end{cases} \quad (2-2-27)$$

La commande appliquée à l'actionneur, s'écrit sous la forme :

$$U = K_p e + K_d \dot{e} + K_i \int e \cdot dt \quad (2-2-28)$$

La structure de la commande est montrée dans la figure 2.17.

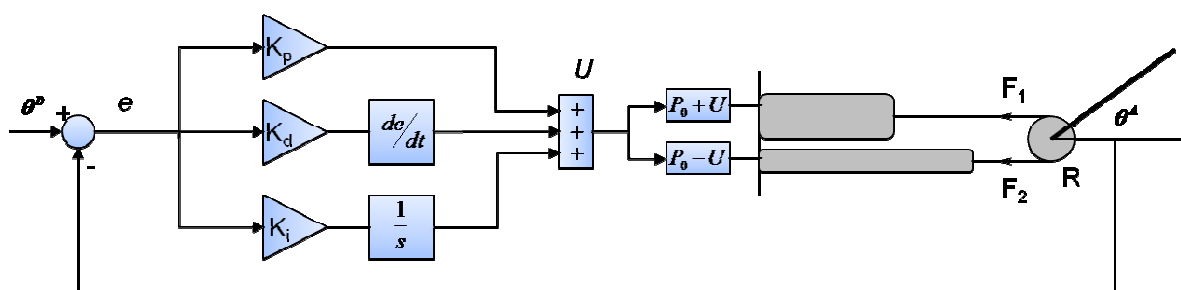


Figure 2.17 : Commande d'un axe articulé au moyen d'une architecture PID parallèle.

Le déroulé temporel d'un mouvement de pointage obtenu au moyen d'une commande PID est montré dans la figure 2.18. La performance est bonne mais les coefficients du PID ne peuvent pas généraliser les mouvements. Chaque mouvement de consigne nécessite un apprentissage particulier.

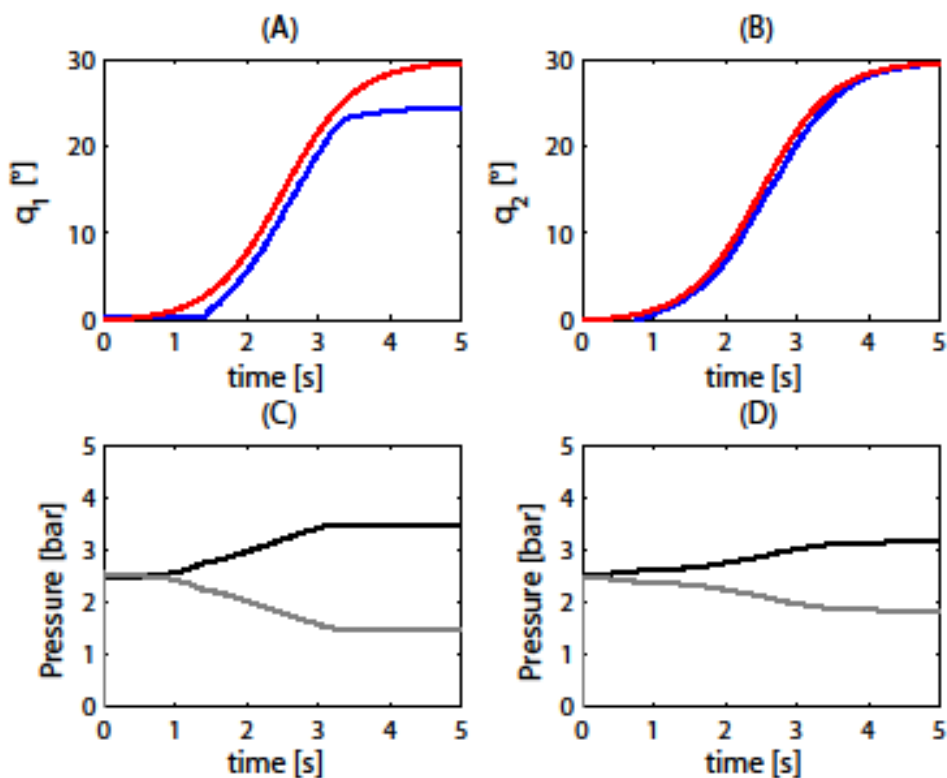


Figure 2.18 : La performance du robot pour une commande PID. (A) Mouvement de pointage angulaire voulu (ligne rouge) et effectué (ligne bleue) de la 1ère articulation, après apprentissage. Abscisses : temps en secondes. Ordonnées : position angulaire en degrés. (B) Mouvement de pointage angulaire voulu (ligne rouge) et effectué (ligne bleue) de la 2ème articulation, après apprentissage. Abscisses : temps en secondes. Ordonnées : position angulaire en degrés. (C et D) déroulé temporel des commandes (pressions) pour les muscles agoniste (ligne noir) et antagoniste (ligne grise) des deux articulations.

Le tableau suivant compare les performances de pointage du robot en expérimentation obtenues au moyen de trois types de commandes : une commande par voie cérébelleuse sans réflexes, une commande par voie cérébelleuse complétée par des réflexes, et une commande par PID.

	Erreur (cm) sur 10 points \in E. app	Erreur (cm) sur 10 points \notin E. app
Sans réflexe	4.80	3.78
Avec réflexe	1.47	1.18
PID	8.60	instable

Table 2.1 : Test et généralisation des trois types de commande.

2.5.1 Résistance aux perturbations :

La figure 2.19 montre qu'en l'absence de réflexes, des perturbations des mouvements produites en tirant brièvement le bras à la main causent des écarts entre les positions finales voulue et atteinte mais que le robot reste stable.

La figure 2.20 montre que les réflexes et les réactions sensorimotrices compensent les perturbations. Lorsque le bras est relâché, il est ramené vers la trajectoire voulue par les réflexes. La position voulue est atteinte à la fin du mouvement, malgré la perturbation.

La figure 2.21 montre que le P.I.D est au contraire incapable de compenser la perturbation, et que le système devient instable.

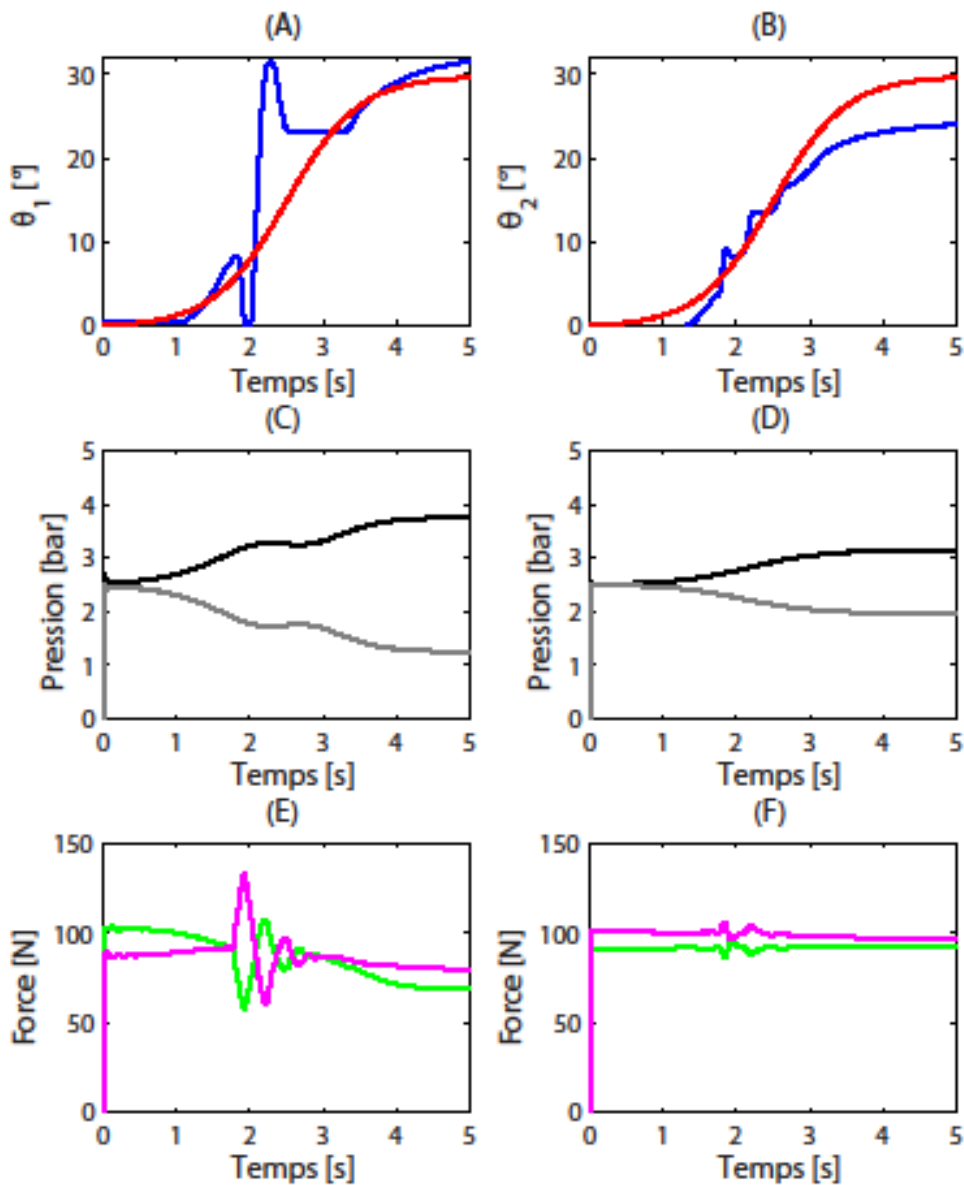


Figure 2.19 : Effet d'une perturbation sur le contrôleur par voies cérébelleuses sans réflexe, la perturbation est appliquée au segment 1 du robot. (A) Mouvement de pointage angulaire voulu (ligne rouge) et effectué (ligne bleue) de la 1ère articulation, après apprentissage. Abscisses : temps en secondes. Ordonnées : position angulaire en degrés. (B) Mouvement de pointage angulaire voulu (ligne rouge) et effectué (ligne bleu) de la 2ème articulation, après apprentissage. Abscisses : temps en secondes. Ordonnées : position angulaire en degrés. (C et D) décours temporels des commandes (pressions) pour les muscles agoniste (ligne noire) et antagoniste (ligne grise) des deux articulations.. (E et F) décours temporels des forces (pressions) pour les muscles agoniste (ligne verte) et antagoniste (ligne violette) des deux articulations.

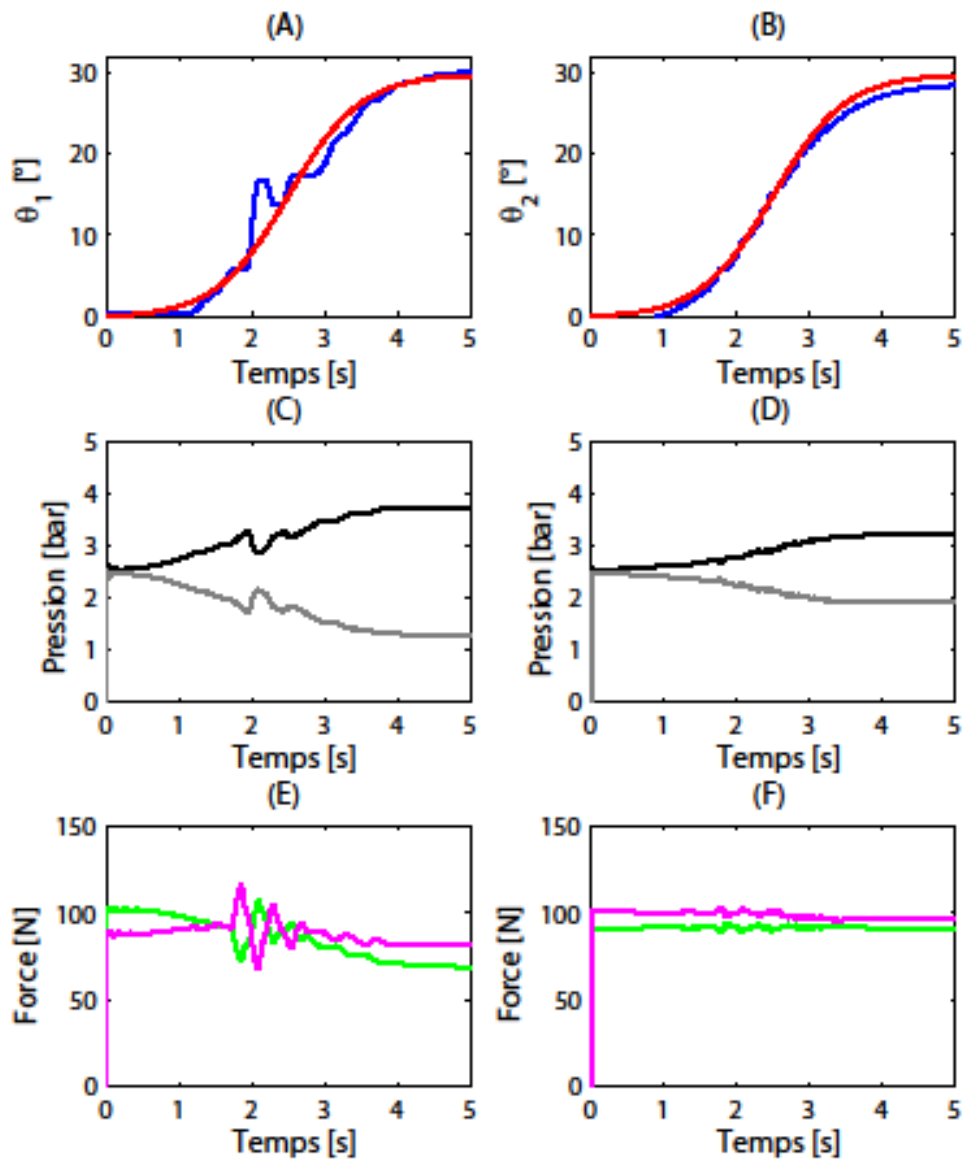


Figure 2.20 : Effet d'une perturbation sur le contrôleur par voies cérébelleuses avec réflexe, la perturbation est appliquée au segment 1 du robot. (A) Mouvement de pointage angulaire voulu (ligne rouge) et effectué (ligne bleue) de la 1ère articulation, après apprentissage. Abscisses : temps en secondes. Ordonnées : position angulaire en degrés. (B) Mouvement de pointage angulaire voulu (ligne rouge) et effectué (ligne bleue) de la 2ème articulation, après apprentissage. Abscisses : temps en secondes. Ordonnées : position angulaire en degrés. (C et D) décours temporels des commandes (pressions) pour les muscles agoniste (ligne noir) et antagoniste (ligne grise) des deux articulations.. (E et F) décours temporels des forces (pressions) pour les muscles agoniste (ligne verte) et antagoniste (ligne violette) des deux articulations.

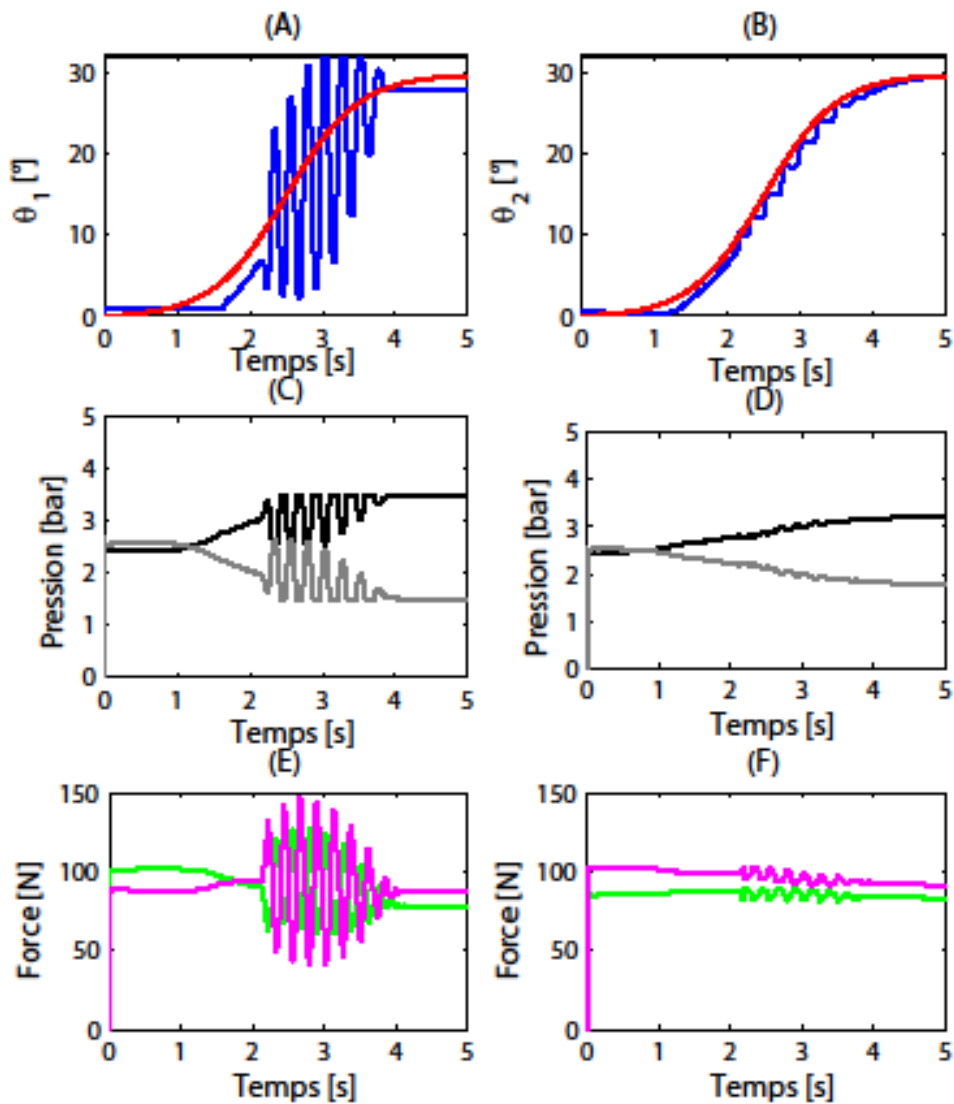


Figure 2.21 : Effet d'une perturbation sur le contrôleur PID, la perturbation est appliquée au segment 1 du robot. (A) Mouvement de pointage angulaire voulu (ligne rouge) et effectué (ligne bleu) de la 1ère articulation. Abscisses : temps en secondes. Ordonnées : position angulaire en degrés. (B) Mouvement de pointage angulaire voulu (ligne rouge) et effectué (ligne bleu) de la 2ème articulation. Abscisses : temps en secondes. Ordonnées : position angulaire en degrés. (C et D) décours temporels des commandes (pressions) pour les muscles agoniste (ligne noir) et antagoniste (ligne grise) des deux articulations. (E et F) décours temporels des forces pour les muscles agoniste (ligne verte) et antagoniste (ligne violette) des deux articulations.

2.6 Conclusion :

Le modèle simple des voies cérébelleuses suffit, après apprentissage, pour commander les articulations d'un bras robotique à 2 d.d.l actionné par des muscles antagonistes dans un plan horizontal, même lorsque les mouvements sont perturbés par des forces externes. La structure du circuit est déduite du calcul, et est comparable à la connectivité anatomique. Cette étude est donc en accord avec la théorie que le Cervelet calcule des fonctions inverses approximées des fonctions biomécaniques, sensorielles et motrices, du corps.

Pour étudier la commande des mouvements par le Cerveau, une méthode possible est ainsi de procéder en plusieurs étapes :

- 1/ Exprimer les lois physiques qui régissent la dynamique du système à commander ;
- 2/ Modéliser la dynamique du système sous forme d'équations mathématiques ;
- 3/ Formaliser le circuit général de commande à partir du modèle dynamique ;
- 4/ Exprimer les solutions par des circuits de commande, et choisir ceux dont la structure ressemble le plus à la connectivité anatomique ;
- 5/ Choisir la structure qui donne les meilleurs résultats et calculer les règles d'apprentissage par la méthode de descente de gradient ;
- 6/ Vérifier la validité du modèle et des règles d'apprentissage par la simulation, et, si possible, au moyen d'une maquette réelle de membre, équipée de muscles artificiels.

3 Modélisation du système oculomoteur :

Comme nous l'avons mentionné auparavant, lors de mouvements volontaires tels que le pointage d'une cible, la première étape de la coordination visuo-manuelle consiste à localiser et à identifier la cible. Percevoir la position de la cible et celle du corps dans l'espace nécessite de combiner des informations fournies par des organes sensoriels, comme les organes vestibulaires et le système visuel. Pour une vision précise d'une cible, l'œil doit donc, à chaque instant se mouvoir rapidement pour centrer l'image sur la fovéa, même en cas de mouvement de la tête ou de mouvement de la cible.

Dans ce chapitre nous nous intéressons à la commande motrice permettant de stabiliser l'image d'une cible sur la rétine.

3.1 Définitions des mouvements et situation étudiée :

Il y a quatre types de mouvements oculaires : les saccades, les mouvements de poursuite, les mouvements de vergence et les mouvements vestibulo-oculaires.

Les saccades orientent l'œil vers une cible et amènent ainsi l'image de la cible au centre de la rétine (la plupart des mouvements d'orientation du regard combinent des mouvements de la tête et des yeux). Ce sont des mouvements oculaires rapides, qui provoquent un changement soudain du point de fixation. Les saccades sont volontaires lorsqu'un objectif visuel a été choisi et que son image est amenée sur la fovéa, ou elles sont réflexes lorsqu'orientées vers un stimulus qui apparaît soudain au bord du champ visuel. Les voies supérieures de commande de ces deux types de saccades diffèrent, mais les voies d'exécution sont les mêmes, dans le Tronc Cérébral, jusqu'aux motoneurones qui commandent les muscles oculomoteurs.

Les mouvements de poursuite sont des mouvements lents d'orientation des yeux, qui maintiennent centrée sur la fovéa l'image d'un objet mobile. Ces mouvements sont sous contrôle volontaire.

Les mouvements de vergence sont des mouvements disjoints des yeux, en sens opposés, qui adaptent le regard à la distance de la cible. Ils assurent la convergence des lignes de visée des yeux sur une cible en mouvement, ou bien accompagnent et suivent des saccades entre deux cibles inégalement éloignées.

Les mouvements vestibulo-oculaires compensent les mouvements passifs, inattendus, de la tête et stabilisent les yeux par rapport au monde extérieur. Ils permettent ainsi de maintenir la perception visuelle lorsque le mouvement de la tête est perturbé.

Cette partie de notre étude porte sur de la commande des mouvements volontaires des yeux, et sur les circuits neuronaux qui produisent les saccades. Le niveau de modélisation est celui des circuits de neurones, et non du fonctionnement de chaque type de neurones, dans le but d'expliquer comment fonctionnent les régions neuronales connues pour déclencher et commander les saccades. Plusieurs régions anatomiques du Cerveau, interconnectées, participent en effet à la commande des saccades (Quaia et coll. 1999). Notre approche est basée sur des études expérimentales publiées dans la littérature scientifique, et utilise des méthodes mathématiques. L'un des buts est de proposer une localisation anatomique à chaque fonction mathématiquement nécessaire. Cette étude est limitée au cas suivant :

- La tête est supposée fixe ;
- La commande d'un seul œil est considérée ;
- Les saccades ont lieu dans un plan horizontal.

3.2 Circuits participant à la préparation des ordres moteurs des saccades oculaires

Pour décrire les circuits neuronaux de commande des mouvements saccadiques, nous partirons du système biomécanique formé par l'œil et les muscles qui l'actionnent, et remonterons jusqu'aux circuits moteurs qui déterminent les caractéristiques des saccades.

Chaque circuit est d'abord modélisé globalement par une relation entrée/sortie et une représentation d'état en temps continu. Les systèmes dynamiques sont considérés comme déterministes, mais des perturbations, du bruit et des retards peuvent être ajoutés.

3.2.1 Système biomécanique :

L'ensemble formé par l'œil, les muscles « extra-oculaires » (c'est-à-dire les muscles moteurs de l'œil) et les tissus conjonctifs qui maintiennent l'œil dans l'orbite, est considéré comme un système dynamique commandé. Maint auteurs l'ont modélisé dans de très nombreux travaux, parmi lesquels nous avons retenus ceux qui présentent des modèles des mouvements horizontaux de l'œil, à la fois simples et robustes sans être schématiques (Clark et Stark 1974 a, b ; Collins 1975 ; Robinson 1981 ; Pfann et coll. 1995). Ces modèles phénoménologiques comportent deux muscles antagonistes de type Hill, actionnant un système mécanique représenté par un modèle linéaire du second ordre. Nous avons utilisé un modèle semblable à celui publié par Koene (2002), inspiré de ceux proposés par Clark et Stark (1974 a) et Pfann (1995).

Le schéma du modèle est montré sur la figure 3.1.

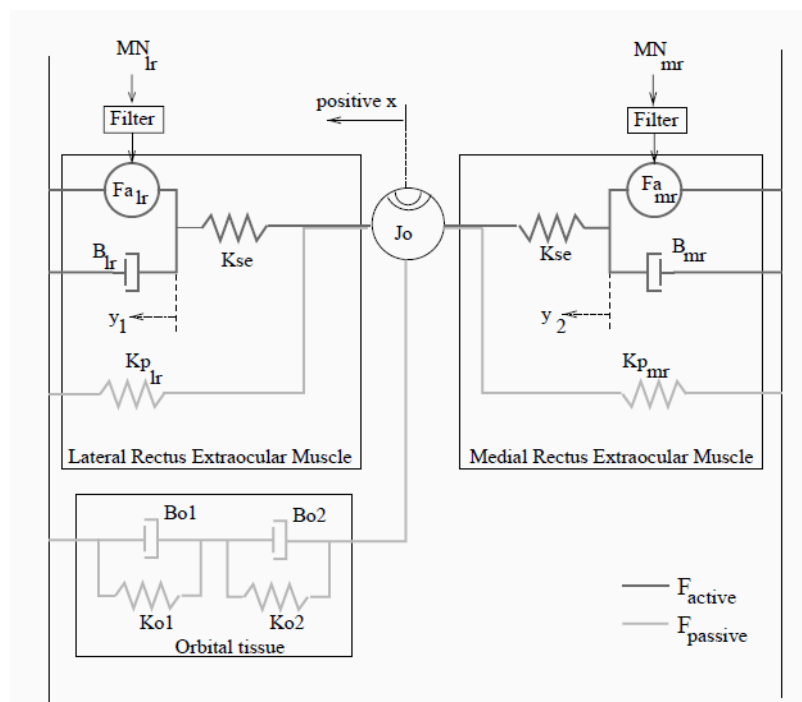


Figure 3.1 : Schéma du modèle du système biomécanique horizontal. Les variables relatives aux muscles latéral et médial sont désignées respectivement par lr et mr. Fa, force active, représente le générateur de force de chaque muscle. La relation force-vitesse est fournie par B (modèle de Hill). Un élément élastique Kse est placé en série et un autre élément élastique Kp en parallèle. La mécanique de l'orbite est modélisée par un système linéaire masse-ressort-amortisseur. Figure prise de la thèse de Koene (2002).

CHAPITRE 3. MODÉLISATION DU SYSTÈME OCULOMOTEUR

Comme le montre la figure 3.1, le modèle du système biomécanique de l'œil se compose de trois parties distinctes : d'une part l'ensemble formé par l'œil (caractérisé par son moment d'inertie) et les tissus conjonctifs (qui exercent une force résistante passive), d'autre part les deux muscles extra-oculaires horizontaux (dont l'un exerce une force active, motrice et l'autre une force passive résistante).

Les valeurs considérées des paramètres sont celles des modèles publiés par Robinson, Pfann et Clark, calculées à partir de mesures faites chez l'Homme (Collins et coll. 1981, Robinson et coll. 1969), le Chat (Barmack et coll. 1971, Collins, 1971, Robinson, 1964) ou le Singe (Fuchs et Luschei 1971 a).

La valeur du moment d'inertie de l'œil est : $J = 4.3e - 5gf \cdot s^2 \cdot \text{deg}^{-1}$ (Clark et Stark 1974a). Les paramètres des tissus orbitaux ont été choisis pour assurer la fixation par égalité des forces à l'état d'équilibre, ce qui permet de calculer K_0 . La force exercée par les tissus de l'orbite est calculée au moyen de l'équation différentielle suivante :

$$F_0(\theta(t)) = K_0\theta(t) + K_1 \frac{d\theta(t)}{dt} + K_2 \frac{d^2\theta(t)}{dt^2} - \tau \frac{dF_0(\theta(t))}{dt} \quad (3-2-1)$$

Avec $K_0 = 0.3gf \cdot \text{deg}^{-1}$, $K_1 = K_0(\tau_1 + \tau_2) = 6e - 2gf \cdot \text{deg}^{-1}$, $K_2 = K_0\tau_1\tau_2 = 2e - 3gf \cdot \text{deg}^{-1}$ et $\tau = 1e - 2s$. Les valeurs des constantes de temps τ_1 , τ_2 , τ_3 ont été choisies en accord avec les valeurs proposées dans (Robinson 1981 ; Collins et coll. 1981 ; Clark et Stark 1974 b). $\tau_1 = 50 \text{ ms}$, $\tau_2 = 140 \text{ ms}$, $\tau_3 = 80 \text{ ms}$.

La force élastique passive des deux muscles est représentée par :

$$F_p\theta(t) \quad (3-2-2)$$

Les éléments élastiques en série des deux muscles, latéral et médial, sont $K_s = 2gf \cdot \text{deg}^{-1}$ et leurs viscosités, notées B_1 et B_2 , sont déterminées à partir des relations force-vitesse (Pfann et coll. 1995) :

$$B_1 = \begin{cases} \frac{3F_{a1}}{H} & \text{si } \frac{dy_1}{dt} > 0 \\ \frac{1.25F_{a1}}{H + \frac{dy_1}{dt}} & \text{si } \frac{dy_1}{dt} < 0 \end{cases} \quad (3-2-3)$$

Et :

$$B_2 = \begin{cases} \frac{3F_{a2}}{H} & \text{si } \frac{dy_2}{dt} > 0 \\ \frac{1.25F_{a2}}{H - \frac{dy_2}{dt}} & \text{si } \frac{dy_2}{dt} < 0 \end{cases} \quad (3-2-4)$$

Avec $H = 900 \text{ deg} \cdot \text{s}^{-1}$ constante de Hill qui caractérise le taux de raccourcissement du muscle.

En fonction de l'activité α du motoneurone, l'élément contractile des muscles produit la force active, calculée au moyen de l'équation suivante :

$$\dot{F}_{a1} = \frac{1}{\sigma_1}(\alpha_1 - F_{a1}) \quad \text{et} \quad \dot{F}_{a2} = \frac{1}{\sigma_2}(\alpha_2 - F_{a2}) \quad (3-2-5)$$

Avec :

$$\sigma_1 = 4e - 3s \quad \text{et} \quad \sigma_2 = 8e - 3s$$

En utilisant les paramètres du modèle décrit ci-dessus, le mouvement de l'œil est décrit par les équations différentielles suivantes :

$$\left\{ \begin{array}{l} \frac{d^2\theta(t)}{dt^2} = \frac{1}{J} \left(-F_0(\theta(t)) - F_p\theta(t) + K_s(y_1(t) - \theta(t)) - K_s(\theta(t) - y_2(t)) \right) \\ \frac{dy_1(t)}{dt} = \frac{F_{a1} + K_s(\theta(t) - y_1(t))}{B_1} \\ \frac{dy_2(t)}{dt} = \frac{-F_{a2} + K_s(\theta(t) - y_2(t))}{B_2} \end{array} \right. \quad (3-2-6)$$

Le système biomécanique formé de l'œil et des muscles est formalisé par une fonction entrées/sorties :

Entrées : $Mn(.) = [\alpha_1, \alpha_2]^T$ les signaux de sortie des motoneurones (deux muscles pour une saccade horizontale).

État : Soit $X = [\theta, \dot{\theta}, F, y_1, y_2, F_{a1}, F_{a2}]^T$ le vecteur d'état du système ; il comprend la position et la vitesse angulaires de l'œil dans l'orbite, la force des tissus de l'orbite ($F = K_2\dot{\theta} - F_0$), les longueurs des muscles et leurs forces, active ou passive.

La dynamique du système commandé est décrite par le système d'équations différentielles :

$$\dot{X} = f_{oc}(X, Mn) = \begin{cases} \dot{\theta} = & \dot{\theta} \\ \ddot{\theta} = & \frac{1}{J} \left(\frac{1}{\tau} F - \frac{K_2}{\tau} \dot{\theta} - F_p \theta + K_s ((y_1 - \theta) - (\theta - y_2)) \right) \\ \dot{F} = & -\frac{1}{\tau} F - K_0 \theta + \left(\frac{K_2}{\tau} - K_1 \right) \dot{\theta} \\ \dot{y}_1 = & \begin{cases} H \frac{F_{a1} - K_s (y_1 - \theta)}{\frac{1}{4} F_{a1} + K_s (y_1 - \theta)} & \text{si } \dot{y}_1 > 0 \\ -\frac{H}{3} + \frac{H K_s (\theta - y_2)}{3 F_{a2}} & \text{si } \dot{y}_2 > 0 \end{cases} \\ \dot{y}_2 = & \\ \dot{F}_{a1} = & \frac{1}{\sigma_1} (\alpha_1 - F_{a1}) \\ \dot{F}_{a2} = & \frac{1}{\sigma_2} (\alpha_2 - F_{a2}) \end{cases} \quad (3-2-7)$$

Où : $Mn(.) = [\alpha_1, \alpha_2]^T$ est le vecteur de commande.

Sortie : Pendant la saccade proprement dite, les variables du système mécanique ne sont pas observables, de sorte que le système dynamique n'a pas de sortie. Pendant les périodes de fixation, au contraire, plusieurs variables du système mécanique sont observables, de sorte que le système de commande dispose d'informations au moins sur la position angulaire de l'œil et les allongements des muscles, et vraisemblablement aussi sur leurs tensions.

3.2.1.1 Contraintes du système :

Plusieurs faits importants contraignent la modélisation :

- Comme nous l'avons mentionné, pendant une saccade le système n'est pas observable ; son mouvement ne dépend que de l'activité des motoneurones. Une expérimentation faite par Robinson (1964) illustre cette contrainte : il avait fixé l'œil d'un singe par des ressorts afin de mesurer les forces des muscles antagonistes. Pendant la saccade, l'œil ne bougeait pas. La perturbation n'était pas perçue par le système sensoriel, ce qui montre que l'œil est commandé en boucle ouverte.
- Plusieurs variables d'état du système biomécanique sont bornées (typiquement, par le pourcentage de fibres activées) ; ces bornes doivent donc apparaître dans le modèle,

soit comme des contraintes explicites (sur les variables $X(t)$ ou sur les conditions initiales $X(0)$), soit dans le comportement dynamique.

- Les équilibres du système dynamique (X_e, Mn_e) correspondent à des états X_e où l'œil est au repos et les muscles sont immobiles, leur contraction (statique) compensant les forces élastiques exercées par les tissus orbitaux. L'entrée Mn_e est alors réduite à un signal tonique T_{ne} constant, fourni par les neurones toniques TN (situés vraisemblablement dans le Noyau Prepositus hypoglossi). Quel que soit le modèle utilisé, un équilibre est totalement caractérisé par la donnée de T_{ne} , i.e. $(X_e, Mn_e) = (H(T_{ne}), T_{ne})$.
- À entrée $MN(.)$ constante, les équilibres du système dynamique sont globalement asymptotiquement stables (il existe une fonction de Lyapunov, dans un voisinage de l'état d'équilibre, satisfaisant les propriétés de la stabilité au sens de Lyapunov).
- La dynamique des muscles et des tissus est lente par rapport à celle du globe oculaire, et ne peut donc pas être négligée. Lorsque l'activité des motoneurones est constante, $Mn(.) \equiv T_{ne}$ constant, le système se stabilise autour de la position d'équilibre X_e définie par T_{ne} . La durée typique de la phase de transition est de ~ 200 ms, donc supérieure à celle d'une saccade.

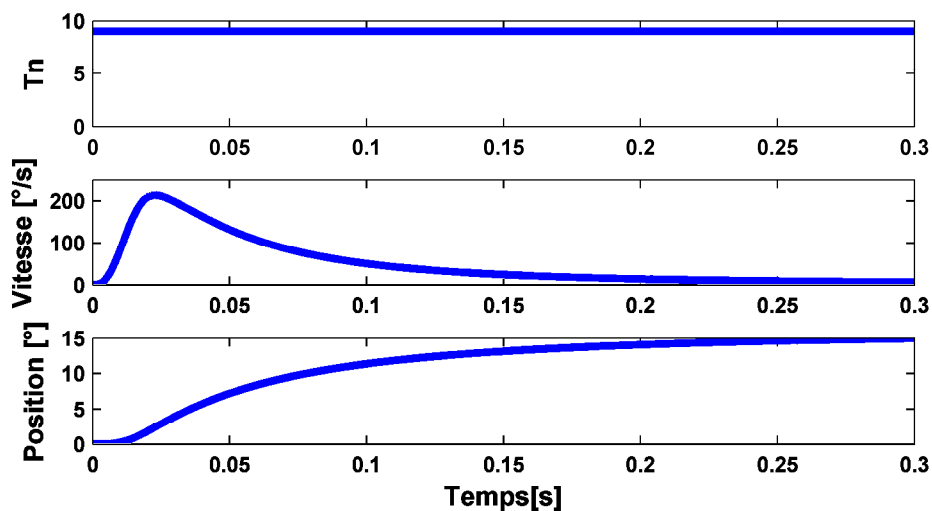


Figure 3.2 : Stabilisation du système biomécanique autour de 15° . La position se stabilise en environ 200 ms. La simulation est réalisée sur le système biomécanique complet.

3.2.2 Système saccadique :

Ce circuit, nommé «générateur saccadique», est constitué des neurones compris entre les « neurones phasiques excitateurs précoces » (« long-lead burst neurons » LLBN) et les motoneurones (MN), c'est-à-dire des neurones suivants : «neurones phasiques excitateurs» (« excitatory burst neurons » EBN), « neurone phasique inhibiteur » (IBN), neurones omnipauseurs (OPN), « neurones toniques » (« tonic neurone » TN), neurones internucléaires (IN), et MN. Anatomiquement, ces neurones sont situés dans « la Formation Réticulée Paramédiane du Pont » (PPRF), le Prepositus hypoglossi (PH) et les Noyaux Abducens (VI) et Oculomoteur (III). D'autres interneurons en font partie, comme les neurones-verrous (« Latch neurons » LN).

L'activité des motoneurones $\alpha = [\alpha_1, \alpha_2]^T$ dite « innervation musculaire », est considérée comme la somme de l'activité des neurones phasiques excitateurs EBN et de l'activité des neurones toniques du PH (Koene 2002 ; Robinson 1975 a ; Scudder 1988 ; Gancarz et Grossberg 1998). Pendant un mouvement vers la gauche, par exemple, le muscle agoniste tire et l'antagoniste se relâche :

$$\begin{cases} \alpha_1 = T_{N1} + a_1 EBN \\ \alpha_2 = \max(0, T_{N2} - a_2 EBN) \end{cases} \quad (3-2-8)$$

Avec :

$$\begin{cases} \dot{T}_{N1} = b_1 EBN \\ \dot{T}_{N2} = -b_2 EBN \end{cases} \quad (3-2-9)$$

Où a_1, a_2, b_1, b_2 sont des gains constants.

Les EBN reçoivent des signaux du Collicule (via des LLBN chez quelques espèces), où est localisé le circuit qui détermine la trajectoire dans l'espace des phases (position et vitesse), ainsi que d'autres signaux issus des voies cérébelleuses, via le Noyau Fastigial. Ces signaux d'entrées modulent le fonctionnement des EBN, dont le signal de sortie détermine la trajectoire du système pendant la saccade. Les EBN reçoivent aussi des signaux des neurones toniques du PH. Les EBN ont été modélisés ici simplement comme des sommateurs qui calculent une somme pondérée des signaux d'entrée.

CHAPITRE 3. MODÉLISATION DU SYSTÈME OCULOMOTEUR

Le générateur saccadique est considéré comme un système dynamique dont les relations entrées/sorties sont décrites par un système d'équations différentielles.

Entrées : Les signaux de sortie du Collicule Supérieur (SC) et du Noyau Fastigial (FN) ;

Sorties : Les signaux de sortie MN(.) des motoneurones, et le signal tonique TN(.) du PH envoyé vers le Collicule (Scudder et coll. 2002).

État : En notant $X_{GS} = [Mn, T_N]^T$ l'état du système, on peut écrire :

$$\dot{X}_{GS} = f_{GS}(X_{GS}, FN, SC) = \begin{cases} Mn = \begin{bmatrix} \alpha_1 = T_{N1} + a_1 EBN, \\ \alpha_2 = \max(0, T_{N2} - a_2 EBN) \end{bmatrix} \\ \dot{T}_{N1} = b_1 EBN \\ \dot{T}_{N2} = -b_2 EBN \\ EBN = c_1 FN + c_2 SC \end{cases} \quad (3-2-10)$$

Où c_1 et c_2 sont des coefficients de pondération.

3.2.3 Cervelet (Vermis et Fastigial) :

Ce circuit est constitué de neurones situés dans le Noyau « Nucleus Reticularis Tegmenti Pontis » (NRTP), le Vermis et le Noyau Fastigial.

Les études sur les Cervelet suggèrent de poser une hypothèse importante :

(H) Le Vermis contient un modèle interne (vraisemblablement direct) du système biomécanique.

Le Vermis contiendrait un modèle de la mécanique de l'œil et pourrait calculer à chaque instant la position que l'œil atteindrait si l'activation de l'EBN cessait à cet instant. Une anticipation tenant compte des délais de transmission est vraisemblable, ce qui correspond bien à ce que l'on sait sur le Cervelet. Cette hypothèse s'accorderait avec l'organisation des voies cérébelleuses (excitation directe des Noyaux Cérébelleux et du Cortex Cérébelleux par les Fibres moussues, et inhibition indirecte des Noyaux Cérébelleux par le Cortex Cérébelleux). Le signal calculé dans le Fastigial serait la différence entre la position finale visée et celle que l'œil atteindrait si l'activation cessait.

CHAPITRE 3. MODÉLISATION DU SYSTÈME OCULOMOTEUR

La différence calculée dans le Fastigial complèterait la partie tonique de l'activité de l'EBN au cours de la saccade, et pourrait modifier à chaque instant la trajectoire du système dans l'espace des phases. Ainsi cette différence contrôlerait la contraction musculaire. Cette interprétation est compatible avec la proposition d'Optican, Lefèvre et coll. (1998) que le Fastigial controlatéral "accélère" et que le Fastigial ipsilatéral "freine" le mouvement. Pendant la deuxième moitié de la saccade, la diminution d'activité des neurones fastigiaux controlatéraux (à la saccade), entraînerait une diminution de l'activité des EBN et IBN ipsilatéraux, ce qui lèverait l'inhibition des EBN controlatéraux et faciliterait la réactivation des motoneurones du muscle antagoniste.

Le circuit constitué par le NRTP et le Cervelet est modélisé par une fonction entrées/sorties :

Entrées:

Sortie du Collicule SC et sortie du FN controlatéral qui constituent les entrées du NRTP ; signaux du PH (via la projection sur le Vermis) renseignant sur l'activité des EBN ; signaux renseignant sur l'état initial $X(0)$ du système biomécanique (par retours sensoriels).

Sorties = sortie du FN

Modèle de la dynamique :

On considère donc le système dont l'espace des états est de dimension au moins identique à celle du système biomécanique (système d'équations (3-2-7)). Soit X_{CE} son état et u la variable de commande, telle que :

$$\begin{cases} \dot{X}_{CE} = f_{CE}(X_{CE}, u, X_{CE}(0)) \\ FN(t) = g_{CE}(X_{CE}(t)) \\ u = (FN(t), SC(t)) \end{cases} \quad (3-2-11)$$

3.2.4 Collicule Supérieur :

Le Collicule Supérieur (SC) est constitué de plusieurs couches de neurones formant des cartes, sensorielles et motrices, où les positions des cibles, visuelles et auditives, sont représentées par rapport au corps. Une de ses fonctions est de réorienter l'attention visuelle en produisant des ordres moteurs orientant le regard vers une cible choisie dans le champ visuel. L'amplitude du mouvement à effectuer est codée en coordonnées rétinienne (Klier 2001). Seule la couche motrice, celle qui déclenche la saccade, est modélisée ici.

Entrées : Position de la cible en coordonnées rétino-centrées ($\Delta\theta$), TN (via la projection du PH) ; position initiale $\theta(0)$ du regard (Campos et coll. 2005; Guitton et coll. 1980; Reyes-Puerta et coll. 2009).

Sorties : signal $SC(\cdot)$

Modèle de la dynamique : Maints modèles de la dynamique du Collicule ont été proposés, mais les caractéristiques des couches sensorielles et motrices ne sont pas précisées dans les mêmes modèles. En notant X_{sc} l'état de la région, sa dynamique peut s'écrire :

$$\begin{cases} \dot{X}_{sc} = f(X_{sc}, (TN(t), \Delta\theta, \theta(0))) \\ SC(t) = g_{sc}(X_{sc}(t)) \end{cases} \quad (3-2-12)$$

3.3 Déroulement d'une saccade (constatations expérimentales) :

On distingue trois périodes dans un mouvement saccadique :

- La période de préparation (~100 ms) pendant laquelle l'œil ne bouge pas :
 $\theta = \theta_0 \quad \dot{\theta} = 0$
- La saccade proprement dite (30-80 ms) pendant laquelle l'œil tourne dans l'orbite :
 $\dot{\theta}(t) = 0, 0 \leq t \leq t_f$
- La période de fixation post-saccadique (~200 ms) pendant laquelle l'œil ne bouge pas, tandis que les muscles se détendent : $\theta = \theta_f \quad \dot{\theta} = 0$

La fin de la saccade est définie comme le premier instant t_f tel que $\dot{\theta}(t_f) = 0$ (Bahill et coll. 1975). Les EBN ne sont actifs que pendant l'intervalle de temps $[0, t_f]$ (Sparks et Hu 2006).

Saccade-related Burst Neuron

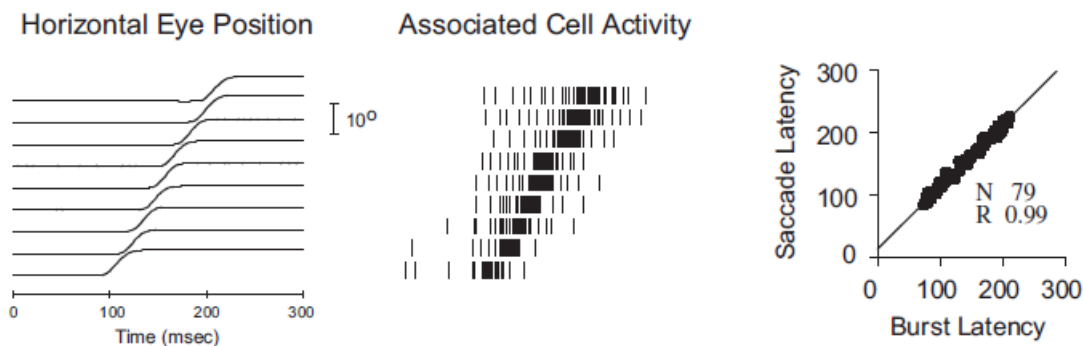


Figure 3.3 : Activité des neurones saccadiques EBN (dits aussi SRBN). À gauche, les décours de la position horizontale des yeux pendant 9 saccades. Au centre, les activités d'un SRBN au cours des 9 mouvements. À droite, la relation entre la latence de décharge et la latence des saccades. D'après Sparks et Hu (2006).

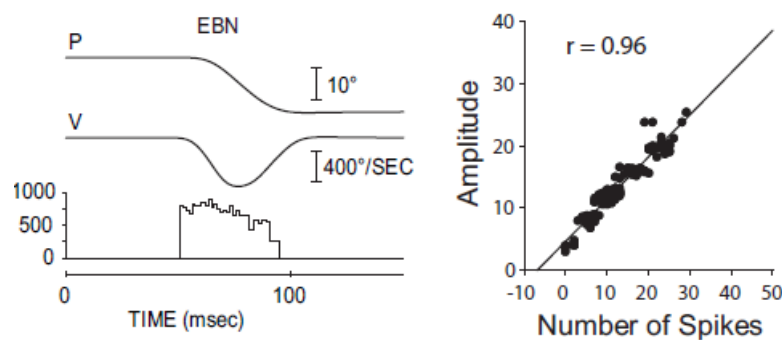


Figure 3.4 : Activité des EBN pendant une saccade horizontale. P : position horizontale des yeux. V : vitesse horizontale des yeux. D'après Sparks et Hu (2006).

Pendant la phase de préparation, le système biomécanique de l'œil est a priori à l'équilibre. Mais il n'atteint pas un nouvel équilibre dès la fin de la saccade : pendant la période post-saccadique, les allongements de muscles varient, ainsi que le signal $Mn(\cdot)$ (voir par exemple Robinson 1964 ; Sylvestre et Cullen 1999). En conséquence, à la fin de la saccade, l'état $X(t_f)$ du système mécanique, en particulier $\theta(t_f)$, n'est pas déterminé par $Tn(t_f)$.

3.3.1 Phase d'accélération :

Pendant les saccades suffisamment amples ($>10^\circ$ environ), la première partie de la saccade (la phase d'accélération) est stéréotypée et quasiment indépendante de l'amplitude (Robinson 1964 ; Enderlé 2002 ; Optican et Miles 1985).

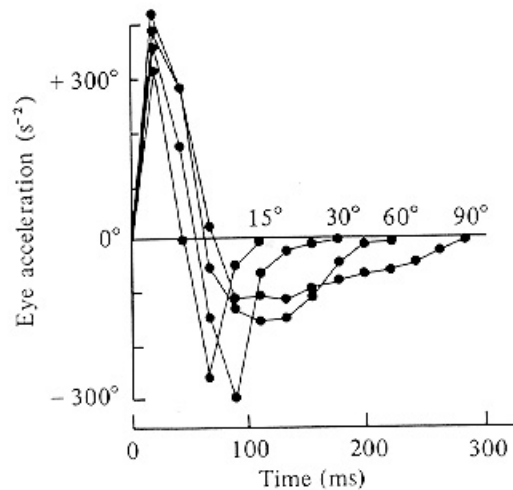


Figure 3.5 : Accélération au cours du temps de plusieurs saccades d'amplitudes différentes. L'accélération initiale ne dépend pas de l'amplitude. Image prise des cours de (Mark McCourt)

Autrement dit, étant donnée une saccade caractérisée par le signal $Mn(\cdot)$, le signal $Mn'(\cdot)$ d'une saccade d'amplitude supérieure et partant de la même position vérifie $Mn'(t) = Mn(t)$ pour $t < t_f/2$ (environ). Cela paraît même rester vrai de deux saccades dont les positions de départ diffèrent (Koene et Erkelens 2002).

3.3.2 Description des signaux neuronaux durant une saccade :

Lors d'une saccade, l'activité des motoneurones est formée d'une impulsion suivie d'un échelon. L'impulsion (partie « phasique » de l'activité) vainc les forces de résistance au mouvement et fait tourner l'œil rapidement. Ce signal est fourni par les neurones phasiques excitateurs. L'échelon est une activité constante pendant la fixation (partie « tonique » de l'activité) qui maintient l'œil en position d'équilibre, après le déplacement saccadique. Ce signal est fourni par des « neurones toniques » du Prepositus hypoglossi. Voici les décours temporels des activités de quelques types de neurones du système saccadique :

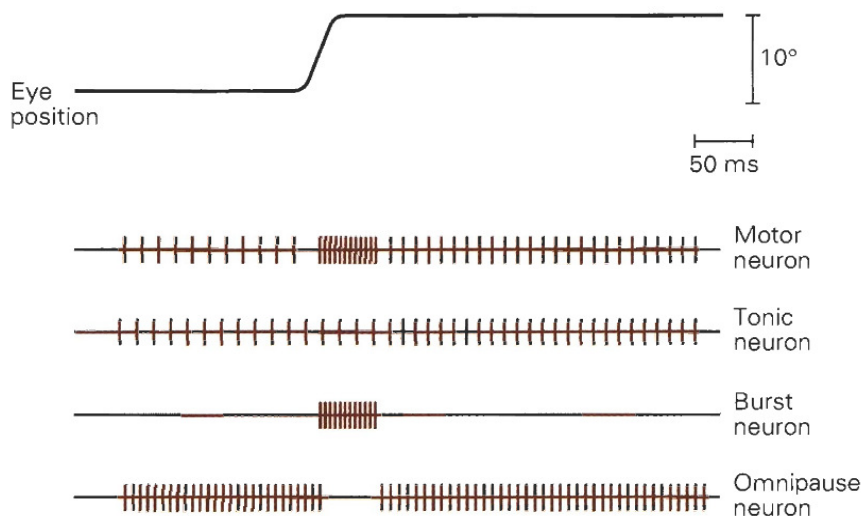


Figure 3.6 : Décours temporels de quatre types de neurones pendant une saccade horizontale. Les tracés sont présentés de bas en haut : Quatrième ligne, en bas : les neurones Omnipauseurs inhibent les EBN avant et après la saccade, pendant les fixations. Troisième ligne : le neurone phasique excitateur (EBN) envoie une bouffée d'activité excitatoire corrélée à la vitesse de la saccade. Deuxième ligne : le signal du neurone tonique, situé dans le noyau PH, est corrélé à la position de l'oeil. Première ligne, en haut : l'activité du motoneurone est la somme des deux signaux, l'un phasique et l'autre tonique. D'après Golberg (2000).

3.3.3 Saccades interrompues

Lorsque les OPN sont stimulés électriquement au cours d'une saccade, celle-ci ralentit brutalement ou s'arrête. Si la stimulation est assez brève, le mouvement reprend ensuite et l'œil atteint à peu près la position angulaire voulue (Keller 1977, 1994 ; Keller 2000 ; King et Fuchs 1977 ; voir figure 3.8.). La saccade interrompue est plus précise si l'interruption a lieu pendant la phase d'accélération que pendant la phase de décélération (Scudder 1988).

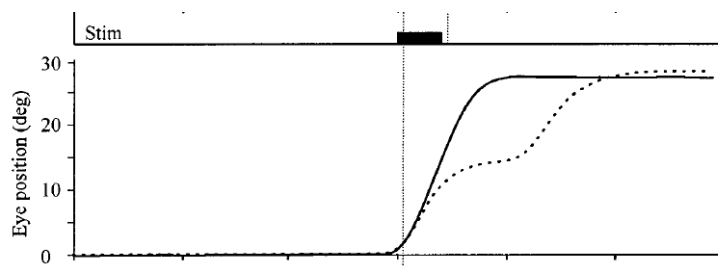


Figure 3.7: Interruption d'une saccade. Courbe pleine : saccade non interrompue. Courbe en pointillé : saccade interrompue (Keller 2000).

Cette expérimentation prouve que le système oculomoteur, composé du Collicule supérieur, du Cervelet et du Système saccadique, est non seulement informé de cette interruption mais aussi capable de la compenser. On peut donc en déduire que ces régions sont reliées par une boucle de rétroaction (c'est-à-dire calculent une commande en boucle fermée).

3.4 Organisation fonctionnelle :

La figure 3.8 schématise les différents circuits qui préparent les ordres moteurs saccadiques à partir de l'information visuelle sur la cible.

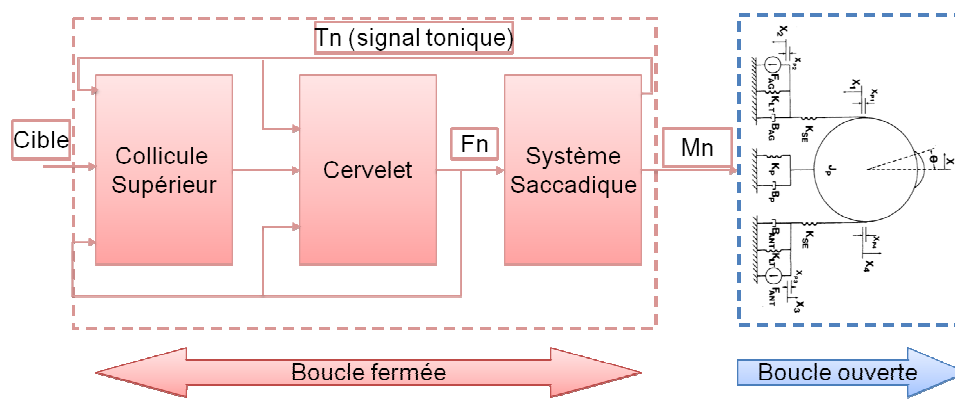


Figure 3.8 : Organisation fonctionnelle du système oculomoteur.

3.4.1 Nécessité d'une boucle fermée :

Comme nous l'avons déjà vu, le système biomécanique de l'œil est commandé en boucle ouverte, puisque pour $t > 0$, $Mn(.)$ ne dépend pas du mouvement $X(.)$ effectué.

Cette commande $Mn(.)$ est la sortie d'un système de commande constitué de trois régions : le Collicule supérieur (SC), le Générateur saccadique (GS) et le Cervelet (CE). La précision des saccades interrompues (§3.3.3) montre que ce système n'est pas commandé en boucle ouverte, c'est-à-dire sous la forme :

$$Mn(.) = f_{Mn}(\Delta\theta, X(0)) \quad (3-4-1)$$

Cette commande se fait donc en boucle fermée.

3.4.2 Nature du bouclage :

Du point de vue fonctionnel, le problème se présente ainsi : Considérons un système commandé GS + OC (générateur saccadique et système biomécanique de l'œil), dont les entrées sont celles de GS ; sur ces entrées agit un contrôle en boucle fermée déterminé par l'ensemble SC + CE (Collicule et Cervelet). Quelles variables sont-elles mesurées ? Peuvent-elles être utilisées dans cette boucle fermée, c'est-à-dire quelles sont les observations ?

Dans SC + CE, la seule grandeur directement mesurée est $Tn(.)$. Suffit-elle à obtenir une saccade précise, stable par perturbation de $EBN(.)$ (saccades interrompues), et dont la fin, définie comme le premier instant t tel que $\dot{\theta}(t) = 0$, coïncide avec la mise à zéro de $EBN(.)$?

La réponse est NON, car comme nous l'avons vu en 3.3.1, la fin de la saccade ne correspond pas à un équilibre du système oculomoteur. La variable $Tn(.)$ détermine l'état d'équilibre du système, mais sa mesure ne suffit pas à assurer la précision de la saccade et ne permet pas de connaître la position de l'œil durant la saccade. Le signal de sortie du GS ne suffit pas donc à commander la saccade.

Or la seule autre source de signaux est le Cervelet ; par conséquent le circuit de préparation des ordres moteurs des saccades contient nécessairement le Cervelet.

Les régions du Cervelet qui règlent les saccades, le Vermis et le Fastigial, reçoivent en effet, du PH, des informations sur $Tn(.)$ et aussi sur $EBN(.)$, donc sur $Mn(.)$. Le Cervelet est supposé contenir un modèle interne du système mécanique (Hypothèse H) et recevoir une information sur l'état initial $X(0)$ du système. On peut donc supposer que l'état $X_{CE}(t)$ contient une estimation $\hat{X}(t)$ de $X(t)$. Le système biomécanique de l'œil n'étant quasiment jamais perturbé, cette estimation est fiable et peut être utilisée comme un observateur de $X(t)$. Cette hypothèse est réaliste puisque le système saccadique ne compense pas les perturbations mécaniques de l'œil lui-même (Robinson 1964).

Puisque, d'autre part, le Cervelet reçoit une copie de toutes les entrées du générateur saccadique, on peut supposer que le Vermis est capable d'apprendre la dynamique de ce générateur saccadique, et que l'état $X_{CE}(t)$ contient aussi une estimation $\hat{X}_{GS}(t)$ de $X_{GS}(t)$, à condition que le système dynamique GS soit observable.

Si, de plus, le Cervelet calcule une prédiction de $SC(.)$ (ou plus vraisemblablement une prédiction de l'effet de $SC(.)$ sur GS), il peut construire, à un instant t , des signaux prédictifs des états $X_{GS}(t')$ et $X(t')$ avec $t' > t$.

En utilisant ces estimations, il est possible de construire une commande de $GS + OC$ ayant les propriétés voulues.

3.5 Principe de fonctionnement

La préparation des ordres moteurs saccadiques est supposée satisfaire à deux principes :

- La saccade est un mouvement optimal dont la durée est minimisée.
- La commande est hiérarchisée (Todorov 2009) : le calcul des signaux de commande du système oculaire n'est pas centralisé mais distribué sur plusieurs niveaux (systèmes entrées/sorties), qui participent successivement à l'élaboration de la commande.

Calculer une commande optimale pour un système de dimension importante paraît impossible. Le principe de la commande optimale hiérarchisée est de ne pas construire la commande de tout le système en une seule étape, mais en plusieurs étapes permettant chacune d'optimiser la commande d'une partie du système. L'état de cette partie, de petite dimension, est représenté par un système d'équations (par exemple un modèle de déplacement du regard). Le problème du contrôle optimal consiste à minimiser un certain coût. À partir des trajectoires optimales obtenues, on calcule une commande u telle que le système suive une trajectoire optimale, dite de référence. Le système complet est représenté par le système biomécanique, défini par son état X à 7 dimensions (équation (3-2-7)).

Le principe proposé ici est de commander les mouvements saccadiques au moyen d'un contrôle optimal hiérarchisé en feedback entre les niveaux (figure 3.9), en utilisant pendant les mouvements une prédiction de l'effet des ordres moteurs, en remplacement et à l'instar de signaux de rétroaction qui ne sont pas disponibles pendant des mouvements brefs (puisque le système dynamique n'est pas observable durant la saccade). L'effet de ce feedback apparaît pendant les saccades interrompues.

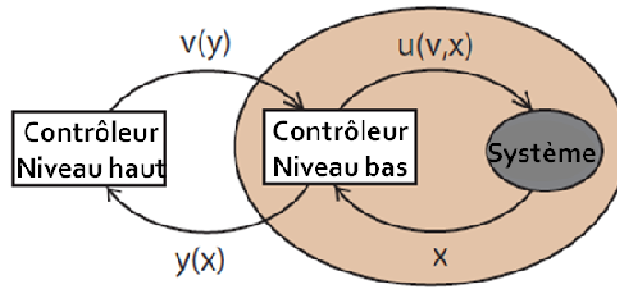


Figure 3.9 : Organisation fonctionnelle de la commande hiérarchique (Todorov 2005).

3.5.1 Le Collicule comme niveau haut

Quelles sont les variables codées dans les signaux issus du plus haut niveau ? La première étape de production d'une saccade est située dans le Collicule, dont des neurones codent la position de la cible en coordonnées rétinienne, tandis que les signaux de sortie (issus d'autres neurones) commandent les mouvements du regard, c'est-à-dire les mouvements coordonnés d'orientation de la tête sur le tronc (et donc dans l'espace, si l'on suppose le tronc immobile) et de l'œil dans la tête (Guitton et Bergeron 2000). Les variables codées dans ces signaux sont la position de la cible visée et la vitesse de déplacement du regard. Le Collicule paraît ainsi coder le mouvement voulu du regard dans un espace de phases.

Considérons que des trajectoires du regard sont codées dans le Collicule. Une trajectoire est définie par un état $X_{sc} = [\theta, \dot{\theta}]^T$ relié à une commande rétroactive v .

Une commande en rétroaction est une fonction qui ne dépend pas seulement du temps mais aussi de l'état du système. C'est donc une fonction v de $[0, tf] \times \mathcal{R}^2$ à valeurs dans l'espace des commandes. Pour un contrôle en feedback $v(\cdot)$, la dynamique des variables d'état est régie par l'équation différentielle :

$$\dot{X}_{sc} = f_{sc}(X_{sc}, v(t, X_{sc})) = \begin{cases} \dot{\theta} = \dot{\theta} \\ \ddot{\theta} = v \end{cases} \quad (3-5-1)$$

Avec $X_{sc}(0)$ connu et v borné, $v_- \leq v \leq v_+$ dépendant de l'état du système.

Le problème de commande optimale PB consiste à amener le système (3-5-1) d'un état initial $X_{sc}(0)$ vers un état final $X_{sc}(tf)$ en minimisant le temps :

CHAPITRE 3. MODÉLISATION DU SYSTÈME OCULOMOTEUR

$$C_{tf} = \int_0^{tf} 1 \cdot dt \quad (3-5-2)$$

Pour ce système très simple, le principe du minimum de Pontriaguine impose des conditions nécessaires exprimées par des équations permettant d'obtenir la synthèse optimale du problème PB . La fonction hamiltonienne associée à ce problème est :

$$H = p_1 \dot{\theta} + p_2 v - 1 \quad (3-5-3)$$

Et les équations adjointes sont :

$$\begin{cases} \dot{p}_1 = 0 \\ \dot{p}_2 = -p_1 \end{cases} \quad (3-5-4)$$

On en déduit que : $p_1(t) = Cst = c$ et $p_2(t) = -ct + d$ avec $d = Cst$

La minimisation de H , condition imposée par le principe du minimum, s'écrit :

$$v(t) = \text{signe}(p_2(t)) \quad (3-5-5)$$

Et les trajectoires décrivent des paraboles dans le plan de phase (figure 3.10).

$$\text{-Si } 0 \leq t \leq t_1 \text{ alors } \theta(t) = v_+ \frac{t^2}{2} + \dot{\theta}(0)t + \theta(0) \text{ et } \dot{\theta}(t) = v_+ t + \dot{\theta}(0) \quad (3-5-6)$$

$$\text{-Si } t_1 \leq t \leq t_f \text{ alors } \theta(t) = v_- \frac{(t-t_1)^2}{2} + \dot{\theta}(t_1)(t-t_1) + \theta(t_1) \text{ et } \dot{\theta}(t) = v_-(t-t_1) + \dot{\theta}(t_1) \quad (3-5-7)$$

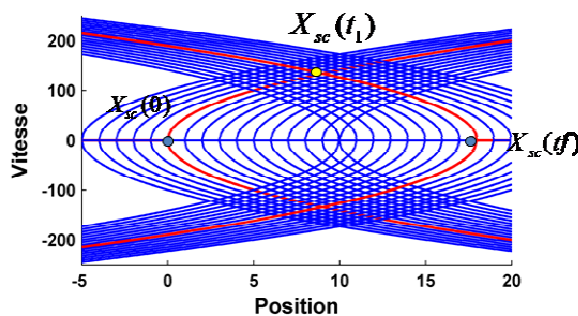


Figure 3.10 : Synthèse optimale

Pour atteindre un point final $X_{sc}(tf)$, le système accélère au maximum jusqu'à l'instant t_1 , puis décélère jusqu'au temps final tf . Au cours du mouvement, le Collicule produirait donc

une trajectoire optimale à chaque pas de temps Δt , durant lequel il reçoit une mise à jour (en fait une prédiction) de l'état courant du système biomécanique, prédiction faite par le Vermis.

3.5.2 Le Cervelet comme prédicteur

En supposant que la vitesse angulaire voulue $\dot{\theta}^V$ est la variable codée dans les ordres prémoteurs (qui serait calculée en amont par le Collicule, agissant comme un contrôleur de niveau haut). Le Cervelet (inverseur dynamique) assure le suivi asymptotique d'une trajectoire de référence. Pendant une saccade de l'œil, le suivi optimal est assuré par l'inhibition des EBN par les IBN, car de ce fait seul le muscle agoniste est actif.

Soit $\dot{\theta}^V(t)$ la trajectoire de référence, X_{CE} l'état du système et u_{FN} la variable de commande, telle que : $\dot{X}_{CE} = f_{CE}(X_{CE}, u_{FN})$.

La fonction de l'inverseur est de trouver la commande u_{FN} qui assure le suivi de la consigne $|\dot{\theta}(t) - \dot{\theta}^V(t)| \rightarrow 0$. Elle permet de calculer la commande u_{FN} pour aller d'un état vers un autre et de la construire comme solution d'un système dynamique stable tel que :

$$\dot{u}_{FN} = \frac{1}{\varepsilon} S(\dot{\theta}^V(t), X_{CE}(t), u_{FN}) \quad (3-5-8)$$

Où $\varepsilon \ll 1$ et $S: \mathfrak{R} \rightarrow \mathfrak{R}$ tel que $S(x) = 0$ ssi $x = 0$

On a donc une dynamique :

$$\begin{cases} \varepsilon \cdot \dot{u}_{FN} = S(\dot{\theta}^V(t), X_{CE}(t), u_{FN}) \\ \dot{X}_{CE} = f_{CE}(X_{CE}, u_{FN}) \\ \dot{\theta}^V(t) = g_{SC}(t) \end{cases} \quad (3-5-9)$$

Et on choisit $S(\cdot)$ de telle sorte que l'équation (3-5-8) soit rapide et stable.

Le suivi est assuré si $S(0) = 0$ et si :

$$\frac{\partial S(\dot{\theta}^V(t), X_{CE}(t), u_{FN})}{\partial u_{FN}} < 0 \quad (3-5-10)$$

CHAPITRE 3. MODÉLISATION DU SYSTÈME OCULOMOTEUR

Si $(u_{FN}, X_\varepsilon(t))$ est une solution de (3-5-9), alors $X_\varepsilon(\cdot) \approx X_{CE}(\cdot)$ quand $\varepsilon \rightarrow 0$ où $X_{CE}(\cdot)$ est solution de : $\dot{X}_{CE} = f_{CE}(X_{CE}, u_{FN}) \Rightarrow f_1(X_{CE}, u_{CE}) = \dot{\theta}^V(t) \Rightarrow \dot{\theta}(t) \approx \dot{\theta}^V(t)$ où la fonction f_1 est une fonctionnelle de f_{CE} .

D'autre part, nous avons supposé que l'état X_{CE} du Cervelet contient une estimation sur l'état de l'œil X et sur l'état du système saccadique X_{GS} ; dans ce cas l'état du Cervelet peut s'écrire sous la forme :

$$\dot{X}_{CE} = f_{CE}(X_{CE}, u_{FN}) = \left\{ \begin{array}{l} \dot{\theta} = \theta \\ \ddot{\theta} = \frac{1}{J} \left(\frac{1}{\tau} F - \frac{K_2}{\tau} \dot{\theta} - F_p \theta + K_s ((y_1 - \theta) - (\theta - y_2)) \right) \\ \dot{F} = -\frac{1}{\tau} F - K_0 \theta + \left(\frac{K_2}{\tau} - K_1 \right) \dot{\theta} \\ \dot{y}_1 = \begin{array}{l} H \frac{F_{a1} - K_s (y_1 - \theta)}{4 F_{a1} + K_s (y_1 - \theta)} \\ \dot{y}_2 = -\frac{H}{3} + \frac{H K_s (\theta - y_2)}{3 F_{a2}} \end{array} \quad \begin{array}{l} \text{si } \dot{y}_1 > 0 \\ \text{si } \dot{y}_2 > 0 \end{array} \\ \dot{F}_{a1} = \frac{1}{\sigma_1} (\alpha_1 - F_{a1}) \\ \dot{F}_{a2} = \frac{1}{\sigma_2} (\alpha_2 - F_{a2}) \\ \dot{T}_{N1} = b_1 EBN \\ \dot{T}_{N2} = -b_2 EBN \\ \text{avec} \\ EBN = c_1 u_{FN} + c_2 \theta^V \\ \alpha_1 = T_{N1} + a_1 EBN, \\ \alpha_2 = \max(0, T_{N2} - a_2 EBN) \end{array} \right. \quad (3-5-11)$$

Cependant la commande u_{FN} n'intervient pas directement sur $\dot{\theta}$. Donc pour assurer le suivi il est nécessaire d'anticiper dans le temps.

Réécrivons les dynamiques (3-5-9) en discret :

$$\left\{ \begin{array}{l} u_{FN(t+\Delta t)} = u_{FN(t)} + \frac{\Delta t}{\varepsilon} S(\dot{\theta}^V_{(t+\Delta t)} - \dot{\theta}_{(t)} - \Delta t \cdot f_1(X_{CE(t)}, u_{FN(t)})) \\ X_{CE(t+\Delta t)} = X_{CE(t)} + \Delta t \cdot f_{CE}(X_{CE(t)}, u_{FN(t)}) \\ \dot{\theta}^V_{(t+\Delta t)} = \dot{\theta}^V_{(t)} + \Delta t \cdot g_{SC}(t) \end{array} \right. \quad (3-5-12)$$

Prenons $\Delta t = \varepsilon \ll 1 \Rightarrow u_{FN}$ varie rapidement.

Notons $F_1(X_{CE(t)}, u_{FN(t)}) = \dot{\theta}_{(t)} + \Delta t \cdot f_1(X_{CE(t)}, u_{FN(t)})$, d'où la dynamique :

$$\begin{cases} \theta_{(t+\Delta t)} = F_1(X_{CE(t)}, u_{FN(t)}) \\ u_{FN(t+\Delta t)} = u_{FN(t)} + S(\dot{\theta}_{(t+\Delta t)}^V - F_1(X_{CE(t)}, u_{FN(t)})) \end{cases} \quad (3-5-13)$$

Alors le suivi $\dot{\theta}_{(t)} \approx \dot{\theta}_{(t)}^V$ est assuré si :

- $S(\tau) = 0 \Leftrightarrow \tau = 0$
- $1 - S'(0) \cdot \frac{\partial F_1}{\partial u_{FN}}(X_{CE(t)}, u_{FN(t)})$

À partir de la trajectoire dans l'espace de phases fournie par le Collicule, le Cervelet calcule un signal de contrôle u_{FN} tel que : $\theta_{(t+\Delta t)}^V = F_1(X_{CE(t)}, u_{FN(t)})$. Ce contrôle u_{FN} parvient aux EBN du système saccadique, où il complète le signal de commande issu du Collicule.

Nous avons appliqué ces principes à la commande du système biomécanique de l'œil. Les décours des différentes variables d'états sont montrés dans la figure 3.11. La figure 3.12 présente une anticipation d'une interruption de 20 ms par la stimulation de l'OPN au cours d'une saccade de 30°.

Le modèle oculomoteur proposé, dont le principe de fonctionnement a été décrit ci-dessus, permet non seulement de simuler les mouvements des saccades oculaires, mais explique aussi la fonction de chaque région anatomique participant à la préparation des signaux moteurs d'une saccade. Nous avons démontré que la dynamique des tissus orbitaux était lente, qu'elle ne devait pas être négligée, et que le système oculomoteur n'était pas à l'équilibre à la fin de la saccade.

La plupart des modèles publiés prennent en compte le Collicule Supérieur et le générateur saccadique et négligent le rôle du Vermis et du Fastigial. Ces modèles ne peuvent pas expliquer les saccades interrompues, qui peuvent au contraire être expliquées par une commande hiérarchique par feedback entre le Collicule Supérieur (contrôleur niveau haut) et le Vermis (contrôleur niveau bas).

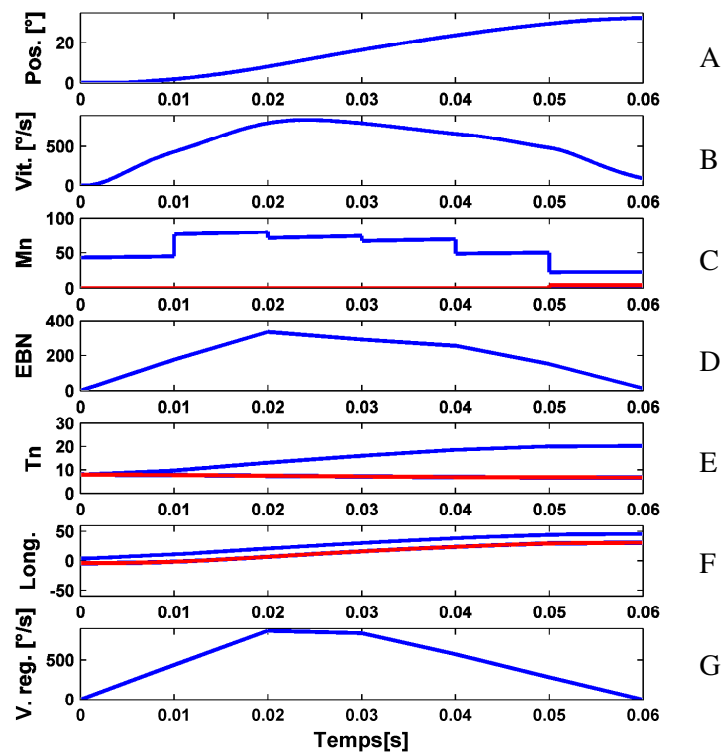


Figure 3.11 : Décours temporels de plusieurs variables d'état pendant une saccade de 30° . (A) Position accomplie de l'œil. (B) Vitesse accomplie de l'œil. (C) Activités des motoneurones agoniste (bleu) et antagoniste (rouge). (D) Activité de l'EBN. (E) Activité tonique des muscles agoniste (bleu) et antagoniste (rouge). (F) Longueurs (angulaires) des muscles agoniste (bleu) et antagoniste (rouge). (G) Vitesse voulue du regard.

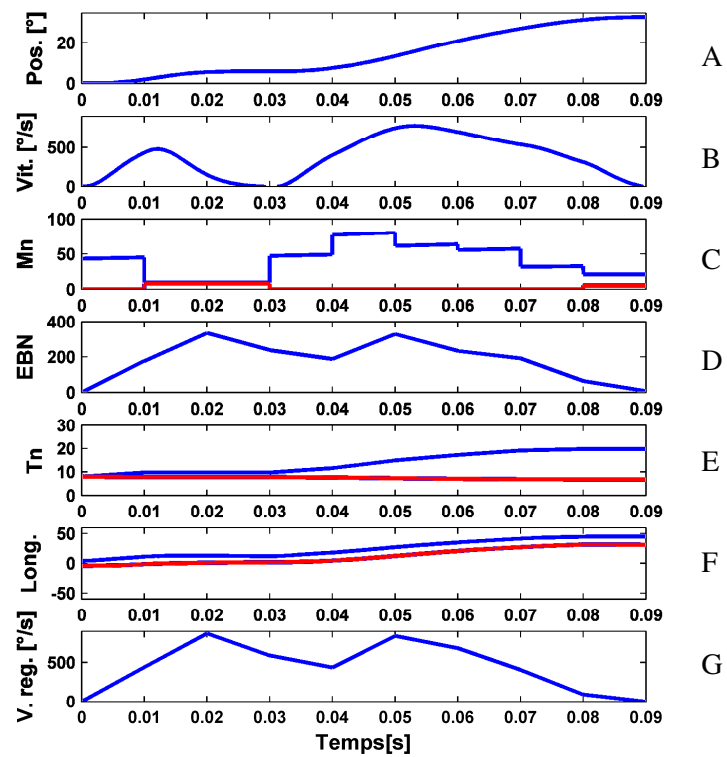


Figure 3.11 : Décours temporels des variables d'état pour une saccade de 30° interrompue pendant 15 ms. (A) Position accomplie de l'œil. (B) Vitesse accomplie de l'œil. (C) Activités des motoneurones agoniste (bleu) et antagoniste (rouge). (D) Activité de l'EBN. (E) Activité tonique des muscles agoniste (bleu) et antagoniste (rouge). (F) Longueurs (angulaires) des muscles agoniste (bleu) et antagoniste (rouge). (G) Vitesse voulue du regard.

3.6 Conclusion

Pour fonder la modélisation des voies motrices de l'œil, cinq principes ont été retenus :

1/ L'existence d'une symétrie bilatérale dans les voies, et de plusieurs étapes de préparation et d'exécution des ordres moteurs. Les mouvements vers la gauche sont codés du côté droit au niveau du Collicule et du Cervelet (deux premières étapes). Au niveau du Tronc Cérébral (troisième étape, dite "générateur saccadique"), les commandes des deux yeux sont à leur tour distinguées dans les activités des neurones prémoteurs. La quatrième étape est l'exécution des mouvements par les muscles et le globe oculaire.

2/ Les deux premières étapes sont supposées assurer un contrôle optimal hiérarchisé par rétroaction. Les commandes ainsi élaborées sont envoyées aux deux dernières étapes, considérées comme l'ensemble du système à commander.

3/ La carte colliculaire code la position et le déplacement du regard. Deux boucles de commande sont imbriquées, une grande boucle, partant du et revenant au Collicule, via le Fastigial et peut-être le Prepositus hypoglossi, informe sur l'état d'équilibre de l'œil. Une petite boucle de rétroaction, du NRTP au Fastigial, via le Cortex du Cervelet qui prédit la vitesse de l'œil, participe au calcul des trajectoires optimales.

4/ La raideur et la viscosité des muscles et des tissus conjonctifs de l'œil tendent à ralentir le mouvement et à en réduire l'amplitude. Parce qu'il contient un modèle interne, appris, de la biomécanique des muscles et de l'œil, le Cortex du Cervelet anticipe la vitesse attendue, et calcule ainsi un signal qui compense raideur et viscosité. Bien entendu, les signaux des neurones situés en aval peuvent coder des variables composites. L'ensemble a l'effet d'une rétroaction lorsque l'œil bouge trop vite pour que les informations sensorielles, visuelles et proprioceptives, puissent être mises à jour pendant le mouvement. Le modèle interne du Cortex du Cervelet est réglé au cours d'un apprentissage à long terme.

5/ Les informations concernant un muscle sont utilisées pour prédire le comportement du muscle antagoniste.

4 Interfaces Cerveau-Machine :

Dans ce chapitre, nous allons nous pencher sur un autre point de vue : celui du contrôle moteur des machines par l'activité cérébrale. La possibilité de commander un robot par interfaçage avec le cerveau n'est pas nouvelle. Cela a donné naissance à une science qui recouvre et rassemble de multiples disciplines (Neurobiologie, Neurosciences computationnelles, Psychologie cognitive, Informatique, Robotique...)

Le principe général est de permettre au Cerveau de communiquer avec le monde extérieur sans passer par les chemins naturels tels que le système nerveux périphérique (nerfs) et les muscles. On parle alors d'Interfaces Cerveau-Machine (ICM) : il s'agit d'un système de communication et de contrôle entre le cerveau d'un individu et une machine. Dans une ICM, l'activité cérébrale de l'utilisateur est enregistrée, analysée et décodée en commandes spécifiques destinées à une machine.

Nous présentons ici la conception et la mise au point d'une ICM qui décode les données cérébrales enregistrées chez le Primate afin de contrôler un doigt robotique.

4.1 Introduction

La technique de communication par ICM peut aider des personnes handicapées à retrouver des possibilités d'agir et de communiquer. En particulier, l'ICM pourrait permettre à des patients qui ne peuvent plus commander leur activité musculaire de commander un membre artificiel. Des développements récents de cette technique ont en effet montré que l'activité corticale peut être utilisée pour commander la position d'un membre artificiel robotisé en temps réel. Ces efforts ont surtout porté sur la commande d'un curseur d'ordinateur (Wu et coll. 2002; Hatsopoulos et coll. 2002), ou sur le décodage de la trajectoire afin de commander un bras robotique (Nicolelis et coll. 2003; Schwartz et coll. 2002).

Cependant, pour reproduire la dextérité de la main, il reste encore à mener des études similaires sur le contrôle des mouvements individualisés ou combinés des doigts, avec plusieurs degrés de liberté, ainsi que de la force qu'ils exercent. Chez le Primate, les activités de neurones du cortex moteur primaire sont corrélées à des mouvements précis des doigts, en type et en direction (Maier et coll. 1993; Georgopoulos et coll. 1999; Aggarwal et coll. 2008).

Notre objectif est d'étudier la validité d'une méthode de commande d'un doigt humanoïde à 4 degrés de liberté (ddl), au moyen de signaux intra-corticaux enregistrés chez le Singe

Macaque, en décodant à la fois la position du doigt (trajectoire) et les activités électromyographiques (EMG) des muscles actifs pendant des mouvements du doigt. Notre démonstration est faite en temps différé, au moyen d'un doigt humanoïde robotisé disponible au laboratoire. Ce doigt est actionné par 6 actionneurs composés de 5 muscles artificiels pneumatiques de Type McKibben et d'un ressort, arrangés en paires antagonistes, donc proche du schéma d'activation de la main humaine.

4.2 Matériels et Méthodes:

On distingue deux classes d'ICMs, les ICMs synchrones, dans lesquels le patient reçoit des stimulus à haute cadence qui nécessite que le système puisse analyser en temps réel l'activité cérébrale, et les ICMs asynchrones, dans lesquels le patient interagit avec le système quand il le décide, en modifiant de façon volontaire son activité cérébrale.

Dans cette thèse, nous nous concentrons sur le développement de systèmes asynchrones. Une ICM asynchrone se compose de trois éléments : un dispositif pour enregistrer l'activité neuronale, un algorithme transformant cette activité en plan de commande, et un dispositif à contrôler.

La première étape du projet a consisté à construire un dispositif expérimental en utilisant un doigt mécanique existant, dans le but d'imiter le mouvement de prise de précision (precision grip) et ensuite d'effectuer un contrôle cinématique du doigt robotique au moyen d'un modèle biomimétique dont l'entrée est composée des signaux corticaux enregistrés chez un Macaque.

Pour réaliser une telle commande nous avons mis en œuvre un schéma d'opération en trois étapes (Figure 4.1) :

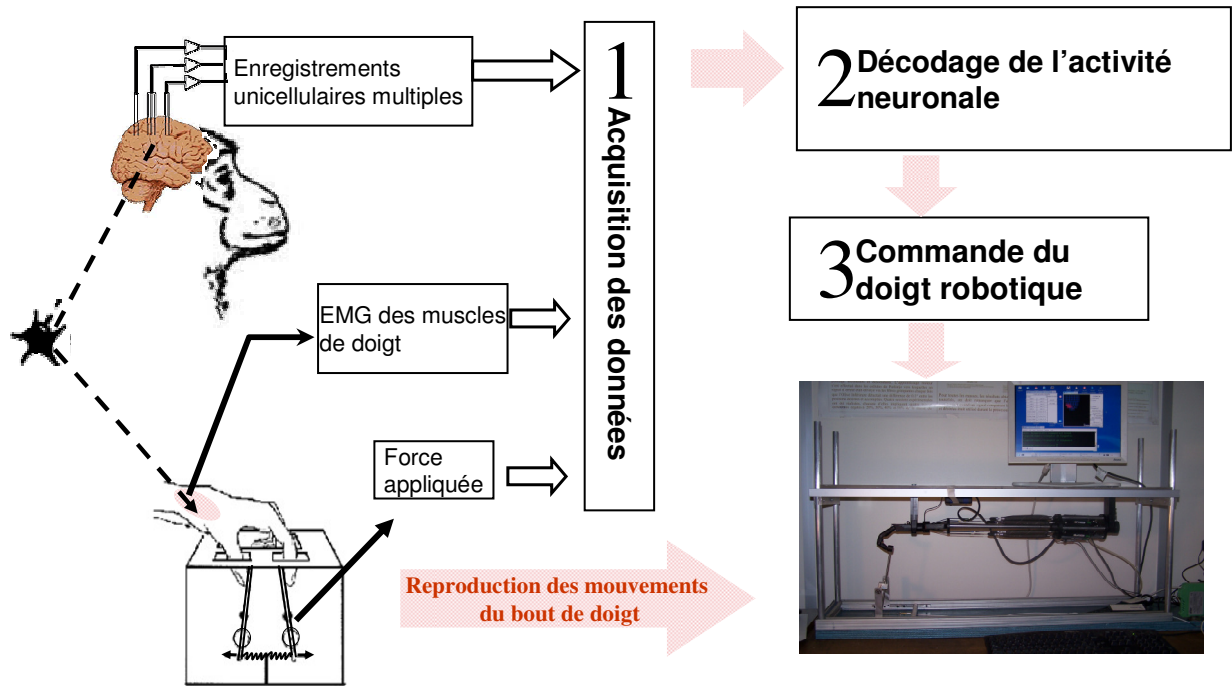


Figure 4.1 : Représentation schématique de la reproduction du mouvement du doigt du singe par un doigt robotique : étape par étape

4.2.1 Acquisition des données :

La 1^{ère} étape, celle de l'acquisition des données, a été faite à l'Institut de Neurologie de Londres (UCL) par l'équipe de R.N. Lemon. Nous avons reçu la permission d'utiliser ces données.

4.2.1.1 Tâche comportementale :

Deux singes macaques ont été entraînés à exécuter une tâche de préhension sur deux leviers avec deux ressorts de rappel. Les singes positionnaient le pouce et l'index sur les leviers, appliquaient une force et maintenaient l'appui pendant une durée fixe à une force constante. (Figure 4.2.a).

4.2.1.2 Acquisition des données après l'entraînement :

Les données ont été enregistrées chez deux singes (singe_1 et singe_2) qui ont accompli la tâche de préhension. Ces données, et la méthode utilisée, ont été déjà décrites dans deux publications (Baker et coll. 2001; Jackson et coll. 2003.).

Les signaux biologiques étaient composés des activités corticales enregistrées dans le cortex moteur des macaques, des activités musculaires (EMG) des muscles qui actionnent les doigts ainsi que de la force de la poussée sur le bras de levier.

Pendant la tâche, les potentiels d'actions des neurones ont été enregistrés au moyen d'électrodes (unicellulaires multiples) implantées dans le cortex moteur primaire. 25 cellules corticales ont été enregistrées chez le singe_1 (33 cellules chez le singe_2) au cours des 12 sessions (7 sessions pour le singe_2) pendant lesquelles ont été captées jusqu'à 4 cellules simultanément chez le singe_1 (et jusqu'à 6 cellules chez le singe_2).

Des électrodes musculaires ont été implantées sur les muscles cibles pour enregistrer l'EMG. Un total de 9 muscles a été enregistré chez le singe_1 (et 7 muscles chez le singe_2), 4 muscles pour l'index (Primus Dorsalis Interosseus (FDI), Extensor Digitorum Communis (EDC), Flexor Digitorum Profundus (FDP) et Flexor Digitorum Superficialis (FDS) chez les deux singes, 3 pour le pouce (Abductor Pollicis Longus (AbPL) et Abductor Pollicis Brevis (AbPB) et Adductor Pollicis (AdP)) chez le singe_1 (2 muscles chez le singe_2 (AbPL et thénar)), un pour le poignet (Extensor Carpi Radialis Longus (ECR-L)) chez les deux singes, et un dernier muscle pour l'auriculaire (Abductor Digiti Minimi (ABDM)) chez le singe_1,

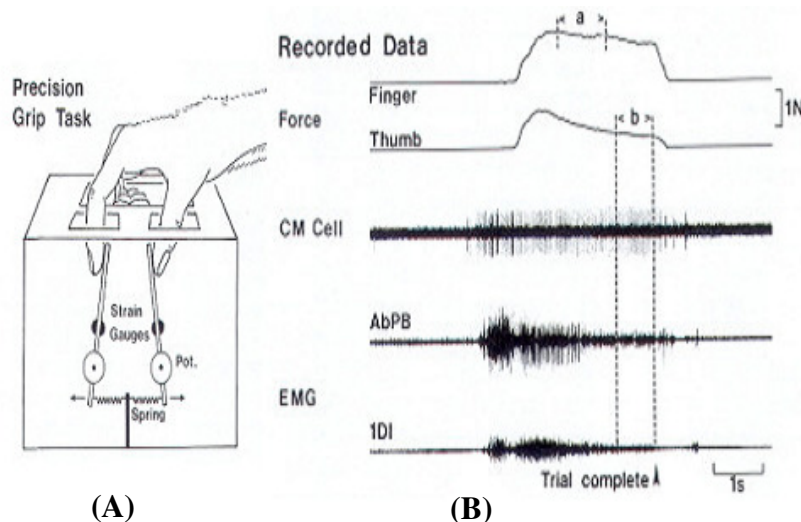


Figure 4.2 : (A) Schéma du manipulateur utilisé par le macaque pendant les expérimentations. (B) Exemple des signaux enregistrés durant la tâche de préhension. De haut en bas : force de l'index et du pouce, activité d'une cellule CM, l'EMG de deux muscles (AbPB et FDI). D'après Maier et coll. (1993).

4.2.1.3 Identification des cellules :

La commande motrice est transmise aux effecteurs musculaires via la voie cortico-spinale directe, passant par le faisceau pyramidal. Les efférences corticales passent par la voie pyramidale, constituée des axones des grandes cellules de la couche V, qui contactent les motoneurones de la moelle épinière. Ces cellules sont surtout situées dans le cortex moteur

primaire, mais aussi dans le cortex somesthésique, les aires prémotrice et motrice supplémentaire (Dum and Strick 2002).

Le système pyramidal relie le cortex moteur aux motoneurones :

- directement : les neurones pyramidaux issus du cortex moteur primaire se projettent de façon monosynaptiques sur les motoneurones (Lemon 1999).
- indirectement : leurs projections sont relayées par des interneurones propriospinaux ou segmentaires (Fetz et al. 2002).

Du point de vue fonctionnel, le faisceau pyramidal assure la commande directe des motoneurones et constitue donc une voie monosynaptique, encore appelée cortico-motoneuronale (Fetz et al. 1980) (figure 4.3).

Le type de données utilisées caractérise la méthode employée dans notre étude. Contrairement à d'autres auteurs qui décodent les mouvements à partir d'enregistrements de neurones corticaux non identifiés (Nicolelis et coll. 2003; Schwartz et coll. 2002), nous avons utilisé des signaux de cellules cortico-motoneuronales (CM), qui se projettent directement vers les motoneurones de la moelle épinière. Ces cellules CM produisent une facilitation de l'activité du muscle cible, ce qui peut être détecté par une technique neurophysiologique appelée STA (Spike-Triggered Average), combinant l'enregistrement intracellulaire d'une cellule corticospinale avec l'enregistrement en périphérie de plusieurs muscles. L'enregistrement de tous les muscles étudiés est déclenché par la décharge de la cellule enregistrée. Ainsi, lorsque l'animal effectue une tâche motrice, il est possible, en moyennant plusieurs essais, d'identifier des changements d'activité dans un muscle, en lien avec l'activation de la cellule. Cette technique permet d'une part de classer des neurones en cellules CM et NON-CM, et d'autre part d'associer chaque cellule CM à un ou plusieurs muscles cibles présentant un certain degré de facilitation. Fetz et Cheney (1980) ont ainsi observé des facilitations de l'activité de plusieurs muscles, liées à la décharge d'une seule cellule (divergence corticospinale).

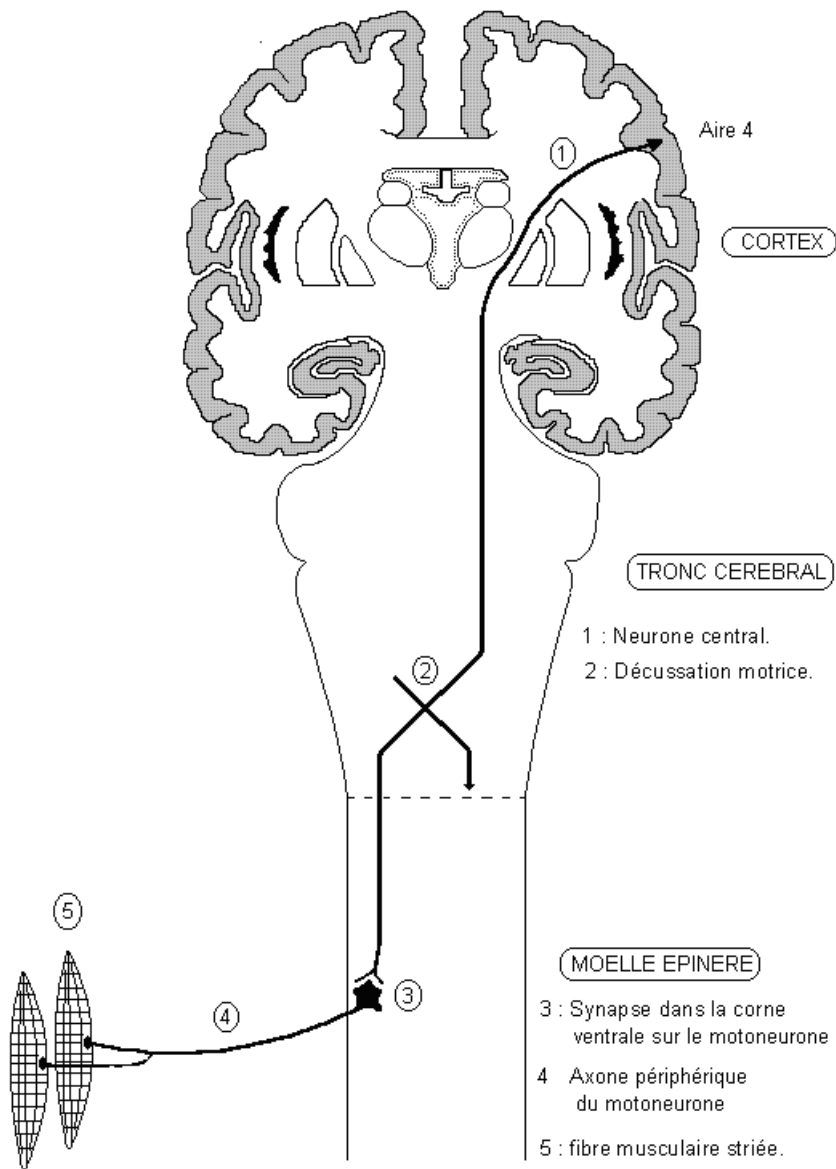


Figure 4.3 : Organisation générale de la voie pyramidale.

4.2.2 Décodage des données :

A partir des données corticales, nous cherchons à prédire les signaux EMG et les forces enregistrées au niveau des ressorts (ainsi les déplacements (trajectoires) des bouts des doigts, qui en sont déduits en supposant que la raideur k du ressort est constante). Prédire un plan moteur à partir des potentiels d'action (spikes) nécessite d'identifier une relation mathématique entre les entrées et les sorties désirées. Cette relation, appelée fonction de transfert, permet donc de calculer une sortie en fonction des entrées.

Construire une telle fonction de transfert nécessite d'identifier et de modéliser la chaîne cortico-motoneuronale, passant par la moelle épinière, les motoneurones, les fibres musculaires, les forces produites par les fibres, et la force produite par le muscle, ...

Sans considérer cette chaîne causale, nous utilisons pour cette étude une base de données constituée de couples de mesures entrées (spikes) / sorties (EMG + force) qui permet d'"entraîner" un algorithme informatique à reproduire (prédire) les relations existantes entre les entrées et les sorties. Les réseaux de neurones artificiels sont efficaces pour modéliser de telles relations à partir d'observations expérimentales.

4.2.2.1 Le TDMLP comme un approximateur de fonction de transfert

Les résultats d'études précédentes des réseaux de neurones formels, ont guidé le choix de l'approximateur de fonction utilisé pour prédire la trajectoire du doigt et les activités EMG des muscles à partir des signaux corticaux. Un perceptron à deux couches comportant des fonctions d'activation non polynomiales, intégrables au sens de Riemann, sur la première couche et une fonction d'activation linéaire sur la seconde, se comporte comme un approximateur universel (Hornik 1993).

D'autre part, chez les Vertébrés, la force musculaire augmente graduellement à mesure du recrutement d'un nombre croissant d'unités motrices actives (en moyenne à chaque instant), ainsi que de l'augmentation de la fréquence moyenne de décharge des motoneurones.

Nous avons donc décidé d'utiliser, dans ce projet, un TDMLP (Time Delayed Multi-Layer Perceptron), (Manette 2004), un réseau de neurones multicouche permettant de représenter le signal d'entrée dans une fenêtre glissante. Pour cela, on fait glisser à chaque période d'échantillonnage une fenêtre de taille prédéfinie sur les données corticales, et on calcule une estimation qui approche au mieux l'échantillon des données au sens des moindres carrés.

Les neurones du TDMLP sont arrangés en couches successives (figure 4.4.). Chaque neurone d'une couche reçoit des signaux de la couche précédente, et transmet le résultat à la couche suivante et à celle-ci seulement. Habituellement, chaque neurone d'une couche est connecté à tous les neurones de la couche suivante. L'information se propage de la couche d'entrée vers la couche de sortie, ce qui détermine une orientation unique du réseau.

Les couches d'entrée et de sortie constituent l'interface du réseau avec l'extérieur. La couche d'entrée reçoit les signaux corticaux (binaires), vecteur d'observation issu d'une fenêtre glissante, et la couche de sortie fournit la prédiction d'un scalaire. Enfin, les neurones de la couche cachée n'ont aucun lien avec l'extérieur.

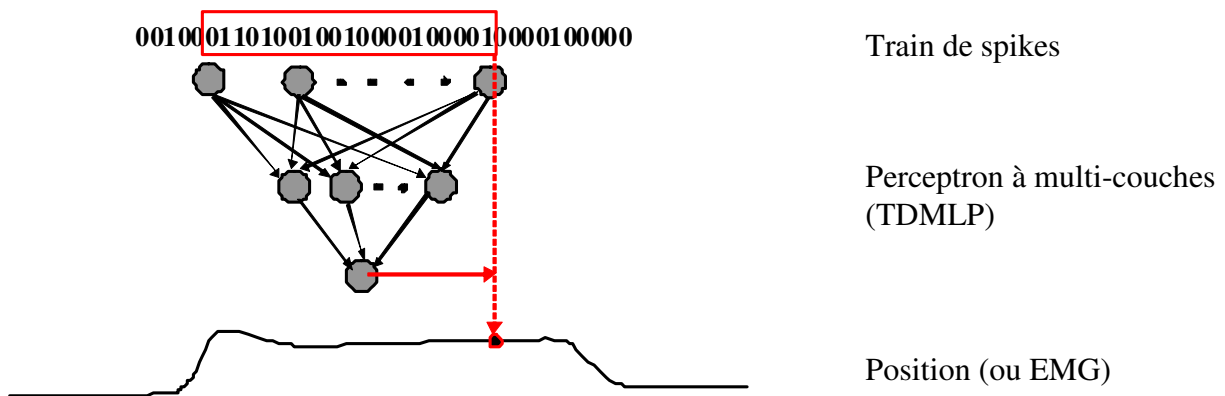


Figure 4.4 : Représentation schématique du TDMLP.

Chaque neurone artificiel est une unité élémentaire. Il reçoit un nombre variable d'entrées en provenance de neurones situés en amont. A chacune de ces entrées est associé un poids w représentatif de l'importance de la connexion. Chaque neurone formel calcule donc une somme pondérée, à partir de laquelle une fonction de transfert calcule la valeur de l'état du neurone. C'est cette valeur qui est transmise aux neurones situés en aval.

Les neurones d'entrée ont une fonction d'activation d'identité, laissant passer l'information sans la modifier. Les neurones de sortie ont une fonction d'activation linéaire. La fonction d'activation des neurones cachés est non linéaire : c'est une sigmoïde.

La position du bout du doigt pendant le mouvement du levier est proportionnelle à la force de préhension $Pos_finger = F/k$, où k est la raideur du ressort. Cette position est prédite à l'instant t $Pos_finger(t)$ à partir de la réponse neuronale $r(t)$ d'une ou plusieurs cellules CM.

$$\vec{r}(t) = \sum_{m=1}^{NC} \sum_{n=1}^D S_{mn} \cdot \delta(t - n \cdot Te) \quad (4-2-1)$$

$$S_{mn} = \begin{cases} 1 & \text{si } \textit{pr\u00e9sence - spike} \\ 0 & \text{si } \textit{non - pr\u00e9sence - spike} \end{cases} \quad (4-2-2)$$

Te est la fr\u00e9quence d'\u00e9chantillonnage, D le nombre d'\u00e9chantillons de la s\u00e9quence corticale contenu dans la fen\u00eatre glissante, NC le nombre de cellules CM utilis\u00e9es qui sont enregistr\u00e9es simultan\u00e9ment et $\delta(t)$ est une impulsion de Dirac.

Le perceptron multicouches, d\u00e9crit dans la figure 4.4., comporte $M = D \times NC$ unit\u00e9s en entr\u00e9e, recevant respectivement M variables $[S_1, S_2, \dots, S_M]^T$, et une seule unit\u00e9 de sortie, qui produit la variable $\text{Pos_finger}(t)$.

Le TDMLP effectue une application dans \mathfrak{R} . L'architecture du r\u00e9seau, d\u00e9termin\u00e9e par le sch\u00e9ma de connexion des neurones, d\u00e9termine ainsi une composition de fonctions de transferts et repr\u00e9sente une famille $f(S, w)$ de fonctions non lin\u00e9aires, dont les param\u00e8tres sont les poids de connexions du r\u00e9seau w qui d\u00e9pendent du nombre de neurones de la couche cach\u00e9e.

Mises \u00e0 part les couches d'entr\u00e9e et de sortie, le nombre de neurones en couche cach\u00e9e doit \u00eatre d\u00e9cid\u00e9. Chaque neurone suppl\u00e9mentaire permet de prendre en compte des profils sp\u00e9cifiques des neurones d'entr\u00e9e. Un nombre plus important permet donc de mieux adh\u00e9rer aux donn\u00e9es pr\u00e9sent\u00e9es, mais diminue la capacit\u00e9 de g\u00e9n\u00e9ralisation du r\u00e9seau. Pour choisir el nombre de neurones, il n'existe pas de r\u00e8gles g\u00e9n\u00e9rales mais des r\u00e8gles empiriques.

La sortie du r\u00e9seau a donc une expression de la forme :

$$\text{Pos_finger}(t) = f(S, w) = \sum_{i=1}^P w_i \cdot f_i \left(\sum_{j=1}^M w_{ij} \cdot S_j + w_{i0} \right) + w_0 \quad (4-2-3)$$

O\u00f9 P est le nombre de neurones en couche cach\u00e9e et M le nombre de neurones en entr\u00e9es.

4.2.2.2 Apprentissage :

Déterminer une fonction de transfert neuronale à partir d'observations se ramène au problème de déterminer des poids de connexions, par régression au sens des moindres carrés.

Les poids du réseau sont donc progressivement modifiés jusqu'à minimiser l'erreur, considérée comme une fonction coût, définie sur la base d'apprentissage par :

$$E = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N (\text{Pos_finger}(t) - \text{Pos_désirée})^2 \quad (4-2-4)$$

La méthode d'apprentissage fait évoluer les poids pour minimiser l'erreur jusqu'à ce que le réseau soit capable, en prenant en compte un vecteur d'entrée, de calculer le vecteur de sortie adéquat. La rétro-propagation du gradient est l'algorithme d'apprentissage itératif le plus connu. Les poids sont modifiés à chaque étape selon la règle suivante :

$$w_{ij}(t) = w_{ij}(t-1) + \Delta w_{ij}(t) \quad (4-2-5)$$

$$\Delta w_{ij}(t) = -\varepsilon \cdot \nabla_{w_{ij}} E \quad (4-2-6)$$

Où ε est le taux d'apprentissage. L'ajout d'un terme d'inertie améliore l'algorithme de rétro-propagation, en filtrant les oscillations de la trajectoire de descente du gradient :

$$\Delta w_{ij}(t) = \alpha \cdot \Delta w_{ij}(t-1) - (1-\alpha)\varepsilon \cdot \nabla_{w_{ij}} E \quad (4-2-7)$$

Avec $0 \leq \alpha < 1$ terme d'inertie.

En effet, lorsque la trajectoire du gradient a tendance à osciller, ce terme tend à la stabiliser en ralentissant les changements de direction. Par exemple, une valeur $\alpha = 0.8$, ajoute 80% du changement précédent au changement actuel. Si le gradient actuel pointe dans la même direction que le gradient précédent, le terme d'inertie contribue à augmenter l'ampleur du pas dans cette direction, et donc à accélérer la convergence.

Le TDMLP, réseau à 2 couches, a été implémenté sous Matlab, en utilisant la boîte d'outils de Neural Network (Réseaux Neuronaux). La couche d'entrée comprend M neurones ($M = D \times NC$ où D est le nombre d'échantillons contenus dans la fenêtre glissante et NC est le nombre de cellules utilisées) qui représentent la réponse d'une séquence corticale enregistrée de l'instant $t - D$ à l'instant t . Des fonctions d'activation sigmoïdales ont été

utilisées dans la couche cachée, composée de 10 neurones, et une fonction d'activation linéaire dans la couche de sortie, composée d'une seule unité prédisant la position à l'instant t . L'activité musculaire $Emg(t)$ a été prédite de façon similaire.

Le nombre de neurones en couche cachée a été choisi par la technique de validation croisée (cross-validation technique). L'apprentissage du réseau TDMLP se fait par descente de gradient de manière itérative jusqu'à la convergence vers une erreur minimale (Figure 4.5).

Cet apprentissage est effectué au moyen du gradient total, c'est à dire que, lors d'une itération, le gradient est tout d'abord calculé au moyen de tous les exemples de la base d'apprentissage, puis ensuite les nouveaux poids sont déterminés.

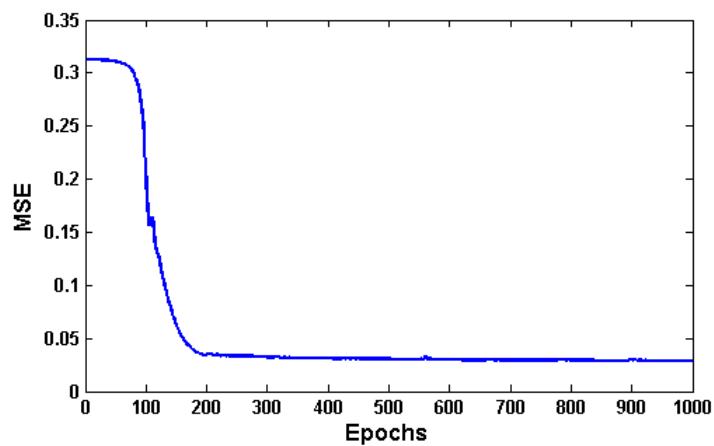


Figure 4.5 : Évolution de l'erreur d'apprentissage. L'erreur se sature après 1000 itérations.

4.2.2.3 Généralisation de l'apprentissage :

Une base de test est également créée, composée d'éléments différents de ceux utilisés pendant l'apprentissage, afin de vérifier que le réseau ne fait pas de sur-apprentissage. Les courbes d'apprentissage présentées sur la figure 4.6. montrent l'évolution de l'erreur quadratique moyenne d'un TDMLP, sur la base d'apprentissage et sur celle de test.

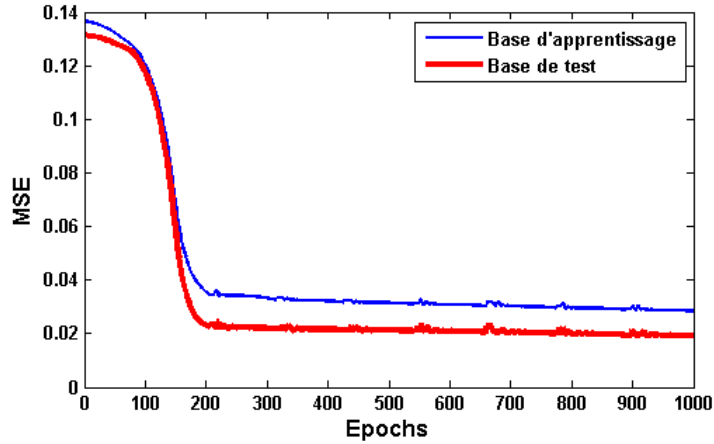


Figure 4.6 : Évolution de l'erreur d'apprentissage d'un TDMLP sur une base de données enregistrée en cours d'une session. La base de données est constituée de 4 cellules CM et d'un signal de force en sortie. La base d'apprentissage représente 80% de la base totale. La base de teste représente les 20% restants. La courbe d'apprentissage sur la base d'apprentissage est représentée en bleu. La courbe de validation est représentée en rouge. En abscisse, le numéro de l'itération.

Nous avons vérifié sur l'ensemble des sessions traitées que les courbes d'apprentissage ont la même tendance de décroissement pour 1000 itérations d'apprentissage. D'une part l'obligation d'avoir un grand nombre de réseaux neuronaux (129 pour le singe_1 et 1248 pour le singe_2, voir le paragraphe 4.2.1.2 pour les détails des données et le paragraphe 4.3 pour les détails des réseaux) à entraîner, et d'autre part le type de données utilisées (binaires (trains de spikes) en entrées, signaux continus échantillonnés (EMG et position) en sorties) rendent assez difficile d'utiliser les méthodes classiques de généralisation basées sur la comparaison des lignes de régression obtenues par le réseau appris pour les parties apprises et non-apprises de la base de données. Cela nous a conduit à définir une formule de performance (4-2-8) afin d'utiliser à la fois pour les réseaux utilisés à prédire les positions du bout de l'index et les signaux EMG. La performance est calculée en fonction de l'erreur quadratique.

$$\left\{ \begin{array}{l} Per = 100 - (100 \cdot \frac{E}{S}) \\ E = \sum_{t=1}^N (Pos_finger(t) - Pos_désirée)^2 \\ S = \sum (Y_{des} - mean(Y_{des}))^2 \end{array} \right. \quad (4-2-8)$$

La figure 4.7 (A) montre la performance de l'ensemble des TDMLPs entraînés par les signaux du singe_1 afin de prédire les positions. Chaque point de la figure correspond à la performance d'un TDMLP, moyennée sur toutes les sessions, pour une taille de fenêtre glissante donnée et pour un rapport des parties apprises et non apprises de la base de données.

La figure 4.7 (B) montre la performance de l'ensemble des TDMLPs entraînés par les signaux du singe_2.

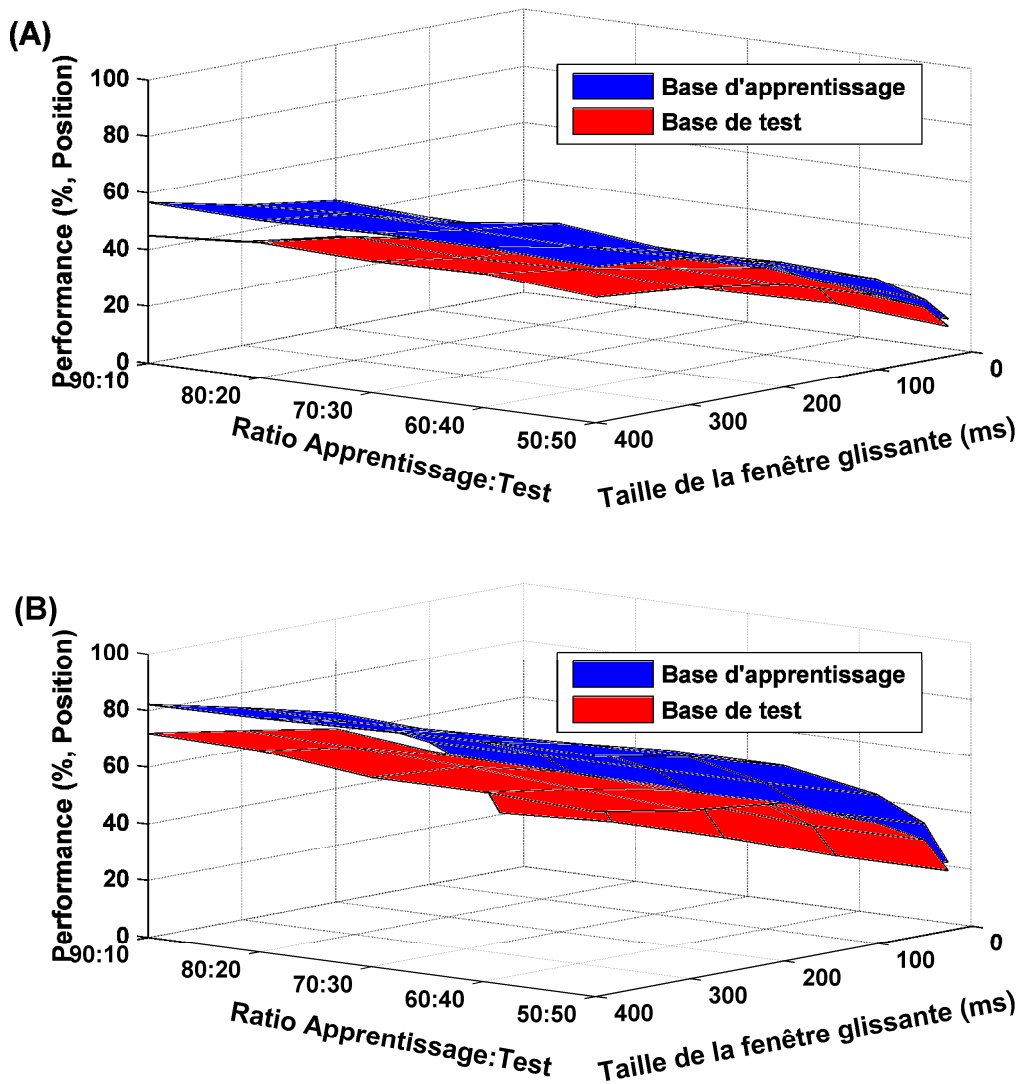


Figure 4.7 : L'évolution de la performance moyennée sur les sessions des TDMLPS calculée sur la base d'apprentissage et sur celle de validation en fonction de la taille de la fenêtre glissante et du pourcentage du nombre d'exemples utilisés pendant l'apprentissage. Pour chaque session on n'utilise que le réseau comprenant le plus grand nombre de cellules. (A) Performance des TDMLPS entraînés avec les signaux du singe_1 (B) Même analyse avec les signaux du singe_2.

4.2.3 Commande du doigt robotique:

Nous disposons d'un doigt robotique (figure 4.8), anthropomorphe (fabriqué par Shadow Robot Company, UK) actionné par des muscles artificiels pneumatiques (de type McKibben), pilotés dans un plan d'actionnement antagoniste, le doigt est équipé de capteurs de position (utilisant l'effet Hall) pour chaque articulation et un système de commande PID. Le doigt robotique avait été choisi comme le principal démonstrateur du projet.

Afin de reproduire le mouvement du macaque pendant la préhension du levier, le doigt robotique a été monté sur un dispositif expérimental mécanique comprenant un levier semblable à celui manipulé par le singe.

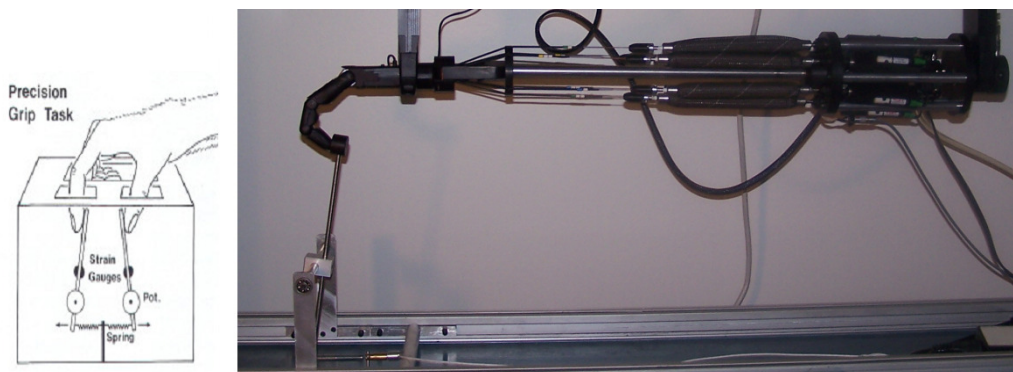


Figure 4.8 : Reproduction du mouvement par le doigt robotique.

Le seul feedback relatif au mouvement du singe est celui du déplacement du ressort du levier. Nous avons donc supposé que le mouvement du bout du doigt du macaque est proportionnel au déplacement du ressort enregistré au cours de la tâche de préhension. Dans ce cas, la trajectoire du doigt parcourt une ligne droite horizontale à l'aller et au retour (mouvement de piston figure 4.9).

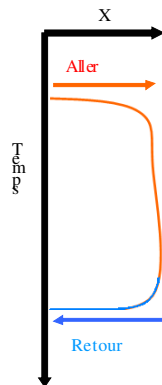


Figure 4.9 : Parcours rectiligne horizontal.

Nous avons estimé la position du doigt pendant le poussé du levier à partir des enregistrements corticaux (fréquence des spikes) de plusieurs cellules CM en utilisant un TDMLP pour reproduire la fonction de transfert non linéaire entre les cellules corticales (CM) en entrée et la position du doigt en sortie.

Le suivi de cette trajectoire estimée (rectiligne) par le robot nécessite la résolution de la géométrie inverse du mouvement du doigt à chaque déplacement dx .

Le modèle géométrique direct (MGD) permet d'obtenir la configuration (position et orientation) du bout du doigt en fonction de la configuration de ses articulations. Le modèle géométrique inverse (MGI) permet d'obtenir les coordonnées articulaires, connaissant la position et l'orientation du bout du doigt par rapport à un repère fixe.

Le doigt robotique est composé de quatre articulations rotoïdes dont trois commandables. En effet l'articulation de la phalange distale est couplée à celle de la phalange intermédiaire. Le modèle du robot reproduit donc l'ensemble des mouvements effectués par ses articulations. Tous les repères de référence du système-doigt sont représentés sur la figure 4.10.

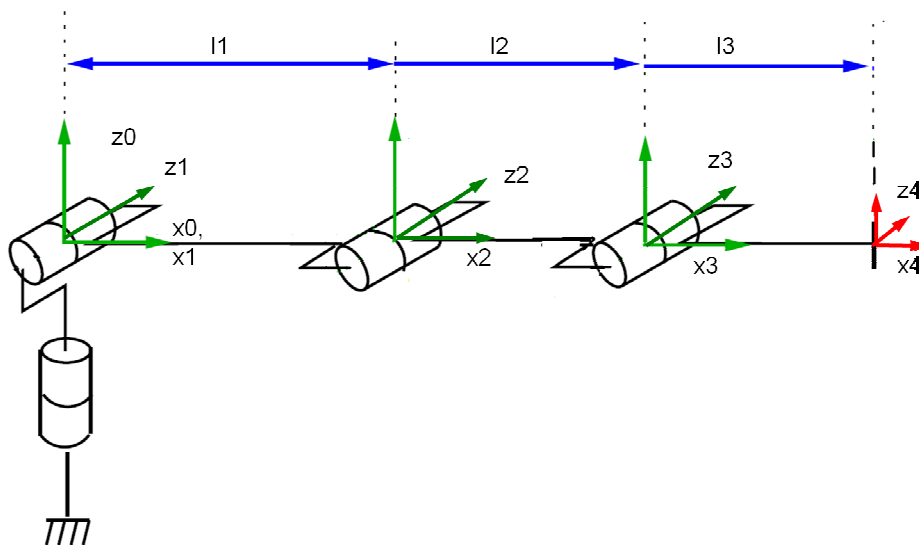


Figure 4.10 : Repère des références des articulations. Les distances l_1, l_2 et l_3 représentent respectivement les longueurs des phalanges proximale, intermédiaire et distale.

Le passage d'un repère de référence à un autre se fait à l'aide des matrices de transformation homogènes (4-2-9). Ces matrices sont calculées à partir du paramétrage de Denavit et Hartenberg (table 4.1) (Denavit et al. 1955).

Corps	θ_i	d_i	a_i	A_i
1	θ_4	0	0	-90
2	θ_3	0	l_1	0
3	θ_2	0	l_2	0
4	θ_1	0	l_3	0

Table 4.1 : Paramètres de Denavit-Hartenberg du doigt robotique.

La détermination du MGD consiste donc à calculer les matrices de transformations homogènes entre les repères fixe R_0 et le repère du bout de doigt. L'expression du MGD est défini par (4-2-10) et s'écrit sous la forme (4-2-11).

$$\left\{ \begin{array}{l} T_1^0 = \begin{pmatrix} c_4 & 0 & -s_4 & 0 \\ s_4 & 0 & c_4 & 0 \\ 0 & -1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \\ T_3^2 = \begin{pmatrix} c_2 & -s_2 & 0 & l_2 \cdot c_2 \\ s_2 & c_2 & 0 & l_2 \cdot s_2 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \end{array} \right. \quad \left\{ \begin{array}{l} T_2^1 = \begin{pmatrix} c_3 & -s_3 & 0 & l_1 \cdot c_3 \\ s_3 & c_3 & 0 & l_1 \cdot s_3 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \\ T_4^3 = \begin{pmatrix} c_1 & -s_1 & 0 & l_3 \cdot c_1 \\ s_1 & c_1 & 0 & l_3 \cdot s_1 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \end{array} \right. \quad (4-3-9)$$

$$MGD = T_1^0 \cdot T_2^1 \cdot T_3^2 \cdot T_4^3 \quad (4-2-10)$$

$$MGD = \begin{pmatrix} c_4 c_{123} & -c_4 s_{123} & -s_4 & c_4 (l_1 c_3 + l_2 c_{23} + l_3 c_{123}) \\ s_4 c_{123} & -s_4 s_{123} & c_4 & s_4 (l_1 c_3 + l_2 c_{23} + l_3 c_{123}) \\ -s_{123} & -c_{123} & 0 & -(l_1 s_3 + l_2 s_{23} + l_3 s_{123}) \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} R_{0 \rightarrow 4} & X \\ 0_{1 \times 3} & 1 \end{pmatrix} \quad (4-2-11)$$

avec c et s qui représentent le cosinus et le sinus respectivement des angles des articulations, $R_{0 \rightarrow 4}$ la matrice de rotation qui transforme le repère R_0 en R_4 , et X le vecteur qui représente la position cartésienne du bout de doigt.

Pour résoudre le problème géométrique inverse du doigt, il faut donc connaître la situation de son point final (organe terminal OT) qui est donnée par sa position $X_{OT} = [x_{OT}, y_{OT}, z_{OT}]^T$ et son orientation R_{OT} par rapport au repère R_0 .

Cette rotation R_{OT} est décrite par les rotations successives des angles de roulis, tangage et lacet (roll, pitch et yaw). Il s'agit d'angles d'Euler non classiques, en ceci que les rotations s'effectuent autour d'axes fixes. Les rotations successives, conformément à la figure 4.11., sont $R(z, \phi)$, $R(y, \theta)$, puis $R(x, \psi)$. Les angles ϕ , θ et ψ sont respectivement désignés sous les noms d'angles de roulis, tangage et lacet. Chaque nouvelle rotation étant effectuée par rapport à un axe du repère fixe:

$$R_{OT} = R(z, \phi)R(y, \theta)R(x, \psi)$$

$$R_{OT} = \begin{pmatrix} c_\phi \cdot c_\theta & -s_\phi \cdot c_\psi + c_\phi \cdot s_\theta \cdot s_\psi & s_\phi \cdot s_\psi + c_\phi \cdot s_\theta \cdot c_\psi \\ s_\phi \cdot c_\theta & c_\phi \cdot c_\psi + s_\phi \cdot s_\theta \cdot s_\psi & -c_\phi \cdot s_\psi + s_\phi \cdot s_\theta \cdot c_\psi \\ -s_\theta & c_\theta \cdot s_\psi & c_\theta \cdot c_\psi \end{pmatrix} \quad (4-2-12)$$

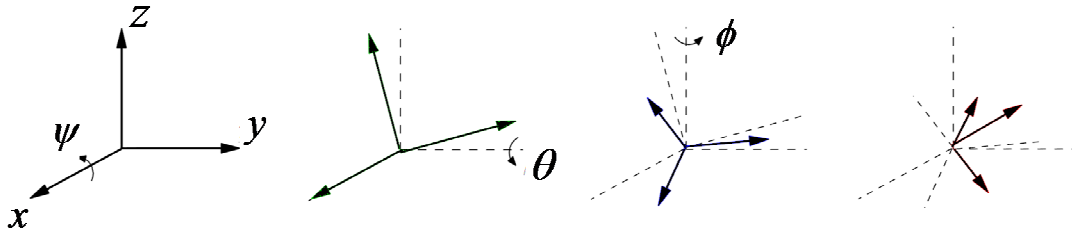


Figure 4.11 : Rotations par les angles de roulis, tangage et lacet

À cause des contraintes géométriques, l'organe terminal (bout du doigt) ne peut pas tourner autour de l'axe x, l'angle lacet est fixé à -90° . De ce fait, l'orientation du robot dans le repère référentiel ne dépend que des angles de roulis et de tangage. L'équation (4-2-12) devient :

$$R_{OT} = \begin{pmatrix} c_\phi \cdot c_\theta & -s_\phi \cdot c_\psi & -s_\phi \\ s_\phi \cdot c_\theta & -s_\phi \cdot s_\psi & c_\phi \\ -s_\theta & -c_\theta & 0 \end{pmatrix} \quad (4-2-13)$$

On peut ramener le mouvement du doigt dans un espace 3D à un mouvement planaire sur un plan XZ, avec en plus une orientation autour de Y (figure 4.12). En connaissant la position du bout du doigt (extrémité du segment mobile) $P_T = [x_T, y_T, z_T]^T$ et son orientation, on peut calculer le MGI du doigt robotique sous la forme (4-2-14).

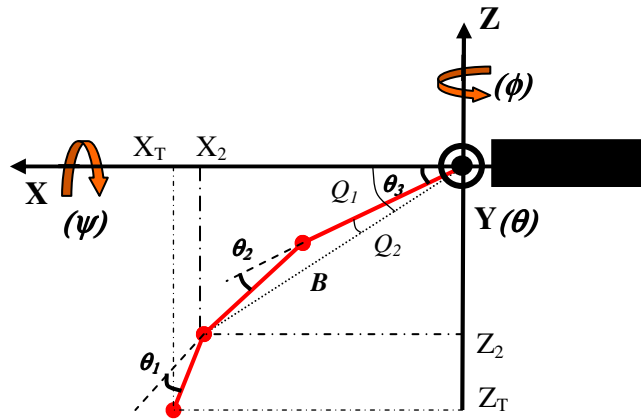


Figure 4.12 : Manipulateur planaire à 4 ddl.

$$\begin{cases} \theta_4 = a \tan(y_T / x_T) \\ \theta_3 = Q_1 - Q_2 \\ \theta_2 = \pi - a \cos((l_1^2 + l_2^2 - B^2) / (2 \cdot l_1 \cdot l_2)) \\ \theta_1 = \theta_{123} - \theta_2 - \theta_3 \end{cases} \quad (4-2-14)$$

Où $\theta_{123} = \theta_1 + \theta_2 + \theta_3$ est déterminé par l'angle tangage à partir de l'orientation du bout du doigt.

$B = \sqrt{x_2^2 + z_2^2}$, $Q_1 = a \tan(x_2 / z_2)$ $Q_2 = a \cos((B^2 + l_1^2 - l_2^2) / (2 \cdot l_1 \cdot B))$,
 $x_2 = x_T / \cos(\theta_4) - l_3 \cdot \cos(\theta_{123})$ et $z_2 = z_T + l_3 \cdot \sin(\theta_{123})$ sont déterminés à partir de la géométrie du doigt.

Le MGI admet plusieurs solutions qui dépendent de l'orientation du point final. Dans notre cas cette redondance est résolue en partie par une variable synchronisée. En effet, θ_1 dépend de θ_2 . la figure 4.13 montre le plan de couplage entre les deux articulations.

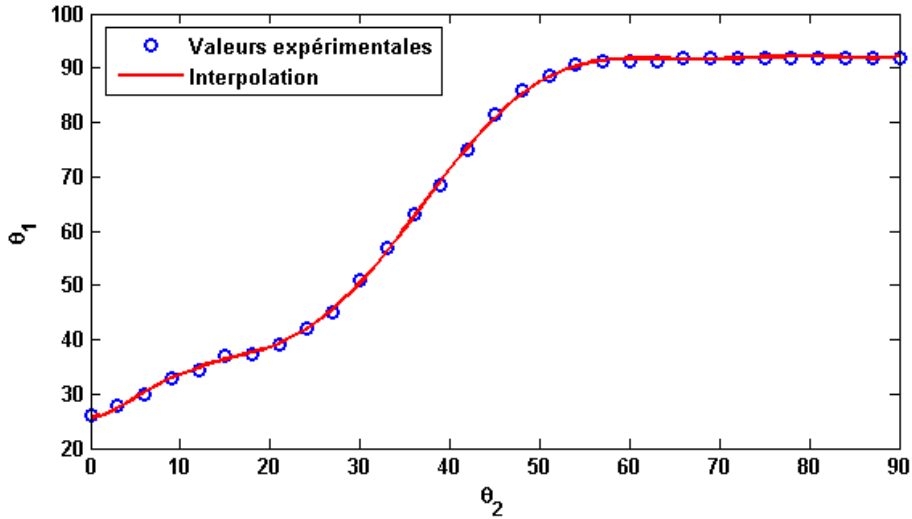


Figure 4.13 : Courbe d'interpolation entre θ_2 et θ_1 .

La courbe d'interpolation peut être décomposée en plusieurs courbes linéaires (figure 4.14), définies par :

$$\theta_1 = f(\theta_2) = \begin{cases} (a_1) : \theta_1 = 0.6494 \cdot \theta_2 + 26.2354 & \text{si } \theta_2 \in [0, 25^\circ] \\ (a_2) : \theta_1 = 1.9029 \cdot \theta_2 - 5.5433 & \text{si } \theta_2 \in [25^\circ, 50^\circ] \\ (a_3) : \theta_1 = 0.0704 \cdot \theta_2 + 86.4673 & \text{si } \theta_2 \in [50, 90^\circ] \end{cases} \quad (4-2-15)$$

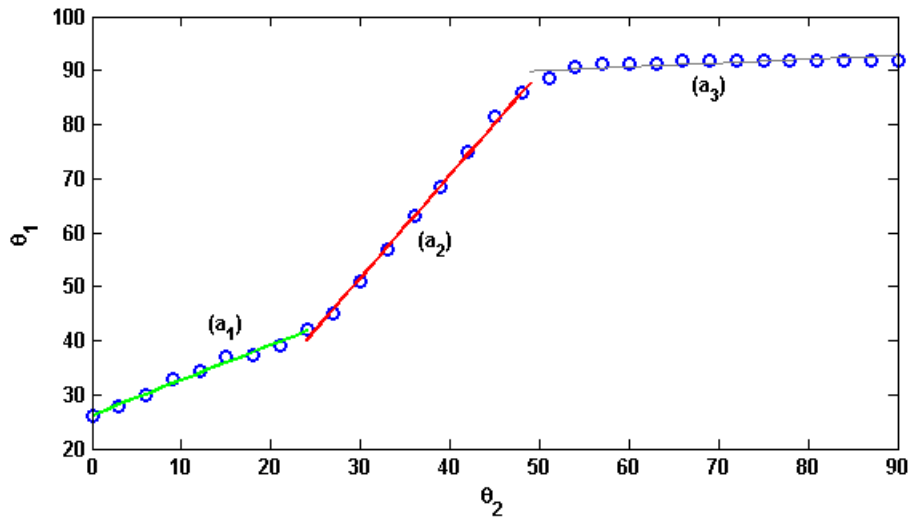


Figure 4.14 : Découpage de la fonction d'interpolation en plusieurs courbes linéaire

Et le MGI devient :

$$\left\{ \begin{array}{l} \theta_4 = a \tan(y_T / x_T) \\ \theta_3 = Q_1 - Q_2 \\ \theta_2 = a \cos((l_1^2 + l_2^2 - B^2)/(2 \cdot l_1 \cdot l_2)) \\ \theta_1 = f(\theta_2) \end{array} \right. \quad (4-2-16)$$

4.3 Résultats :

Nous disposons de deux jeux de données provenant des enregistrements effectués chez deux singes. Celui du singe_2 comprend 7 sessions, chacune contenant des trains de spikes de cellules CM (au plus 4), les positions des doigts mesurées par les forces de rappel des ressorts et les EMG de 7 muscles. Pour chaque session, plusieurs apprentissages ont été effectués en fonction des paramètres suivants:

- En fonction de la sortie : nous avons estimé la position de l'index + l'enveloppe de l'EMG des 7 muscles.
- En fonction du nombre de cellules : nous avons effectué un apprentissage en utilisant une combinaison de cellules contenues dans la session, et les cellules individuellement. 1 combinaison + NC cellules = $NC + 1$ possibilité(s).
- En fonction de la taille de la fenêtre glissante : la durée de la fenêtre varie entre 25 et 400 ms. 6 tailles différentes de fenêtre ont été testées.

Nous avons effectué un apprentissage sur $8 \times (NC + 1) \times 6$ TDMPL pour chaque session.

La figure 4.15 montre les prédictions de trois positions correspondant à trois essais (effectués par le singe_2), les EMGs correspondant pour un fléchisseur FDS et un extenseur EDC, en fonction de la combinaison de cellules utilisée durant l'apprentissage. Le FDS est activé d'une manière tonique au cours de l'appui sur le levier, et d'une manière phasique juste avant la détection du levier par l'index. L'EDC montre une co-activation avant l'appui et le relâchement du levier.

La figure 4.16 montre la prédiction d'autres essais effectués par le singe_1. Les décours des signaux EMGs des muscles FDS et EDS sont similaires à ceux des muscles du singe_2.

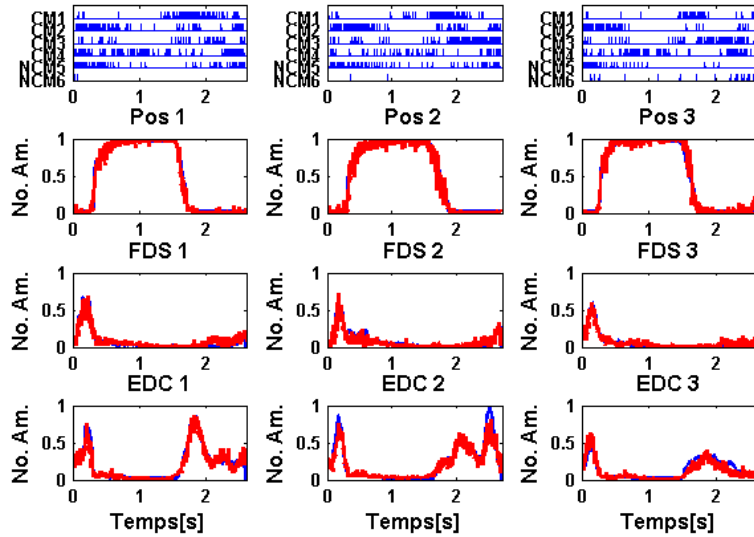


Figure 4.15 : Un exemple de prédiction de trois essais effectués par le singe_2. Les courbes bleues correspondent aux enregistrements, et les rouges aux prédictions. La prédiction est basée sur une fenêtre de 400 ms filtrée sur 6 cellules CM. Le TDMPL comprend 6×100 neurones en entrée. La base d'apprentissage est composée de 16963 exemples pour chacune des données estimées.

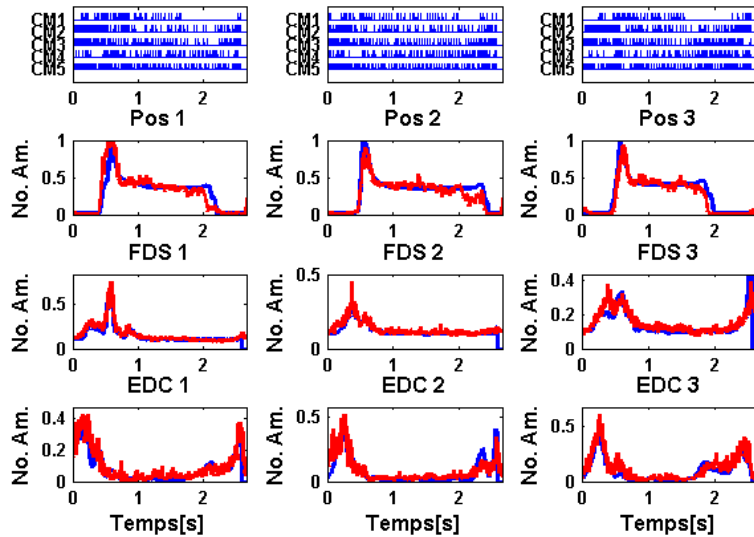


Figure 4.16 : Un exemple de prédiction de trois essais effectués par le singe_1. Les courbes bleues correspondent aux enregistrements, et les rouges aux prédictions. La prédiction est basée sur une fenêtre de 400 ms filtrée sur 5 cellules CM. Le TDMPL comprend 5×100 neurones en entrée. La base d'apprentissage est composée de 35397 exemples pour chacune des données estimées.

4.3.1 Décodage en fonction de la taille de la fenêtre glissante et le nombre de cellules en entrée :

Nous avons systématiquement varié la taille de la fenêtre glissante et la combinaison des cellules CM pour chaque TDMPL. La différence des performances de tous les cas possibles a été analysée en utilisant un modèle linéaire général à mesures répétées ANOVA sous MATLAB.

La figure 4.17 montre la performance de la prédiction de la position du doigt pour différentes durées de la fenêtre glissante, ainsi que pour deux modes d'apprentissage : (i) un décodage basé sur un train de spikes d'une seule cellule, puis en moyennant sur toutes les cellules et les essais prédits (33 cellules pour le *singe_2*) ; (ii) un décodage basé sur une combinaison de cellules enregistrées au cours d'une session, en moyennant sur toutes les sessions et les essais prédits.

La performance de prédiction dépend surtout de la longueur de la fenêtre glissante qui décode la durée du signal cortical en entrée. En outre, la taille optimale de la fenêtre glissante sur la séquence des spikes pour plusieurs cellules CM est entre 300-400 ms pour les positions. La performance de prédiction croît avec le nombre de cellules corticales, enregistrées simultanément. L'analyse de variance confirme l'effet significatif du nombre de cellules et de la taille de la fenêtre de la prédiction pour les deux singes. (*Singe_2*: Group effect, $F=3536.72$, $p<0.001$; WinSize effect, $F=617.34$, $p<0.001$; *Singe_1*: Group effect, $F=1246.5$, $p<0.001$; WinSize effect, $F=287.9$, $p<0.001$).

Des résultats semblables ont été constatés dans la prédiction des EMG, voir figure 4.18.

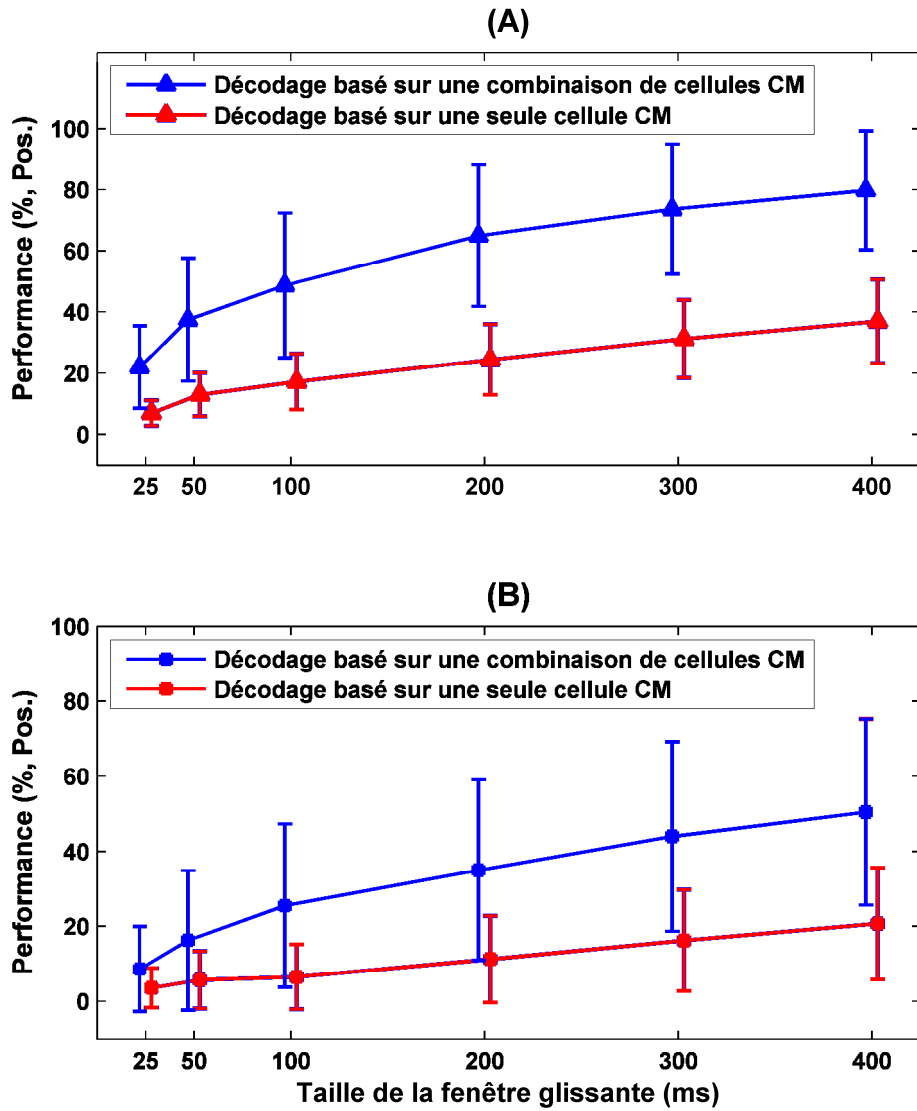


Figure 4.17 : Décodage de la position en fonction de la taille de la fenêtre glissante et du nombre de cellules CM. (A) Grande moyenne pour le singe_2 (la Performance est exprimée par essai et moyennée sur 287 essais de 7 sessions). (B) Grande moyenne pour le singe_1 (la Performance est exprimée par essai et moyennée sur 324 essais de 12 sessions). (*Singe_2*: Group effect, $F=3536.72$, $p<0.001$; WinSize effect, $F=617.34$, $p<0.001$; *Singe_1*: Group effect, $F=1246.5$, $p<0.001$; WinSize effect, $F=287.9$, $p<0.001$).

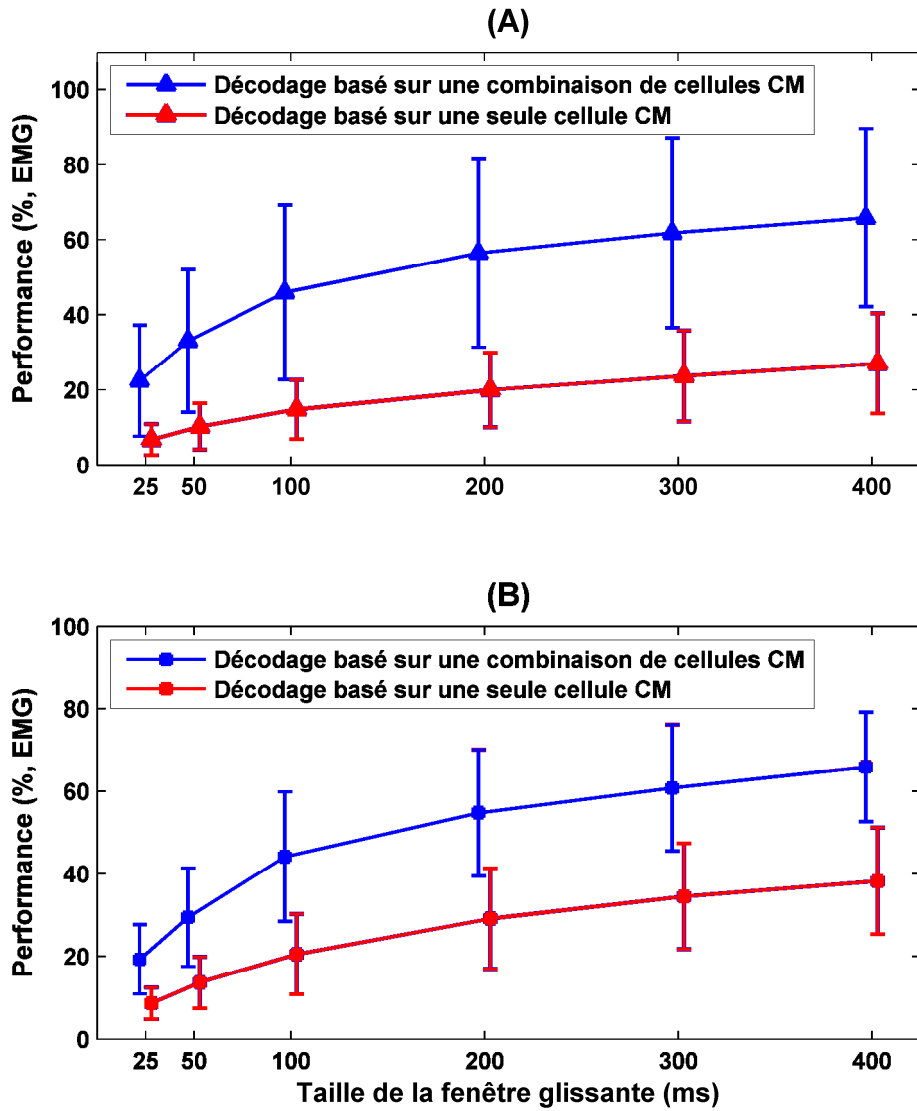


Figure 4.18 : Décodage de l'EMG en fonction de la taille de la fenêtre glissante et du nombre de cellules CM. (A) Grande moyenne pour le singe_2 (la Performance est exprimée par session et moyennée sur 49 EMG). (B) Grande moyenne pour le singe_1 (la Performance est exprimée par session et moyennée sur 18 EMG). (*Singe_1*: Group effect, $F=470.61$, $p<0.001$; WinSize effect, $F=52.17$, $p<0.001$; *Singe_2*: Group effect, $F=174.9$, $p<0.001$; WinSize effect, $F=56.4$, $p<0.001$).

4.3.2 Décodage en fonction de la connectivité des cellules CM :

Comme chaque cellule CM facilite un ensemble de motoneurons de muscles cibles, il convient d'examiner si les performances de décodage de l'EMG varient en fonction des cellules CM et de leurs champs musculaires, c'est-à-dire des cellules CM dont l'activité facilite des motoneurons innervant le même groupe musculaire que celui détecté par le STA.

Nous avons supposé que la prédiction de l'activité EMG d'un muscle serait la plus précise à partir des cellules CM qui facilitent l'activation de ce muscle en particulier. Nous avons donc comparé ce cas à d'autres, où la même activité EMG est décodée en analysant l'activité de cellules CM qui ne facilite pas l'activation de ce muscle.

La comparaison ne s'est avérée significative que dans 49.6% des cas chez le singe_2 (et 61.9% chez le singe_1) où la prédiction était réalisée en fonction du champ musculaire des cellules CM utilisées (table 4.2)

	Thenar	AbPL	1DI	EDC	FDP	FDS	ECR	AbDM	Total
<i>Singe_1</i>	1/2	6/8	0/1	4/4	5/6	3/8	6/12	1/1	26/42 (61.9%)
<i>Singe_2</i>	3/14	9/20	8/14	15/23	5/13	8/20	14/21	-	62/125 (49.6%)

Table 4.2 : Nombre de cas significatifs qui ont confirmé l'hypothèse que la prédiction de l'EMG est plus efficace à partir des cellules CM qui facilitent le muscle en particulier.

La figure 4.19.A montre les performances de la prédiction de l'EMG du muscle FDS à partir des cellules CM qui le facilitent. Ces résultats sont en accord avec l'hypothèse du décodage de l'EMG en fonction de la connectivité des cellules CM. Les résultats de la prédiction du même muscle à partir d'autres CM montrés dans figure 4.19.B ne s'accordent toutefois pas avec cette hypothèse.

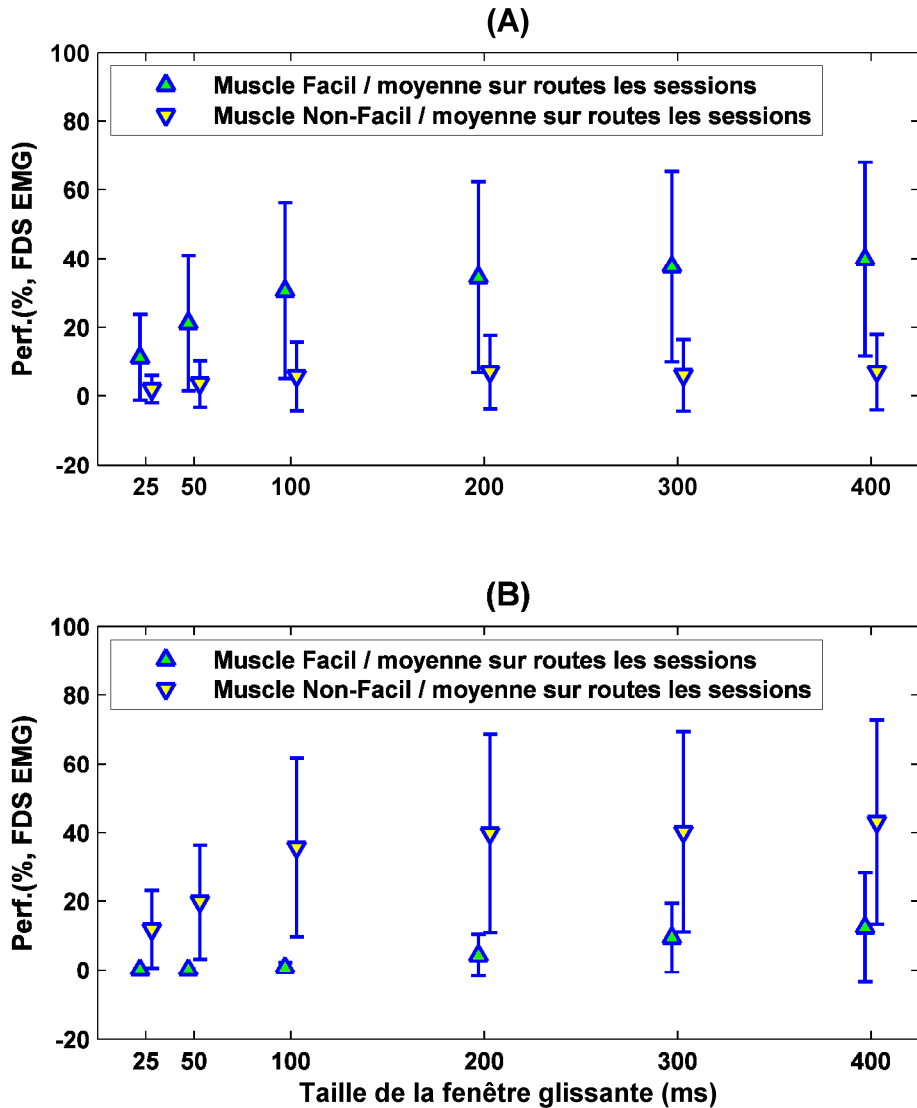


Figure 4.19 : Décodage de l'EMG du muscle FDS en fonction de la connectivité de la cellule CM. Triangle vert : prédiction à partir d'une cellule CM facilitant le FDS, triangle jaune : prédiction à partir d'une cellule CM non facilitant le FDS. (A) Les résultats s'accordent avec l'hypothèse de la connectivité des cellules CM (*muscle FDS*: Facilitation effect, $F=128.16$, $p<0.001$; WinSize effect, $F=6.22$, $p<0.001$;). (B) Les résultats ne s'accordent pas avec l'hypothèse de la connectivité des cellules CM (*muscle FDS*: Facilitation effect, $F=165.37$, $p<0.001$; WinSize effect, $F=10.9$, $p<0.001$;). Les performances sont calculées à partir 25 essais d'une session.

4.3.3 Reproduction du mouvement du doigt du singe par le doigt robotique :

Le système ICM final a été développé en deux étapes. Nous avons d'abord testé la commande cinématique à bas niveau au moyen d'un doigt virtuel. Pour cette tâche, nous avons développé un logiciel de simulation du doigt robotique hors-ligne (IMRD « Interface Machine Robot Digit », en C/C++ sur une plate-forme linux, en utilisant des outils de programmation et de modélisation géométrique et cinématique). Ce simulateur du robot virtuel a permis de tester plusieurs stratégies de commandes cinématiques en 3D (figure 4.20).

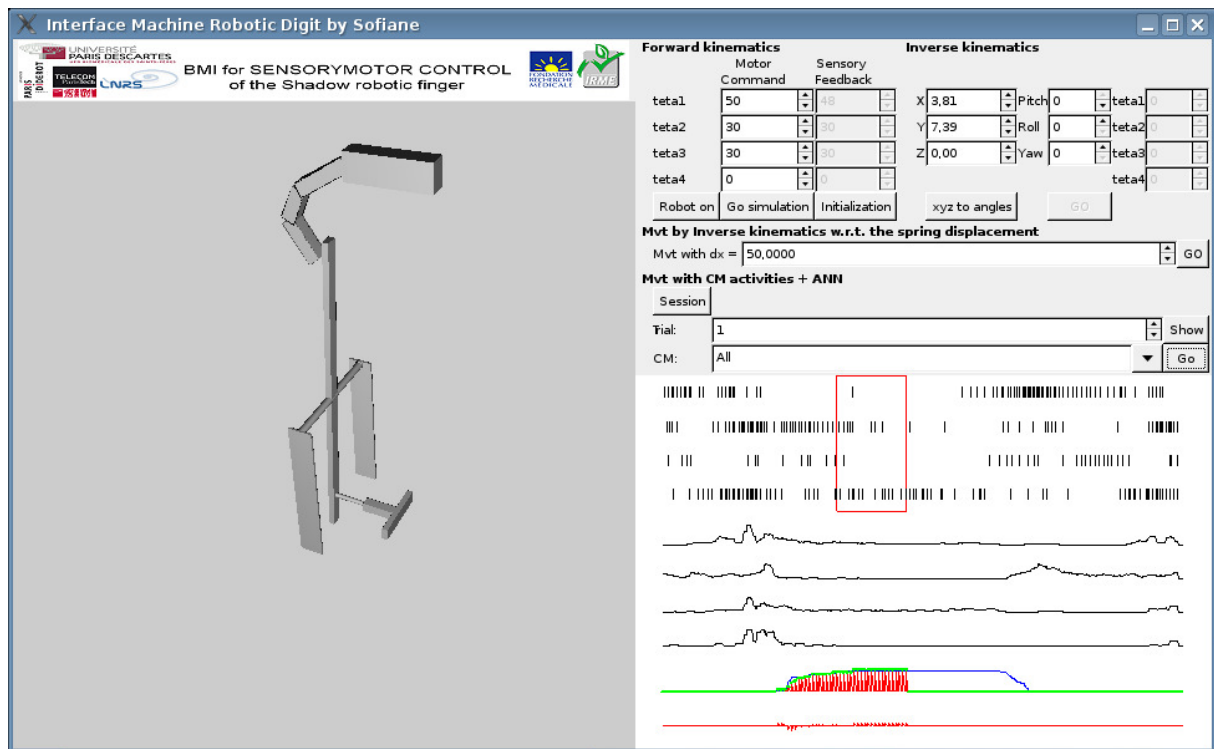


Figure 4.20 : Copie d'écran du logiciel développé. Le simulateur IMRD prend en compte l'ensemble des paramètres du contrôle et simule à l'écran les mouvements du doigt robotique 3D. Ce simulateur permet de reproduire les trajectoires prédites par le doigt 3D, au moyen d'un TDMLP.

Au cours d'une deuxième étape, le simulateur a été couplé à l'ensemble des logiciels qui gèrent l'utilisation des réseaux de neurones appris, afin de prédire les positions du bout de l'index du macaque ainsi que les signaux EMG des muscles participant au mouvement, à partir des signaux CMs. Cette version du système est appelée l'Interface Singe-Machine.

Finalement le système composé de L'Interface Singe-Machine et de l'IMRD a ensuite été connecté au doigt robotique (robot réel), pour reproduire les mouvements estimés. Les angles

des articulations du robot sont calculés à partir de la trajectoire estimée, au moyen d'un modèle géométrique inverse du doigt, et un contrôleur PID en position assure le suivi de la trajectoire calculée (figure 4.21).

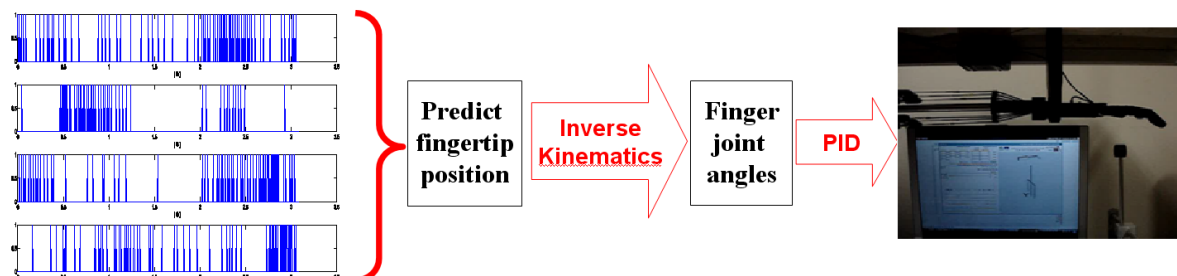


Figure 4.21: Commande d'un doigt robotique à 4 d.d.l. utilisant l'activité de plusieurs cellules CM.

Une comparaison entre les performances des essais estimés par le TDMLP et ceux effectués par le robot a montré que les performances sont presque égales (figure 4.22). Cela nous a permis de faire une reproduction fonctionnelle du mouvement du singe par le robot. Les petits décalages observés entre les positions estimées et réalisées sont due principalement au contrôleur à bas niveau du robot.

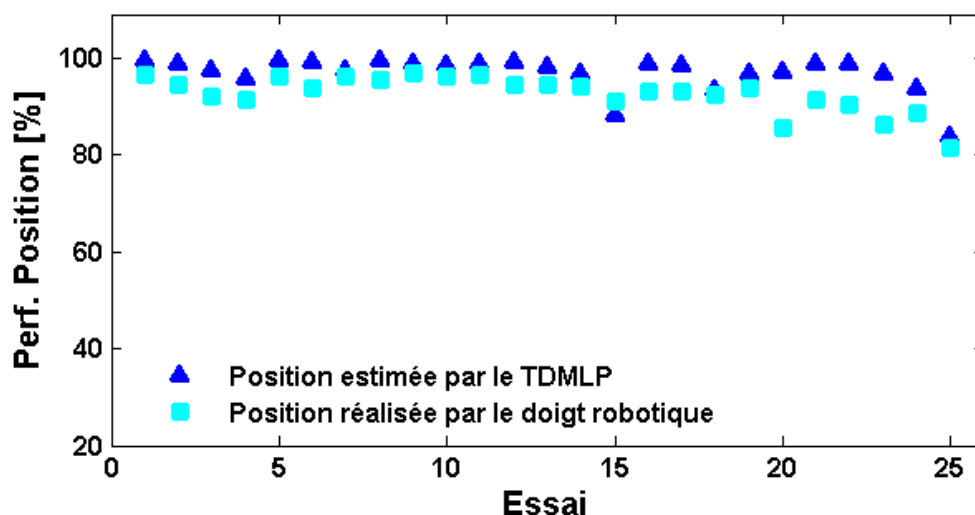


Figure 4.22: Comparaison entre la performance estimée et celle réalisée par le robot.

4.4 Discussion :

Nous avons étudié la possibilité de reproduire la trajectoire du doigt ainsi que les activités musculaires EMGs au moyen d'un modèle non linéaire. Un TDMPL a été utilisé pour apprendre une approximation de la fonction de transfert entre les cellules CM en entrée et la trajectoire du bout de doigt (ou l'EMGs) en sortie. Nos résultats démontrent que l'activité simultanée de quelques cellules CM identifiées fournit suffisamment d'information pour un décodage asynchrone du mouvement du doigt au cours de la prise de précision. La précision du décodage augmente en fonction :

- (i) du nombre de cellules CM enregistrées simultanément, utilisées pour la prédiction,
- et (ii) de la taille de la fenêtre glissante de saisie (jusqu'à 400ms).

De plus, la précision du décodage de l'activité EMG tend à être plus élevée quand les cellules CM spécifiques du muscle donné sont utilisées pour faciliter ce même muscle.

Les études précédemment publiées dans la littérature, qui avaient pour but de décoder les signaux corrélés aux mouvements du poignet dans le cortex primaire, ont employé des méthodes linéaires ou non linéaires pour traiter les signaux de grandes populations de neurones (plus de 100 neurones dans l'étude (Nicoletis et coll. 2003) et 18 neurones dans l'étude (Schwartz et al. 2002). La méthode que nous proposons est beaucoup plus économe, puisque le TDMPL permet d'estimer la position du doigt et les EMGs en traitant les signaux de seulement 4 cellules identifiées comme cellules CM (Maier et coll. 1993). La synthèse des signaux EMG a tendance d'être plus précise si les neurones enregistrés facilitent le muscle dont l'EMG a été prédit.

Un grand nombre d'études a été dédié au décodage de la trajectoire du bras et de la main (pour une revue, voir Scherberger 2009). Des efforts moindres ont été concentrés jusqu'à présent sur les mouvements de dextérité des doigts. Il a été montré que les enregistrements d'un nombre relativement petit de cellules M1 suffisent décoder de manière asynchrone des mouvements discrets simples ou combinés des doigts avec une grande précision (Acharya et coll. 2008; Hamed et coll. 2007; Aggarwal et coll. 2008). Toutefois, un décodage *continu* de la cinématique des doigts est nécessaire pour contrôler la dextérité de plusieurs doigts de la main. A notre connaissance, il n'existe qu'une seule étude (Aggarwal et coll. 2009) qui montre la faisabilité d'un décodage asynchrone des cinématiques de plusieurs doigts en 2D

par des ensembles de neurones dans le M1 enregistrés séquentiellement. En complément du travail de Aggarwal et coll. (2009), nous montrons que :

- Le décodage asynchrone continu de la position en 2D d'un doigt au cours d'un comportement (prise de précision) est réalisable,
- Ce décodage peut être réalisé via l'utilisation d'un petit nombre de cellules cortico-spinales identifiées et enregistrées simultanément,
- La précision du décodage est suffisante pour commander un doigt robotique afin qu'il imite les mouvements enregistrés.

Une application en temps réel et en boucle fermée d'une ICM invasive, pour contrôler la cinématique des doigts, n'existe pas à ce jour. Dans cette étude, nous montrons la commande en temps différé d'un doigt robotisé à 3 d.d.l. Cette commande est basée sur une trajectoire de mouvement décodée et produite par un PID. Ainsi, cette étude représente une étape supplémentaire en direction du développement d'une ICM permettant le contrôle de la dextérité de la main. Cependant, les mouvements des doigts qui sont mis en pratique au cours de la manipulation d'objets nécessitent de contrôler la dynamique de mouvement, et d'ajuster les forces de contact. Le contrôle par ICM des dynamiques de mouvement pourrait être effectué en décodant l'activité EMG, puisque l'EMG n'est pas seulement en relation avec la cinématique, mais aussi avec la dynamique des mouvements des doigts. Nous avons donc essayé, en plus du décodage de la cinématique de mouvement, de prévoir l'EMG des muscles participant au mouvement. Le contrôle par ICM combiné en cinématiques / en dynamiques des mouvements de plusieurs doigts pourrait être à l'origine d'une nouvelle génération de prothèses de la main.

Conclusion

Les trois études relatées dans ce mémoire de thèse abordent le contrôle moteur selon deux approches. La formalisation mathématique de la préparation, par le Cerveau, des signaux de commande d'un mouvement volontaire dirigé vers une cible, et la mise au point d'une interface cerveau-machine pour étudier le contrôle d'un doigt robotique à partir de signaux du Cortex cérébral enregistrés sur le singe.

L'étude de la commande d'un bras robotique suggère que le Cervelet calcule des fonctions inverses approximées des fonctions biomécaniques des membres, sans effectuer un calcul explicite grâce aux boucles de rétroactions internes. Le modèle schématique de voies cérébelleuses et réflexes que nous avons utilisé permet de commander les mouvements, dans un plan horizontal, d'un bras robotique à deux segments articulés, même lorsque ces mouvements sont perturbés par des forces externes. La caractéristique fondamentale de ce circuit de commande est que sa structure et son fonctionnement sont déduits de contraintes mathématiques et physiques, et sont comparables à la connectivité des voies cérébelleuses.

La modélisation du système oculomoteur repose sur des résultats expérimentaux déjà publiés dans la littérature scientifique, et portant sur l'organisation anatomique des voies et l'activité des neurones. Chacun des circuits neuronaux qui concourent à préparer les ordres moteurs des saccades oculaires est étudié comme un système dynamique caractérisé par la relation entre les entrées et les sorties. Le principe général qui fonde notre approche est de considérer l'ensemble des voies de commande des mouvements saccadiques comme un système de contrôle optimal hiérarchisé, comprenant plusieurs niveaux de contrôle reliés par des boucles de rétroaction. Les résultats des simulations s'accordent avec la théorie que le Cervelet contient un modèle interne du système biomécanique. En effet, au moins deux structures cérébelleuses sont impliquées dans le contrôle oculomoteur : 1/ le Vermis, dans le Cortex cérébelleux, contiendrait un modèle de la mécanique de l'œil et pourrait prédire son état à chaque instant ; 2/ le Noyau fastigial compléterait la partie tonique de l'activité de l'EBN au cours d'une saccade. Cette interprétation est compatible avec :

- les observations des lésions du Cervelet, qui provoquent une dissymétrie des saccades (lésions du Vermis : Stark et coll. 1976 ; Cohen 1971 et lésions du Fastigial : Robinson et coll. 2002).

- les propositions de (Fuchs Robinson et Straube, 1993 ; Optican, Lefèvre et coll. 1998; Sparks et coll. 2004) que les Noyaux fastigiaux participent à la commande de la saccade en contrôlant l'accélération des saccades controlatérales et la décélération des saccades ipsilatérales.

Le but de la troisième étude était d'éprouver la faisabilité d'un circuit de commande d'un doigt robotique anthropomorphe à 4 degrés de liberté. Nos résultats montrent que des signaux intra-corticaux enregistrés chez le singe peuvent être utilisés comme signaux d'entrée d'une interface transformant cette activité neuronale en plan de commande du doigt robotique. Le décodage des signaux intra-corticaux et leur transformation en signaux moteurs peut être effectué en enregistrant un petit nombre de cellules cortico-spinales (4 au moins) identifiées et enregistrées simultanément au moyen d'un TDMLP. De plus, la prédiction de l'activité musculaire EMG, à partir de l'activité des cellules cortico-motoneuronales qui facilitent les motoneurones des muscles-cible, pourrait être utilisée pour commander la dynamique de dispositifs élaborés externes, ou pour contrôler la stimulation électrique fonctionnelle chez des patients para- et tétra-plégiques.

Les études présentées ici illustrent comment les interactions entre les neurosciences, la théorie du contrôle et la robotique, permettent de préciser les principes sous-tendant le contrôle des mouvements volontaires.

Bibliographie

Acharya, S.; Tenore, F.; Aggarwal, V.; Etienne-Cummings, R.; Schieber, M. H. & Thakor, N. V. (2008), 'Decoding individuated finger movements using volume-constrained neuronal ensembles in the M1 hand area', *IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng.* **16**, 15-23.

Aggarwal, V.; Acharya, S.; Tenore, F.; Shin, H.; Etienne-Cummings, R.; Schieber, M. & Thakor, N. (2008), 'Asynchronous decoding of dexterous finger movements using M1 neurons', *IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng.* **16**, 3-14.

Aggarwal, V.; Tenore, F.; Acharya, S.; Schieber, M. & Thakor, N. (2009), 'Cortical decoding of individual finger and wrist kinematics for an upper-limb neuroprosthesis', *Conf Proc IEEE Eng Med Biol Soc.* , 4535 - 4538.

Albus, J. S. (1971), 'A theory of cerebellar function', *Mathematical Biosciences* **10**(1-2),25-61.

Aschoff, J. C. & Cohen, B. (1971), 'Changes in saccadic eye movements produced by cerebellar cortical lesions', *Experimental Neurology* **32**(2), 123 - 133.

Barmack, N. H.; Bell, C. C. & Rence, B. G. (1971), 'Tension and rate of tension development during isometric responses of extraocular muscle', *J Neurophysiol* **34**(6), 1072-1079.

Barto, A.; Buckingham, J. T. & Houk, J. C. (1995), *A Predictive Switching Model of Cerebellar Movement Control*, MIT Press.

Barto, A. G.; Fagg, A. H.; Sitkoff, N. & Houk, J. C. (1999), 'A cerebellar model of timing and prediction in the control of reaching', *Neural Comput.* **11**, 565--594.

Bernshtein, N. A. (1967), *The co-ordination and regulation of movements*, New York : Pergamon Press.

Berret, B.; Darlot, C.; Jean, F.; Pozzo, T.; Papaxanthis, C. & Gauthier, J. P. (2008), 'The Inactivation Principle: Mathematical Solutions Minimizing the Absolute Work and Biological Implications for the Planning of Arm Movements', *PLoS Comput Biol* **4**(10), e1000194.

Blakemore, S. J.; Frith, C. D. & Wolpert, D. M. (2001), 'The cerebellum is involved in predicting the sensory consequences of action', *Neuroreport* **12**(9), 1879--1884.

Brettler, S. & Baker, J. (2001), 'Directional sensitivity of anterior, posterior, and horizontal canal vestibulo-ocular neurons in the cat', *Experimental Brain Research* **140**, 432-442.

Bullock, D. & Grossberg, S. (1991), 'Adaptive neural networks for control of movement trajectories invariant under speed and force rescaling', *Human Movement Science* **10**, 3-53.

Campos, M.; Cherian, A. & Segraves, M. A. (2005), 'Effects of Eye Position upon Activity of Neurons in Macaque Superior Colliculus', *J Neurophysiol*, 00639.2005.

Carmena, J. M.; Lebedev, M. A.; Crist, R. E.; O'Doherty, J. E.; Santucci, D. M.; Dimitrov, D. F.; Patil, P. G.; Henriquez, C. S. & Nicolelis, M. A. L. (2003), 'Learning to Control a Brain-

Machine Interface for Reaching and Grasping by Primates', *PLoS Biol* **1**(2), e42.

Chapeau-Blondeau, F. & Chauvet, G. (1991), 'A neural network model of the cerebellar cortex performing dynamic associations', *Biological Cybernetics* **65**, 267-279.

Chauvet, G. A. (1995), 'On associative motor learning by the cerebellar cortex: from Purkinje unit to network with variational learning rules', *Mathematical biosciences*.

Chauvet, P. & Chauvet, G. A. (1995), 'Mathematical conditions for adaptive control in Marr's model of the sensorimotor system', *Neural networks* .

Clark, M. R. & Stark, L. (1974), 'Control of human eye movements: I. modelling of extraocular muscle', *Mathematical Biosciences* **20**(3-4), 191 - 211.

Clark, M. R. & Stark, L. (1974), 'Control of human eye movements: II. a model for the extraocular plant mechanism', *Mathematical Biosciences* **20**(3-4), 213 - 238.

Clark, M. R. & Stark, L. (1974), 'Control of human eye movements: III. dynamic characteristics of the eye tracking mechanism', *Mathematical Biosciences* **20**(3-4), 239 - 265.

Collins, C. (1971), 'Orbital mechanics, The control of Eye Movements', *New York: Academic Press*.

Collins, C. C.; Carlson, M. R.; Scott, A. B. & Jampolsky, A. (1981), 'Extraocular muscle forces in normal human subjects', *Investigative Ophthalmology & Visual Science* **20**(5), 652-664.

Collins, C. C.; Lennerstrand, G. & Bach-y-Rita, P. (1975), 'The human oculomotor control system. Basic mechanisms of ocular motility and their clinical implications', *New York: Pergamon*.

Connes, J. & Bouchareine, P. (1989), *Applications de la transformation de Fourier*, p. 210, Éditions Techniques de l'ingénieur.

Darlot, C. (1993), 'The cerebellum as a predictor of neural messages--I. The stable estimator hypothesis', *Neuroscience* **56**(3), 617 - 646.

Darlot, C.; Zupan, L.; Etard, O.; Denise, P. & Maruani, A. (1996), 'Computation of inverse dynamics for the control of movements.', *Biol Cybern* **75**(2), 173--186.

Denavit, J. & Hartenberg, R. S. (1955), 'A kinematic notation for lower-pair mechanisms based on matrices', *Trans ASME J. Appl. Mech* **23**, 215--221.

Dum, R. P. & Strick, P. L. (2002), 'Motor areas in the frontal lobe of the primate', *Physiology & Behavior* **77**(4-5), 677 - 682.

Ebadzadeh, M. & Darlot, C. (2003), 'Cerebellar learning of bio-mechanical functions of extraocular muscles: modeling by artificial neural networks', *Neuroscience* **122**(4), 941 - 966.

Ebadzadeh, M.; Tondu, B. & Darlot, C. (2005), 'Computation of inverse functions in a model

of cerebellar and reflex pathways allows to control a mobile mechanical segment.', *Neuroscience* **133**(1), 29--49.

Ebadzadeh, M. M. (2004), 'Modélisation des voies réflexes et cérébelleuses, permettant le calcul de fonctions inverses. Application à la commande d'un actionneur à deux muscles pneumatiques', PhD thesis, Ecole Nationale Supérieure des Télécommunications.

Enderle, J. (2002), 'Neural control of saccades', *Prog Brain Res.*

Eskiizmirliler, S. (2000), 'Modélisation de la fusion des informations sensori-motrices dans les voies cérébelleuses', PhD thesis, Ecole Nationale Supérieure des Télécommunications.

Eskiizmirliler, S.; Forestier, N.; Tondu, B. & Darlot, C. (2002), 'A model of the cerebellar pathways applied to the control of a single-joint robot arm actuated by McKibben artificial muscles.', *Biol Cybern* **86**(5), 379--394.

Evarts, E. (1981), *Role of motor cortex in voluntary movements in primates.*, Bethesda, Md : American Physiological Society..

Feldman, A. (1966a), 'Functional tuning of nervous system with control of movement or maintenance of a steady posture. II Controllable parameters of the muscles. Biophysics', **11**, 565-578.

Fetz, E. E. & Cheney, P. D. (1980), 'Postspike facilitation of forelimb muscle activity by primate corticomotoneuronal cells', *J Neurophysiol* **44**(4), 751-772.

Fetz, E. E.; Perlmutter, S. I.; Prut, Y.; Seki, K. & Votaw, S. (2002), 'Roles of primate spinal interneurons in preparation and execution of voluntary hand movement', *Brain Research Reviews* **40**(1-3), 53 - 65.

Flash, T. & Hogan, N. (1985), 'The Coordination of Arm Movements: An Experimentally Confirmed Mathematical Model', *Journal of neuroscience* **5**, 1688--1703.

Fuchs, A. & Lushei, E. (1971a), 'Development of isometric tension in simian extraocular muscle', *J. Physiol.*

Fuchs, A. F.; Robinson, F. R. & Straube, A. (1993), 'Role of the caudal fastigial nucleus in saccade generation. I. Neuronal discharge pattern', *J Neurophysiol* **70**(5), 1723-1740.

Fujita, M. (1982), 'Adaptive filter model of the cerebellum', *Biological Cybernetics* **45**, 195-206.

Gancarz, G. & Grossberg, S. (1998), 'A neural model of the saccade generator in the reticular formation', *Neural Netw.* **11**, 1159--1174.

Gentili, R. (2004), 'Processus sensorimoteurs et cognitifs dans le contrôle et l'apprentissage des mouvements du bras - Le rôle des modèles internes gravito-intérieurs', PhD thesis, Université de Bourgogne.

Gentili, R. J.; Papaxanthis, C.; Ebadzadeh, M.; Eskiizmirliler, S.; Ouanezar, S. & Darlot, C.

- (2009), 'Integration of Gravitational Torques in Cerebellar Pathways Allows for the Dynamic Inverse Computation of Vertical Pointing Movements of a Robot Arm', *PLoS ONE* **4**(4), e5176.
- Georgopoulos, A. P.; Pellizzer, G.; Poliakov, A. V. & Schieber, M. H. (1999), 'Neural Coding of Finger and Wrist Movements', *Journal of Computational Neuroscience* **6**, 279-288.
- Goffart, L.; Chen, L. L. & Sparks, D. L. (2004), 'Deficits in Saccades and Fixation During Muscimol Inactivation of the Caudal Fastigial Nucleus in the Rhesus Monkey', *J Neurophysiol* **92**(6), 3351-3367.
- Goldberg, M. (2000), *The control of gaze. In: Principles of neural science, 4th ed*, The McGraw-Hill Companies, chapter 39.
- Gomi, H. & Kawato (1996), 'Equilibrium-point control hypothesis examined by measured arm stiffness during multijoint movement', *Science* **272**(5258), 117--120.
- Grossberg, S. & Kuperstein., M. (1986), *Neural dynamics of adaptive sensory-motor control*, Amsterdam: North Holland..
- Guigon, E.; Baraduc, P. & Desmurget, M. (2007), 'Computational Motor Control: Redundancy and Invariance', *J Neurophysiol* **97**(1), 331-347.
- Guitton D., Crommelinck M., R. A. (1980), 'Stimulation of the superior colliculus in the alert cat. I. Eye movements and neck EMG activity evoked when the head is restrained.', *Exp Brain Res.*
- Hamed, S. B.; Schieber, M. H. & Pouget, A. (2007), 'Decoding M1 Neurons During Multiple Finger Movements', *J Neurophysiol* **98**(1), 327-333.
- Harris, C. M. & Wolpert, D. M. (1998), 'Signal-dependent noise determines motor planning', *Nature* **394**(6695), 780--784.
- Hogan, N. (1984), 'An organizing principle for a class of voluntary movements.', *Neuroscience* **4**(3), 2745-2754.
- Hornik, K. (1993), 'Some new results on neural network approximation', *Neural Networks* **6**(8), 1069 - 1072.
- Imamizu, H.; Miyauchi, S.; Tamada, T.; Sasaki, Y.; Takino, R.; Pütz, B.; Yoshioka, T. & Kawato, M. (2000), 'Human cerebellar activity reflecting an acquired internal model of a new too', *Nature*.
- Jackson, A.; Gee, V. J.; Baker, S. N. & Lemon, R. N. (2003), 'Synchrony between Neurons with Similar Muscle Fields in Monkey Motor Cortex', *Neuron* **38**(1), 115 - 125.
- Jordan, M. I. & Rumelhart, D. E. (1992), 'Forward models: Supervised learning with a distal teacher', *Cognitive Science* **16**(3), 307 - 354.
- Kawato, M.; Furukawa, K. & Suzuki, R. (1987), 'A hierarchical neural-network model for

control and learning of voluntary movement', *Biological Cybernetics* **57**, 169-185.

Kawato, M. & Gomi, H. (1992), 'The cerebellum and VOR/OKR learning models.', *Trends Neurosci* **15**(11), 445--453.

Kawato, M.; Maeda, Y.; Uno, Y. & Suzuki, R. (1990), 'Trajectory formation of arm movement by cascade neural network model based on minimum torque-change criterion', *Biological Cybernetics* **62**, 275-288.

Keller, E. (1977), *Control of saccadic eye movements by midline brain stem neurons. In: Control of Gaze by Brain Stem Neurons*, Elsevier, Amsterdam.

Keller, E. & Edelman, J. (1994), 'Use of interrupted saccade paradigm to study spatial and temporal dynamics of saccadic burst cells in superior colliculus in monkey', *J Neurophysiol* **72**(6), 2754-2770.

Keller, E.; Gandhi, N. & Vijay Sekaran, S. (2000), 'Activity in deep intermediate layer collicular neurons during interrupted saccades.', *Exp Brain Res.* **130**, 227-237.

Klier, E.; Wang, H. & Crawford, J. (2001 Jun), 'The superior colliculus encodes gaze commands in retinal coordinates.', *Nat Neurosci* **4**(5), 627-32.

Koene, A. (2002), 'Eye Mechanics And Their Implication For Eye Movement Control', PhD thesis, Utrecht University.

Koene, A. R. & Erkelens, C. J. (2002), 'Cause of kinematic differences during centrifugal and centripetal saccades', *Vision Research* **42**(14), 1797 - 1808.

Latash, M. (1993), *Control of human movement*, Human kinetics.

Latash, M. & Gottlieb, G. (1991c), 'An equilibrium-point model for fast single-joint movement II Similarity of single-joint isometric and isotonic descending commands.', *Motor behavior* **23**(3), 179-191.

Latash, M. & Gottlieb, G. (1991b), 'An equilibrium-point model for fast single-joint movement I Emergence of strategy-dependent EMG patterns', *Motor behavior* **23**(3), 163-177.

Latash, M. & Gottlieb, G. (1991a), 'Reconstruction of shifting elbow joint compliant characteristics during fast and slow movements', *Neuroscience* **43**(2-3), 697 - 712.

Lefèvre, P.; Quaia, C. & Optican, L. M. (1998), 'Distributed model of control of saccades by superior colliculus and cerebellum.', *Neural Netw* **11**(7-8), 1175--1190.

Lemon, R. N. (1999), 'Neural control of dexterity: what has been achieved?', *Experimental Brain Research* **128**, 6-12.

Liu, D. & Todorov, E. (2009), *Hierarchical optimal control of a 7-DOF arm model*.

Maier, M. A.; Bennett, K. M.; Hepp-Reymond, M. C. & Lemon, R. N. (1993), 'Contribution

- of the monkey corticomotoneuronal system to the control of force in precision grip', *J Neurophysiol* **69**(3), 772-785.
- Manette, O. F. L. & Maier, M. A. (2004), 'Temporal processing in primate motor control: relation between cortical and EMG activity.', *IEEE Trans Neural Netw* **15**(5), 1260-7.
- Marr, D. (1982), *Vision.*, San Francisco, W.H. Feeman.
- Marr, D. (1969), 'A theory of cerebellar cortex', *The Journal of Physiology* **202**(2), 437-470.
- McIntyre, J. & Bizzi, E. (1993), 'Servo hypotheses for the biological control of movement.', *Motor Behav* **25**(3), 193-202.
- McIntyre, J.; Zago, M.; Berthoz, A. & Lacquaniti, F. (2001), 'Does the brain model Newton's laws?', *Nature Neuroscience*.
- Merton, P. A. (2008), *Speculations on the servo control of movement.*, Ciba Foundation Symposium - The Spinal Cord.
- Miall, R.; Weir, D.; Wolpert, D. & Stein, J. (1993), 'Is the Cerebellum a Smith Predictor?', *J Mot Behav* **25**(3), 203--216.
- Miall, R. & Wolpert, D. (1996), 'Forward Models for Physiological Motor Control', *Neural Networks* **9**(8), 1265 - 1279.
- Miall, R. C. (1998), 'The cerebellum, predictive control and motor coordination.', *Novartis Found Symp* **218**, 272--84; discussion 284-90.
- Optican, L. M. & Miles, F. A. (1985), 'Visually induced adaptive changes in primate saccadic oculomotor control signals', *J Neurophysiol* **54**(4), 940-958.
- Paillard, J. (1983), 'The functional labelling of neural codes.', *Experimental Brain Research* **7**, 1-19.
- Papaxanthis, C.; Pozzo, T. & Schieppati, M. (2003), 'Trajectories of arm pointing movements on the sagittal plane vary with both direction and speed', *Experimental Brain Research* **148**, 498-503.
- Papaxanthis, C.; Pozzo, T. & Stapley, P. (1998), 'Effects of movement direction upon kinematic characteristics of vertical arm pointing movements in man', *Neuroscience Letters* **253**(2), 103 - 106.
- Pfann, K.; Keller, E. & Miller, J. (1995), 'New models of the oculomotor mechanics based on data obtained with chronic muscle force transducers', *Annals of Biomedical Engineering* **23**, 346-358.
- Pozzo, T.; Papaxanthis, C.; Stapley, P. & Berthoz, A. (1998), 'The sensorimotor and cognitive integration of gravity', *Brain Research Reviews* **28**(1-2), 92 - 101.
- Psaltis, D.; Sideris, A. & Yamamura, A. (1987), *Neural Controllers*.

- Purves, D.; Augustine, G. J.; Fitzpatrick, D.; Katz, L. C.; LaMantia, A.-S.; McNamara, J. O. & Williams, S. M. (2001), *Neuroscience. 2nd edition.*, Sunderland (MA): Sinauer Associates.
- Quaia, C.; Lefevre, P. & Optican, L. M. (1999), 'Model of the Control of Saccades by Superior Colliculus and Cerebellum', *J Neurophysiol* **82**(2), 999-1018.
- Reyes-Puerta, V.; Philipp, R.; Lindner, W. & Hoffmann, K.-P. (2010), 'Role of the Rostral Superior Colliculus in Gaze Anchoring During Reach Movements', *J Neurophysiol* **103**(6), 3153-3166.
- Richardson, M. J. E. & Flash, T. (2002), 'Comparing smooth arm movements with the two-thirds power law and the related segmented-control hypothesis', *Journal of Neuroscience* **22**, 2002.
- Robinson, D. (1964), 'The mechanisms of human saccadic eye movement', *J.Physiol.Lond.*
- Robinson, D. A.; O'Meara, D. M.; Scott, A. B. & Collins, C. C. (1969), 'Mechanical components of human eye movements', *J Appl Physiol* **26**(5), 548-553.
- Robinson, D.; Bach-y-Rita, P. & Lennerstrand, G. (1975), 'Oculomotor control signals, Basic mechanisms of ocular motility and their clinical implications', *Oxford: Pergamon*.
- Robinson, D.A. and Zuber, B. (1981), 'Models of the mechanics of eye movements, Models of Oculomotor Behavior and Control.', *Boca Ratou: CRC Press*.
- Robinson, F. R.; Straube, A. & Fuchs, A. F. (1993), 'Role of the caudal fastigial nucleus in saccade generation. II. Effects of muscimol inactivation', *J Neurophysiol* **70**(5), 1741-1758.
- Rost, K.; Nowak, D. A.; Timmann, D. & Hermsdörfer, J. (2005), 'Preserved and impaired aspects of predictive grip force control in cerebellar patients', *Clinical Neurophysiology* **116**(6), 1405 - 1414.
- Scherberger, H. (2009), 'Neural control of motor prostheses', *Current Opinion in Neurobiology* **19**(6), 629 - 633.
- Schweighofer, N.; Arbib, M. A. & Kawato, M. (1998a), 'Role of the cerebellum in reaching movements in humans. I. Distributed inverse dynamics control.', *European Journal of Neuroscience* **10**, 86-94.
- Schweighofer, N.; Spoolstra, J.; Arbib, M. A. & Kawato, M. (1998b), 'Role of the cerebellum in reaching movements in humans. II. A neural model of the intermediate cerebellum.', *European Journal of Neuroscience* **10**, 95-105.
- Scudder, C. A. (1988), 'A new local feedback model of the saccadic burst generator', *J Neurophysiol* **59**(5), 1455-1475.
- Scudder, C.; Kaneko, C. & Fuchs, A. (2002), 'The brainstem burst generator for saccadic eye movements. A modern synthesis', *Exp Brain Res*.

- Selhorst, J. B.; Stark, L.; Ochs, A. L. & Hoyt, W. F. (1976), 'Disorders in cerebellar ocular motor control', *Brain* **99**(3), 497-508.
- Serruya, M. D.; Hatsopoulos, N. G.; Paninski, L.; Fellows, M. R. & Donoghue, J. P. (2002), 'Brain-machine interface: Instant neural control of a movement signal', *European Journal of Neuroscience* **416**, 141-142 .
- Shadmehr, R. & Mussa-Ivaldi, F. (1994), 'Adaptive representation of dynamics during learning of a motor task', *J. Neurosci.* **14**(5), 3208-3224.
- Sparks, D. & Hu, X. (2006), 'Saccade initiation and the reliability of motor signals involved in the generation of saccadic eye movements', *Novartis Found Symp.*
- Sylvestre, P. A. & Cullen, K. E. (1999), 'Quantitative Analysis of Abducens Neuron Discharge Dynamics During Saccadic and Slow Eye Movements', *J Neurophysiol* **82**(5), 2612-2632.
- Taylor, D. M.; Tillery, S. I. H. & Schwartz, A. B. (2002), 'Direct Cortical Control of 3D Neuroprosthetic Devices', *Science* **296**(5574), 1829-1832.
- Tikhonov, A. N. ; Arsenin, V. Y. M.Mir, ed. (1976), *Méthodes de résolution de problèmes mal posés*, Mir.
- Todorov, E. & Jordan, M. I. (2002), 'Optimal feedback control as a theory of motor coordination', *Nature Neuroscience* **5**, 1226 - 1235.
- Tondu, B. & Lopez, P. (2000), 'Modeling and control of McKibben artificial muscle robot actuators', *Control Systems Magazine, IEEE* **20**(2), 15--38.
- Uno, Y.; Kawato, M. & Suzuki, R. (1989), 'Formation and control of optimal trajectory in human multijoint arm movement', *Biological Cybernetics* **61**, 89-101.
- Vibert, J.-F.; Sébille, A. & Lavallard-Rousseau, M.-C.Bobu, D., ed. (2005), *Neurophysiologie: de la physiologie à l'exploration fonctionnelle*, Elsevier SAS.
- Wada, Y.; Kaneko, Y.; Nakano, E.; Osu, R. & Kawato, M. (2001), 'Quantitative examinations for multi joint arm trajectory planning — using a robust calculation algorithm of the minimum commanded torque change trajectory', *Neural Netw.* **14**, 381--393.
- Wolpert, D. & Kawato, M. (1998), 'Multiple paired forward and inverse models for motor control.', *Neural Netw* **11**(7-8), 1317--1329.
- Wolpert, D. & Miall, R. (1996), 'Forward Models for Physiological Motor Control.', *Neural Netw* **9**(8), 1265--1279.
- Wolpert, D. M.; Miall, R. C. & Kawato, M. (1998), 'Internal models in the cerebellum', *Trends in Cognitive Sciences* **2**(9), 338 - 347.
- Wu, W.; Black, M. J.; Gao, Y.; Bienenstock, E.; Serruya, M.; Shaikhouni, A. & Donoghue, J. P. (2002), *Neural Decoding of Cursor Motion Using a Kalman Filter.*

Annexes

Les articles publiés et soumis concernant les travaux effectués dans le cadre de la thèse.

Gentili, R., Papaxanthis, C., Ebadzadeh, M., Eskiizmirliler, S., **Ouanezar, S.**, Darlot, C. and Maier, M. "Representation interne de l'orientation des segments corporels par rapport à la gravité dans les voies cérébelleuses. Application au calcul de la dynamique inverse d'un bras de robot pendant des mouvements de pointage verticaux"Proceedings of the Neurocomp 2006, Octobre 23,24, Pont à Mousson', 2006.

Gentili, R., Papaxanthis, C., Ebadzadeh, M., Eskiizmirliler, S., **Ouanezar, S.**, Darlot, C. and Maier, M. "Sensorimotor predictions in cerebellar pathways allows inverse dynamic computation of the gravitational forces on vertical pointing movements of a robot arm" NEASB, March 30-31, 2007 at the University of Maryland, College Park, Maryland', 2007.

Ouanezar, S., Ebadzadeh, M., Eskiizmirliler, S., Gentili, R., Maier, M. and Darlot, C. "A model of cerebellar pathways controls of a robotic arm actuated by artificial muscles"From Neural Code to Brain/Machine Interface, Autumn school, Septembre 27-29, Olise, France.', 2007.

Ouanezar, S., Eskiizmirliler, S. and Darlot, C. "Sensory Motor Control Of Two-Link Arm Pointing Movements By A Model Of The Cerebellar Pathways"Hibit 2008, Mai 18-20,Istanbul', 2008.

*Gentili, R. J., Papaxanthis, C., Ebadzadeh, M., Eskiizmirliler, S., **Ouanezar, S.** and Darlot, C. "Integration of Gravitational Torques in Cerebellar Pathways Allows for the Dynamic Inverse Computation of Vertical Pointing Movements of a Robot Arm," *PLoS ONE* (4:4), 2009, pp. e5176.

Ouanezar, S., Eskiizmirliler, S. and Maier, M. "A BMI application to control a robotic digit"Abstract of the Neurocomp 2009, September 16-18, Bordeaux', 2009.

***Ouanezar, S.**, Eskiizmirliler, S. and Maier, M. "Performance analysis of an off-line BMI for the control of a robotic digit",Proceedings of the Neurocomp 2010, October 6-8, Lyon', 2010.

Ouanezar, S., Eskiizmirliler, S. and Maier, M. "Asynchronous decoding of finger position and of EMG during precision grip using CM cell activity: application to robot control," *J Neurophysiol* (), 2010 soumis .

***Ouanezar, S.**, Eskiizmirliler, S., Jean, F., Tondu, B., Maier, M. and Darlot, C. "Biologically inspired sensory motor control of a 2-link robotic arm actuated by McKibben muscles"ICRA'2011', 2011.

* Articles dont les copies sont jointes à ce manuscrit.

Integration of Gravitational Torques in Cerebellar Pathways Allows for the Dynamic Inverse Computation of Vertical Pointing Movements of a Robot Arm

Rodolphe J. Gentili^{1,2,3,4,6}, Charalambos Papaxanthis^{3*}, Mehdi Ebadzadeh⁵, Selim Eskiizmirli^{1,2}, Sofiane Ouanezar^{1,2,4}, Christian Darlot^{3,4}

1 CNRS UMR 7060, Université Paris Descartes, Paris-5, Paris, France, 2 Université Paris Diderot, Paris-7, Paris, France, 3 INSERM U887, Motricité-Plasticité, Université de Bourgogne, Dijon, France, 4 Ecole supérieure des Télécommunications, Paris, France, 5 Amirkabir University of Technology, Computer Engineering and Information Technology Department, Tehran, Iran, 6 Cognitive Motor Neuroscience laboratory, Department of Kinesiology, University of Maryland, School of Public Health, College Park, Maryland, United States of America

Abstract

Background: Several authors suggested that gravitational forces are centrally represented in the brain for planning, control and sensorimotor predictions of movements. Furthermore, some studies proposed that the cerebellum computes the inverse dynamics (internal inverse model) whereas others suggested that it computes sensorimotor predictions (internal forward model).

Methodology/Principal Findings: This study proposes a model of cerebellar pathways deduced from both biological and physical constraints. The model learns the dynamic inverse computation of the effect of gravitational torques from its sensorimotor predictions without calculating an explicit inverse computation. By using supervised learning, this model learns to control an anthropomorphic robot arm actuated by two antagonists McKibben artificial muscles. This was achieved by using internal parallel feedback loops containing neural networks which anticipate the sensorimotor consequences of the neural commands. The artificial neural networks architecture was similar to the large-scale connectivity of the cerebellar cortex. Movements in the sagittal plane were performed during three sessions combining different initial positions, amplitudes and directions of movements to vary the effects of the gravitational torques applied to the robotic arm. The results show that this model acquired an internal representation of the gravitational effects during vertical arm pointing movements.

Conclusions/Significance: This is consistent with the proposal that the cerebellar cortex contains an internal representation of gravitational torques which is encoded through a learning process. Furthermore, this model suggests that the cerebellum performs the inverse dynamics computation based on sensorimotor predictions. This highlights the importance of sensorimotor predictions of gravitational torques acting on upper limb movements performed in the gravitational field.

Citation: Gentili RJ, Papaxanthis C, Ebadzadeh M, Eskiizmirli S, Ouanezar S, et al. (2009) Integration of Gravitational Torques in Cerebellar Pathways Allows for the Dynamic Inverse Computation of Vertical Pointing Movements of a Robot Arm. PLoS ONE 4(4): e5176. doi:10.1371/journal.pone.0005176

Editor: Georges Chapouthier, L'université Pierre et Marie Curie, France

Received: December 13, 2008; **Accepted:** March 3, 2009; **Published:** April 22, 2009

Copyright: © 2009 Gentili et al. This is an open-access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution License, which permits unrestricted use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original author and source are credited.

Funding: This research was supported by the Conseil Régional de Bourgogne (France). The funders had no role in study design, data collection and analysis, decision to publish, or preparation of the manuscript.

Competing Interests: The authors have declared that no competing interests exist.

* E-mail: charalambos.papaxanthis@u-bourgogne.fr

Introduction

How the mechanical effects of gravity (gravitational torques), exerted on a stationary or a moving limb are processed by the Central Nervous System (CNS) is an important question in motor control. In particular, it has been suggested that such mechanical effects on the sensorimotor system are centrally represented in the brain in internal models [1,2]. One proposal was that the brain uses internal models incorporating the dynamics of the gravitational field acting on moving objects [2]. Particularly, it has been suggested that the CNS uses an internal model of gravity to predict gravitational acceleration allowing the subjects to intercept falling objects in the gravitational field [3]. Another research line analyzed kinematics and dynamics of vertical arm movements

performed under normal or altered gravity conditions to examine how the brain deals with gravity during motor planning and control. Specifically, some authors proposed that the interaction of the gravitational field with the motor system is centrally integrated by the CNS and used during motor planning to take advantage of the gravity force to decelerate upward and accelerate downward arm movements [4,5]. Similarly, there is evidence of a common coordinated strategy involving a muscular deactivation/activation set during rapid leg flexion suggesting that the brain uses gravitational effects to initiate and brake leg motion [6].

In computational motor control several studies have investigated internal models (inverse, forward) by manipulating mechanical constraints. The internal forward model predicts the future states of the limb by using an efferent copy of the neural command

whereas the inverse model inverts the causal flow by computing the neural command from a desired movement. Thus, the inertia would be integrated into internal models of limb biomechanics and therefore accurately predicted during arm movements [7,8].

Although many investigations focused on these internal models, some questions remain such as which type of internal model might be implemented in a particular neural structure. Some authors proposed that the cerebellum implements an inverse model, performing therefore the dynamic inverse computations [9,10] whereas others investigations argued that the cerebellum generates sensorimotor predictions through an internal forward model [11,12]. Interestingly, adaptation studies of arm movements showed that the cerebellum takes into account the dynamics and kinematics of motion [13,14]. However, no theoretical or experimental investigation examined whether the cerebellum incorporates a neural network able to encode the interactions of the limbs with the gravitational field, namely an internal model of gravitational torques. If such an internal model exists, is it based on inverse computations or, alternatively, on sensorimotor predictions? The aim of this study was to propose a model of cerebellar pathways that performs the dynamic inverse computation of the gravitational effects from its sensorimotor predictions, and to assess whether it allows controlling an artificial anthropomorphic robot arm performing pointing movements in the sagittal plane.

Materials and Methods

The model of the cerebellar pathway presented here is derived from that previously proposed [15,16]. These authors have exclusively considered horizontal pointing movements executed by a robotic arm. The present study considers the situation where the robotic limb was subjected to various gravitational effects resulting from specific combinations of movement directions, initial positions and amplitudes during pointing movements in the sagittal plane. Indeed, such combinations impose important quantitative and qualitative differences in the gravitational torques exerted on the arm [5].

The model

From a computational point of view, the calculation of a motor signal, such that the executed movement equals the desired one, requires the biophysical features of the limb to be integrated into the pre-motor circuits. Not only the biological properties of the muscles (e.g. stiffness, viscosity) must be considered, but also the inertial properties of each limb, the reciprocal interaction forces between segments and their interactions with external forces such as gravity.

This could be achieved by means of internal inverse models of the biophysics of the moving limbs, embedded in neural networks [16–18] (Figure 1A). Such an inverse computation can be performed by a neural circuit (Figure 1B) composed of two parallel, closed, internal feedback loops: a positive one (with a gain close to, but smaller, than one to insure stability) and a negative one containing an internal forward model of the direct biophysical function of the limb (denoted H^* in Figure 1B), that processes motor commands and computes predictive signals anticipating sensorimotor signals [15,16,19].

This circuit, by means of its structure formed of two short and parallel feedback loops, one of which containing a predictor, computes an approximate internal inverse model of the direct biophysical function of the limb. This is nevertheless achieved without performing an explicit inverse calculation. Together, these two loops provide a feed-forward control. From an anatomical

viewpoint, the internal forward model H^* is thought to correspond to the cerebellar cortex, which receives sensory signals (Figure 1B, C) as well as efferent copies of motor commands (u) through the mossy fibers. The resulting Purkinje cell activity represents the simple-spike inhibitory signal that is sent to the cerebellar nuclei, and is thought to predict torque based on the motor command. This inhibitory signal, together with the efferent copy of the neural command (u), is then fed to a summing element which would represent the cerebellar nuclei (labeled CN in Figure 1B,C). The efferent copy loops through a second (downstream) summing element (labelled RN in Figure 1B–C) which represents the magno-cellular part of the red nucleus. This last summing element adds the output signal issued from the summing element representing the cerebellar nuclei to the signal coding the desired movement. It is noticeable that the motor command (u) reaches both the predictor and this summing element, similar to the messages conveyed by the excitatory mossy fibers that reach both the cerebellar cortex and the cerebellar nuclei.

Both the inverse kinematics and the inverse dynamics problem need to be solved in order to compute an adequate neural command. However, since the robotic arm used in our experiment has only one geometrical degree of freedom (DoF), the inverse kinematic problem is not of interest here. Nevertheless, the robotic arm is actuated by a pair of antagonist muscles which requires the computation of the inverse dynamics at two stages: first, the inversion of the biophysical characteristics of the muscles (including viscosity and stiffness) and second the inversion of the biomechanics of the moving segment, (including the physical constraints applied to the arm such as the gravitational and inertial torques). Notably, these inverse computations must deal with a combination of non-linearities due to the actuators and due to the different movement directions (up, down) in the gravitational field.

The motor command (denoted u_i) computed in this model (Figure 1A–C) can be compared to the activity of a pool of motoneurons allowing muscular contractions of the i^{th} muscle, which produces a force f_i , by means of a biophysical process described by the direct function denoted μ_i . It must be noted that here $i \in \{1,2\}$ since we consider two muscles (for the sake of clarity, in Figure 1 we used simplified notation since only one circuit command allowing to compute the motor command for one muscle is illustrated). Then, these forces act on the joint and produce the resulting torque to accelerate the movable segment. Here, the torque T_i is related to the force f_i with respect to the rotation centre O , according to the following equation:

$$T_i = r_i \times f_i \quad (1)$$

where “ \times ” denotes the cross product (for simplicity arrows above vectors have been omitted) of two vectors r_i , whose origin is the insertion point of the muscle and whose extremity is the point of application of the force f_i on the moving limb. According to Newton’s law, the equation expressing the total torque exerted at the joint by the actuators and the mechanical forces applied to the one DoF arm moving in the sagittal plane is as follow:

$$\sum T = J.\ddot{\theta} + B.\dot{\theta} + K.\theta \quad (2)$$

$$T_{f1} - T_{f2} = J.\ddot{\theta} + B.\dot{\theta} + K.\theta + T_g \quad (3)$$

$$\text{with } T_g = m.g.\rho.\cos(\theta) \quad (4)$$

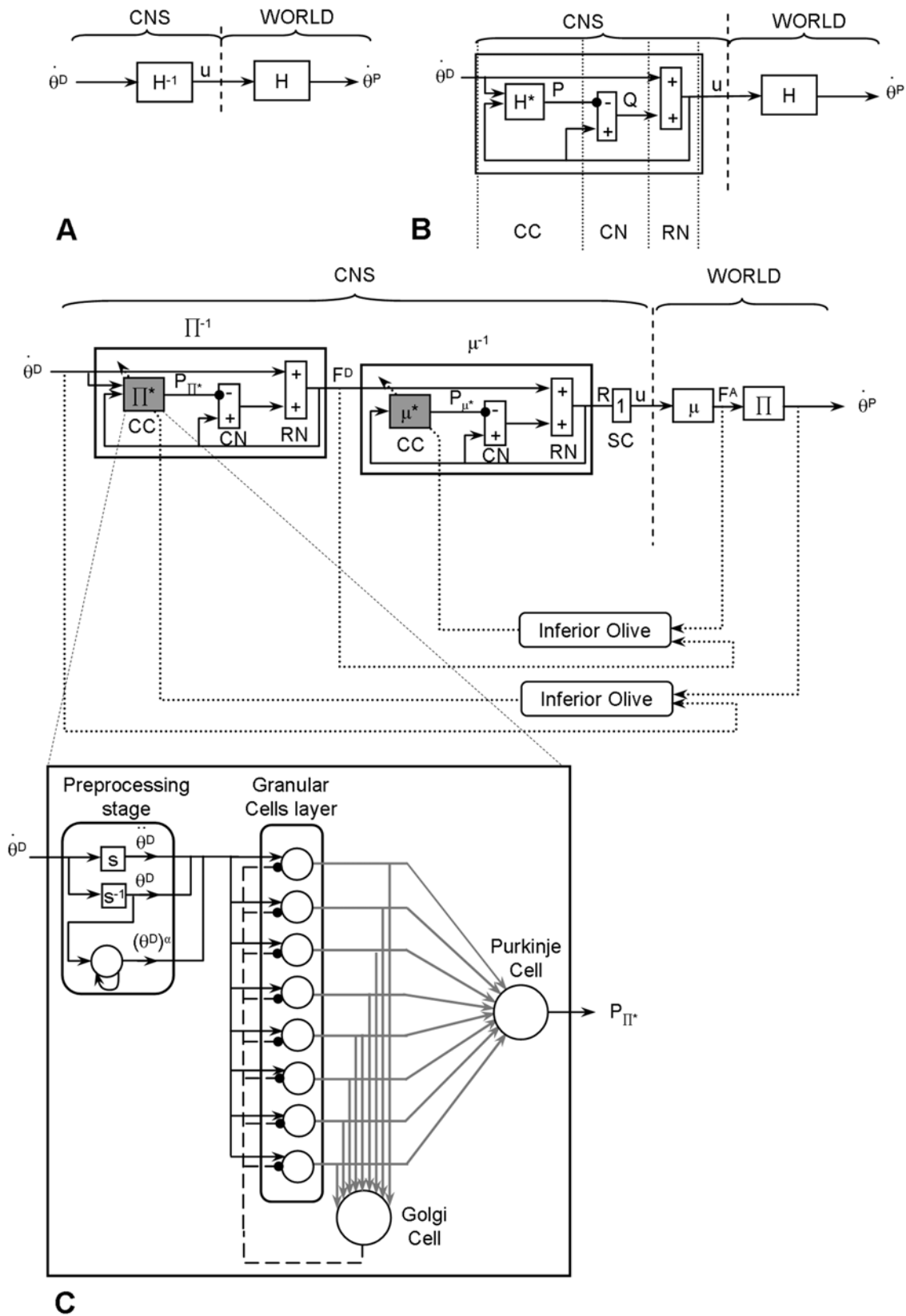


Figure 1. Main principles of the cerebellar architecture of the model. For the sake of clarity, only the command circuit for one muscle is illustrated. (A) Structure of a command circuit accounting for the physical constraints. $\dot{\theta}^D$: desired movement; $\dot{\theta}^P$: performed movement; u : neural command. H : direct function incorporating all biophysical features of the limb. H^{-1} : internal inverse model of the direct function. (B) Control scheme used to compute an approximate inverse function. The two summing elements (positive/negative inputs) represent the cerebellar nuclei (CN) and the red nucleus (RN). H^* : internal forward model of the direct function H . P and Q represent the signals originating from the cerebellar cortex (CC) and CN,

respectively. (C) Direct functions Π^* (representing the mechanical constraints, e.g. gravity, inertia) and μ (representing the muscle features) in the external world, and their counterparts in the CNS labeled Π^* and μ^* . These two internal forward models (Π^* and μ^*) are embedded through two internal feedback loops placed in series to calculate their approximate inverse, i.e., Π^{-1} and μ^{-1} . The direct pathways convey signals of desired position θ^D and forces F^D . In the indirect pathways, the negative output of the elements computing Π^* and μ^* are comparable to the inhibitory projections of the Purkinje cells of the cerebellar cortex to the neurones of the cerebellar nuclei. The P signals are comparable to simple spike activities of Purkinje cells. Dashed lines represent the climbing fibers. SC: spinal cord. Lower scheme: artificial neural networks simulating the CC. Granular, Golgi and Purkinje cells (respectively 8, 1 and 1 for each predictor) are modelled by formal neurones. s and s^{-1} represent respectively the derivative and integration in the Laplace domain. α represents multiplicative higher orders of the position. The adaptive elements and connections are represented in grey, fixed elements in black. For the sake of the clarity only the first neural network is represented. doi:10.1371/journal.pone.0005176.g001

where T_{F1} and T_{F2} are the respective torques developed by the muscle 1 and 2. J is the moment of inertia and θ , $\dot{\theta}$ and $\ddot{\theta}$, are respectively the angular position, velocity and acceleration of the limb. B and K denote respectively the coefficients of viscosity and stiffness of the joint. Finally, m , g and p denote respectively the mass of the limb, the gravitational acceleration and the radius drawn from the axis of rotation to the gravity vector. The direct transfer function of the dynamic mechanical constraints (e.g. gravity, inertia) applied to the limb are denoted by Π (Figure 1C). It must be noted that the direct functions μ and Π act in series, since the first one provides the force exerted by the muscles (given the neural command), whereas the second provides the movement caused by the torque resulting from the various forces applied to the arm (see the right side of Figure 1C, labeled “World”). Elaboration of the motor commands requires the successive computations, in the reverse order, first of the approximate inverse function of Π (labelled Π^{-1}), which provides the desired force from the desired movement, and second of the approximate inverse function of μ , (labelled μ^{-1}), which provides the neural command from the desired force (see the left part, labeled “CNS”, of Figure 1C).

The inverse computation of these two functions μ^{-1} and Π^{-1} is performed by means of the general computational scheme depicted in Figure 1B. Therefore, the neural control circuit shown in Figure 1C includes two internal forward models (denoted μ^* and Π^* mimicking respectively the two direct functions μ and Π in order to predict the desired movement and force) put in series and embedded within two distinct cerebellar neural network modules. The predictors μ^* and Π^* were modelled using artificial neural networks whose architecture was designed by replicating the well-known connectivity of the cerebellar cortex [15,16] (for reviews see [20,21]).

Connectivity of the neural networks. The three principal types of cells of the cerebellar cortex, i.e. the granular, Golgi and Purkinje cells, were modeled by means of formal neurons (Figure 1C). Convergence of various afferent messages onto neurons was modeled as a weighted algebraic sum of input signals. A first order differential equation, described in the Laplace domain by a low pass filter with a time constant of 5 ms, representing the recruitment was used for the input function of the neurons. Granular, Golgi and Purkinje cells were assumed to act as low-pass filters, with time constants of 10, 5 and 5 ms, respectively. Their activation functions were modeled by a sigmoid accounting for saturation of neuronal activity. The proportions of the various cell types were not respected, since there were very few granular cells compared to Golgi and Purkinje cells (for each predictors $n=8$, $n=1$ and $n=1$, respectively). The input to the two predictors Π^* and μ^* (based on an identical internal architecture) were respectively the desired angular velocity and the desired force. For instance, for an arm movement of 25° , the first predictor (Π^*) received the desired angular velocity for this movement and then computed the corresponded desired force for each muscles which represented the output signal of this first predictor. Then these desired forces were used as inputs for the second predictor (μ^*) that computed the corresponding neural

command. These inputs signals were transmitted by the granular cells and their mossy fibers. These signals, including a feedback via the Golgi cells, were conveyed to the Purkinje cells via the parallel fibers. The parallel fiber - Purkinje cell connections, whose weights were adjusted by means of a learning process, represented the main learning sites of this neural network. (see Figure 1C, adaptive elements are shown in gray). A minor difference between these two predictors was that, upstream, the granular cells, the architecture of the predictor Π^* included an additional processing stage (labeled preprocessing layer) such simple operations could be done for instance in pre-cerebellar nuclei or in the glomeruli (Figure 1C). Computations applied to the desired angular velocity signal allowed computing higher multiplicative orders (e.g. squared functions) and integral or derivative terms. Granular cells were thus provided with a variety of signals which contributed to the signals that they processed and that were encoded in parallel fibers. Such a variety of dynamic signals allowed representing accurately, within the neural network, the non-linearities of the mechanics of the moving segment and of the muscles. Compared to the previous model [16], the number of the granular cells has been increased, to permit to take into account the mechanical effects of the gravity force. The efficiency of this model has been first tested by simulations and then by robot experiments.

Motor learning. The synapses between parallel fibers and Purkinje cells are well-known neural sites of plasticity in the cerebellum, modulated by teaching signals arising from the Inferior Olive and conveyed via climbing fibers. A supervised learning procedure schematizing this circuitry was incorporated into our model. Based on previously results, no other sites of cerebellar plasticity were introduced [15,18]. Learning was modeled by modifying progressively the input weights of the parallel fiber signals, according to the correlation of these signals with a teaching signal calculated from the quadratic error between the desired and performed positions and forces (Figure 1C).

$$E_\theta = (\theta^P - \theta^D)^2 \quad (5)$$

$$E_F = (F^A - F^D)^2 \quad (6)$$

A teaching signal was sent whenever the difference in position was superior to 0.5° (simulated) or to 1° (for robot movements, Figure 2B) and the difference in force >20 g according to the following learning rules:

$$\Delta V_{\Pi j} = \eta_1 \cdot E_\theta \cdot Gr_{\Pi j} \quad (7)$$

$$\Delta V_{\mu j} = -\eta_2 \cdot E_F \cdot Gr_{\mu j} \quad (8)$$

where $\eta_1 = 0.01$ and $\eta_2 = 0.002$.

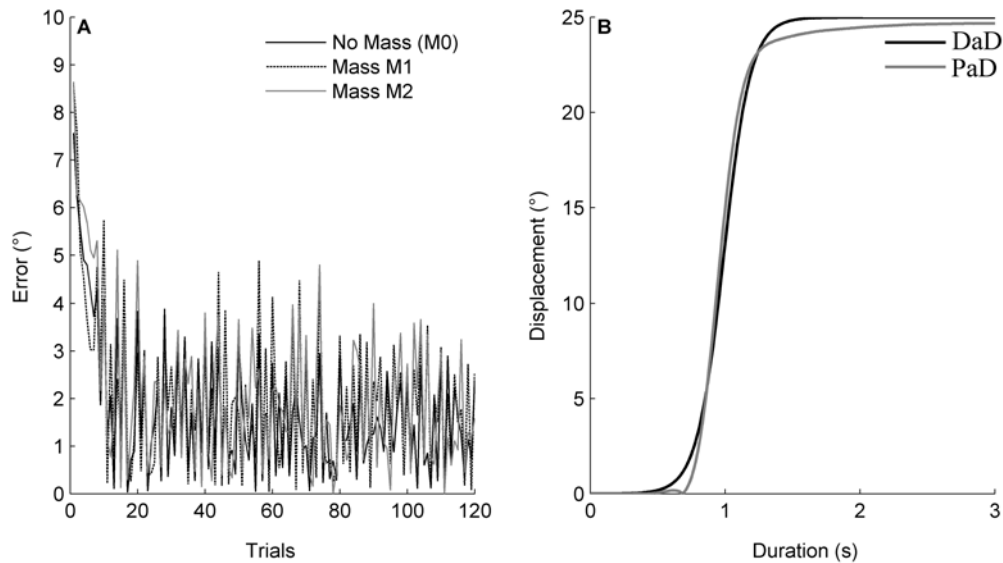


Figure 2. Learning curves for robotic experiment. (A) Three learning curves obtained for the three mass conditions M0, M1 and M2. (B) Typical desired and performed arm displacements from a horizontal position (i.e. 0°) and with an amplitude of 25° . DaD: Desired angular Displacement. PaD: Performed angular Displacement.

doi:10.1371/journal.pone.0005176.g002

Details and demonstrations of the learning rules are given in [16,18]. Typical learning curves with an asymptotic profile are shown in Figure 2A.

Experimental design

The robotic limb. The robot used for the experiments consisted of a single movable segment actuated by two antagonist pneumatic muscles (for details see [15,16]). Briefly, two similar artificial McKibben muscles pulled oppositely on the ends of a chain engaged in a sprocket rotating around the horizontal axis and integral to one tip of the segment. The lever arm was constant and equal to the radius of the sprocket. Thus, the angular movement resulted from the difference between the forces exerted by the two muscles. The force exerted by the two muscles, depended in turn on the pressure in the muscle and also on the current muscle length and elasticity. Pressures in the muscles were independently set by two servo-valves driven by a computer using a digital analog converter. Therefore, the overall system can be considered as an approximation of the human upper limb (the shoulder joint with two muscles: deltoid anterior and posterior), since it is composed of a pair of antagonist muscles, although artificial, with a rotating sprocket. This movable segment had one geometrical DoF and two dynamical DoF, since the two forces exerted by the muscles were independent from each other. The segment rotated by an angle θ when the two muscles were inflated at different pressures. Noting respectively p_1 and f_1 the pressure and force of the agonist muscle, and p_2 and f_2 for of the antagonist, r being the sprocket radius, l_0 the muscle length at rest, and ε_1 and ε_2 their contraction ratios (depending of the neural drive u_i), the resultant torque T was produced by the muscles according to the following relationships [22]:

$$T = r \cdot [f_1(\varepsilon_1, p_1) - f_2(\varepsilon_2, p_2)] \quad (9)$$

with : $\varepsilon_1 = \varepsilon_0 + r \cdot \theta / l_0$ and $\varepsilon_2 = \varepsilon_0 - r \cdot \theta / l_0$

The angular position of the segment was measured by means of a potentiometer having a precision of 1 degree. Muscle tensions

were measured by means of force sensors placed at one end of each muscle. Noise in the potentiometer and in the force sensors was filtered out by means of low-pass filters put in series, having time constants of 0.1 second.

Motor task and gravitational constraints applied to the robot arm. Specific combinations of movement direction, initial position and amplitude of limb motion (i.e. joint angle) in the sagittal plane can lead to important non-linear variations on the gravitational effects exerted on the limb [5]. Therefore, the dynamics of the limb cannot be computed with straightforward classical command methods or by a simple inverse calculus. As a consequence, in order to test the learning capacities of this cerebellar model to compute the inverse dynamics of gravity torques, we manipulated the gravitational effects applied to the arm through three experimental sessions during which various initial positions, movement amplitudes and directions were combined during vertical arm pointing movements. For both the simulated and the real robotic limb, vertical arm movements were performed to specific targets (Figure 3): up to 40° , 35° , 30° , 25° , 20° , 15° , 10° , 5° , 0° , and down to -5° , -10° , -15° , -20° , -25° , -30° , -35° , -40° . The origin (0°) of this frame of reference was located at the axis of rotation of the robotic arm, which corresponds to the human shoulder joint level. Figure 3 illustrates the three behavioral sessions; each session is distinguished by a particular variation of the gravitational torques.

In the first session, all movements started from the same initial position, namely at 0° . Eight upward (i.e. 5° , 10° , ... 40°) and eight downward (i.e. -5° , -10° , ... -40°) pointing movements towards targets at multiples of 5° were performed. Under these conditions, the gravitational torque is a decreasing monotonous function of movement amplitude, but is independent of movement direction (Figure 3A, compare red and blue gravitational torques traces). Thus, the gravitational torque is identical for up and down movements of similar amplitude, although the arm moves against gravity (upward movements) and with gravity (downward movements).

In the second session (Figure 3B), arm movements were performed from the initial positions of 20° and -20° . From these

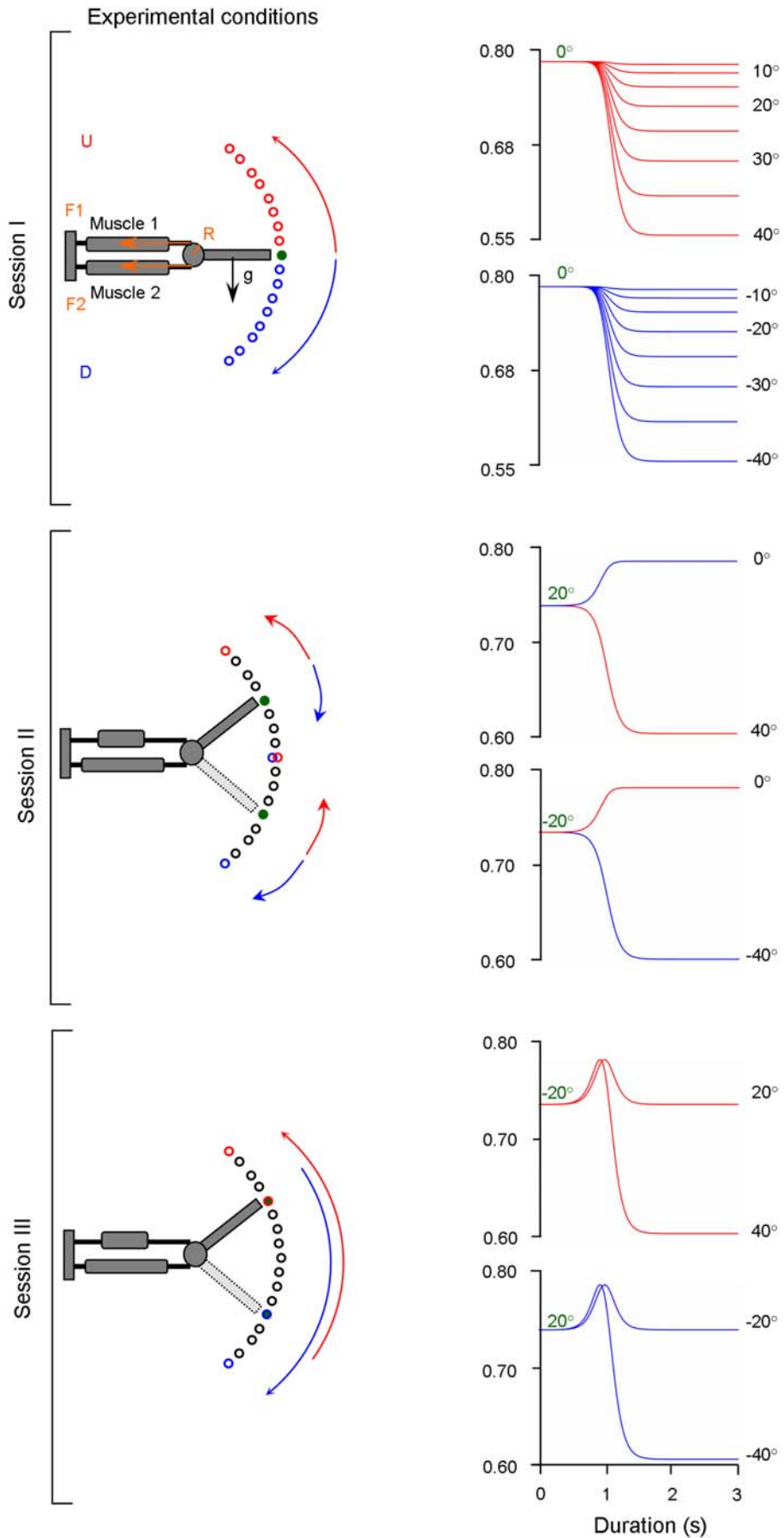


Figure 3. Schematic explanation of the setup and the three simulated tasks. Representation of the simulated arm and its two antagonist muscles. F1: force developed by muscle 1. F2: force developed by muscle 2. R: radius of the sprocket. Black arrow: gravitational torque (GT) exerted on the segment. First row: Session I. Initial position (green circle) at 0°; Required movements: upward (red arrow), downward (blue arrow). Traces to the right: gravitational torque over time as a function of target movement amplitude and direction (upward: red, downward: blue). For all movements of session I, the gravitational torque varies monotonically and is independent of movement direction. Second row: Session II. Initial positions at 20° and -20°. The gravitational torque varies monotonically but depends on movement direction. Third row: Session III. Initial positions at 20° and -20°. For each movement (amplitudes: 40° and 60°) the gravitational torque varies non-monotonically.
doi:10.1371/journal.pone.0005176.g003

initial positions, the arm had to perform 20° rotations, i.e. from the initial position of 20° down to 0° or up to 40° and from the initial position of -20° up to 0° or down to -40°. Under these conditions, the gravitational torque is a function of movement amplitude and direction, as well as of the initial position, and varies for a given direction in a monotonous fashion. For example, from the initial position of 20°, a downward displacement implies an increase in gravitational torque, whereas the same movement started from the -20° position involves a decrease in gravitational torque. In addition, the amplitude of these variations is not only opposite but also differs in magnitude. For instance, from the 20° initial position, when the arm moves upward and downward, the gravitational torques decrease and increase, respectively (i.e. opposite changes); in addition, the amounts of these changes were different (due to the non linearity of the gravitational torque). Since the initial arm positions of 20° and -20° are symmetrical with respect to the horizontal axis, gravitational torque values are identical at movement onset for movement in session II.

In the third session (Figure 3C), arm pointing movements were performed from the same initial positions as in session II, however, movement amplitudes were at least twice as large (i.e. 40°, 60°). Under these conditions, the gravitational torque varies again as a function of movement amplitude, direction and initial position, but now in a non-monotonous fashion since the arm crosses the horizontal plane. The gravitational torque increases from the initial position until the horizontal axis is reached and then decreases towards the target. Furthermore, for all sessions, the inertia of the arm was systematically varied by applying additional weights to its extremity. This imposed further changes in the magnitudes of the gravitational torques. We tested to which extent the simulated and real robot arm were able to perform accurate pointing movements under these experimental conditions. Performance of the simulated or real robot arm was assessed after learning.

Simulation and robotic experiments

Note that the learning phase was carried out only during the session I and for the 3 (i.e. 10°, 20° and 30°) of the 8 amplitudes. In addition, learning took place under different mass conditions. In the vertical plane the increase of the inertia of the moveable segment implies changes in both inertial and gravity torques and constitutes a good example for testing the capacity of our model to integrate both intrinsic (inertia) and extrinsic (gravity) parameters. Therefore, the capacity of generalization of our cerebellar neural network was tested in two ways: 1/In the first session, the performance in the other amplitudes than those used for training were assessed, i.e. interpolations to 15° and 25° and extrapolations to 5°, 35° and 40° for up and down directions. 2/In the second and third session, by quantifying (the difference between desired and performed) movements which differed significantly from those imposed during the learning procedure in the first session. Note that while adaptations to changes in gravitational force can be tested empirically, the initial learning of internal representations of gravity can (currently) only be studied by means of simulations and robotic experiments using anthropomorphic limbs.

Simulated task

Simulation 1. Learning took place in the first session under three mass conditions: no additional mass (this condition was labeled M0; weight of the movable segment: 0.4 Kg), addition of a mass at the extremity of the segment corresponding to an increase of 12.5% of its inertia (labeled M1), and a mass that increased the inertia of the segment by 25% (labeled M2). A separate training session was performed for each mass, resulting in three weight matrices. Then the performance of pointing movements and the capacity for inter- and extrapolation was tested in session I, II and III. As a control, performance was also tested in a zero gravity environment.

Simulation 2. For this second simulation, we tested the capability of the model to generalize for different masses (i.e. to generalize for different gravitational torques) not used during the learning. A first one without any additional mass (labeled M0_T), and five others with additional masses corresponding respectively to an increase of 12.5% (M1_T, “T: Training”), 25% (M2_T), 30% (M3_T), 40% (M4_T), and 50% (M5_T) with respect to the M0_T condition. It is important to note that, in contrast to the simulation 1, motor learning was not performed for each mass separately, but by interchanging continuously the six masses throughout the training, which resulted in a single weight matrix. Then, the performance of pointing movements and the generalization capacity for inter- and extrapolation was tested in session I, II and III, under inertial conditions other than those used during training, i.e. with six different masses than those used during the training phase representing 5% (labeled M0_Iep, “Iep”: Intra-extrapolated positions), 18% (M1_Iep), 27.5% (M2_Iep), 35% (M3_Iep), 45% (M4_Iep), and 60% (M5_Iep) of the weight of the arm.

Experimental procedure with the real robotic arm

The robot experiments were strictly identical to those performed during the “Simulation 1”. However, since the mass at the tip of the segment could not be changed after each trial for technical reasons, robot experiments similar to those presented during “Simulation 2” could not be performed.

Data analysis

Motor performance was assessed by taking into account both the dynamic and static components of the movement. The static component was defined as the period when the displacement reached and remained within $\pm 5\%$ of its final value. The dynamic component was defined as the transient displacement from the movement onset up to the beginning of the static component. For the dynamic and static components, the performance was quantitatively assessed by the RMSE (Root Mean Square Error) between the desired and performed displacement according to the following formula:

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{MD} \int_0^{MD} (\theta^D - \theta^P)^2 dt}$$

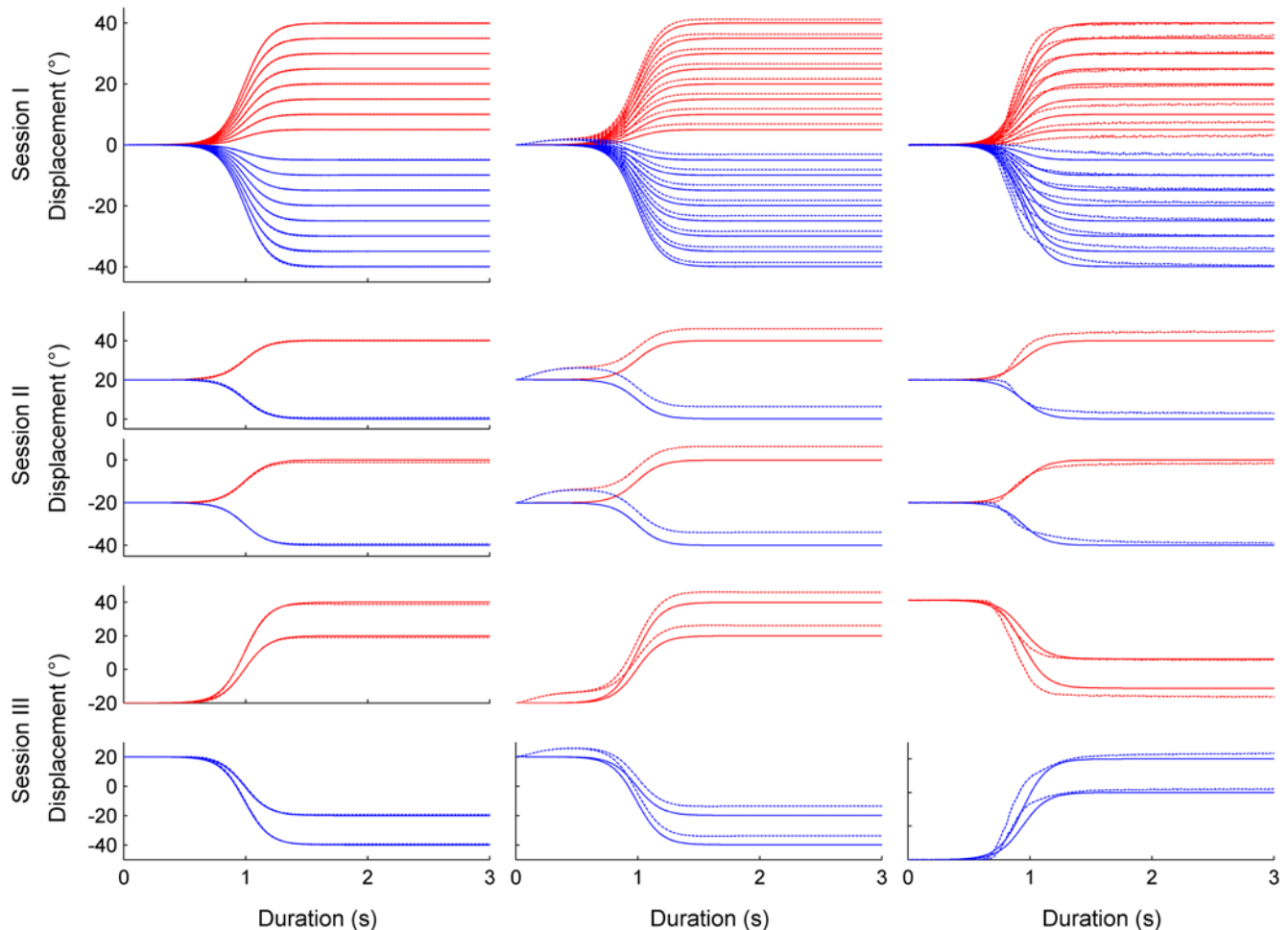


Figure 4. Performance of the model (M0 condition) for simulation 1 and the robotic experiment. Left column: arm movements performed during simulation 1 in the sagittal plane with no additional mass (M0) during the first (first row), second (second row) and third session (third row). Performed (dashed trace) and desired (continued trace) angular displacement. Red and blue traces: up and down movements respectively. Second column: Arm movements under zero gravity conditions after learning under normal gravity condition, Session I, II and III, no additional mass (M0). Third column: Robot arm movements in the sagittal plane with no additional mass (M0) during the first, second and third session.
doi:10.1371/journal.pone.0005176.g004

where MD is the movement duration, θ^D and θ^P represent the desired and performed angular displacement, respectively. The RMSE corresponding to the dynamic component of the displacement provided by the model was labeled $RMSE_D$, the static component was labeled $RMSE_S$. Whereas the $RMSE_D$ can be considered as transient and related to the dynamics of the system (e.g. delays, stiffness), the $RMSE_S$ is observed once the system reached its steady state and is similar to the constant errors analyzed in studies investigating arm pointing movements in humans (for a review see [23]).

In order to compare the effect of the experimental conditions (mass, amplitude, direction and initial position) on $RMSE_D$ and $RMSE_S$, a statistical analysis has been conducted. According to the normality of the distribution of the data (tested using a Lilliefors test) we used either parametric (e.g. *t*-test, ANOVA) or non-parametric (e.g. Wilcoxon, Kruskal-Wallis tests) statistical methods.

Results

Simulation 1

The goal of the first simulation was to establish the performance of the proposed model after learning one specific weight matrix for

each of the three mass conditions. Figure 4 (first column) shows performed (dashed trace) and desired (continuous trace) movement amplitudes over time for all movements and sessions under the mass condition M0. Figure 4A depicts the upward (red) and downward (blue) movements for the session I (first row) for the session II (second row) and for the session III (third row). Clearly, the network successfully learned to control movements against and with gravity.

Motor performance after learning (under training conditions). Table 1 (column ‘Training’) shows that after learning the overall performance of our model was good; the average $RMSE_D$ and $RMSE_S$ between the desired and performed movement ranged between 0.04° and 0.08° . Statistical analysis did not reveal any significant effect (*t*-tests $p > 0.05$). Notably, there was no significant difference between $RMSE_D$ and $RMSE_S$ errors. Interestingly, values of $RMSE_D$ and $RMSE_S$ were similar for the three weight conditions (matrixes). Furthermore, movement direction had no significant impact on the $RMSE_D$ (up: $0.07 \pm 0.02^\circ$; down: $0.06 \pm 0.02^\circ$) and $RMSE_S$ (up: $0.05 \pm 0.02^\circ$; down: $0.07 \pm 0.02^\circ$) values.

Motor performance for novel movements (intra- and extrapolation). Table 1 (column ‘Average Iep’) shows that

Table 1. Pointing errors for simulation 1.

		Training	lep	lep	lep	Average lep
		SI	SI	SII	SIII	
M0	D	0.08±0.02	0.09±0.02	0.02±0.01	0.10±0.05	0.08±0.04
M0	S	0.06±0.01	0.08±0.03	0.14±0.02	0.37±0.27	0.16±0.17
M1	D	0.05±0.01	0.06±0.02	0.02±0.01	0.08±0.05	0.06±0.03
M1	S	0.06±0.01	0.07±0.03	0.14±0.02	0.37±0.18	0.15±0.15
M2	D	0.04±0.02	0.05±0.03	0.02±0.01	0.08±0.03	0.05±0.03
M2	S	0.06±0.02	0.07±0.04	0.14±0.01	0.37±0.11	0.15±0.13
Average M0–2	D	0.06±0.02	0.07±0.03	0.02±0.01	0.09±0.04	
Average M0–2	S	0.06±0.02	0.07±0.03	0.14±0.02	0.37±0.20	

Average RMSE_D (D) and RMSE_S (S) for each mass condition for the session I (SI), II (SII) and III (SIII). Training: Training set. lep (inter- and extrapolated positions): test set. Average lep: RMSE values for the test set averaged across SI, SII and SIII. Average M0–2: RMSE_D and RMSE_S values for both the training and test set averaged across the different mass conditions (M0, M1, M2) for each session (SI, SII, SIII).
doi:10.1371/journal.pone.0005176.t001

novel movements were less precise than those included in the sample used for training. This poorer motor performance was reflected by the RMSE_S (*t*-test, $p < 0.001$) which increased by a factor of three (to about 0.15°) over the three sessions, while the RMSE_D values remained at those obtained for the training set (about 0.06° , (*t*-test, $p > 0.45$)). However, the difference between RMSE_D and RMSE_S was not statistically significant (Wilcoxon test, $p > 0.26$), likely due to the large variability between pointing conditions. As in the training condition, there was no difference between movements with the three masses (i.e. between the three matrices of weights) (Wilcoxon test, $p > 0.13$). However, the RMSE_S clearly varied between the three sessions: the performance of intra- and extrapolation within session I was similar to the performance in the training set (on average $0.07 \pm 0.03^\circ$), but increased to $0.14 \pm 0.02^\circ$ in session II and increased even more in session III ($0.37 \pm 0.20^\circ$). Note that this was not the case for RMSE_D ($0.07 \pm 0.03^\circ$; $0.02 \pm 0.01^\circ$; $0.09 \pm 0.04^\circ$).

Motor performance under 0 g. The integration of gravitational effects by the network after the learning phase was assessed by examining RMSE_D and RMSE_S values when exposing the model to a 0-gravity environment. Figure 4 (second column) depicts movement traces in 0 g after the model had been trained to control the arm in 1 g. In 0 g the RMSE_D and RMSE_S values were about 38 and 22 times higher than their counterparts obtained under normal gravity conditions (Wilcoxon test, $p < 0.001$ all conditions considered). They ranged, depending on the sessions and weight conditions, between 1.54° and 5.64° for RMSE_S and between 1.17° and 6.30° for RMSE_D.

Simulation 2

The goal of Simulation 2 was to examine motor performance after having learned a single weight matrix, which had, in addition, to cover a wider range of mass conditions (6 different masses up to a 50% increase). The generalization over these different mass conditions was tested.

Motor performance after learning (under training conditions). The grand average RMSE_S (for various masses and movement amplitudes) was $0.48 \pm 0.32^\circ$, that is, larger than for simulation 1 (*t*-test, $p < 0.001$). Similarly, the grand average of the RMSE_D increased to $0.44 \pm 0.30^\circ$ compared to simulation 1 (*t*-test, $p < 0.001$) but was not significantly different from the RMSE_S (Wilcoxon test, $p > 0.60$). However, and in contrast to simulation 1, the performance depended of the mass. Table 2 (column

‘Training’) shows the average RMSE_S and RMSE_D for each mass condition. Clearly, the best performance (i.e. lowest RMSEs and RMSE_D) was found for intermediate masses (M2_T, M3_T), while the performance for small (M0_T, M1_T) or great masses (M4_T, M5_T) significantly increased. These differences were statistically significant (Kruskal-Wallis test, $p < 0.001$).

Motor performance for novel movement (intra- and extrapolation). Table 2 shows the average RMSE_D and RMSE_S for each mass condition and experimental session. Similar to the training session, the average performance was better for intermediate weights and poorer for light and heavy weights. Figure 5 shows the RMSE_D (left column) and RMSE_S (right column) for each of the three sessions. Each graph depicts the RMSE as a function of mass condition (i.e. for intra- and extrapolated masses) and as a function of movement amplitude and initial position.

Session I: with values of $0.44 \pm 0.30^\circ$ and $0.45 \pm 0.32^\circ$, the grand averages (i.e. including all experimental conditions) of RMSE_D and RMSE_S were similar to the training condition (Table 2). As in the training condition, both RMSE_D and RMSE_S varied as a function of mass. This is illustrated in Figure 5 top row, which shows a V-profile of the RMSE, indicating that the RMSE varied as a function of mass, but not as a function of movement amplitude or movement direction. This was statistically confirmed using a Kruskal-Wallis test coupled with a multiple comparisons test for each factor (for both type of error; mass: $p < 0.001$, amplitude and direction: $p > 0.95$).

Session II: the grand averages of RMSE_D ($0.06 \pm 0.01^\circ$) and RMSE_S ($0.15 \pm 0.04^\circ$) were smaller than those in session I (*t*-test, $p < 0.001$) and smaller than those in the training session (Table 2). Figure 5 (middle row, note reduced Z-axis scale) shows that the RMSE_D varied little ($p > 0.10$ for all comparisons) whereas the RMSE_S clearly varied as a function of mass and of movement direction ($p < 0.0014$) but not of initial position and direction ($p > 0.70$).

Session III: the grand averages of RMSE_D ($0.15 \pm 0.05^\circ$) and RMSE_S ($0.39 \pm 0.24^\circ$, Table 2) tended to be smaller than those in session I (*t*-test, $p < 0.01$, only for the RMSE_D) but larger than those in session II (*t*-test, $p < 0.01$, for both type of RMSE). Figure 5 (bottom row) shows changes of RMSE_D and the RMSE_S as a function of mass, of movement amplitude and initial position. In both cases, the largest RMSE was generally found for movements of large amplitudes and either heavy or light masses. However, no significant effect of the mass, movement amplitude and initial

Table 2. Pointing errors for simulation 2.

	Training			lep			Average lep	
	SI			SI	SII	SIII		
M0_T	D	0.93±0.01	M0_lep	D	0.93±0.01	0.05±0.01	0.13±0.06	0.55±0.42
M0_T	S	1.01±0.05	M0_lep	S	0.98±0.08	0.16±0.03	0.40±0.31	0.67±0.39
M1_T	D	0.53±0.01	M1_lep	D	0.53±0.01	0.05±0.01	0.12±0.05	0.33±0.22
M1_T	S	0.59±0.04	M1_lep	S	0.58±0.06	0.15±0.01	0.39±0.15	0.44±0.19
M2_T	D	0.15±0.02	M2_lep	D	0.14±0.02	0.05±0.01	0.14±0.03	0.12±0.04
M2_T	S	0.17±0.04	M2_lep	S	0.18±0.05	0.15±0.02	0.38±0.09	0.22±0.11
M3_T	D	0.05±0.02	M3_lep	D	0.06±0.03	0.06±0.01	0.15±0.03	0.08±0.05
M3_T	S	0.05±0.03	M3_lep	S	0.05±0.04	0.15±0.03	0.38±0.13	0.15±0.15
M4_T	D	0.35±0.03	M4_lep	D	0.35±0.04	0.07±0.01	0.17±0.03	0.25±0.12
M4_T	S	0.33±0.05	M4_lep	S	0.31±0.08	0.15±0.05	0.38±0.25	0.29±0.16
M5_T	D	0.66±0.04	M5_lep	D	0.66±0.05	0.08±0.01	0.20±0.04	0.43±0.27
M5_T	S	0.67±0.07	M5_lep	S	0.62±0.11	0.16±0.07	0.41±0.35	0.47±0.27
Aver M0-5_T	D	0.44±0.30	Aver M0-5_lep	D	0.44±0.30	0.06±0.01	0.15±0.05	
Aver M0-5_T	S	0.48±0.32	Aver M0-5_lep	S	0.45±0.32	0.15±0.04	0.39±0.24	

Average RMSE_D (D) and RMSE_S (S) for each mass condition for the session I (SI), II (SII) and III (SIII). Training: Training set. lep (inter- and extrapolated positions): test set. M_{i_T} (0≤i≤5): masses used during the training set. M_{i_lep} (0≤i≤5): masses used during the test set. Average lep: RMSE values for the test set averaged across SI, SII and SIII. Aver M0-5_T, Aver M0-5_T; Aver M0-5_lep: RMSE_D and RMSE_S values for the training (_T) and test set (_lep) averaged across the different mass conditions, respectively.

doi:10.1371/journal.pone.0005176.t002

position on both type of error was found ($p>0.23$ for all comparisons, except for the case where the RMSE_D was higher for a U movement of 60° amplitude than for a D movement of 40° amplitude ($p = 0.009$).

Robot experiments

The aim of the robot experiments was to verify whether the simplified calculations of the gravity torque acting on the segment would be adequate for controlling an anthropomorphic robot arm. Only the equivalent of simulation 1 was performed with the robot. Figure 4 (right column) shows the movement of the robot arm for all movements and sessions under mass condition M0.

Motor performance after learning (under training conditions). Table 3 (column ‘Training’) shows that the overall robot performance was not as accurate as for the simulated movements. Over all three mass conditions the average RMSE_D ($1.51±0.71°$) was higher (t -test, $p<0.05$) than the RMSE_S ($1.08±1.01°$). Table 3 shows that the RMSE_D and RMSE_S did not vary as a function of mass, of amplitude or movement direction (Kruskall-Wallis test coupled with a multiple comparison, $p>0.14$ for all comparisons).

Motor performance for novel movements (intra- and extrapolation). Table 3 (column ‘Average Iep’) shows that performance for novel movements were less precise than those included in the sample used for training. However, the decrease was not statistically significant (t -test, $p>0.10$). As in the training condition, there was no significant difference between the three mass conditions (i.e. between the three matrixes). Furthermore, contrary to the simulation results, the RMSE_D and RMSE_S did not vary as function of the session. RMSE_D (averaged over the three weight conditions) for session I, II and III were respectively $2.01±0.91$, $1.79±0.89$ and $3.99±1.34°$ while for RMSE_S, they were respectively $1.25±0.93°$, $2.49±1.82$ and $3.12±1.94°$. Lastly, motor performance of the robot arm did not vary as a function of movement direction.

Figure 6 compares the performance of simulated and robot movements. Figure 6A shows RMSE_D and RMSE_S as a function of mass and movement amplitude conditions in session I (i.e. Inter and extrapolated position). For session II and III, RMSE_D and RMSE_S are illustrated as a function of initial position, movement amplitude and mass condition. Figure 6B shows the data for the corresponding robot movements. As already shown in Figure 4, the robot experiment produced errors larger than those in the corresponding simulation 1. Moreover, Figure 6 shows that errors on the three movement variables (amplitude, initial positions and directions of the movements) tended to be qualitatively different between the robot experiment and the simulation. For the simulation in session 1, maximal dynamic and static errors were found for the largest movement amplitudes (e.g. 40° up and down), independently of the mass condition. Although the robot experiment replicated the independence on the mass condition, the dependence on amplitude changed: largest and smallest movement amplitudes provoked maximal errors (e.g. 40° as well as 5° and 10°). For session II, except for the absolute values, no striking qualitative difference was found between simulation and robot experiment. In session III, the simulation showed maximal errors preferentially for large movement amplitudes and specific mass conditions. In contrast, the robot experiment seemed to be less sensitive to the mass condition and produced less symmetrical error surfaces.

Discussion

The aim of this study was to investigate whether a command circuit, deduced from mathematical calculation and schematically comparable to the cerebellar pathways would learn the inverse dynamics of an anthropomorphic robot arm during vertical pointing movements. For this purpose, we varied arm inertia (by means of additional masses), arm initial position, movement amplitude and direction and obtained gravitational and inertial torques which changed in a highly non-linear and even non-

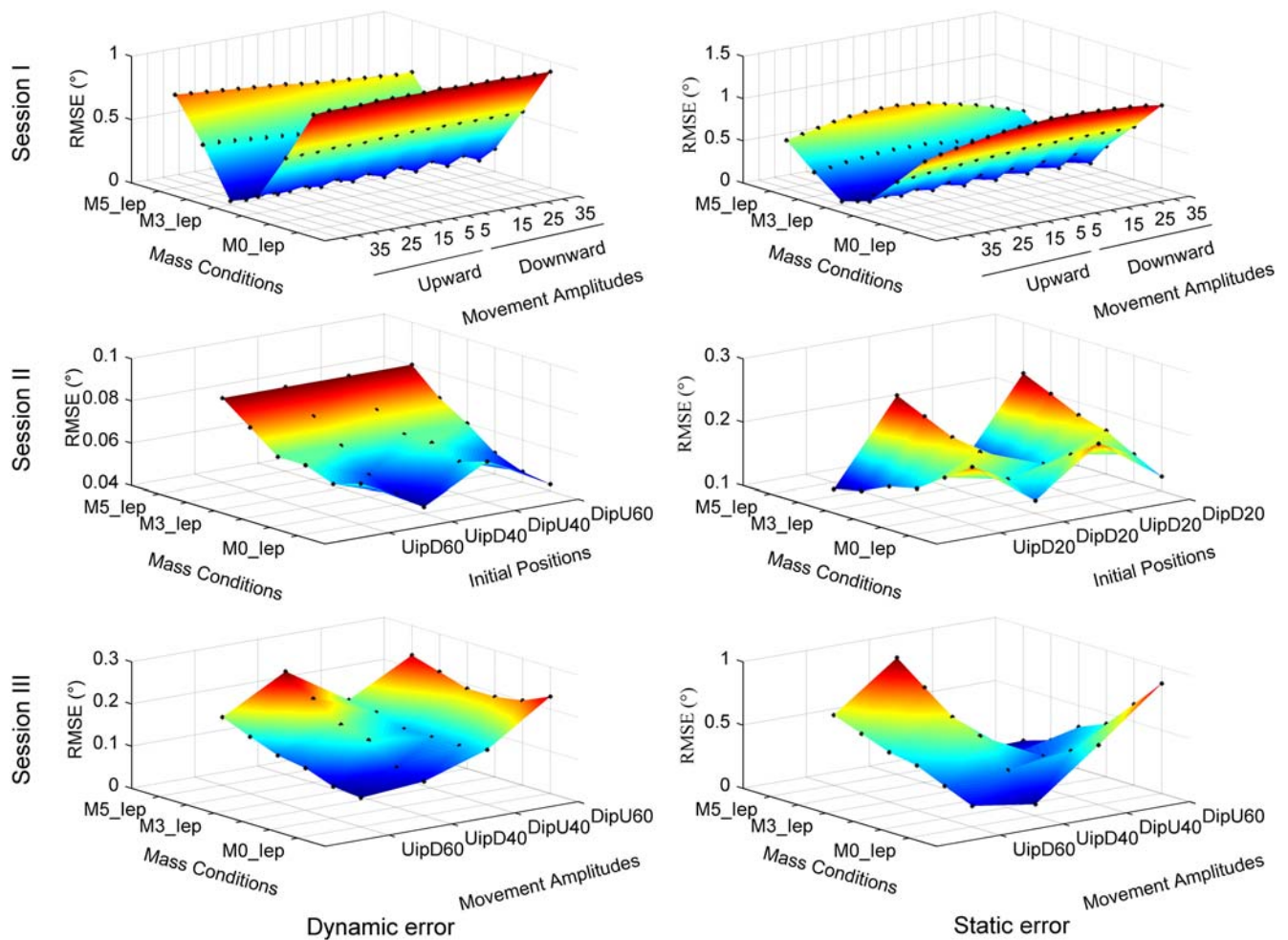


Figure 5. Performance of the model for simulation 2. Pointing error as a function of weight (mass condition M0_lep, M1_lep, M2_lep, M3_lep, M4_lep and M5_lep) and movement amplitude (and initial position). First column: dynamic error (RMSE_D). Second column: static error (RMSE_S). Each black dot represents an error measure (dynamic or static) obtained for a given experimental condition. IP: initial position.
doi:10.1371/journal.pone.0005176.g005

Table 3. Pointing errors for robot experiments (conditions equivalent to simulation 1).

		Training		lep		lep		lep		Average lep
		SI	SII	SI	SII	SIII	SIII	SIII		
M0	D	1.22±0.47	1.75±0.55	1.86±0.60	4.34±1.03	3.35±1.27				
M0	S	0.83±0.79	0.95±0.59	2.60±1.34	2.87±1.78	1.75±1.45				
M1	D	1.36±0.78	1.91±0.89	1.26±0.44	3.91±1.45	2.21±1.36				
M1	S	1.04±1.21	1.34±1.11	1.25±0.43	2.55±1.92	1.59±1.35				
M2	D	1.95±0.61	2.37±1.09	2.25±1.15	3.70±1.43	2.64±1.32				
M2	S	1.37±0.89	1.47±0.95	3.61±2.27	3.93±1.84	2.49±1.93				
Average M0–2	D	1.51±0.71	2.01±0.91	1.79±0.89	3.99±1.34					
Average M0–2	S	1.08±1.01	1.25±0.93	2.49±1.82	3.12±1.94					

Average RMSE_D (D) and RMSE_S (S) for each mass condition for the session I (SI), II (SII) and III (SIII). Training: Training set. lep (inter- and extrapolated positions): test set. Average lep: RMSE values for the test set averaged across SI, SII and SIII. Average M0–2: RMSE_D and RMSE_S values for both the training and test set averaged across the different mass conditions (M0, M1, M2) for each session (SI, SII, SIII).
doi:10.1371/journal.pone.0005176.t003

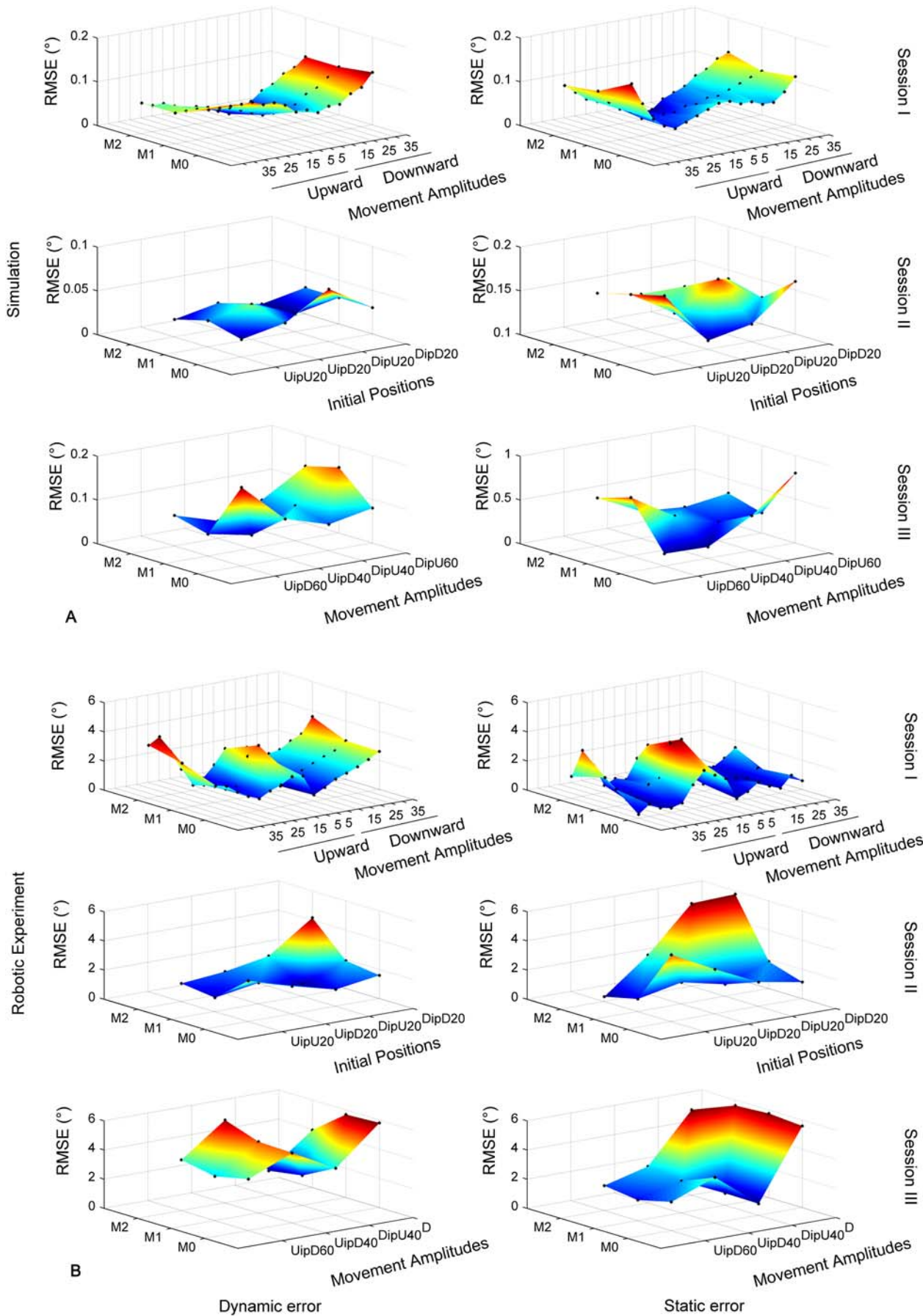


Figure 6. Comparison between simulated and robot movements. Distribution of the $RMSE_D$ (left column) and $RMSE_S$ (right column) for the three sessions for the simulation 1 (A) and the robotic experiment (B). Both type of error are represented as a function of movement amplitudes during the session I (i.e. intra- and extrapolated positions) and of initial positions and movement amplitudes during respectively the session II and III. doi:10.1371/journal.pone.0005176.g006

monotonic fashion. The results from both simulations and robot experiments show that this model through learning acquired the dynamics of the limb, namely an inverse model of the inertial and gravitational torques.

After learning, sensory and motor signals were processed in a predictive neural network (embedding the internal model of the dynamics of the limb), so that adequate neural commands were computed to perform arm pointing movements in the sagittal plane. Interestingly, this skill was generalized to movements different from those previously learned, although movements that required interpolations and extrapolations from the training set were in general performed less precisely. Not surprisingly, the pointing errors were higher for the actual than for the simulated robotic arm. Nevertheless, the robot experiments showed that the approximations of the model, in particular the calculation of gravity torques were adequate and sufficient to control the one DoF robot arm.

The cerebellum computes both sensorimotor predictions and dynamic inverse computations

In our model, sensory and motor signals are used to predict the gravitational torque exerted on the arm and then to compute inverse dynamics of the arm. This is in agreement with previous studies which have suggested that the cerebellum implements an inverse model to perform the dynamic and/or kinematic inverse computation [9,10,24,25]. Moreover, the proposed model also reinforces the idea proposed by prior investigations that the cerebellum computes sensorimotor predictions [11,12,26–28]. For instance, it has been suggested [29] that the cerebellum incorporates a forward model that predicts the sensory consequences of movements. The authors concluded that the cerebellum was involved in sensorimotor prediction and was therefore a plausible neural site to implement a forward model. Our model also supports the idea that the cerebellum includes both forward and inverse models [30–32], and it provides an anatomical plausibility and sensorimotor learning scheme for both internal models. Indeed, by taking into account the functional and the anatomical features of the cerebellar pathways, our model provides a coherent theoretical framework that implements the coexistence of these two internal models replicating both the functional role of the cerebellar cortex and its corresponding anatomical structure. Specifically, it shows that the cerebellar cortex could possibly implement a predictive neural network, which is equivalent to a forward model in order to predict the effects of the gravitational and inertial torques applied to the segment. In our model, this prediction is propagated through the cerebellar connectivity via three biologically plausible internal feedback loops: a first one in the cerebellar cortex and the two others in the cerebellar pathways. This model suggests that the cerebellar cortex is primarily responsible of sensorimotor predictions, whereas the entire cerebellum is in charge of the inverse dynamics computation. Hence, it is compatible with previous studies that have proposed that the cerebellum integrates an inverse model, as well as with studies that have suggested a predominant role of the cerebellum in sensorimotor prediction.

Computing an inverse model from a forward model is a technique used for industrial plant control [33] and has already been applied to motor control [12,34], however, the proposed

circuits were hardly biological plausible. On the contrary, the significance of the present model is that its structure is deduced from physical constraints, and it is consistent with the cerebellar connectivity. It controls arm pointing movements in a vertical plane based on the acquisition of a direct predictive model of the limb biomechanics, which is sufficient to approximate the inverse dynamics via multiple looped structures. It must also be noted that the principle of using such multiple recurrent loops, particularly through the forward model, makes our cerebellar model somewhat comparable to recurrent neural networks, reinforcing thus, the idea that this type of neural network structure is able to correctly simulate dynamic behavior [35–38]. Indeed, although these studies developed neural models without specifically addressing any particular anatomical structures; they revealed that recurrent neural networks efficiently learned temporal patterns by feeding back the copies of the current sensorimotor prediction outputs to the next sensorimotor inputs. Finally, one important theoretical and computational consequence of the architecture of this model is that it offers a biologically plausible solution that avoids the well-known, but artificial two-step sensorimotor learning scheme: most published models require, first, the learning of the forward model [34], or the assumption that the forward model is *a priori* known, and subsequently the learning of the inverse model [39,40].

The importance of sensorimotor prediction of gravitational torques in neural control

Our model approximates inverse dynamics by means of predictions, i.e. by a forward model based on sensory and premotor signals. This internal forward model is acquired through motor learning and provides a control for vertical arm movements.

Previous studies, using simulation [34] or experimentation [7,8], have highlighted the importance of internal forward models for sensorimotor predictions. For instance, using an object manipulation task, it has been shown that subjects learned sensorimotor predictions prior to the control of objects; the learning of a forward model precedes that of an inverse model [41]. Similarly, by means of simulations, it has been shown that even an approximate internal forward model was able to train an inverse model [34]. Furthermore, other investigations [8,42], using a motor imagery paradigm, asked subjects to execute or to imagine horizontal and vertical single-joint arm pointing movements, and showed that movement durations were very similar for both conditions. Isochrony between executed and imagined movements is achieved by well trained internal forward models which precisely predict the gravito-inertial forces acting on the arm. More recently it has been shown that subjects improved 3D arm pointing movements during a speed/accuracy trade-off during mental practice [43]. The authors suggested that an efferent copy of the neural drive during motor imagination would be available to the forward model which, in turn, was thought to train the inverse model. These studies are in accordance with the present results indicating a major role of the forward model in motor control and learning.

Moreover, models of physical laws that are able to predict object motion in the gravitational field may also be represented in the brain [3] (for a review see [2]). For instance, during ball catching in the gravitational field, it has been found that the vestibular network and the medial cerebellum were activated [44] (for the implication of the vestibular system see [45–47]). It must

be noted that the predictive mechanisms embedded in our cerebellar model is not in contradiction with the idea that the posterior parietal cortex could also be involved in motor predictions. Since both parietal cortex and cerebellum are anatomically connected through a functional loop [48,49], they could share a neural substrate for forward models and may have different roles in motor prediction [50,51]. Thus, prediction related to a high cognitive level could be implemented in the parietal cortex, whereas sensorimotor predictions (e.g. self-generated movements) may be performed by the cerebellum [12,50].

Beyond the cerebellum and the parietal posterior cortex that seem to be the main candidates for forward models [31,50], others studies, without always mentioning explicitly such a computational concept, revealed that others neural regions would also incorporate predictive mechanisms. For instance, the basal ganglia that projects to the cerebral cortex through multiple parallel channels [52,53] would also perform predictions based on the environmental states to select the appropriate action in a given context [54,55]. Also, highly neural recurrent structures such as the hippocampus [56,57], the prefrontal [58,59] and the orbitofrontal [60,61] cortex seem to perform associative prediction that would reflect outcome expectancies, providing thus, an internal representation of the consequences likely to follow a particular act.

However, two main differences appeared between these predictive mechanisms and those embedded in the cerebellum and by extension in our model. First, our cerebellar model used a learning rule that simulated supervised learning that takes place in the cerebellum and driven by the climbing fibers messages issued from the inferior olive. Here, pointing errors were detected and used to compute the teaching signals, as it seems to occur in the inferior olive. This type of learning contrasts with the reinforcement learning used in the basal ganglia [54,55] or hippocampus [57] and the unsupervised learning that takes place in the cortex [54]. However, more generally and independently of the learning procedure used, a key feature of our model is its capability to compute an inverse mapping by means of a direct mapping embedded into recurrent loops. Therefore, we can wonder if it might be possible that similar mechanisms, albeit a different learning method, might take place in others predictive structures as those mentioned to compute inverse mappings. Second, our cerebellar model predicts the sensorimotor output of the system contrary to the predictive mechanisms above described that perform predictions at a higher and more general behavioral level. Such lower and higher levels of prediction have been investigated in a series of computational studies in order to understand their interactions using multiples environments and tool manipulations [30,32,38,62,63]. The lower level would correspond to the sensorimotor processes of detailed environment interactions to provide an accurate control of limb motion. The higher cognitive level would embed abstractions of those lower sensorimotor processes level to infer behaviors or plan goal-oriented movements.

Our cerebellar model implemented predictive mechanisms related to the sensorimotor (short-timescale) predictions of the internal state of the arm, addressing thus, mainly the lower level. However, it is of interest to note that our model predicts the internal state of the arm (inertia) but also its mechanical interaction with the external (gravity) context in which actions takes place. In humans, the estimation of action context in terms of mechanical interaction between the body limb and the environment or a tool is essential for the performance of skilful movements. For instance, when we make a reaching movement while rotating our torso, we compensate for the velocity-dependent Coriolis forces that arise from the rotation and act on our arm

[64]. Likewise, the development of a new forward model in the context of microgravity, allows astronauts to adapt their actions during space flights. Therefore, from a general point of view, the cerebellar model presented here takes in to accounts these dynamical interactions between a given environment and the body limbs but is not able to deal with multiple environments or tools. Thus, this model could be naturally embedded into a more general neural structure including a higher level. For instance, this could be explicitly done by means of a modular structure incorporating switching mechanisms such as gate-selection [30,32,38], or by means of an emerging functional hierarchy using neural networks with neurons having different timescale [63].

Performance and limits of our model of the cerebellar pathways

The movement accuracy achieved by our model during the robot experiment (RMSE_s between 0.33° and 5.81°) was comparable to previously reported data for human arm pointing movements with one [5] or two [65] geometrical DoF, with constant pointing errors less than 5°. The model was able to learn a set of upward and downward movements and to generalize by interpolation and extrapolation to other types of movements including those with non-monotonous profiles of gravitational torque. However, the pointing errors varied as a function of the type of generalization. First, the error increased when movement amplitudes were tested outside those of the training range. Second, the error also varied as a function of the time-varying profile of gravitational torque exerted during the movement: monotonic variations of gravitational torque (session I and II) provoked smaller errors than non-monotonic variations (session III). Furthermore, although learning was faster and produced smaller errors when based on a specific weight matrix per inertial condition, a global weight matrix across different inertial conditions provided much better generalization.

As previously mentioned, the two types of errors presented here refer to two different aspects of the performance of the model. Therefore, a reduced dynamic error reflects the capacity of our model to take into account the dynamic features of the system (e.g. non-linearities, delays, stiffness) whereas a small static or constant error would suggest the presence of a small and constant bias in the sensorimotor transformations [23]. Concerning the simulations 1 and 2, our model of cerebellar pathways was able to capture adequately the dynamics of the moving limb. However, the further the model had to extrapolate from the training conditions, the stronger was the constant bias in the sensorimotor transformations (even if both types of error remain small, <1.2°). Furthermore, whereas for the two simulations the dynamic error was always inferior or equivalent to the static error, during the robotic experiment session this trend was inverted (dynamic higher than static error). This is due to the fact that contrary to the simulation, when the learning is performed during the experimental session, some mechanical features (e.g. stiffness) were either not accurately taken into account or neglected by the model of cerebellar pathways.

Conclusions

This study presents a command circuit comparable to the cerebellar pathways that learns the inverse dynamics of an anthropomorphic robot arm, including the effects of the gravitational forces. Learning was achieved through an internal forward model allowing the computation of an approximation of the inverse dynamics. After learning, this circuit was able to drive arm movements in the vertical plane, with an accuracy

comparable to that of human movements. The model suggests that the cerebellar cortex is a plausible neural site for learning internal predictive forward models of the gravitational forces, and that the whole cerebellum is likely able to perform approximate inverse computations.

References

- Pozzo T, Papaxanthis C, Stapley P, Berthoz A (1998) The sensorimotor and cognitive integration of gravity. *Brain Res Rev* 28: 92–101.
- Zago M, Lacquaniti F (2005) Visual perception and interception of falling objects: a review of evidence for an internal model of gravity. *J Neural Eng* 2: S198–208.
- McIntyre J, Zago M, Berthoz A, Lacquaniti F (2001) Does the brain model Newton's laws? *Nat Neurosci* 4: 693–4.
- Papaxanthis C, Pozzo T, Stapley P (1998) Effects of movement direction upon kinematic characteristics of vertical arm pointing movements in man. *Neurosci Lett* 253: 103–6.
- Gentili R, Cahouet V, Papaxanthis C (2007) Motor planning of arm movements is direction-dependent in the gravity field. *Neuroscience* 145: 20–32.
- Cheron G, Bengoetxea A, Pozzo T, Bourgeois M, Draye JP (1997) Evidence of a preprogrammed deactivation of the hamstring muscles for triggering rapid changes of posture in humans. *Electroencephalogr Clin Neurophysiol* 105: 58–71.
- Flanagan JR, Lolley S (2001) The inertial anisotropy of the arm is accurately predicted during movement planning. *J Neurosci* 21: 1361–9.
- Gentili R, Cahouet V, Ballay Y, Papaxanthis C (2004) Inertial properties of the arm are accurately predicted during motor imagery. *Behav Brain Res* 155: 231–9.
- Kawato M, Furukawa K, Suzuki R (1987) A hierarchical neuronal network model for control and learning of voluntary movement, inputs into the cerebellar cortex. *Biol Cybern* 57: 169–185.
- Schweighofer N, Arbib MA, Kawato M (1998) Role of the cerebellum in reaching movements in humans. I. Distributed inverse dynamics control. *Eur J Neurosci* 10: 86–94.
- Miall RC, Weir DJ, Wolpert DM, Stein JF (1993) Is the cerebellum a Smith predictor? *J Mot Behav* 25: 203–216.
- Wolpert DM, Miall RC (1996) Forward Models for Physiological Motor Control. *Neural Netw* 9: 1265–1279.
- Maschke M, Gomez CM, Ebner TJ, Konczak J (2004) Hereditary cerebellar ataxia progressively impairs force adaptation during goal-directed arm movements. *J Neurophysiol* 91: 230–8.
- Diedrichsen J, Hashambhoy Y, Rane T, Shadmehr R (2005) Neural correlates of reach errors. *J Neurosci* 25: 9919–31.
- Esküzümlüer S, Forestier N, Tondou B, Darlot C (2002) A model of the cerebellar pathways applied to the control of a single-joint robot arm actuated by McKibben artificial muscles. *Biol Cybern* 86: 379–94.
- Ebadzadeh M, Tondou B, Darlot C (2005) Computation of inverse functions in a model of cerebellar and reflex pathways allows to control a mobile mechanical segment. *Neuroscience* 133: 29–49.
- Jordan MI, Wolpert DM (1999) Computational motor control. In Gazzaniga MS, ed (1999) *The Cognitive Neurosciences*. Cambridge: MIT Press. pp 601–620.
- Ebadzadeh M, Darlot C (2003) Cerebellar learning of bio-mechanical functions of extra-ocular muscles: modeling by artificial neural networks. *Neuroscience* 122: 941–66.
- Darlot C, Zupan L, Etard O, Denise P, Maruani A (1996) Computation of inverse dynamics for the control of movements. *Biol Cybern* 75: 173–86.
- Eccles JC, Ito M, Szentagothai J (1967) *The cerebellum as a neuronal machine*. Berlin, Heidelberg, New York: Springer.
- Ito M (2006) Cerebellar circuitry as a neuronal machine. *Prog Neurobiol* 78: 272–303.
- Tondou B, Lopez P (2000) Modelling and control of McKibben artificial muscle robot actuators. *IEEE Control Systems Magazine* 20: 15–38.
- McIntyre J, Stratta F, Droulez J, Lacquaniti F (2000) Analysis of pointing errors reveals properties of data representations and coordinate transformations within the central nervous system. *Neural Comput* 12: 2823–55.
- Kawato M, Gomi H (1992) The cerebellum and VOR/OKR learning models. *Trends Neurosci* 15: 445–453.
- Spoelstra J, Schweighofer N, Arbib MA (2000) Cerebellar learning of accurate predictive control for fast-reaching movements. *Biol Cybern* 82: 321–33.
- Blakemore SJ, Frith CD, Wolpert DM (2001) The cerebellum is involved in predicting the sensory consequences of action. *NeuroReport* 12: 1879–1884.
- Kawato M, Kuroda T, Imamizu H, Nakano E, Miyauchi S, et al. (2003) Internal forward models in the cerebellum: fMRI study on grip force and load force coupling. *Prog Brain Res* 142: 171–88.
- Rost K, Nowak DA, Timmann D, Hermsdörfer J (2005) Preserved and impaired aspects of predictive grip force control in cerebellar patients. *Clin Neurophysiol* 116: 1405–14.
- Blakemore SJ, Wolpert DM, Frith CD (1998) Central cancellation of self-produced tickle sensation. *Nat Neurosci* 1: 635–40.
- Wolpert DM, Kawato M (1998) Multiple paired forward and inverse models for motor control. *Neural Netw* 11: 1317–1329.
- Wolpert DM, Miall RC, Kawato M (1998) Internal models in the cerebellum. *Trends in Cognitive Sciences* 2: 338–347.
- Haruno M, Wolpert DM, Kawato M (2001) Mosaic model for sensorimotor learning and control. *Neural Comput* 13: 2201–20.
- Datta A (1998) *Adaptive Internal Model Control*. New York: Springer-Verlag. pp 50.
- Jordan MI, Rumelhart DE (1992) Supervised learning with a distal teacher. *Cognitive Science* 16: 307–354.
- Elman J (1990) Finding structure in time. *Cognitive Science* 14: 179–211.
- Jordan M (1986) Attractor dynamics and parallelism in a connectionist sequential machine. In *Proceedings of Eighth Annual Conference of Cognitive Science Society Hillsdale, NJ, Erlbaum*. pp 531–546.
- Tani J, Ito M (2003) Self-Organization of Behavioral Primitives as Multiple Attractor Dynamics: A Robot Experiment. *IEEE Transaction on Systems, Man, and Cybernetics - Part A: Systems and Humans* 33: 481–488.
- Tani J (2007) On the interactions between top-down anticipation and bottom-up regression. *Front Neurobotics* 1: 1–10.
- Bullock D, Grossberg S, Guenther F (1993) A Self-Organizing Neural Model of Motor Equivalent Reaching and Tool Use by a Multijoint Arm. *Journal of Cognitive Neuroscience* 5: 408–435.
- Grosche-Wentrup M, Contreras-Vidal JL (2007) The role of the striatum in adaptation learning: a computational model. *Biol Cybern* 96: 377–88.
- Flanagan JR, Vetter P, Johansson RS, Wolpert DM (2003) Prediction precedes control in motor learning. *Curr Biol* 13: 146–50.
- Papaxanthis C, Schieppati M, Gentili R, Pozzo T (2002) Imagined and actual arm movements have similar durations when performed under different conditions of direction and mass. *Exp Brain Res* 143: 447–52.
- Gentili R, Papaxanthis C, Pozzo T (2006) Improvement and generalization of arm motor performance through motor imagery practice. *Neuroscience* 137: 761–72.
- Indovina I, Maffei V, Bosco G, Zago M, Macaluso E, et al. (2005) Representation of visual gravitational motion in the human vestibular cortex. *Science* 308: 416–9.
- Ito M (1984) *The cerebellum and neural control*. New York: Raven Press.
- Manzoni D (2005) The cerebellum may implement the appropriate coupling of sensory inputs and motor responses: evidence from vestibular physiology. *Cerebellum* 4: 178–88.
- Manzoni D (2007) The cerebellum and sensorimotor coupling: looking at the problem from the perspective of vestibular reflexes. *Cerebellum* 6: 24–37.
- Clover DM, West RA, Lynch JC, Strick PL (2001) The inferior parietal lobule is the target of output from the superior colliculus, hippocampus, and cerebellum. *J Neurosci* 21: 6283–91.
- Glickstein M (2000) How are visual areas of the brain connected to motor areas for the sensory guidance of movement? *Trends Neurosci* 23: 613–7.
- Blakemore SJ, Sirigu A (2003) Action prediction in the cerebellum and in the parietal lobe. *Exp Brain Res* 153: 239–45.
- Imamizu H, Kuroda T, Yoshioka T, Kawato M (2004) Functional magnetic resonance imaging examination of two modular architectures for switching multiple internal models. *J Neurosci* 24: 1173–81.
- Middleton FA, Strick PL (1998) Cerebellar output: motor and cognitive channels. *Trends Cognitive Science* 2: 348–354.
- Middleton FA, Strick PL (2000) Basal ganglia and cerebellar loops: motor and cognitive circuits. *Brain Res Rev* 31: 236–250.
- Doya K (2000) Complementary roles of basal ganglia and cerebellum in learning and motor control. *Curr Opin Neurobiol* 10: 732–9.
- Kawato M, Samejima K (2007) Efficient reinforcement learning: computational theories, neuroscience and robotics. *Curr Opin Neurobiol* 17: 205–12.
- Hölscher C, Jacob W, Mallot HA (2003) Reward modulates neuronal activity in the hippocampus of the rat. *Behav Brain Res* 142: 181–191.
- Okatan M (2009) Correlates of reward-predictive value in learning-related hippocampal neural activity. *Hippocampus* 19: 1–20.
- Barracough DJ, Conroy ML, Lee D (2004) Prefrontal cortex and decision making in a mixed-strategy game. *Nat Neurosci* 7: 404–410.
- Tanaka SC, Doya K, Okada G, Ueda K, Okamoto Y, Yamawaki S (2004) Prediction of immediate and future rewards differentially recruits cortico-basal ganglia loops. *Nat Neurosci* 7: 887–893.
- Roesch MR, Olson CR (2004) Neuronal activity related to reward value and motivation in primate frontal cortex. *Science* 304: 307–10.
- Schoenbaum G, Chiba AA, Gallagher M (1998) Orbitofrontal cortex and basolateral amygdala encode expected outcomes during learning. *Nat Neurosci* 1: 155–9.

Author Contributions

Conceived and designed the experiments: RJG CP ME SE CD. Performed the experiments: RJG SO. Analyzed the data: RJG ME SE SO. Contributed reagents/materials/analysis tools: RJG CP ME SE SO CD. Wrote the paper: RJG CP CD.

62. Tani J, Nolfi S (1999) Learning to perceive the world as articulated: an approach for hierarchical learning in sensory-motor systems. *Neural Netw* 12: 1131–1141.
63. Yamashita Y, Tani J (2008) Emergence of functional hierarchy in a multiple timescale neural network model: a humanoid robot experiment. *PLoS Comput Biol* 4: e1000220.
64. Pigeon P, Bortolami SB, DiZio P, Lackner JR (2003) Coordinated turn-and-reach movements. I. Anticipatory compensation for self-generated coriolis and interaction torques. *J Neurophysiol* 89: 276–89.
65. Soechting JF, Flanders M (1989) Errors in pointing are due to approximations in sensorimotor transformations. *J Neurophysiol* 62: 595–608.

Biologically inspired sensory motor control of a 2-link robotic arm actuated by McKibben muscles

Sofiane Ouanezar, Frédéric Jean, Bertrand Tondu, Marc A. Maier, Christian Darlot and Selim Eskiizmirliler

Abstract—This study focuses on biomimetic sensory motor control of a robotic arm. We have developed a command circuit that was mathematically deduced from physical and mathematical constraints describing the function of cerebellar pathways. The control circuit contains an internal predictive model of the direct biomechanical function of the limb placed in a closed loop, so that the circuit computes an approximate inverse function. The structure of the model resembles the anatomic connectivity of the cerebellar pathways. In this paper, we present an application of this model to the control of a 2-link robotic arm actuated by four single-joint McKibben muscles and report the results obtained by simulation and real-time learning of 2 degrees of freedom pointing movements.

I. INTRODUCTION

Studying movement control models may allow for a better understanding of human sensorimotor control systems, and may provide a systematic way for designing devices that drive robots. Reciprocally, analysis of robot control systems may help understanding the relationship between neural structure and function in human sensorimotor control, and may help evaluating the plausibility of the underlying control model. The cerebellum is known to be involved in the control and learning of smooth, fast and fine-tuned movements. Since biological feedback loops are too slow to drive fast movements, they cannot be regulated in a closed loop by the use of sensory signals, but must be driven in an open loop mode by motor commands taking into account the dynamical and geometrical characteristics of the limb to be moved. One hypothesis is that the Cerebellum computes inverse dynamics solutions. However the calculation of the inverse model is an ill-posed problem for two major reasons. First, a direct function is deterministic, whereas an inverse function is not. Secondly, an inverse problem does not have a general solution. In local space, various studies corroborate

the hypothesis that the cerebellum calculates approximate inverse functions of limb biomechanics [1], [2], [3], [4], [5], [6], [7], [8], [9].

The second hypothesis proposes that the cerebellum computes sensorimotor predictions [10], [11], [12] using internal forward models, i.e. the direct functions of limb biomechanics.

These two opposing views can be unified in a single model (see detail in previous papers [13], [14], [15], [16], [17], [18]). Our approach is based on mathematical and physical principles, which determine fast open-loop movements. We suppose that the principal problem to be solved is the computation of an approximate inverse function of the biomechanics of the arm.

In order to obtain a correct movement, the control signal α sent by the motoneurons to the muscles must be "tuned" such that the target θ^D and accomplished θ^A movements are equal. A schematic representation of this constraint is given in Fig.1 where H represents the biomechanical function of the limb and H^{-1} its inverse function (Fig.1-A).

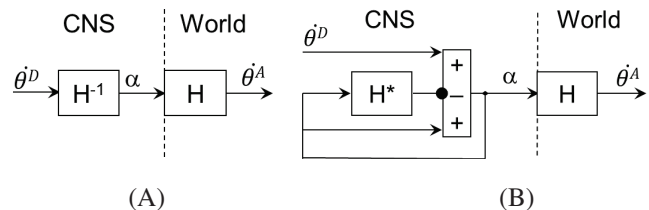


Fig. 1. (A) The model satisfying the imposed constraint $\theta^D = \theta^A$ by using the inverse function H^{-1} . (B) The proposed model simply using the estimation of the direct biomechanical function to predict its approximate inverse.

The explicit computation of the ill-posed inverse function can be easily by-passed by placing 2 parallel loops in an internal feedback loop (Fig.1-B): a positive loop which transmits the signal without any change and a negative loop which passes through the internal forward model of the direct biophysical function of the limb H denoted by H^* in order to predict the movement resulting from the motor control.

In our view, the component $H^*(\alpha)$ represents the cerebellar cortex which receives, via mossy fibers, a large amount of sensory signals and also receives efferent copies of motor signals, and then treats both signals to produce the Purkinje cell activity. This activity, noted P (in Fig.2), codes for a dynamic signal which anticipates the movement resulting from motor commands after the transmission delay (not presented

This work was supported in part by the FRM (Fondation pour la Recherche Médicale en France) project No: DBC20080713368

S. Ouanezar C. Darlot are with Signal and Image Processing department, TELECOM ParisTech, Paris, France (e-mail: ouanezar, darlot)@tsi.ent.fr

S. Eskiizmirliler is with CESeM Lab, CNRS UMR 8194, Université Paris Descartes and Université Paris Diderot, Paris, France (corresponding author phone: 0033(0)142864369, fax: 0033(0)142863399, e-mail: selim.eskiizmirliler@parisdescartes.fr

M. A. Maier is with CESeM Lab, CNRS UMR 8194, Université Paris Descartes and Université Paris Diderot, Paris, France e-mail: marc.maier@parisdescartes.fr

F. Jean is with Applied Mathematics Departement, ENSTA, Paris, France e-mail: frederic.jean@ensta.fr

B. Tondu is with LATTIS Lab, INSA, Toulouse, France e-mail: bertrand.tondu@insa-toulouse.fr

in the figure) in the motor pathways. Immediately placed downstream $H^*(\alpha)$ (in Fig.2) there is a summing element, where the positive loop is added to the $H^*(\alpha)$ output signal P, producing the Q signal. The summing element represents a group of neurons of the cerebellar nucleus. Note that the same feedback signal reaches the predictor and the summing element, as is the case for mossy fiber activity that reaches the cerebellar cortex and the cerebellar nuclei.

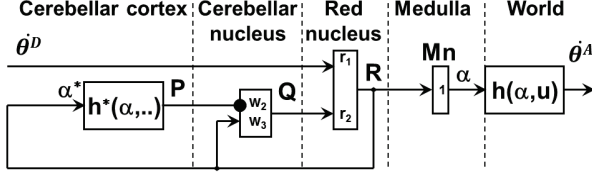


Fig. 2. A circuit allowing for an anatomical interpretation which is functionally equivalent to the general circuit shown in figure 1

According to this theory, anticipation of sensory and motor signals would be the main function of the cerebellar cortex, whereas the computation of an approximate inverse function would be the role of the entire cerebellar circuit. In the following we will focus on the application of this approach to the control of a two-link arm performing pointing movements in the horizontal plane.

II. MATERIAL AND METHODS

Our experimental apparatus is a 2 degrees of freedom (dof) robotic arm actuated by four artificial McKibben muscles, a simplified replication of the human arm (Fig.3). Two antagonistic McKibben muscles drive each joint. They are connected by means of a chain driving a sprocket, and the difference between their forces produces a torque. Pressures are independently set by servo-valves driven by a PC equipped with a digital/analog converter. The joint angles θ_1 and θ_2 are measured by the potentiometers mounted on the sprocket rotation axis. The robotic arm is also equipped with force sensors mounted on each muscle tendon.

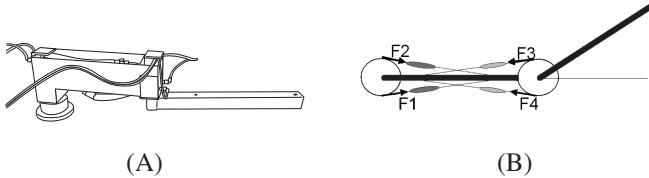


Fig. 3. (A) Schematic representation of the 2 dof robotic arm (B) Connectivity of four muscles providing an antagonist activation scheme for two robot segments

The parameters of the arm shown in Fig.3 are given in Table I.

A. Horizontal planar arm model

The dynamics equation of a planar two-link robotic arm is described by the well known Euler-Lagrange equation :

$$M(\theta)\ddot{\theta} + C(\theta, \dot{\theta})\dot{\theta} = \tau(\theta, \dot{\theta}, p) \quad (1)$$

TABLE I
ARM PARAMETERS

	$M(Kg)$	$L(m)$	$I(Kgm^2)$	$L_g(m)$	$a_i(m)$
Link 1	4.58	0.4	0.3162	0.2	.04
Link 2	0.67	0.6	0.0786	0.3	.04

In Eq.1 $\theta = [\theta_1, \theta_2]^T$ is the joint angle vector, $\dot{\theta} = d\theta/dt$, $\ddot{\theta} = d^2\theta/dt^2$, $M(\theta)$ is the inertial matrix:

$$M(\theta) = \begin{pmatrix} I_1 + I_2 + M_2L_1^2 & I_2 \\ +2M_2L_1L_{g2} \cos \theta_2 & +M_2L_1^2L_{g2} \cos \theta_2 \\ I_2 + M_2L_1^2L_{g2} \cos \theta_2 & I_2 \end{pmatrix} \quad (2)$$

where I is the moment of inertia around the joint, L is the link length, L_g is the gravity center of each link, M_i is the link mass;

$C(\theta, \dot{\theta})$ is the matrix of coriolis forces and interaction forces:

$$C(\theta, \dot{\theta}) = M_2L_1L_{g2} \sin \theta_2 \begin{pmatrix} -2\dot{\theta}_2 & -\dot{\theta}_2 \\ \dot{\theta}_1 & 0 \end{pmatrix} \quad (3)$$

and finally $\tau(\theta, \dot{\theta}, p)$ is the joint torque generated by antagonist muscles, where p designates the vector of the control pressures. We will note by $\tau_{i,i=1,2}$ the two components of the vector τ related to the forces F_{i1} and F_{i2} generated by the actuator muscles according to the actuator working principle depicted in figure 4 (see [19] for details).

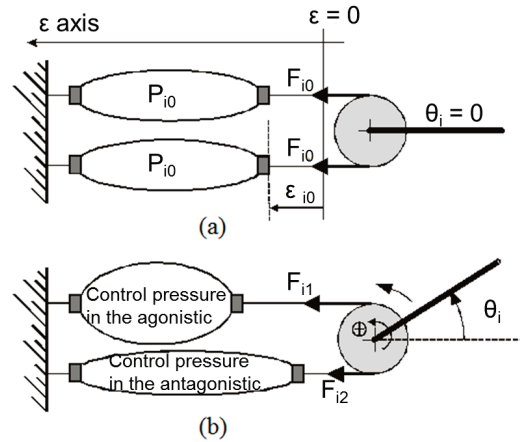


Fig. 4. Working principle for antagonist muscle actuators, (a) Initial state, (b) Activated state.

For pulley radius R_i of actuator i , we get, for $i = 1, 2$:

$$\tau_i = R_i \cdot (F_{i1} - F_{i2}) \quad (4)$$

and hence the general expression linking the two-component torque vector τ to the four-component vector F , where ε designates the muscle linear contraction vector (see further), becomes:

$$\tau(\theta, \dot{\theta}, u) = A \cdot F(\varepsilon, \dot{\varepsilon}, p) \quad (5)$$

Where A describes the moment arms for every muscle.

$$A = \begin{pmatrix} R_1 & -R_1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & R_2 & -R_2 \end{pmatrix} \quad (6)$$

With R_i = the muscles moment arm.

B. Modelling the muscle

The McKibben artificial muscle is a pneumatic actuator whose properties include a very high force to weight ratio. Such an artificial muscle consisting of a braided sheath, according to a double-helix weaving, surrounding a rubber inner tube is characterized by its initial length l_0 , initial radius r_0 , and initial braid angle α_0 which is defined as the angle between the muscle axis and each thread of the braided sheath before expansion. When the inner tube is pressurized the muscle inflates, its radius increases, its braid angle changes and it contracts (Fig.4). The muscle can be modelled as a spring and a parallel damper. The force of the muscle F_M is correlated to the applied air pressure p , the contraction ε and the derivative of the contraction $\dot{\varepsilon}$ of the muscle [19].

$$F_M(\varepsilon, \dot{\varepsilon}, p) = F_{spring}(\varepsilon, p) + F_{damper}(\dot{\varepsilon}, p) \quad (7)$$

The force F_{spring} can be expressed as a function of the total air pressure p and the contraction ratio ε :

$$\begin{cases} F_{spring}(\varepsilon, p) = (\pi r_0^2) p (a(1 - k\varepsilon)^2 - b), 0 \leq \varepsilon \leq \varepsilon_{max} \\ \varepsilon = (l_0 - l)/l_0, a = 3/\tan^2(\alpha_0), b = 1/\sin^2(\alpha_0) \end{cases} \quad (8)$$

Tondu and Lopez proposed a linear approximation of this static force model between the initial state ($\varepsilon = 0$, $F_{spring} = F_{max}$) and the final state ($\varepsilon = \varepsilon_{max}$, $F_{spring} = 0$) in the following form:

$$\begin{cases} F_{spring}(\varepsilon, p) = F_{max}(1 - \varepsilon/\varepsilon_{max}) \\ F_{max} = (\pi r_0^2) p [a - b] \\ \varepsilon_{max} = 1 - \sqrt{b/a} \end{cases} \quad \begin{matrix} \text{for } \varepsilon = 0 \\ \text{for } F = 0 \end{matrix} \quad (9)$$

The force F_{damper} is described by:

$$F_{damper} = -Bd\varepsilon/dt \quad (10)$$

where B is the muscle viscosity.

The parameters of the McKibben muscles used in this study are summarized in Table II

TABLE II
MUSCLES PARAMETERS

$l_0[m]$ = initial length, $r_0[cm]$ = initial radius, $\alpha_0[deg]$ = initial braid angle, ε_0 = initial contraction ratio and ε_M = Maximum contraction ratio.

Muscles	$l_0[m]$	$r_0[cm]$	$\alpha_0[deg]$	ε_0	ε_M
Muscle 1 & 2	0.23	1.4	23	0.15	0.3
Muscle 3 & 4	0.3	0.7	23	0.1	0.3

C. Controlling the robotic arm

The robotic arm shown in Fig.3 is used to replace the peripheral element denoted by H in the figures 1 and 2 in the aim of extending the validation of our cerebellar-like control model to 2 dof. Previous application of this model was limited to 1 dof [15]. The control strategy we will describe in the following is composed of two steps:

- the trajectory planning,
- and the motor control.

1) *Trajectory Planning*: The aim of trajectory planning is to enable a robotic arm to move from an initial position to a target position. For an arm with 2 dof this corresponds to a simple pointing task with imposed joint angles. However, it has been observed that human pointing movements are characterized by smooth trajectories. Thus, the generation of smooth trajectories is often realized by means of an optimization process for defined cost functions. Rosenbaum [20] discussed the coordinated movements of arm and trunk using optimization criteria defined in the joint space. A minimum jerk model is one possible example of optimization and thus of the trajectory planning.

$$\min \left(\int_0^T \left(\left(\frac{d^3\theta_1}{dt^3} \right)^2 + \left(\frac{d^3\theta_2}{dt^3} \right)^2 \right) dt \right) \quad (11)$$

The solution of minimization can be obtained by an optimal control strategy which can be stated as follows:

Given the system

$$\dot{X} = f(X, t) = \begin{cases} d\theta_1/dt = \dot{\theta}_1 \\ d\dot{\theta}_1/dt = \ddot{\theta}_1 \\ d\ddot{\theta}_1/dt = u_1 \\ d\theta_2/dt = \dot{\theta}_2 \\ d\dot{\theta}_2/dt = \ddot{\theta}_2 \\ d\ddot{\theta}_2/dt = u_2 \end{cases} \quad (12)$$

where the vector $[\theta_1, \dot{\theta}_1, \ddot{\theta}_1, \theta_2, \dot{\theta}_2, \ddot{\theta}_2]^T$ represents the state X of the system find the optimal control (u_1, u_2) which minimizes the cost function (Eq.11) among the possible trajectories (Eq.12). The solution of this minimization problem is an application of the minimum principle of Pontryagin [21].

The Hamiltonian is defined as :

$$\begin{aligned} \mathcal{H}(x, t) = & q_{11}\dot{\theta}_1 + q_{12}\ddot{\theta}_1 + q_{13}u_1 \\ & + q_{21}\dot{\theta}_2 + q_{22}\ddot{\theta}_2 + q_{23}u_2 \\ & - 1/2(u_1^2 + u_2^2) \end{aligned} \quad (13)$$

$Q_1 = [q_{11}, q_{12}, q_{13}]^T$ and $Q_2 = [q_{21}, q_{22}, q_{23}]^T$ are the vectors of adjoint variables. The necessary conditions for the existence of a minimum are:

$$\begin{cases} q_{i1} = 0 \\ q_{i2} = -q_{11} \\ q_{i3} = -q_{12} \end{cases} \quad \begin{cases} q_{j1} = 0 \\ q_{j2} = -q_{21} \\ q_{j3} = -q_{22} \end{cases} \quad (14)$$

and the necessary conditions on the control variables are:

$$\begin{cases} \frac{dH}{du_1} = q_{13} - u_1 = 0 \\ \frac{dH}{du_2} = q_{23} - u_2 = 0 \end{cases} \quad (15)$$

so:

$$\begin{cases} \theta_1^{(3)} = q_{13} \Leftrightarrow \theta_1^{(4)} = \dot{q}_{13} = -q_{12} \Leftrightarrow \theta_1^{(5)} = q_{11} \Leftrightarrow \theta_1^{(6)} = 0 \\ \theta_2^{(3)} = q_{23} \Leftrightarrow \theta_2^{(4)} = \dot{q}_{23} = -q_{22} \Leftrightarrow \theta_2^{(5)} = q_{21} \Leftrightarrow \theta_2^{(6)} = 0 \end{cases} \quad (16)$$

The general solution defining a trajectory is a fifth order polynomial:

$$\begin{cases} \theta_1(t) = a_{10} + a_{11}t + a_{12}t^2 + a_{13}t^3 + a_{14}t^4 + a_{15}t^5 \\ \theta_2(t) = a_{20} + a_{21}t + a_{22}t^2 + a_{23}t^3 + a_{24}t^4 + a_{25}t^5 \end{cases} \quad (17)$$

The (Eq.17) allows joint velocities to follow a bell-shaped smooth velocity profile as shown in Figure 5 .

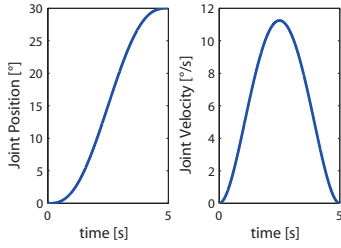


Fig. 5. Position and velocity profiles.

2) *Motor control*: The physical model of the 2 dof robotic arm described in (Eq.2 and 3) can be expressed as follows:

$$\underbrace{M(\theta)\ddot{\theta} + C(\theta, \dot{\theta})\dot{\theta}}_{\tau(\theta, \dot{\theta}, p)} = \tau(\theta, \dot{\theta}, p) \quad (18)$$

$$\begin{pmatrix} G_1(\theta, \dot{\theta}, \ddot{\theta}) \\ G_2(\theta, \dot{\theta}, \ddot{\theta}) \end{pmatrix} = A \cdot \begin{pmatrix} g_{11}(\theta, \dot{\theta}, \ddot{\theta}, p_{11}) \\ g_{12}(\theta, \dot{\theta}, \ddot{\theta}, p_{12}) \\ g_{21}(\theta, \dot{\theta}, \ddot{\theta}, p_{21}) \\ g_{22}(\theta, \dot{\theta}, \ddot{\theta}, p_{22}) \end{pmatrix}$$

Since muscles and movable segments are two distinct physical elements, having distinct biomechanical functions, two successive inversion steps have been chosen to first control each segment of the arm, and second, to control the target muscle forces. The biomechanical function of the muscles, including rigidity and viscosity, is referred to as g , and the mechanical function of the limb, including the matrix of inertial moments and interaction forces, is referred to as G . Equation 18 can be schematically represented by the right side of the dotted line on figure 6. Moreover, in figure 7, G^* and g^* represent respectively the estimated internal forward models of mechanical (e.g inertial, coriolis forces) and biomechanical features (e.g viscosity and stiffness of the muscle). Each of these forward models is embedded within internal feedback loops, thus allowing the inverse dynamic computation for both mechanical G^{-1} and biomechanical g^{-1} functions.

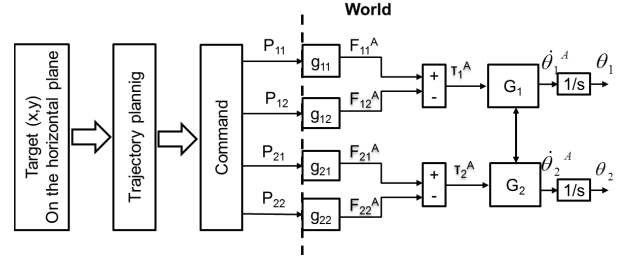


Fig. 6. Forward model of the robotic 2 dof arm.

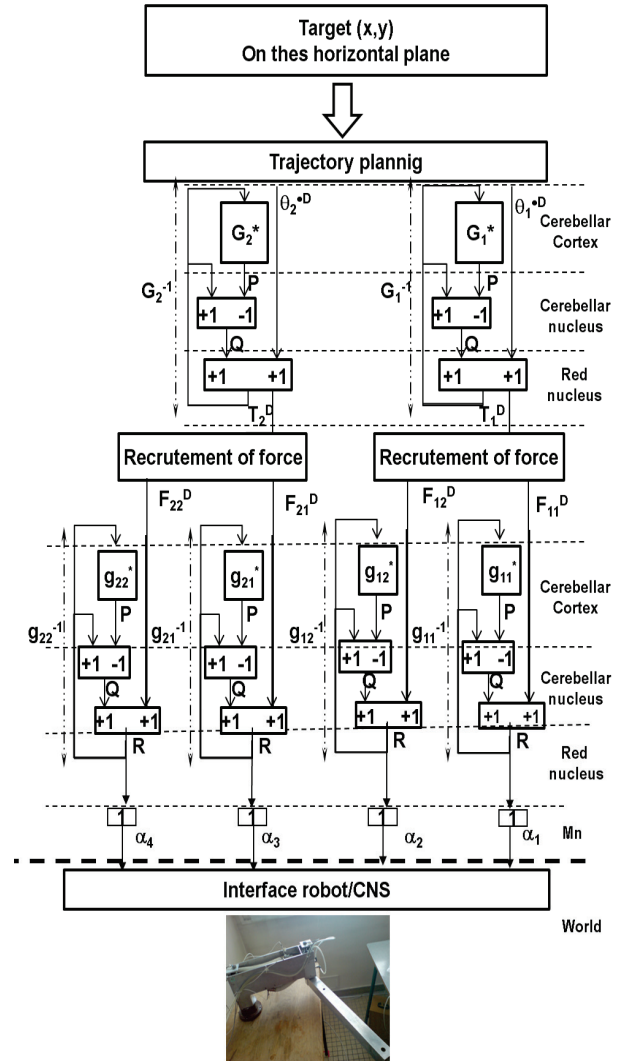


Fig. 7. Adaptation of the proposed model to the control of 2-link planar arm. G and g represent, respectively, the forward transfer functions of the mechanical and biomechanical features of the actual physical system. CC: Cerebellar Cortex; CN: Cerebellar Nucleus; RN: Red Nucleus; P and Q are respectively the signal issued from Purkinje cell and from the Cerebellar Nucleus for the computation of G^* and g^* .

If the number of active muscles across a joint exceeds the number of available equilibrium equations, the muscle forces needed for equilibrium cannot be calculated algebraically. In order to resolve this problem, we assume that muscles act together and are recruited in order to minimize an objective function (for each joint). We used a pseudo-inverse method to efficiently compute muscle forces that generate desired joint accelerations at each time step of the forward dynamic model.

$$\tau(\theta, \dot{\theta}, u) = A \cdot F(\varepsilon, \dot{\varepsilon}, p) \Rightarrow F(\varepsilon, \dot{\varepsilon}, p) = A^+ \cdot \tau(\theta, \dot{\theta}, u) \quad (19)$$

D. Learning

Artificial neural networks (ANNs) were used to implement each internal model. The predictive ANNs noted G_i^* ($i = 1$ or 2) are expected to learn internal models of the biomechanics of the limb segments, and to anticipate the velocity resulting from the muscle forces. The predictive ANNs noted g_{ij}^* (i and j from 1 to 2) are expected to learn internal models of the biomechanics of the muscles, to anticipate the muscle forces resulting from the motor commands). The architecture of the network is a blueprint of the connectivity of the cerebellar cortex [5], [7], [12], [13]. Using formal neurons, we modeled the three principal types of neurons of the cerebellar cortex: granular cells, Golgi cells and Purkinje cells (Fig. 8).

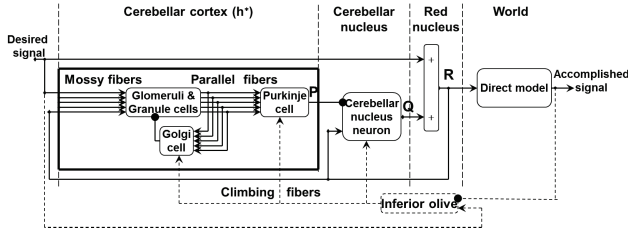


Fig. 8. Connectivity of the Artificial Neural Networks (ANNs) representing the cerebellar cortex. Big black dots present the inhibitory connections while the lines with little triangles represent the excitatory ones.

Forward models can be easily learned using supervised learning based on comparing the predicted and the actual outcome of a motor command [9]. Here, the learning, which takes place in the dendrites of the Purkinje cells, is modelled by adaptive synaptic weights located in the cerebellar cortex. Based on the gradient descent learning strategy, the learning rule is given by:

$$\delta v_j = -\varepsilon \cdot \text{error} \cdot eGr_j \quad (20)$$

where the error is the teaching signal, assumed to be issued from the Inferior Olive (Fig.9) and calculated from the differences between target and actual signals in velocity (to G_i^*) and force (to g_i^*). ε is a learning rate (small and positive), and eGr_j is a synaptic eligibility [16], that is calculated by:

$$\tau \cdot \frac{deGr_j}{dt} = -eGr_j + Gr_j \quad (21)$$

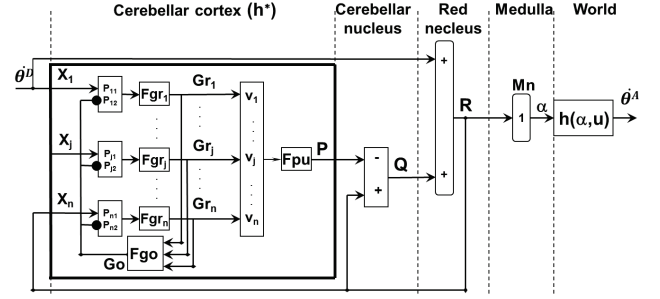


Fig. 9. Connectivity of the artificial neural network assumed to represent the cerebellar cortex allowing the computation of H^* .

Pij: synaptic weight related to the glomeruli cells, Fgr: transfer function of the granule cells, Gr: signal from the granule cells, Vj: synaptic weight linked to the Purkinje cell, Fpu: transfer function of the Purkinje cell, Fgo: transfer function of the Golgi cell.

III. SIMULATION AND REAL TIME LEARNING RESULTS

The learning of 2 dof pointing movements, involving our sensory motor control scheme, has been performed both in simulation and in the experimental (real-time) mode. In the simulation learning mode, the peripheral system, denoted by H in the general model (Fig.1 and 2) and by G, g pairs in the fully developed circuits (Fig. 7 and 9), is represented by the model of the experimental site as described in section II.C.2. In the experimental mode, the robotic arm is directly used to provide real-time movement and sensory feedback. In both cases the same 48 points (i.e. blue points in Figure (10)) were used to construct the learning space (W_L). They were selected to lie within the real workspace (W_R) of the arm (depicted in gray color in the same figure).

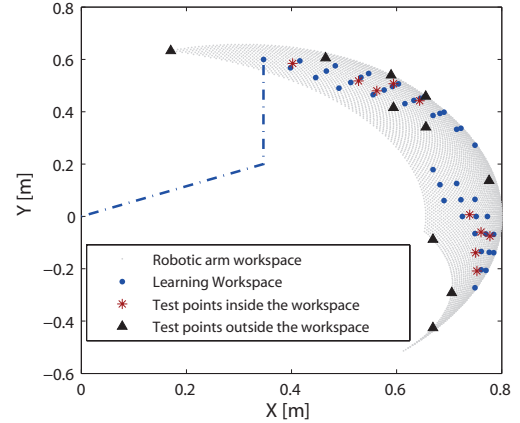


Fig. 10. Positions of the learning and the performance test points on the robot workspace. Grey area: Robot workspace; blue circles: 48 points of the learning workspace; red stars: 10 test points within the learning space; black triangles: 10 test points outside of the learning space.

Figure 10 shows also the points used during the generalization tests which were performed both on the points within (W_{Li} depicted by red stars) and outside of the learning workspace (W_{Lo} depicted by black triangles). The artificial

neural networks used to estimate the direct functions of the artificial muscles (g), as well as that of the arm dynamics (G) as described in section II.D, have all the same architecture copied from the connectivity of the cerebellar cortex. The whole architecture consisted of 33 Granular , 33 glomerules and 6 Purkinje cells. The learning curves obtained over 200 iterations are shown in figure 11 both for the experimental (Fig. 11.A) and simulation mode (Fig. 11.B). The error saturated in both cases after about 100 iterations.

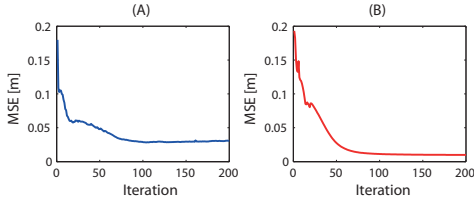


Fig. 11. Learning curves obtained over 48 points belonging to the W_{Li} . A) Learning curve obtained in real-time learning B) Learning curve obtained in simulation learning mode

In order to validate the proposed model we have conducted two different types of experiments. First, we tested the pointing performance of the robotic arm driven by the model trained in experimental mode, and compared it to the results obtained with a PID controller. A further revised model, including a sensory feedback (FB) during execution in the form of a reflex, i.e. a sensory feedback sent directly to the alpha motoneurons, was also tested. Only the difference between target and actual joint values i.e. the error in joint space, was taken into account. This error was directly applied to the final motor commands i.e. to the servo valves controlling the air pressure of the muscles.

Figures 12, 13 and 14 represent the results of this test for a given configuration ($\theta_1=\theta_2=30$) obtained by (i) the model without feedback, (ii) the model with the feedback, and (iii) by the PID controller.

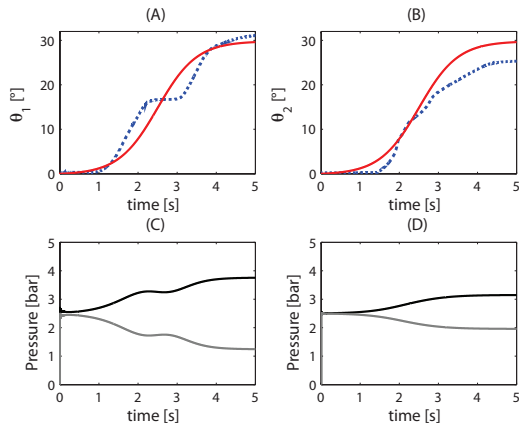


Fig. 12. Robot Performance for $\theta_1=\theta_2=30$ with the weights adjusted during the experimental mode without the sensory feedback of joint angle value. A) Target (red) and accomplished (blue) shoulder angles B) Target (red) and accomplished (blue) elbow angles C) Shoulder muscles servo-valve outputs D) Elbow muscles servo-valve outputs

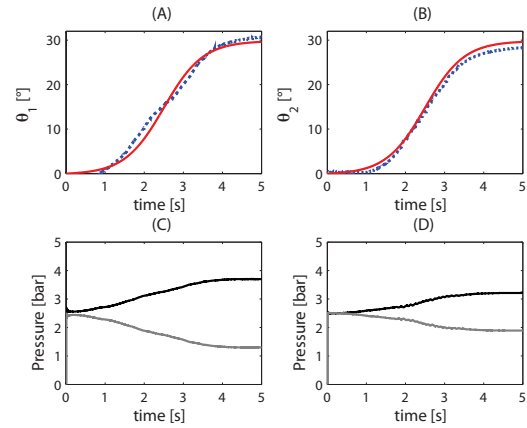


Fig. 13. Robot performance for $\theta_1=\theta_2=30$ with the weights adjusted during the experimental mode with the contribution of the sensory feedback of joint angle value. A) Target (red) and accomplished (blue) shoulder angles B) Target (red) and accomplished (blue) elbow angles C) Shoulder muscles servo-valve outputs D) Elbow muscles servo-valve outputs

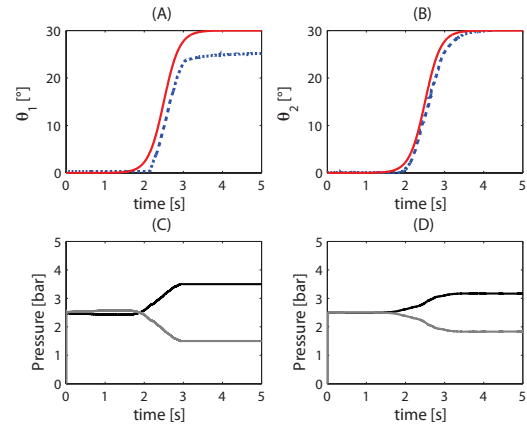


Fig. 14. Robot performance with the classical PID controller for each joint with $Kp1=3$, $Ki1=0,01$, $Kd1=10$ for the first (shoulder) joint and $Kp2=2$, $Ki2=0,01$, $Kd2=1$ for the second (elbow) joint. A) Target (red) and accomplished (blue) shoulder angles B) Target (red) and accomplished (blue) elbow angles C) Shoulder muscles servo-valve outputs D) Elbow muscles servo-valve outputs

The red lines represent the target and the blue lines the accomplished movement. The performance was measured for both joint angles θ_1 and θ_2 . The servo-valve outputs corresponding to the realized movement are also provided. The controller employing the sensory feedback in the form of a reflex provides the best performance, compared to the classical PID controller and to the controller without sensory feedback.

The second test consisted in measuring the capacity of the model to generalize pointing movements. Performances in extrapolation and in interpolation were measured on the 10 test points shown in figure 10 which lie either outside or within the learning space. During the experimentations the robotic arm was driven by the controllers trained both in the simulation and in experimental mode. The average end point errors obtained by the three types of controllers are reported

in Table III.

TABLE III
GENERALISATION PERFORMANCE

The average pointing errors in meter calculated on the test points which belong either outside or within the learning space. WLi=Set of test points inside the learning workspace, WLo=Set of test points outside the learning workspace, FB=Feedback

Type of test	End Point Error [m]
Real Time Learning on W_{Li}	0.048
Real Time Learning on W_{Li} with FB	0.0147
Simulation Learning on W_{Li}	0.066
Simulation Learning on W_{Li} with FB	0.0167
PID on W_{Li}	0.0861
Real Time Learning on W_{Lo}	0.0378
Real Time Learning on W_{Lo} with FB	0.0118
Simulation Learning on W_{Lo}	0.0677
Simulation Learning on W_{Lo} with FB	0.017
PID on W_{Lo} (instable)	0.3

The importance of the results reported in Table III is twofold. On the one hand, they provide a numerical proof for the higher performance of the real-time learning over simulation learning. On the other hand, they show the robustness (i.e. the generalizing capacity) of the proposed biomimetic controller for reaching points outside those of the learning workspace, for which the PID controller (with the parameters given in figure 14) performed much worse and was sometimes unstable.

IV. CONCLUSIONS AND FUTURE WORK

This paper describes a model of cerebellar pathways that can be used to control an anthropomorphic robot arm. The results show that an architecture, which includes ANNs modelling the cerebellar pathways, can successfully learn the internal representation of the robot arm. After learning, such a cerebellar-like circuit computes an approximate inverse model of the limb biomechanics based on sensori-motor predictions and controls 2 dof robot pointing movements. We are currently working on the improvement of our convergence criteria. Our next project is to add internal feedbacks to the model, which will not be limited to the position errors but will include also a force feedback, and to test its performance with movements in the vertical plane, as well as against random perturbations during movement execution.

REFERENCES

[1] A. G. Barto, A. H. Fagg, N. Sitkoff, and J. C. Houk, "A cerebellar model of timing and prediction in the control of reaching." *Neural Comput*, vol. 11, no. 3, pp. 565–594, Apr 1999.

[2] A. G. Barto and J. C. Houk, *A Predictive Switching Model of Cerebellar Movement Control*, D. S. Touretzky, M. C. Mozer, and M. E. Hasselmo, Eds. The MIT Press, 1996, vol. 8.

[3] M. Kawato, K. Furukawa, and R. Suzuki, "A hierarchical neural-network model for control and learning of voluntary movement." *Biol Cybern*, vol. 57, no. 3, pp. 169–185, 1987.

[4] M. Kawato and H. Gomi, "The cerebellum and vor/okr learning models." *Trends Neurosci*, vol. 15, no. 11, pp. 445–453, Nov 1992.

[5] R. C. Miall, "The cerebellum, predictive control and motor coordination." *Novartis Found Symp*, vol. 218, pp. 272–84; discussion 284–90, 1998.

[6] N. Schweighofer, M. A. Arbib, and M. Kawato, "Role of the cerebellum in reaching movements in humans. i. distributed inverse dynamics control." *Eur J Neurosci*, vol. 10, no. 1, pp. 86–94, Jan 1998.

[7] N. Schweighofer, J. Spelstra, M. A. Arbib, and M. Kawato, "Role of the cerebellum in reaching movements in humans. ii. a neural model of the intermediate cerebellum." *Eur J Neurosci*, vol. 10, no. 1, pp. 95–105, Jan 1998.

[8] D. Wolpert and M. Kawato, "Multiple paired forward and inverse models for motor control." *Neural Netw*, vol. 11, no. 7-8, pp. 1317–1329, Oct 1998.

[9] D. Wolpert and R. Miall, "Forward models for physiological motor control." *Neural Netw*, vol. 9, no. 8, pp. 1265–1279, Nov 1996.

[10] S. J. Blakemore, C. D. Frith, and D. M. Wolpert, "The cerebellum is involved in predicting the sensory consequences of action." *Neuroreport*, vol. 12, no. 9, pp. 1879–1884, Jul 2001.

[11] R. Miall, D. Weir, D. Wolpert, and J. Stein, "Is the cerebellum a smith predictor?" *J Mot Behav*, vol. 25, no. 3, pp. 203–216, Sep 1993.

[12] K. Rost, D. A. Nowak, D. Timmann, and J. Hermsdrfer, "Preserved and impaired aspects of predictive grip force control in cerebellar patients." *Clin Neurophysiol*, vol. 116, no. 6, pp. 1405–1414, Jun 2005. [Online]. Available: <http://dx.doi.org/10.1016/j.clinph.2005.02.015>

[13] C. Darlot, "The cerebellum as a predictor of neural messages—i. the stable estimator hypothesis." *Neuroscience*, vol. 56, no. 3, pp. 617–646, Oct 1993.

[14] C. Darlot, L. Zupan, O. Etard, P. Denise, and A. Maruani, "Computation of inverse dynamics for the control of movements." *Biol Cybern*, vol. 75, no. 2, pp. 173–186, Aug 1996.

[15] S. Eskiizmirli, N. Forestier, B. Tondou, and C. Darlot, "A model of the cerebellar pathways applied to the control of a single-joint robot arm actuated by mckibben artificial muscles." *Biol Cybern*, vol. 86, no. 5, pp. 379–394, May 2002. [Online]. Available: <http://dx.doi.org/10.1007/s00422-001-0302-1>

[16] M. Ebadzadeh, B. Tondou, and C. Darlot, "Computation of inverse functions in a model of cerebellar and reflex pathways allows to control a mobile mechanical segment." *Neuroscience*, vol. 133, no. 1, pp. 29–49, 2005. [Online]. Available: <http://dx.doi.org/10.1016/j.neuroscience.2004.09.048>

[17] S. Eskiizmirli, C. Papaxanthis, T. Pozzo, and C. Darlot, "A model of the cerebellar sensory motor control applied to the fast human fore-arm movement." *Journal of Integrative Neuroscience*, 2008, 7(4): 481–500, 2008.

[18] R. Gentili, M. Ebadzadeh, S. Eskiizmirli, S. Ouanezar, C. Darlot, and C. Papaxanthis, "Integration of gravitational torques in cerebellar pathways allows for the dynamic inverse computation of vertical pointing movements of a robot arm." *Plos One*, April 2009, 4(4):e5176:1–16, 2009.

[19] B. Tondou and P. Lopez, "Modeling and control of mckibben artificial muscle robot actuators." *Control Systems Magazine, IEEE*, vol. 20, no. 2, pp. 15–38, 2000.

[20] D. A. Rosenbaum, L. D. Loukopoulos, R. G. Meulenbroek, J. Vaughan, and S. E. Engelbrecht, "Planning reaches by evaluating stored postures." *Psychol Rev*, vol. 102, no. 1, pp. 28–67, Jan 1995.

[21] L. S. Pontryagin, V. G. Boltyanskii, R. V. Gamkrelidze, and E. F. Mishchenko., *The Mathematical Theory of Optimal Processes*, Gordon and B. S. Publishers, Eds. L. S. Pontryagin Selected Works, Volume 4, 1986.

Performance analysis of an off-line BMI for the control of a robotic digit

(1,3)Ouanezar S., (1,2)Eskiizmirli S. and (1,2)Maier M.A.

¹Université Paris Descartes / CESEM – UMR 8194 CNRS, ²Université Paris Diderot

³TELECOM ParisTech / Département TSI Signal-Images

ouanezar@tsi.enst.fr

ABSTRACT

Various recent brain-machine interface (BMI) applications have emphasized the potential of using cortical signals for the kinematic control of artificial devices such as robotic arms or legs [1], [2]. However, it is less clear whether hand and digit movements can be controlled in the same way in order to potentially restore manual dexterity. Recently, we have provided a proof-of-concept that an anthropomorphic robot finger with 4 degrees of freedom (DoF) can be controlled off-line by intracortical signals recorded in the behaving monkey [3]. Here we report the performance analysis based on the same data and robot, the statistical results including aspects of learning/training, prediction, as well as control.

KEY WORDS

BMI, neurobotics, motor cortex, EMG, neural networks, computational neuroscience

1. Introduction

Recent developments in BMI technologies have shown how cortical activities can be used to control the position and/or the state of different types of external devices in real time. These efforts have focused mainly on controlling a computer cursor [1], [2], the state of on/off switches or the decoding and control of reach trajectories of a robotic arm, sometimes equipped with a simple 1 DoF gripper [3-6].

However, studies dedicated to the decoding of cortical signals for the eventual control of a dexterous hand with multiple degrees of freedom are rare. The goal would be to control individuated and/or combined finger movements. First attempts of decoding finger movements have only been undertaken very recently [7-11]. None of these previous results have so far been applied to robot artifacts.

Many studies on the cortical activity of the motor cortex in behaving non-human primates (e.g. [12]) have shown that neurons in the primary motor cortex (M1) code for some aspects of finger movements, such as force. In the aim of providing a proof-of-concept that a robot finger of multiple DoF can be controlled by intra-cortical signals, we first set up an experimental site (robotic digit) and implemented a kinematic control of its movement (i.e. positional control). To mimic the

monkey finger, we opted for an anthropomorphic robot finger of 4 DoF (designed and manufactured by Shadow Robot Company, UK) actuated by McKibben-like pneumatic artificial muscles in an antagonist actuation scheme. This robot digit is equipped with hall effect position sensors and with fingertip quantum tunnel tactile sensors. The robot digit was then mounted on an experimental set-up, which contained additional mechanical parts and sensors to imitate the monkey task (precision grip). Finally, a hybrid motor control scheme composed of an artificial neural network and PID modules has been implemented [3]. We then performed a statistical analysis on the decoding of previously recorded cortical data for controlling finger position. This is reported in the following.

2. Method

The sensory-motor control of an anthropomorphic robot finger using intra-cortical signals is composed of three main steps:

- Recording the data.
- Decoding the neural data to predict grip motion (BMI part).
- Controlling the robot.

2.1 Data recording

The biological signal consists of the activity of 33 corticomotoneuronal (CM) cells recorded in M1 of a macaque monkey performing a precision grip task. Recordings were obtained in 7 separate behavioral sessions. In addition, EMG signals were recorded from up to eight intrinsic hand and forearm muscles. These recordings were obtained from the Institute of Neurology (UCL, London, UK, courtesy of RN Lemon).

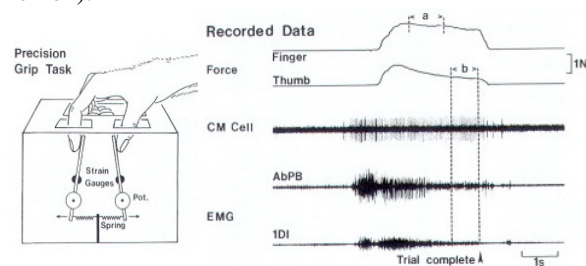


Fig. 1. Left: Schematic diagram of the manipulator used for the precision grip task. Right: example of the recorded signal during the precision grip task. From top to bottom: force of the index finger and

of the thumb, CM cell activity, EMG of two muscles (AbPB and IDI). Figure taken from [12].

2.2 Decoding spiking data

We attempted to decode two different signals from the CM cell spike trains: (i) the time-varying endpoint position of the index finger during precision grip. The position was recorded via a spring-loaded lever in the experimental setup. (ii) the EMG of extrinsic or intrinsic hand muscles recorded during this same task.

We used a neural network approach, a Time Delayed Multi-Layer Perceptron (TDMLP) to decode and thus to predict either the finger position or the EMG from the CM cell spike trains. The input vector consisted of a binary sequence corresponding to the presence/absence of spikes of the CM cell (down-sampled to 250 Hz) over a given period, i.e. the duration of the sliding input window, which varied between 25 ms and 400 ms.

The TDMLP, a three-layer feed-forward neural network was implemented with the Matlab neural network tool box.

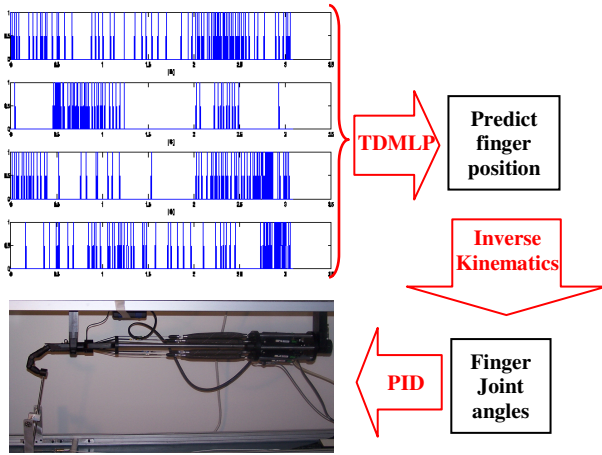


Fig. 2. The control of a robotic digit of 4 DoF using activity of multiple CM cells.

The input layer consists of $D \times NC$ units (D is the number of bins in the sliding window, and NC the number of CM cells used) which represent the spiking response recorded between time $t-D$ and t . Sigmoid activation functions (range 0-1) were used in the hidden layer, which consisted of 10 units. The one output unit, also using a sigmoid activation function, provides a positive scalar that corresponds to the predicted position (or EMG) at time t . This is illustrated in Fig. 3.

Hidden layer units and the output unit also received bias inputs. Bias and connection weights are adjusted during the learning process, based on the gradient descent error to minimize the sum of the squared errors between the desired output and the network output. The number of units in the hidden layer and the particular learning algorithm have been chosen by the technique of cross-validation.

Learning of the input-output transformation occurred through the use of multiple trials (min: 15, max: 92 trials) depending on the recording session. The number of learning epochs was fixed to 1000, each epoch containing all trials. The Nguyen-Widrow algorithm was used for weight initialization.

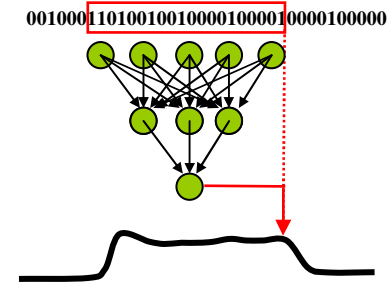


Fig. 3. Schematic of the TDMLP and its input-output transformation.

2.3 Controlling the robot digit

The third and final part of the BMI based motor control chain consists in the reproduction of estimated index finger movement pushing on one of the manipulandum's lever, shown in Fig. 2, using the 4 DoF robot finger. On the finger there are four joints and three human-sized phalanges. Both middle and proximal (MCP) joints are actuated in the flexion/extension plane by a pair of antagonist artificial muscles. The MCP joint, also responsible for the abduction/adduction motion of the proximal phalange, is in addition driven by one muscle with an opposing return spring. Similar to the human finger the distal joint is coupled to the middle joint such that the angle of the middle joint is always greater than or equal to the angle of the distal joint. The joint angles relative to the estimated fingertip trajectory were calculated by an inverse kinematics model of the robot finger taking into account the coupled motion of the distal phalange. Finally, we used a classical PID controller, the last link of the control chain, to ensure the tracking of the desired trajectory as shown in Figure 4.

3. Results

The performance of the TDMLP-based prediction was systematically analysed by varying the size D of the sliding window and the number of cortical cells NC used as inputs. This was done with a TDMLP with 10 units in the hidden layer, a number of hidden units found to be optimal across different sizes of input windows, irrespective of the type of the output signal, i.e. position or EMG. Performance (**Per**) was calculated as follows:

$$\text{Per} = 100 - \left(100 * \frac{\text{error}}{\max(\text{error})} \right)$$

where

$$\text{error} = \sum (Y_{des} - Y_{est})^2$$

$$\max(\text{error}) = \sum (Y_{des} - \text{mean}(Y_{des}))^2$$

Fig. 4 shows the performance of the TDMLP in estimating the recorded position for different sizes of sliding input windows, as well as for two modes of training: (i) a prediction based on the spike train of a single CM cell, and then averaged across cells in a given recording session. This was called "cell-by-cell" prediction. (ii) a prediction based on spike trains of multiple, simultaneously recorded CM cells. This was called prediction of "combined cells". The number of combined cells varied between 2 and 6 depending on the session. Fig. 4 shows the grand average across three recording sessions.

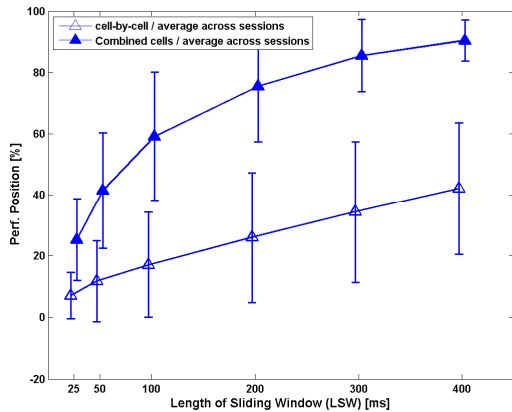


Fig. 4. Performance of prediction for fingertip position as a function of window size and number of cortical cells. Open triangles: "cell-by-cell" estimation. Filled triangles: "combined cell" estimation. Grand average across 3 sessions. Similar results were found for the remaining 4 sessions.

Fig. 5 shows the performance of a similar network for predicting the EMG signal of Abductor Pollicis Longus (AbPL) muscle.

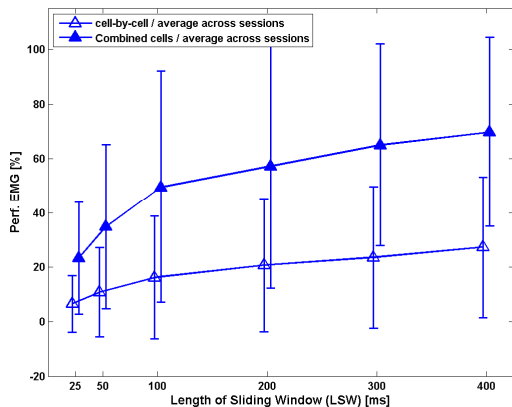


Fig. 5. Performance of prediction for EMG activity of AbPL muscle as function of window size and number of cortical cells. Same conventions as in Fig. 4.

The network behaved similarly for predicting position or EMG. Three results were found: (i) In both cases the performance increased continuously as a function of increasing input window size (from 25 to 400 ms). Saturation was observed at a window size of about 400 ms. (ii) Performance was significantly better when using multiple simultaneously recorded spike trains compared to prediction based on single cells. (iii)

Independent of input size and number of cells, the prediction of position was better than that of EMG.

How the observed performance translates to trial-by-trial prediction is shown in Fig. 6. Recorded (blue) and estimated (red) position signals for three representative trials, based on a TDMLP with a 400 ms input window of 4 concurrent CM cells. Also shown is the prediction of two corresponding EMG signals for Flexor Digitorum Superficialis (FDS) and Extensor Digitorum Communis (EDC).

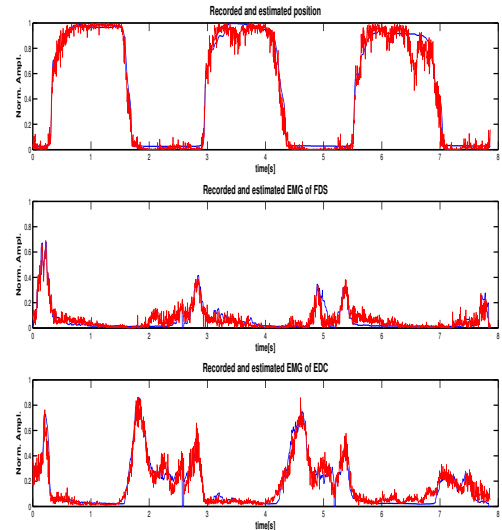


Fig. 6. The recorded (blue) and estimated (red) finger trajectories (top) and EMG activity of FDS and EDC for three successive trials.

Since each CM cells facilitates a given set of target muscles, it was of interest to investigate whether prediction of EMG varied as a function of the muscle field of the input cells. We hypothesised that the prediction of a target EMG would be better when based on CM cells that facilitated that particular muscle. Presence of facilitation was estimated by post-spike-facilitation (PSF) of spike-triggered averaging of the EMG [12].

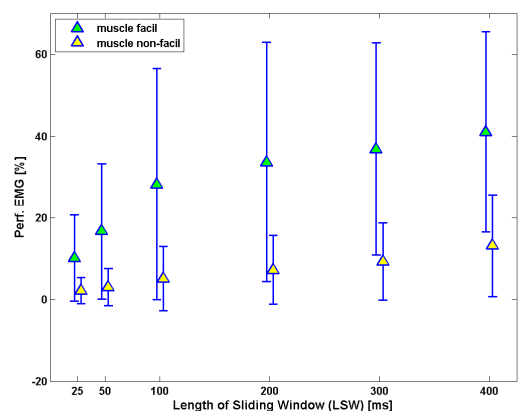


Fig. 7. Prediction of FDS EMG with CM cells having FDS as target muscle compared to a prediction based on CM cells without facilitation of FDS (same 3 sessions as in Fig. 5).

Fig. 7 shows the performance of predicting (over 3 sessions) the FDS EMG as a function of the window size. Prediction based on CM cells that facilitated the FDS EMG (green triangles) tends to be better than those based on CM cells that facilitated other muscles than the FDS (yellow triangles).

Finally, we used the predicted position in order to control the robot digit. A comparison between the performance achieved by the TDMLP and that realized by the robot digit shows a systematic lower performance for the robot. The decrease in performance, measured over 25 trials, is in the order of 10% to 20% (Fig. 8). However, this still allows for a functional reproduction of the monkey's digit movement.

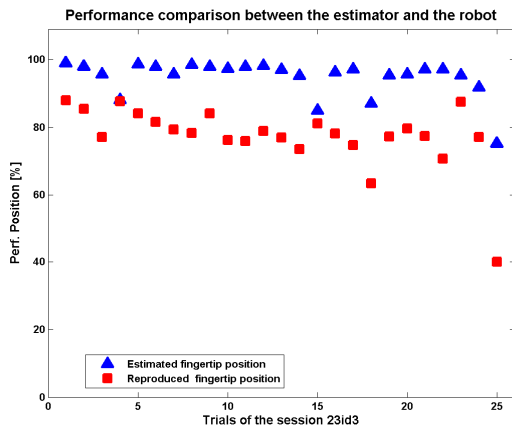


Fig. 8. The performance comparison between the TDMLP-estimated and reproduced fingertip endpoint positions over 25 trials recorded during one session.

4. Discussion

With few exceptions [7-11], most studies on the control of the upper limb through data from a cortical invasive BMI have focused on reaching [e.g. 1,2,5,6], not on hand or finger movements. Our results on the control of a single finger demonstrate that neural activity from cells recorded in the M1 hand area contain sufficient information to enable decoding of an asynchronous finger movement.

Several differences distinguish our approach from that of Georgopoulos et al. [7] or from those of Schieber and Thakor [8-11]. Both of these groups also worked on decoding of digit movements.

First, we used a neural network approach to obtain a transfer function between spike trains and finger trajectory, whereas they used a coding based on the population vector [7], on non-linear filters [8], or on a maximum-likelihood scheme [11].

Second, they decoded a binary movement direction (flexion or extension) together with a decoding of one of the five digits to be moved [7]. Essentially, their decoder worked as a movement classifier [9,11]. In our

case, decoding concerned a single finger whose endpoint trajectory was a time-varying scalar. We showed that the accuracy of the prediction increased as a function of the size (duration) of the input window. This was shown previously for hand trajectories [13].

Third, they used the activity of up to 50 simultaneously recorded but unidentified neurons in the M1 hand area as inputs, whereas we used few (up to 5) but identified CM cells. We showed that the accuracy of the prediction increased as a function of the number of simultaneously recorded CM cells acting as inputs. Such an increase in performance has been shown previously for unidentified cells in the case of classifying digit movements [8,11], as well as in decoding of the arm trajectory [5, 14].

We also predicted EMG activity. Although EMG is an inherently more noisy signal than position, prediction accuracy reached up to 60%, for windows of ≥ 200 ms and multiple CM cells. Slightly higher levels of accuracy (70-75%), but based on many more and unidentified cells, have been obtained previously for EMGs during arm movements [7]. Furthermore, we show a trend for improved accuracy if the prediction is based on CM cells that facilitate the target muscle EMG.

Finally, the TDMLP-based prediction of finger position was used to replicate the recorded movement with a robotic digit. Our robot differs from those of other BMI applications. We used a robot finger actuated by artificial muscles in an antagonist actuation scheme. Three properties make this robot biologically more plausible than conventional robots: i) one can establish a correspondence between a particular anatomical muscle and its artificial counterpart in the robot. ii) The dynamic control -future work in this project - needs a model of the actuators. It has been demonstrated that actuators of this type are biologically highly plausible [15]. iii) Finally, an analogy between the EMG signal and the pressurized air used to contract the artificial muscle looks promising. The observed performance difference between estimated and realized robot movement are most likely due to non-resolved compatibility issues in the inverse kinematics model as well as in the PID controller.

In conclusion, decoding of spike trains from simultaneously recorded CM cells in M1 allows for an off-line reproduction of a digit movement during precision grip.

Acknowledgements

This study was in part funded through a grant by the 'Fondation pour la Recherche Médicale' (FRM), France. DBC20080713368.

References

- [1] W. Wu, M. J. Black, Y. Gao, E. Bienenstock, M. Serruya, A. Shaikhouni, and J. P. Donoghue. Neural decoding of cursor motion using a Kalman filter. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2003, 15:133–140.
- [2] Mijail D. Serruya, Nicholas G. Hatsopoulos, Liam Paninski, Matthew R. Fellows, and John P. Donoghue. Brain-machine interface: Instant neural control of a movement signal. *Nature*, March 2002, 416(6877):141–142.
- [3] S. Ouanazar, S. Eskiizmirliler, and M. A. Maier. A BMI application for the control of a robotic digit. *Proceedings of the Neurocomp 2009*, Bordeaux, France.
- [4] M. Velliste, S. Perel, M. C. Spalding, A. S. Whitford & A. B. Schwartz. Cortical control of a prosthetic arm for self-feeding, *Nature*, 2008, 453, 1098-1101.
- [5] J. M. Carmena, M. A. Lebedev, R. E. Crist, J. E. O'Doherty, D. M. Santucci, D. F. Dimitrov, P. G. Patil, C. S. Henriquez, M. A. Nicolelis. Learning to control a brain-machine interface for reaching and grasping by primates. *PLoS Biol.* 2005 Dec;3(12):e426.
- [6] D. M. Taylor, S. H. I. Tillery, and A. B. Schwartz. Direct cortical control of 3d neuroprosthetic devices. *Science*, June 2002, 296(5574):1829–1832.
- [7] A. P. Georgopoulos, G. Pellizzer, A. V. Poliakov, M. H. Schieber. Neural coding of finger and wrist movements. *J Comput Neurosci*, 1999; 6: 279–288.
- [8] V. Aggarwal, S. Acharya, F. Tenore, H. C. Shin, R. Etienne-Cummings, M. H. Schieber, N. V. Thakor. Asynchronous decoding of dexterous finger movements using M1 neurons. *IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng.* 2008 Aug;16(4):421.
- [9] S. Acharya, F. Tenore, V. Aggarwal, R. Etienne-Cummings, M.H. Schieber, N.V. Thakor. Decoding individuated finger movements using volume-constrained neuronal ensembles in the M1 hand area. *IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng.* 2008 Feb;16(1):15-23.
- [10] V. Aggarwal, F. Tenore, S. Acharya, M.H. Schieber, N.V. Thakor. Cortical decoding of individual finger and wrist kinematics for an upper-limb neuroprosthesis. *Conf Proc IEEE Eng Med Biol Soc.* 2009;2009:4535-8.
- [11] H.C. Shin, V. Aggarwal, S. Acharya, M.H. Schieber, N.V. Thakor. Neural decoding of finger movements using Skellam-based maximum-likelihood decoding. *IEEE Trans Biomed Eng.* 2010 Mar;57(3):754-60.
- [12] M. A. Maier, M. C. Hepp-Reymond and R. N. Lemon. Contribution of the monkey corticomotoneuronal system to the control of force in precision grip. *J Neurophysiol*, 1993 Mar;69(3):772-85.
- [13] L. Paninski, S. Shoham, M. R. Fellows, N. G. Hatsopoulos, J. P. Donoghue. Superlinear population encoding of dynamic hand trajectory in primary motor cortex. *J Neurosci*, 2004 Sep 29;24(39):8551-61.
- [14] J. C. Sanchez, D. Erdogmus, Y. N. Rao, S. P. Kim, M. A. Nicolelis. Interpreting neural activity through linear and nonlinear models for brain machine interfaces. *Proc. 25th IEEE of Eng. Med. Biol. Soc.*, 2003, vol3 2160–2163
- [15] B. Tondu and P. Lopez. The McKibben muscle and its use in actuating robot-arms showing similarities with human arm behavior, *Industrial Robot*, 1997, Vol:24, No:6, pp:432-439.