



Approche neuro-robotique pour le contrôle des systèmes anthropomorphiques

Minh Tuan Tran

► To cite this version:

Minh Tuan Tran. Approche neuro-robotique pour le contrôle des systèmes anthropomorphiques. Automatique / Robotique. Université Paul Sabatier - Toulouse III, 2009. Français. NNT: . tel-00446797

HAL Id: tel-00446797

<https://theses.hal.science/tel-00446797>

Submitted on 13 Jan 2010

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.

UNIVERSITÉ TOULOUSE III - PAUL SABATIER
ÉCOLE DOCTORALE SYSTÈMES

THÈSE

en vue de l'obtention du

Doctorat de l'université de Toulouse
délivré par l'université Toulouse III - Paul Sabatier

Spécialité: Systèmes Informatiques

présentée et soutenue publiquement le 26 Novembre 2009

Approche neuro-robotique pour la commande de gestes d'atteinte sur les robots humanoïdes

Minh Tuan TRAN

préparée au Laboratoire d'Analyse et d'Architecture des Systèmes
sous la direction de M. Philippe SOUERES et M. Michel TAIX

Jury

M. Philippe FRAISSE	Rapporteur
M. Thierry POZZO	Rapporteur
M. Michel COURDESSES	Examineur
M. Philippe SOUERES	Directeur de thèse
M. Michel TAIX	Co-directeur de thèse
M. Emmanuel GUIGON	Membre invité
M. Jean-Yves FOURQUET	Membre invité

Résumé

Cette thèse présente une approche neuro-robotique du contrôle du mouvement d'atteinte pour des systèmes anthropomorphes tels que les robots humanoïdes. L'objectif de cette étude est double. D'une part, elle présente un état de l'art des modèles de commande existant en neurosciences du mouvement et décrit un ensemble de principes de contrôle moteur pouvant être utilisés pour la commande des robots humanoïdes. D'autre part, elle propose une utilisation de formalismes issus de la robotique pour la modélisation des processus de transformations sensori-moteurs nécessaires à l'exécution d'un mouvement volontaire. En particulier, il est mis en évidence que le formalisme de la commande référencée capteur et les modèles cinématiques et dynamiques des chaînes articulées, qui jouent un rôle essentiel pour la modélisation du problème de commande du mouvement en robotique, peuvent apporter des éléments clés pour répondre à des questions ouvertes en neurosciences.

Sur le premier aspect du travail, nous avons développé une méthode de contrôle, basée sur un modèle d'optimisation du mouvement proposé en neurosciences, que nous avons ensuite appliquée à la commande des mouvements d'atteinte du robot HRP2. Les mouvements produits par cette méthode paraissent très ressemblants aux mouvements observés chez l'homme et présentent les caractéristiques principales des mouvements humains, à savoir : trajectoire quasi-rectiligne de la main avec profil de vitesse en forme de cloche. Nous avons également développé une autre méthode de contrôle inspirée de la théorie des primitives motrices en neurosciences. Cette méthode permet de simplifier la complexité du problème de commande en produisant rapidement des mouvements réalistes du robot à partir d'un ensemble de mouvements de référence. Ces différents résultats montrent que les théories du contrôle moteur humain peuvent être utilisées avec succès pour élaborer des méthodes de contrôle du mouvement d'atteinte des robots humanoïdes.

Sur le deuxième aspect du travail, nous avons développé un modèle de coordination main-oeil pour tester et comparer des mouvements produits à partir d'un référentiel oculo-centré et d'un référentiel corps-centré. Ce modèle, qui repose sur des contrôleurs biologiquement inspirés de l'oeil et du bras, en boucle fermée sur les informations sensorielles, permet de commander simultanément le mouvement de la main vers la cible mobile et la direction du regard vers la cible. En comparant les trajectoires obtenues avec ce modèle en utilisant tour à tour le référentiel du corps et de l'oeil, nous montrons que les mouvements produits à partir du référentiel

oculo-centré sont plus robustes par rapport aux erreurs de perception. Alors que la question de l'identification du référentiel utilisé par le cerveau pour le codage du mouvement fait l'objet d'un débat controversé en neurosciences, ce résultat apporte des arguments de nature computationnelle en faveur d'un codage oculo-centré du mouvement d'atteinte visuellement guidé.

Mots-clés : *contrôle moteur humain, mouvement d'atteinte, corps-centré contre oculo-centré, primitive motrice, robot humanoïde, neuro-robotique*

Abstract

This thesis presents a neuro-robotics approach to the control of reaching motion in anthropomorphic systems such as humanoid robots. The objective of this study is twofold. First, it presents the state of the art of existing control models in movement neuroscience and describes a set of motor control principles which can be used for the control of humanoid robots. Second, it proposes the usage of formalisms in robotics for the modeling of the necessary sensorimotor transformation process for the execution of voluntary movement. Particularly, it shows that visual-based formalism with kinematic and dynamic models of articulated chains, which play an essential role in the modeling of the motion control problem in robotics, can provide some key elements to answer open questions in neuroscience.

In the first aspect of the work, we developed a control method, based on a movement optimization model proposed in neuroscience, then applied it to the control of reaching movements of the robot HRP2. The movements produced by this method seem very similar to the movements observed in humans and present major features of human movements : quasi-straight hand trajectory with bell-shaped velocity. We also developed another control method inspired from the theory of motor primitives in neuroscience. This method allows to simplify the complexity of the control problem by producing rapidly realistic movements of the robot from a set of reference movements. These results show that the theories on human motor control can be used successfully to elaborate control methods of reaching movements on humanoid robots.

In the second aspect of the work, we developed a eye-hand coordination model to test and compare movements generated from the eye-centered and the body-centered reference frame. This model, which is based on biologically-inspired controllers for hand and eye, in closed-loop with sensory information, allows to simultaneously control the movement of the hand toward a moving target and the movement of the eye toward the target. By comparing the trajectories generated by this model in the eye-centered and body-centered frame, we show that the movements made in eye-centered frame are more robust to perception errors. While the issue of identification of the reference frame used by the brain for encoding the movement is the subject of a controversial debate in neuroscience, this result provides computational arguments supporting an eye-centered coding of visually guided reaching movements.

Keywords : *human motor control, reaching motion, body-centered vs eye-centered, motion primitive, humanoid robot, neuro-robotics*

Remerciements

Je ne sais pas comment commencer cette toute première page, que j'ai écrite tout à la fin de la rédaction de la thèse... En ce moment, il me revient les images des premiers jours d'octobre 2006... où Michel venait me chercher à l'aéroport Blagnac, pour une « mission possible » durant trois ans... Je revois Philippe, Jean-Paul le premier jour puis Alireza, Mathieu, Oussama, Moky, dont je fis la connaissance les jours suivants...

Et puis l'histoire a commencé...

- trois ans de recherche sur un domaine interdisciplinaire très intéressant
- trois ans de travail avec passion qui ne manquèrent pas de moments d'irritation et de joie
- trois ans entouré par des amis internationaux très sympas, super drôles et surtout sincères
- et aussi trois ans de grande nostalgie (mais je n'ai pas pleuré comme la dernière fois :-))

Et puis l'histoire s'est terminée... avec une bonne fin.

Pour cette bonne fin, je souhaiterais remercier plusieurs personnes :

Tout d'abord, je tiens à exprimer toute ma reconnaissance à mes directeurs de thèse, Philippe Souères et Michel Taïx, qui m'ont encadré pendant trois ans avec beaucoup d'enthousiasme et de sympathie, qui m'ont toujours laissé libre dans mes réflexions et respecté mes idées. Leur œil critique m'a été également très précieux pour structurer mon travail et pour améliorer la qualité de mes résultats. C'est grâce à eux que j'ai compris non seulement le métier de chercheur mais aussi le côté humain dans la direction de la recherche.

Ensuite, je tiens à exprimer ma gratitude à Jean-Paul Laumond, responsable du groupe Gepetto, qui m'a souvent soutenu d'une manière ou d'une autre pendant toute la durée de ma thèse. Il est un excellent directeur et un exemple dont j'ai encore à apprendre.

Ensuite, je voudrais remercier Emmanuel Guigon, chercheur à l'université Paris 6, qui a été très ouvert dans la collaboration et m'a beaucoup aidé dès le début de mon travail sur le développement d'un modèle d'optimisation. Je suis très heureux d'entendre que la méthode d'optimisation que j'ai trouvée lui a servi pour ses recherches. Je remercie également Benoît Girard, chercheur au Collège de France, avec qui nous avons réalisé un travail très marquant concernant un débat controversé en neurosciences.

Ensuite, je remercie sincèrement les membres du jury de ma soutenance : Philippe Fraisse, Thierry Pozzo, rapporteurs, Michel Courdesses, président, Jean-Yves Fourquet, membre invité, pour avoir fait des remarques et commentaires très pertinents et intéressants sur mon travail.

Côté collectif, je remercie tous les membres du groupe Gepetto, RIA ainsi que la communauté vietnamienne à Toulouse pour leur amitié et sympathie. C'est avec eux que j'ai vécu trois ans inoubliables, avec plein d'humour et de souvenirs. Je suis très content d'avoir découvert la culture et les gens venant de différents pays : Ali (un clown sympa), Anh (un compatriote qui picole pas trop), Brice (j'adore sa barbe), David (un cuisinier de haut niveau), Manish (un indien très enthousiaste), Moky (un hockeyman pro), Mathieu (un humoriste-danseur-fêtard), Francisco (un ami « buveur »), Oussama (un vieux sincère, un vrai spécialiste de robotique), Sébastien (un parisien intelligent et amical)...

Le chemin des études étant maintenant terminé, je remercie les écoles supérieures où j'ai été formé : Université de Thanglong, Institut de la Francophonie pour l'Informatique.

Enfin, merci à ma famille d'avoir supporté mon absence pendant des mois consécutifs. Cette thèse est entièrement dédiée à notre fille, Ong (une abeille).

« Last but not least », merci à Moi-même d'avoir eu suffisamment de courage pour aller jusqu'au bout de la thèse. Oui, Moi-même, c'est quelqu'un que je vais devoir mieux connaître dans mes projets de recherches à venir...

Financements

Ce travail de thèse a été partiellement supporté par le projet Zeuxis subventionné par la fondation EADS et par le projet ROMA financé par le CNRS dans le cadre du programme interdisciplinaire NeuroInformatique.

Table des matières

1	Introduction	1
1.1	La robotique humanoïde	1
1.1.1	Des robots à l'image de l'homme	1
1.1.2	Une science interdisciplinaire	6
1.2	Résumé de la thèse et description des contributions	12
2	Fondements du contrôle moteur humain	17
2.1	Neurophysiologie du contrôle moteur	17
2.1.1	Le système nerveux	18
2.1.2	Le système musculo-squelettique	19
2.1.3	Retours sensoriels	22
2.2	Contrôle moteur computationnel	23
2.2.1	Problème de Bernstein	23
2.2.2	Les théories du contrôle moteur	24
3	Commande du geste d'atteinte du robot	33
3.1	Principes du contrôle moteur fondés sur le modèle de Guigon	34
3.1.1	Principe de séparation	34
3.1.2	Principe du contrôle optimal en boucle fermée	35
3.1.3	Principe d'efficacité maximale	35
3.1.4	Principe d'effort constant	36
3.2	Application au geste d'atteinte sur le robot humanoïde HRP2	36
3.2.1	Modélisation du problème	37
3.2.2	Optimisation	41
3.3	Simulations et Résultats	43
3.3.1	Paramètres de simulation	43
3.3.2	Trajectoires nominales	44
3.3.3	Extension au torse	50
3.3.4	Prise en compte du regard	51
3.4	Conclusion	54

4	Coordination main-œil pour le mouvement d'atteinte	59
4.1	Le débat controversé du référentiel du mouvement	59
4.2	Schémas de contrôle	63
4.2.1	Contrôleur de l'œil	65
4.2.2	Contrôleur du bras	67
4.3	Algorithmes de contrôle	72
4.4	Simulations et Résultats	72
4.4.1	Trajectoires dans la référence corps-centrée et oculo-centrée	74
4.4.2	Effet du biais et du délai sensoriel	75
4.4.3	Application à l'atteinte d'une cible mobile avec le robot HRP2	77
4.5	Conclusion	80
5	Paradigme de contrôle basé sur des primitives motrices	83
5.1	Primitives de contrôle du mouvement	83
5.1.1	Résultats biologiques	83
5.1.2	Application en robotique	85
5.2	Génération de bases de données de mouvements	88
5.2.1	Mouvements simulés	89
5.2.2	Mouvements capturés	90
5.3	Extraction des primitives	93
5.3.1	Les méthodes d'extraction de primitives	94
5.3.2	Approches retenues	96
5.4	Généralisation	107
5.4.1	Discussion sur le choix de la méthode	108
5.4.2	Méthode de contrainte dans l'espace Cartésien	111
5.4.3	Résultats	113
5.5	Conclusion	114
6	Conclusion	119
6.1	Conclusion	119
6.2	Perspectives	120

1

Introduction

1.1 La robotique humanoïde

1.1.1 Des robots à l'image de l'homme

L'humanité a depuis toujours été fascinée par les automates (du mot grec “automatos” signifiant agir de soi-même). Dès le second siècle avant J.C., le mathématicien et ingénieur Heron d'Alexandrie avait construit des statues et petits animaux mécaniques qui étaient animés par l'eau, l'air et la pression de la vapeur. Au dix-huitième siècle, des poupées mécaniques plus élaborées ont été conçues, capables d'écrire des phrases courtes, de jouer d'un instrument de musique, ou de réaliser d'autres actions simples. Aujourd'hui, les robots ne sont plus de simples curiosités, mais sont devenus un pilier indispensable de l'industrie mondiale. Des millions de robots effectuent chaque jour, des tâches complexes de nature différente dans des usines et même à domicile (e.g., tondeuse à gazon, robot aspirateur, etc.).

Dès le tout début, l'imagination de l'homme s'est étendue, au delà de l'automatisation de machines, à la possibilité de créer une entité ayant sa propre morphologie et ses capacités. Dans la mythologie grecque, le géant de bronze Talos, créé et animé par Dédale était destiné à garder l'île de Thera. Selon la légende juive, certains grands rabbins auraient utilisé leur capacité de programmation pour instiller la vie dans des effigies ou golems, créant des automates à l'image de l'homme, aptes à accomplir les tâches dictées par leur maître. Même dans les mythes, l'homme a reconnu l'unicité de son intelligence et la difficulté à la reproduire. La légende a admis que, même si le golem peut effectuer des tâches simples, en réponse à un

ordre, il ne possède pas le *ruah* : le souffle de vie accordé à Adam lors de sa création. Ces mythes constituent un contexte intéressant pour s'interroger sur le passé, le présent et l'avenir de la robotique humanoïde et soulèvent certaines questions difficiles. L'intelligence de l'homme est-elle plus élaborée que ce que n'importe quel système artificiel pourra coder ? Comment devons-nous représenter nos connaissances pour les transmettre à des systèmes artificiels ? Que pouvons nous espérer des robots humanoïdes les plus avancés ?

Le Japon est incontestablement le pays de la robotique humanoïde. L'initiation de projets de recherche pilotés par le Professeur Kato dans le milieu des années 1960 à l'université de Waseda, a joué un rôle fondamental dans l'élaboration des robots humanoïdes. La série des robots bipèdes WL, constitués de deux jambes reliées par un bassin mécanique sans réel tronc, initiée en 1967, a été le support d'un savoir faire et d'une technologie de plus en plus avancée durant près de quarante ans. Alors que les premiers prototypes WL-1 savaient juste exécuter quelques pas, le WL-3 était déjà capable de s'asseoir et de se relever à l'aide d'actionneurs hydrauliques. Durant les années 80, les progrès se sont poursuivis notamment sur le plan de la mécanique et de la commande. Le WL-9 fut le premier robot bipède à réellement imiter la marche humaine. L'utilisation de matériaux plus légers et l'ajout de Degrés De Liberté (DDL) ont permis d'accroître les capacités de déplacement. Le WL-10 était ainsi capable de se déplacer en avant, en arrière et également latéralement. Le WL-12 a été le premier à monter et descendre des escaliers et réaliser l'évitement d'obstacles de façon autonome. Sur ces prototypes, l'utilisation de méthodes adaptatives avancées a permis d'accroître considérablement la stabilité de la marche. La technologie dédiée à cette série de robot a atteint un sommet avec le WL-16R, dont les jambes sont constituées d'une paire de plates-formes parallèles. Une application de ce dernier prototype a été l'élaboration d'un *siège à pattes* capable de monter et descendre des escaliers.

Sur la base de l'expérience acquise avec la conception de la famille WL, l'université de Waseda a ensuite donné naissance au premier véritable robot humanoïde, le *WABOT-1* (de WAseda roBOT) au début des années 1970. Ce robot, capable de saisir et de manipuler des objets avec ses mains était entre autre muni de capteurs tactiles. Un second prototype, le WASUBOT (WAseda SUMitomo roBOT), développé en collaboration avec Sumitomo Electric Industry Ltd. était capable de lire une partition et de jouer de la musique sur un clavier de piano.

En 1985, l'Université Waseda a initié une nouvelle série de robots humanoïdes appelée WABIAN (WAseda BIped humANoid), encore en développement aujourd'hui. L'objectif était de concevoir un système capable d'interagir avec l'homme. Le premier prototype disposait d'un ordinateur embarqué mais sa source d'énergie était externe. Ce robot était capable de marcher en avant et en arrière, mais également de réaliser des mouvements plus complexes et de manipuler des objets. Les modèles suivants de la série ont donné lieu à une succession d'améliorations sur la structure mécanique, la puissance, ainsi que la stabilité. Actuellement, le robot WABIAN-2 utilise des matériaux très performants et une technologie de pointe qui en

font l'une des plates-formes humanoïdes les plus avancées. La structure mécanique originale de ce robot lui permet de réaliser des mouvements plus réalistes. En particulier, il dispose de deux DDL en rotation au niveau du bassin et peut marcher avec les jambes en extension complète.

A côté des laboratoires académiques, le développement des robots humanoïdes a rapidement intéressé des industriels japonais. Le constructeur Honda s'est lancé dans la course dès le milieu des années 80. Durant les premières années, Honda a développé plusieurs modèles de robots bipèdes, uniquement pourvus de deux jambes et d'un bassin mobile, à l'instar des prototypes WL de l'université de Waseda. Le premier prototype, E0, utilisait une marche statique consistant à déplacer complètement le centre de pression sous le pied de support à venir, avant d'effectuer le pas. Les trois prototypes suivants, E1 à E3 construits entre 1987 et 1991 ont été pourvus d'un système de marche plus dynamique consistant à placer le robot en limite de déséquilibre dans le sens de la marche puis à diriger le pied de sorte à recevoir le poids du corps à venir. Le développement des trois modèles suivants, E4 à E6, a ensuite été axé sur la stabilisation de la marche et l'aptitude à monter des marches. Ces trois derniers prototypes pouvaient ainsi exécuter une marche plus sûre et également plus rapide.

C'est sur la base de cette expérience solide que Honda s'est ensuite lancé dans la conception de robots humanoïdes complets. Le premier prototype, P1, présenté au public en 1993, a été construit à partir d'une plate-forme bipède de type E6. Ce robot, capable de marcher à vitesse réduite, mesurait 1,91m pour un poids de 175kg. Il était capable de réaliser quelques tâches de manipulation simples allant de la commutation d'un interrupteur au transport de charges en coordonnant ses jambes et la partie haute de son corps. Ses successeurs, les robots P2 et P3, apparurent respectivement en 1996 et 1997. Ces plates-formes, dont le design a été progressivement affiné jusqu'à approcher les mensurations humaines, ont bénéficié d'une technologie plus avancée qui a permis d'accroître leur capacité de locomotion et de manipulation.

Le robot humanoïde ASIMO (Advanced Step In innovative MObility), dont la première version a été présentée en 2000, constitue l'aboutissement de vingt années de recherche des ingénieurs du groupe Honda. Il constituait à cette date le robot humanoïde le plus performant. Avec sa taille de 1,30m pour 54kg, ce robot est capable de courir, marcher sur des sols non lisses, monter et descendre des marches et réaliser tout un ensemble de tâches de manipulation et de saisie. Dans sa dernière version, apparue en 2005, le robot Asimo doté de 34 DDL est capable de changer de direction durant la course de manière souple.

Le laboratoire *Jouhou System Kougaku* de l'université de Tokyo a aussi joué un rôle important dans la conception des robots humanoïdes en collaboration avec la division *Aircraft and Mechanical Systems* de *Kawada Industries*. La ligne de recherche de ce projet appelée *Remote Brain Robotics* consistait à placer le calculateur à l'extérieur du robot et à utiliser un système de communication sans fil, de sorte à ne pas être limité en puissance par des critères d'embarquabilité. Les prototypes H5, H6 et H7 ont été élaborés selon ce concept. Le premier

modèle, H5, élaboré en 1999 mesurait 1,27m pour 33kg et présentait 30 DDL. Ses successeurs H6 et H7, un peu plus grands et plus lourds, ont été dotés d'un système de vision performant leur permettant de naviguer de manière autonome en milieu encombré.

De 1998 à 2002, le METI (Ministère japonais de l'économie, du commerce et de l'industrie) a mené un grand projet nommé *HRP* (Humanoid Robotics Project) dirigé par le professeur Inoue de l'université de Tokyo. Ce projet avait pour but de mettre en place les technologies fondamentales de la robotique humanoïde et d'en explorer les applications. Sur la base d'une collaboration entre l'AIST (Japanese National Institute of Advanced Industrial Science and Technology) et le groupe Kawada Industries, plusieurs robots humanoïdes ont été développés dans le cadre de ce projet, puis à sa suite. Le tout premier prototype HRP-1 a été développé sur la base d'une plate-forme P3 conçue par Honda, aménagée par les chercheurs de l'AIST. Le robot HRP2 a ensuite été construit par Kawada industries en collaboration avec l'AIST. Il a une taille de 1,54m pour 54kg et possède 30 DDL. Un seul des quatorze exemplaires de ce robot est présent en Europe, au LAAS-CNRS et constitue une plate-forme ouverte pour la communauté robotique française. Cet échange franco-japonais a été initié dans le cadre du laboratoire JRL, il se poursuit aujourd'hui dans le cadre d'un laboratoire associé AIST-CNRS. Le robot HRP2 est la plate-forme humanoïde que nous avons considéré dans le cadre de cette thèse, nous reviendrons plus en détail sur sa présentation dans les chapitres suivants. Notons que la morphologie de ce robot, voisine de celle de l'homme, en fait une plate-forme idéale pour étudier et tester des modèles de contrôle moteur biologiquement inspirés. Deux autres prototypes ont ensuite été développés par l'entreprise Kawada, toujours en lien fort avec l'AIST. Le premier, HRP3, est une version voisine de HRP2 qui a la propriété d'être étanche et peut donc être utilisé en extérieur. La plateforme HRP4 dévoilée en 2008 constitue une révolution dans le domaine puisqu'elle a l'apparence très réaliste d'une jeune fille. Son corps est recouvert d'une peau artificielle et son visage richement actionné peut exprimer des émotions. La structure mécanique très élaborée de cette plate-forme permet l'exécution d'une marche plus réaliste, et de mouvements plus ressemblants qui renforcent son aspect anthropomorphe.

Depuis 2004, un autre industriel japonais, le constructeur Toyota, s'est également lancé dans l'élaboration de robots avec le projet *Partner Robots* principalement destiné à l'aide aux personnes âgées, à l'assistance à la personne et au loisir. Le robot humanoïde Partner de Toyota mesure 1,20m pour 35kg. Il est capable de réaliser toute une variété de tâches de manipulation et de locomotion. En particulier, ce robot est capable de jouer de la trompette à la manière des humains.

Bien que le Japon ait été le berceau de la robotique humanoïde et soit encore nettement aujourd'hui le pays le plus avancé dans ce domaine, de nombreux autres projets de recherche ont vu le jour ces dernières années un peu partout dans le monde.

Cette recherche est en particulier très active chez le pays voisin, la Corée du sud. Le KAIST (Korean Advanced Institute of Science and Technology) est en effet très présent dans

ce domaine depuis 2002 avec le lancement du projet KHR (KAIST Humanoid Robot Platform). Faisant suite aux deux premiers prototypes KHR-1 et KHR-2, le robot KHR-3 connu sous le nom de *Hubo* est une plate-forme très performante de 1,25m pour 56kg qui possède 41 DDL. Ses deux mains munie chacune de quatre doigts lui confèrent de bonnes capacités de manipulation. La technologie de ce robot a été récemment achetée par les Etats-Unis qui ont conclu un projet d'envergure avec le KAIST pour développer d'ici cinq ans un robot humanoïde américain.

Il est à noter que plusieurs projets dans ce domaine existent aux Etats-Unis depuis le milieu des années 90, notamment au MIT (Massachusetts Institute of Technology) avec le design des robots bipèdes tels que Spring Turkey, M2 et Troody. Sur le plan théorique, il faut également noter les contributions importantes de l'université de Stanford sur le plan de la modélisation et de la commande des robots humanoïdes et de CMU sur la planification de mouvements contraints.

En Europe, la recherche est aujourd'hui très active dans plusieurs laboratoires, bien qu'elle ait démarré encore plus tardivement. Plusieurs laboratoires ont déjà développé leur propre plate-forme. L'un des projets les plus avancés est celui du robot Johnnie de l'université technique de Munich en Allemagne. Ce robot possède 17 DDL actionnés et mesure 1,80m pour 49 kg. Il est capable de se déplacer sur sol non plat et même de faire un début de mouvement de course. A Gènes, l'Institut Italien de Technologie développe le robot iCub, principalement destiné à la robotique cognitive et l'interaction Homme Robot. En Espagne, l'Université Carlos III de Madrid développe les robots de la famille Rh. Le dernier prototype Rh-1 mesure 1,20m pour 52kg et est entièrement recouvert d'une coque. En France, l'un des premiers projets a été le projet Bip de l'INRIA destiné à la modélisation et la commande de la marche bipède. Il a été suivi du projet Rabbit de L'IRCCYN (Institut de Recherche en Communication et en Cybernétique de Nantes). Actuellement, le LIRRM (Laboratoire l'Informatique de Robotique de Montpellier) développe le robot bipède Sherpa qui est une plate-forme destinée au transport de charge dont la structure s'inspire de modèles biologiques. De son côté, le LISV (Laboratoire d'Ingénierie des Systèmes de Versailles) développe la structure bipède Robian.

Plusieurs laboratoires Européens sont également impliqués dans la recherche sur les robots humanoïdes en ayant fait le choix de se consacrer au développement de résultats théoriques et des algorithmes sur des plates-formes existantes. En France, c'est par l'exemple le cas du LAAS-CNRS avec le robot HRP2 que nous avons décrit plus haut, du LIRRM avec le petit humanoïde Hoap-3 et de plusieurs laboratoires tels que l'ISIR (Institut des Systèmes Intelligents et de Robotique) de l'université Paris 6 ou le RLC (Robot Cognition Laboratory) de l'université de Lyon qui développe des algorithmes de robotique cognitive sur le robot iCub. A l'EPFL (Ecole Polytechnique Fédérale de Lausanne) en Suisse, des robots de type Hoap-2 et Hoap-3 ont été utilisés pour le développement d'algorithmes d'apprentissage inspirés du vivant.

Enfin il est important de noter qu'un industriel français, le groupe Aldebaran, s'est lancé

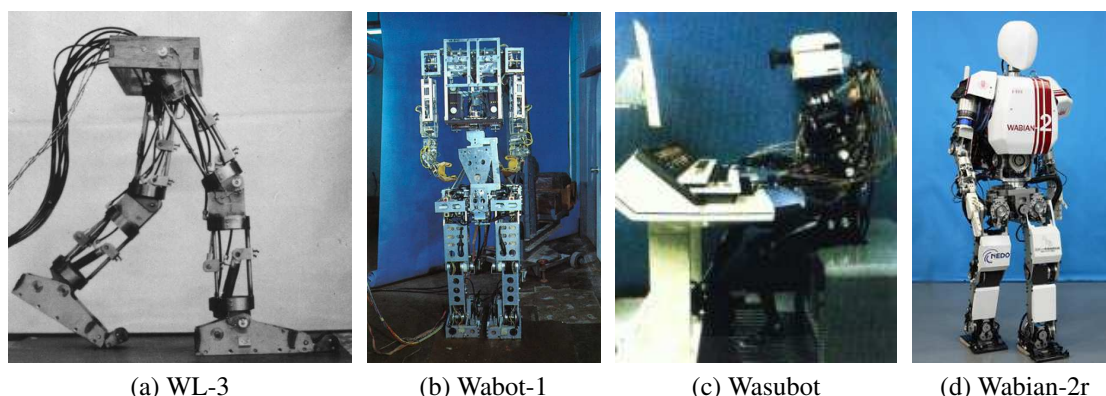


FIG. 1.1: Les premiers robots conçus par l'université Waseda.

depuis plusieurs années dans l'élaboration de robots humanoïdes. Le premier prototype *Nao*, haut de 60cm et pesant moins de 5kg, commence petit à petit à être présent dans des laboratoires de recherche, dans les écoles, et même chez des particuliers passionnés de robotique. Beaucoup plus ambitieux, le projet *Romeo*, impliquant l'industriel aux côtés de plusieurs startups et de laboratoires de recherche français, a été lancé au début de l'année 2009. L'objectif de ce projet est de construire le premier véritable robot humanoïde français, dont la morphologie sera proche de celle de l'homme avec une structure mécanique poussée et un système d'actionneurs très novateur.

A l'initiative des responsables du laboratoire franco-japonais, JRL, un colloque international réunissant un grand nombre de responsables de projets de développement de robots humanoïdes a été organisé au LAAS-CNRS, à Toulouse, en septembre 2008, quelques jours après la conférence IROS qui se tenait à Nice. Cette manifestation, à laquelle j'ai eu la chance d'assister durant ma thèse, a clairement fait apparaître l'engouement mondial actuel pour la réalisation de ce très vieux rêve : “construire un système artificiel autonome à l'image de l'homme”.

1.1.2 Une science interdisciplinaire

A cause des compétences différentes qu'elle requiert, la robotique s'inscrit au carrefour de plusieurs disciplines telles que, les mathématiques, la mécanique, l'informatique, l'électronique, et le traitement du signal. Avec l'objectif de concevoir des systèmes anthropomorphes dont les capacités approchent celles de l'homme, la robotique humanoïde a considérablement ouvert ce champ interdisciplinaire. Au delà des mathématiques et des sciences de l'ingénieur, les sciences du vivant et les sciences humaines intéressent de plus en plus le roboticien et suscitent sa créativité. Dans une grande variété de projets, la perception, le traitement de l'information

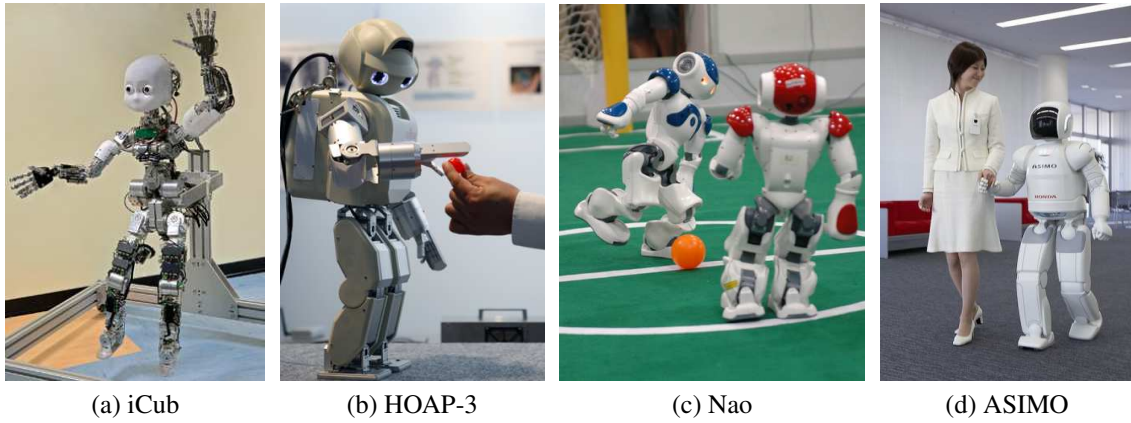


FIG. 1.2: Robots de petite ou moyenne taille.

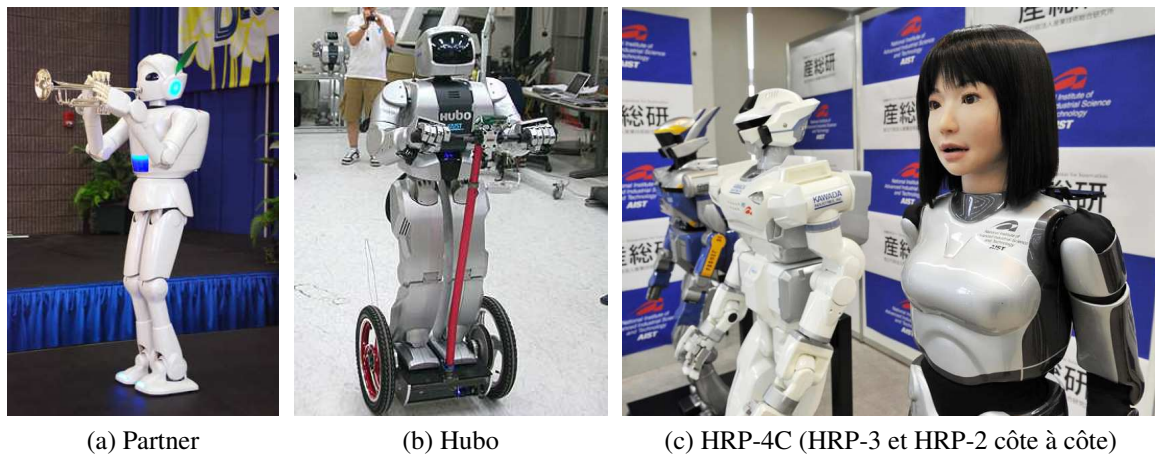


FIG. 1.3: Robots de moyenne ou grande taille.

et l'action sont abordés avec un souci d'anthropomorphie afin d'imiter certains aspects des dimensions physique, cognitive et sociale de l'homme. La robotique humanoïde réunit ainsi ingénieurs, informaticiens, physiciens, biologistes, neuroscientifiques, psychologues, philosophes, linguistes et même des artistes qui contribuent chacun à développer des aspects différents. Certains projets sont focalisés sur la forme et le fonctionnement mécanique du corps humanoïde. D'autres s'intéressent au développement de logiciels pour la commande du mouvement. Un grand nombre de projets s'intéressent à la cognition et utilisent des robots humanoïdes pour mettre en oeuvre des modèles issus des sciences humaines ou des sciences du vivant ou pour contribuer à la modélisation. D'autres projets sont plus concernés par le développement de produits présentant un intérêt plus direct sur le plan commercial, dans le service ou le divertissement.

La robotique humanoïde n'est pas une tentative de recréer l'homme. Le but n'est pas de créer des machines qui peuvent être utilisés de façon interchangeable avec des êtres humains. Au contraire, l'objectif est de créer un nouveau type d'outil, fondamentalement différent de tout ce que nous avons vu, conçu pour travailler avec les humains, ainsi que pour eux. Les humanoïdes vont interagir socialement avec les gens dans leur propre environnement. Nous connaissons déjà des robots capables de faire des travaux spécialisés fastidieux et répétitifs dans des environnements dédiés. Au lieu de cela, les humanoïdes seront conçus pour agir en toute sécurité aux côtés de l'homme, étendant nos capacités à une large variété de tâches et d'environnements. La robotique humanoïde offre également un outil de recherche unique pour comprendre le fonctionnement du cerveau et du corps humain. En utilisant ce type de plateforme, les chercheurs peuvent valider ou invalider certaines parties de leurs théories et les mettre en oeuvre à différents niveaux. L'avancée de cette connaissance nous conduira peut-être demain à aborder certaines des questions plus ontologiques telles que la conscience ou la volonté qui ont suscité des siècles de controverse.

D'une manière générale, la question de l'autonomie d'un robot repose sur trois points connus des roboticiens : La perception, la commande et la décision. Dans le cas des robots humanoïdes, ces différents points posent un ensemble de questions spécifiques difficiles.

- *La perception* : A cause de la structure anthropomorphe, certains capteurs fréquemment utilisés en robotique mobile, tels que télémètres laser ou capteurs ultrasoniques, apparaissent mal appropriés pour les robots humanoïde. Parmi les capteurs extéroceptifs qui permettent de localiser le robot et reconstruire son environnement, la vision et l'audition sont essentielles. Toutefois, la structure verticale du robot étant naturellement instable, de fortes oscillations résiduelles peuvent se retrouver au niveau de la tête durant la marche. Pour cela, il apparaît nécessaire d'utiliser l'information de verticale et les mesures de vitesse angulaire et d'accélération délivrées par une centrale inertielle embarquée pour stabiliser la tête et le regard. Différents types de capteurs de vision spécifiques sont proposés dans la communauté. Les projets les plus avancés développent des capteurs de stéréo-vision sur la base de systèmes binoculaires mobiles,

capables de vergence et de saccades rapides, par analogie avec le système visuel humain. La perception sonore est également un domaine très actif bien que les techniques soient encore peu performantes. Ici encore, la structure anthropomorphe du robot impose la mise en oeuvre de méthodes binaurales, pourtant moins précises que les techniques d'antennerie qui utilisent des capteurs intégrant un plus grand nombre de microphones mais ne pouvant pas être miniaturisés. Pour renseigner le robot sur son environnement immédiat, l'information tactile est également essentielle. Les prototypes les plus avancés de robots humanoïdes utilisent des peaux artificielles capables de percevoir des pressions externes ou d'autres types de stimuli.

L'information proprioceptive joue un rôle fondamental pour reconstruire la configuration interne du robot, comme dans tous les systèmes poly-articulés. Elle repose sur l'ensemble des mesures angulaires de chaque liaison, grâce auxquelles la configuration de la structure complète peut être décrite par rapport à un référentiel de base. Cependant, pour le maintien de l'équilibre et le contrôle dynamique, cette information doit être combinée à des mesures de pression des points de contact avec le sol et l'environnement, ainsi qu'avec les mesures délivrées par des capteurs d'effort sur les liaisons. Une question essentielle est de savoir comment intégrer l'ensemble de ces données sensorielles pour aboutir à une représentation unifiée de l'environnement et de la configuration interne du robot. Le problème de la fusion de données apparaît central pour mettre en correspondance les données visuelles, auditives, tactiles et proprioceptives et les relier avec l'information de verticalité donnée par l'oreille interne qui joue le rôle de la centrale inertielle. La question du choix du référentiel par rapport auquel l'ensemble des données doivent être intégrées est donc fondamentale. Cette question est également centrale dans la communauté des neurosciences où un débat existe pour déterminer le référentiel qui est utilisé par le Système Nerveux Central (SNC) humain pour baser le contrôle des mouvements volontaires.

- *La commande* : Comparativement aux robots manipulateurs et aux robots à roues, le problème de commande des robots humanoïdes est beaucoup plus riche et plus complexe. La principale difficulté vient de la posture verticale des bipèdes qui est naturellement instable. Le contrôle de la locomotion est un problème difficile qui mobilise l'intérêt d'une grande partie de la communauté. Des méthodes basées sur des modèles de pendule inverse et le concept de ZMP (Zero Moment Point) [Vukobratovic et Brovac 2004] ont permis le développement d'algorithmes efficaces garantissant la stabilité mais n'utilisant pas le transfert d'énergie sur chaque pas [Kajita et al. 2003]. Il en résulte une marche encore très rigide, bien que le critère du ZMP permette un début de prise en compte de la dynamique. À côté du problème de la locomotion, se pose celui de la manipulation. Le principal challenge est la gestion du nombre élevé de DDL qui rend le système fortement redondant. Pour réaliser un mouvement d'atteinte vers une cible visuelle, il existe en effet une infinité de choix de trajectoires possibles de la main et chaque trajectoire peut être réalisée à partir d'une infinité de modèles d'activation des liaisons. Ici, les modèles biologiques de contrôle moteur peuvent être d'un

intérêt fondamental pour déterminer des critères pertinents qui permettent la production de mouvements réalistes. Le problème de la manipulation ne peut cependant pas être dissocié de celui de la locomotion. L'objectif final est de produire des mouvements dits *corps-complet* en coordonnant l'ensemble des liaisons du corps. Cette question difficile constitue l'étape ultime du problème de commande. Un premier ensemble de méthodes a été proposé pour répondre à ces questions mais beaucoup reste encore à faire.

En s'inspirant du système moteur humain, quelques auteurs ont tenté de caractériser les trajectoires minimisant un critère de coût, en utilisant des techniques de commande optimale. En suivant cette démarche, des méthodes numériques ont été proposées pour contrôler la partie inférieure du corps du robot durant la marche [Itoh et al. 2004], la course [Mombaur et al. 2005] ou l'exécution d'un coup de pied [Miossec et al. 2006]. Il faut noter que les mouvements obtenus via cette méthode sont très spécialisés à cause de la complexité du problème d'optimisation à grande échelle.

Un grand nombre d'auteurs ont proposé des approches visant à produire des mouvements réalistes par *imitation*. Dans cette approche, le mouvement humain est enregistré par un système de capture de mouvement. Puis, à partir de ces données, différentes techniques sont utilisées pour commander le robot afin qu'il exécute un mouvement similaire [Kim et al. 2006], [Chalodhorn et al. 2007], [Naksuk et al. 2005], [Shon et al. 2005]. Cependant, à cause des erreurs sur la cinématique et la dynamique, les mouvements reproduits peuvent présenter des écarts importants les rendant parfois peu réalistes, ou même dans certains cas infaisables. D'autre part, comme il n'est pas possible d'enregistrer un ensemble complet des mouvements possibles, la méthode est limitée au niveau de la généralisation. Néanmoins, un nouveau concept a émergé, qui consiste à faire imiter un mouvement, par un agent, réalisé par un instituteur. Ce concept, appelé *apprentissage par imitation*, se ramène à étudier les modèles d'imitation [Calinon et Billard 2007], [Billard et Mataric 2000]. Pour un survol des travaux relatifs à cette approche, nous renvoyons le lecteur à [Schaal 1999], [Argall et al. 2009].

- *La décision* : Il y a plusieurs dizaine d'années, avec l'apparition de l'ordinateur, les spécialistes de l'intelligence artificielle avaient envisagé la possibilité de coder l'intelligence humaine en programmes textuels. Ils ont très vite découvert que les programmes statiques et la logique à base de règles ne permettent pas de capter la véritable essence de l'intelligence humaine. Les premières tentatives de créer de l'intelligence artificielle ont donné naissance à des machines de traitement de l'information qui opéraient sur des concepts humains avancés, mais ne permettaient que très difficilement de relier ces concepts à la perception du monde extérieur et à l'action. Aujourd'hui, si l'ambition de construire une machine autonome demeure, les applications sont plus ciblées et la notion d'intelligence artificielle est moins souvent évoquée. Les applications qui permettent la réalisation de tâches robotiques complexes sont généralement dédiées et faiblement robustes au regard de la variation de paramètres internes ou de l'environnement. La question de la décision est celle du choix d'une stratégie visant à mettre

en oeuvre un ensemble de procédés pour réaliser une tâche.

A cause de la complexité du monde réel, la question d'élaborer des modèles théoriques sur lesquels il soit possible de baser le raisonnement et d'effectuer les calculs nécessaires s'est révélée extrêmement difficile. Dans cette quête, le cerveau humain apparaît comme un modèle idéal et on comprend l'engouement actuel des roboticiens pour l'univers des neurosciences et des sciences cognitives.

Pour chacun de ces trois problèmes que sont la perception, la décision et la commande, la principale difficulté est d'élaborer des algorithmes permettant de faire face à la complexité. Clairement, il ne semble pas possible de concevoir une base de méthodes permettant de répondre à chaque type de situation. Il semble nécessaire de concevoir des méthodes adaptatives permettant de conférer au robot la capacité d'apprendre face à des situations nouvelles, tout en conservant la précision de l'exécution. Nous savons que le système nerveux central de l'homme a la capacité de faire face à cette complexité. La solution semble reposer sur des mécanismes d'attention, d'apprentissage et de classification, qui utilisent des processus de traitement distribués dont nous ignorons encore presque tout. Si l'homme est considéré comme un modèle, une question importante est de déterminer quel niveau du traitement de l'information nous souhaitons aborder. Certains chercheurs s'intéressent au problème de la cognition en traitant des concepts de haut niveau, supposant qu'un ensemble de fonctions de bases, relatives à la perception et à la commande, sont disponibles. La problématique de l'interaction homme-robot, qui suscite un fort intérêt actuellement dans la communauté, relève par exemple de cette démarche. Il s'agit, dans ce cas particulier, de s'inspirer des règles du dialogue social pour permettre à un robot de se comporter d'une manière adéquate dans l'environnement humain.

A l'opposé, nous avons pris le parti de nous intéresser au modèle humain en nous focalisant sur les principes de base de la commande du mouvement. Nous pensons qu'une telle approche, visant à comprendre et mettre en oeuvre les fondements sensori-moteurs du mouvement, est un moyen de construire une base rationnelle pour aborder, plus tard, des fonctions cognitives plus évoluées. L'objectif de notre travail est double. Nous souhaitons d'une part proposer des méthodes inspirées du système moteur humain pour contrôler des robots humanoïde de sorte à produire des mouvements réalistes et, d'autre part, utiliser le formalisme de la robotique pour contribuer à la modélisation des processus neurobiologiques.

La tâche étant très vaste, nous avons choisi de nous focaliser sur la commande du mouvement d'atteinte.

- Le premier objectif de ce travail est de faire un bilan des connaissances relatives au domaine des neurosciences du mouvement humain et d'évaluer si des principes de contrôle moteur peuvent être utilisés pour commander efficacement des robots humanoïdes afin de réaliser des mouvements d'atteinte réalistes. Il est important de noter que les différentes techniques de commande que nous avons rappelées dans la section

précédente peuvent être facilement appliquées à la commande du geste d'atteinte d'un robot humanoïde [Klanke et al. 2006], [Hauser et al. 2007], [Asfour et Dillmann 2003]. Cependant, ces méthodes n'assurent pas que les mouvements générés sont naturels et présentent les caractéristiques du mouvement humain (excepté les méthodes basées sur la capture de mouvement, dans la mesure où l'imitation peut être correctement réalisée).

- Le deuxième objectif de cette thèse est d'évaluer si les formalismes de la robotique peuvent contribuer à modéliser les processus de transformations sensori-moteurs nécessaires à l'exécution d'un mouvement volontaire. En particulier, nous voulons évaluer si les techniques dédiés à la modélisation et la commande des robots humanoïdes reposant sur des modèles cinématiques et dynamiques de chaînes articulées peuvent apporter des éléments clés pour répondre à des questions ouvertes en neurosciences.

Les différentes étapes de ce travail de thèse et les contributions sont résumées dans la section suivante.

1.2 Résumé de la thèse et description des contributions

La structure du manuscrit suit les étapes chronologiques du travail réalisé durant les trois années de la thèse.

Le chapitre 2 décrit l'organisation du système neuro-musculo-squelettique humain et rappelle les principales théories du contrôle moteur proposées en neurosciences. Après avoir donné une rapide description du système moteur humain, notre présentation se focalise sur les problèmes computationnels posés par la commande et en particulier le problème de Bernstein qui concerne le choix d'un modèle d'activation pour la réalisation d'une tâche motrice. En effet, bien que l'analyse des mouvements humains fasse apparaître l'existence d'invariants moteurs, l'expérimentation montre qu'il n'existe pas de relation univoque entre objectif moteur et modèle d'activation. Cette question est directement reliée à celle de la redondance qui est bien connue des roboticiens. Dans le cas du système neuromusculaire, la redondance existe d'une part au niveau de la structure, puisque le corps humain dispose de beaucoup plus de DDL que nécessaire pour effectuer un mouvement d'atteinte, mais également au niveau musculaire car différents modèles d'activation peuvent être utilisés pour exécuter une trajectoire articulaire. Les différentes théories du contrôle moteur, visant à modéliser les processus mis en œuvre par le cerveau pour répondre à ce problème, sont ensuite présentées. Parmi ces approches, l'accent est mis sur la théorie du contrôle optimal qui offre un moyen simple de sélectionner des trajectoires canoniques. Plusieurs modèles, proposant la minimisation de différents critères de coût pour le contrôle du mouvement d'atteinte, sont successivement décrits.

Le chapitre 3 décrit la première contribution de la thèse qui concerne l'application de principes neurobiologiques de contrôle moteur à la commande du geste d'atteinte du robot

HRP2. Ce travail repose sur le modèle de Guigon [Guigon et al. 2007] qui propose une description unifiée du contrôle moteur à partir d'un ensemble de principes. Pour notre application, l'accent est principalement mis sur le principe de séparation des efforts “dynamiques” (inertiels, dépendants de la vitesse) et “statiques” (élastiques, gravitationnels) et la minimisation de l'énergie du signal des motoneurones efférents aux muscles. Après avoir présenté ce modèle, nous expliquons notre démarche qui consiste à utiliser ces principes moteurs biologiques pour produire des mouvements d'atteinte réaliste avec le robot HRP2. Nous présentons alors l'approche utilisée pour appliquer ce modèle au robot. Elle repose sur une représentation d'état construite à partir d'une extension du modèle dynamique du bras incluant, pour chaque degré de liberté, deux filtres passe-bas simulant la dynamique d'actionnement du système neuromusculaire constitué d'une paire de muscles antagonistes. Sur la base du modèle à 36 états ainsi obtenu, nous avons développé un algorithme efficace permettant de caractériser les trajectoires le long desquelles l'énergie des motoneurones est minimisée. Pour cela, nous avons choisi de transformer le problème d'optimisation initial en un problème de programmation non linéaire en utilisant une méthode de transcription directe. La résolution de ce problème est ensuite obtenue numériquement. Nous montrons que l'approche retenue permet de caractériser une trajectoire ayant les caractéristiques cinématique du mouvement humain, sans que le calcul d'un modèle cinématique inverse ne soit nécessaire. Plusieurs résultats de simulation dynamique de mouvement d'atteinte impliquant le bras du robot à six degrés de liberté, mais également le torse et la tête sont ensuite présentés, analysés et comparés avec des trajectoires de mouvements humains

Le travail réalisé dans cette première partie nous a conduit à réaliser que la plupart des modèles biologiques de contrôle du geste d'atteinte considèrent implicitement que la position de la cible par rapport au corps est une donnée d'entrée du problème. Il existe cependant un débat très controversé en neurosciences concernant l'identification du référentiel utilisé par le SNC pour le codage du mouvement. Dans le cas d'un mouvement visuellement guidé, la position de la cible est initialement construite dans le référentiel rétinien. La question est de savoir si le SNC opère ensuite une transformation pour exprimer la position de la cible dans un référentiel corps-centré, qu'il utilise pour le codage du mouvement de la main, ou si au contraire le plan moteur est construit dans un référentiel oculo-centré. Nous avons souhaité aborder cette question en utilisant le formalisme de la robotique pour modéliser les transformations impliquant les liaisons du bras, mais également de la tête et de l'œil.

Le travail que nous avons réalisé sur ce thème est décrit au chapitre 4. Il constitue la deuxième contribution de la thèse. Dans une première partie, nous rappelons les principaux résultats expérimentaux et les modèles sur lesquels s'appuie le débat du référentiel du mouvement en neurosciences. Nous décrivons ensuite notre démarche qui a consisté à tester deux schémas de commande utilisant respectivement un référentiel “oculo-centré” et un référentiel “corps-centré” pour coder le vecteur de différence main-cible constituant la consigne

du mouvement. En considérant, pour chaque schéma, les mêmes modèles biologiquement inspirés pour la commande de l'œil et la commande du bras et en appliquant, de manière identique, les bruits et les biais de mesures ainsi que la latence de la réponse sensorielle, nous avons simulé un grand nombre de mouvements et nous avons réalisé une étude comparative. Bien que les deux schémas de commande que nous avons considérés sont loin de représenter de manière précise l'architecture de contrôle des mouvements volontaires chez l'homme, l'étude que nous avons réalisée permet de mettre en évidence des éléments computationnels intéressants. Premièrement, ces résultats montrent que la transformation du vecteur de différence dans un référentiel corps-centré ne constitue pas une étape nécessaire pour permettre un contrôle précis du mouvement. Deuxièmement, ils mettent en évidence que la transformation du vecteur de différence main-cible dans un référentiel corps-centré peut entraîner des variations sur la forme des trajectoires. En effet, bien que les deux schémas produisent des mouvements très similaires, il apparaît qu'une imprécision sur la direction du vecteur de différence, liée à la transformation de l'œil vers le corps, peut légèrement dévier le mouvement et en conséquence incurver la trajectoire. Troisièmement, les biais proprioceptifs et le retard de l'information sensorielle induisent une plus grande déviation de la trajectoire dans le cas où le schéma corps-centré est appliqué. Ces résultats semblent indiquer que le schéma de commande oculo-centré est plus robuste par rapport à ces perturbations. Notre étude apporte donc un ensemble d'éléments de nature computationnelle en faveur d'un modèle oculo-centré de contrôle du mouvement.

Si l'on admet l'idée que les mouvements d'atteinte de l'homme minimisent un critère de coût, il est difficile de concevoir que le SNC résout en temps réel un problème d'optimisation chaque fois qu'il doit produire un mouvement. Au lieu de cela, les neurobiologistes pensent que le cerveau utilise des processus d'apprentissage pour mémoriser des stratégies qu'il rappelle pour produire de nouveaux mouvements. Nous avons abordé cette question en nous fixant comme objectif de trouver une méthode permettant de reproduire des mouvements optimaux que nous avons précédemment caractérisés à partir d'un petit nombre de primitives motrices.

Cette dernière partie constitue la troisième contribution de la thèse, elle est décrite au chapitre 5. Dans ce chapitre, nous rappelons tout d'abord un ensemble de résultats expérimentaux qui tendent à montrer l'existence de primitives motrices chez le vivant. Nous décrivons ensuite les applications de cette approche qui ont été à ce jour réalisées en robotique. Sur cette base nous énonçons les deux objectifs de notre travail :

1. Peut-on caractériser un petit ensemble de primitives à partir duquel un large répertoire de mouvements d'atteinte ayant les caractéristiques cinématiques du mouvement humain puisse être réalisé ?
2. Si la caractérisation d'un tel ensemble de primitives est possible, peut-on l'utiliser pour générer de nouveaux mouvements avec une bonne performance en terme de précision et

de temps de calcul ?

L'étude que nous proposons s'appuie sur deux bases de mouvements. La première est obtenue par simulation à partir du modèle de Guigon (décrit au chapitre 3) et la seconde est construite sur la base d'enregistrements de mouvements d'atteinte humains à l'aide d'un système de capture de mouvements. Sur cette base, nous décrivons rapidement les techniques d'extraction de primitives existantes et nous présentons les deux approches que nous avons choisi de retenir : la méthode d'analyse en composantes principales (PCA) et une méthode originale d'optimisation directe (OD). Pour chacune de ces deux méthodes, nous présentons les résultats obtenus puis nous proposons une étude comparative. Cette étude permet de mettre en évidence la meilleure performance de la méthode PCA qui permet de représenter l'ensemble des mouvements des deux bases de données avec une bonne précision en utilisant seulement seize primitives.

Sur cette base, nous abordons la question de la généralisation, qui concerne la production de nouveaux mouvements à partir des primitives obtenues. Dans un premier temps, nous présentons un ensemble de résultats insatisfaisants que nous avons obtenus en mettant en oeuvre différentes techniques d'apprentissage à base de réseaux de neurones. Fort de ce constat, nous proposons une méthode originale consistant à choisir les facteurs d'amplification des primitives de sorte à minimiser l'écart entre la trajectoire engendrée et une trajectoire de référence de type minimum-jerk. Nous discutons de la performance de cette méthode par rapport aux méthodes d'optimisation directe et montrons qu'elle permet de produire des mouvements avec une bonne précision en réduisant considérablement le temps de calcul.

Une conclusion générale et une perspective de travaux à venir sont présentées dans le dernier chapitre.

Les différents travaux que nous avons réalisés dans le cadre de cette thèse ont donné lieu aux publications suivantes :

1. M. Tran, P. Souères, M. Taix and E. Guigon, "*A principled approach to biological motor control for generating humanoid robot reaching movements*", IEEE Int. Conf. BioRob, USA, 2008.
2. M. Tran, P. Souères, M. Taix and E. Guigon, "*Neurobiological motor principles for the control of humanoid robot reaching motion*", ESF-JSPS Frontier Science Conference for Young Researchers, thème : Experimental Cognitive Robotics, Japan, 2008.
3. M. Tran, P. Souères, M. Taix and E. Guigon, "*Principes moteurs neurobiologiques pour la commande du geste d'atteinte du robot HRP2*", Journées Nationales de la Robotique Humanoïde, Paris, 2008.
4. M. Tran, P. Souères, M. Taix and B. Girard, "*Eye-centered vs body-centered reaching control : A robotics insight into the neuroscience debate*", IEEE Int. Conf. Robio, China, 2009.

5. M. Tran, P. Souères, M. Taix and B. Girard, “*A computational approach from robotics for testing eye-centered vs body-centered reaching control*”, 7th Int. Conf. Progress in Motor Control, France, 2009.
6. E. Guigon, M. Tran, P. Souères and M. Taix, “*Modèles neurobiologiques de contrôle moteur et commande des robots humanoïdes*”, Journées Nationales de la Recherche en Robotique, France, 2009.
7. M. Tran, P. Souères, M. Taix and E. Guigon, “*Reaching motion control from motion primitives*”, (en préparation).

2

Fondements du contrôle moteur humain

Une des caractéristiques les plus surprenantes du système moteur est la facilité avec laquelle il permet à l'homme de se déplacer et de s'adapter à une multitude de situations. C'est seulement lorsqu'on observe les mouvements maladroits d'un enfant, ou bien les difficultés de déplacement rencontrées par les individus ayant des troubles neurologiques, que l'on devient conscient de la complexité du système moteur. Comment le cerveau génère-t-il et transmet-il ses commandes neuronales aux muscles ? Comment les muscles engendrent-ils les mouvements ? Quels modèles théoriques permettent de décrire les processus computationnels mis en oeuvre par le cerveau pour produire un mouvement ? Ces différentes questions sont abordées dans ce chapitre.

2.1 Neurophysiologie du contrôle moteur

Dans le cadre de cette thèse dont l'objectif est d'étudier les mouvements au niveau comportemental, nous nous limiterons à présenter les concepts de base de la neurophysiologie du contrôle moteur. Pour une présentation plus détaillée, nous renvoyons le lecteur au livre de Purves et al. [[Purves et al. 1999](#)].

Le contrôle moteur chez l'homme est très complexe et organisé en plusieurs modules. A la base, le cerveau transmet ses signaux de contrôle aux muscles à travers la moelle épinière. Les muscles activés par des motoneurones se contractent pour déplacer les segments du corps à travers le système musculo-squelettique (Fig. 2.1, extraite de [[Sacks et Buckley 2003](#)]).

L'activité coordonnée d'un ensemble de muscles permet l'exécution d'un mouvement planifié par le cerveau pour réaliser une tâche motrice désirée (apporter une pomme vers la bouche, par exemple). Pendant le déplacement des segments, le retour sensoriel délivré par un ensemble de récepteurs (e.g., l'œil) est retourné vers le cerveau, ce qui permet de modifier ou corriger le mouvement initialement planifié. Les signaux échangés entre les différents modules impliqués dans ce processus de génération de mouvement reposent sur un ensemble de mécanismes chimiques et physiques complexes.

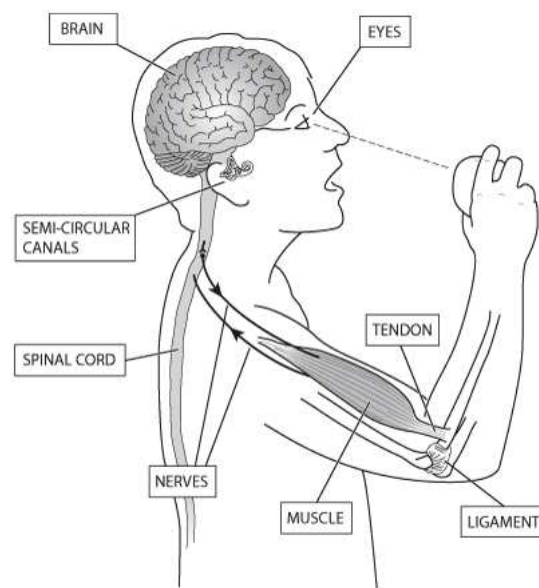


FIG. 2.1: Illustration du processus de production de mouvement.

Ainsi, pour produire un mouvement, plusieurs éléments sont mis en oeuvre de manière cohérente sous l'orchestration du système nerveux central.

2.1.1 Le système nerveux

Le système nerveux est composé de deux parties : le système nerveux central (SNC) et le système nerveux périphérique (SNP). Le SNC comprend le cerveau et la moelle épinière (Fig. 2.2, extraite de [Mekrami 2005]). A l'exception de quelques mouvements réflexes basiques ou rythmiques (spinal reflexes) qui peuvent être régulés par la moelle épinière, tous les mouvements coordonnés sont déterminés par le cerveau. C'est ce dernier qui donne les ordres aux muscles et intègre les retours sensoriels pour produire et contrôler les mouvements. On peut distinguer plusieurs zones réparties dans le cerveau qui interviennent dans le contrôle moteur. Le cortex moteur est une partie très importante qui contrôle la plupart des mouvements du corps humain pour réaliser des actions telles que parler, saisir, adapter la marche. Cette région

reçoit et traite des informations venant d'autres zones corticales et sous-corticales ainsi que des informations des récepteurs sensoriels disposés dans les tissus (os, muscle, tendon, ligament, peau...). En particulier, elle peut connaître en permanence l'état et les positions relatives des différentes parties du corps dans l'espace. Une autre partie du cerveau qui contribue activement au contrôle des mouvements est le cervelet. Il contrôle la posture verticale et l'équilibre du corps. Il synchronise les contractions des différents muscles squelettiques et produit des mouvements coordonnés. Il sert aussi à la détection et à la correction des erreurs motrices associées à tout mouvement et, par conséquent, à l'apprentissage des mouvements. Enfin, le tronc cérébral joue le rôle de lien entre la moelle épinière et le cortex cérébral. Cette région assure en partie le contrôle de la posture et adapte les cycles de marche contrôlés dans la moelle épinière. Bien que le cortex moteur, le tronc cérébral et le cervelet soient les trois zones principales du contrôle du mouvement, il est important de noter que le contrôle moteur est largement distribué dans d'autres régions du cerveau.

En aval du cerveau se trouve la moelle épinière qui est aussi une partie du SNC. Elle comprend les motoneurones qui sont le passage final obligatoire de tous les ordres moteurs générés par le cerveau (voir la figure 2.2). Elle comprend aussi les inter-neurones qui intègrent les retours sensoriels et les signaux provenant des centres nerveux en amont. A travers le SNP, la moelle épinière transmet les signaux des motoneurones vers les nerfs périphériques qui font synapse avec les muscles à la jonction neuromusculaire.

Le SNP est formé de ganglions et de nerfs qui font circuler l'information entre les organes et le SNC. Ces nerfs, rattachés au cerveau ou à la moelle épinière, constituent les voies afférentes appelées voies sensibles qui acheminent les informations des récepteurs vers le système nerveux central et les voies efférentes aussi appelées voies motrices qui acheminent les réponses du système nerveux central vers les effecteurs.

Ainsi, à partir du cerveau, la commande neuronale est transmise vers la moelle épinière, puis elle est relayée par les motoneurones de la moelle épinière qui vont ensuite exciter les muscles à travers le SNP. La section suivante présente le système musculo-squelettique qui est sous le contrôle du système nerveux.

2.1.2 Le système musculo-squelettique

Le système musculo-squelettique est le système qui permet de produire les efforts pour le maintien de la posture et le contrôle du mouvement en utilisant les systèmes musculaire et squelettique. Ce système comprend plus de 640 muscles reliés à plus de 200 os du squelette, ce qui permet au corps humain de posséder plus de 150 DDL actionnés. Cette grande redondance permet d'effectuer des tâches complexes. Le déplacement des membres en réponse à un stimulus neuronal dépend à la fois des propriétés mécaniques des muscles (insertion sur les articulations,

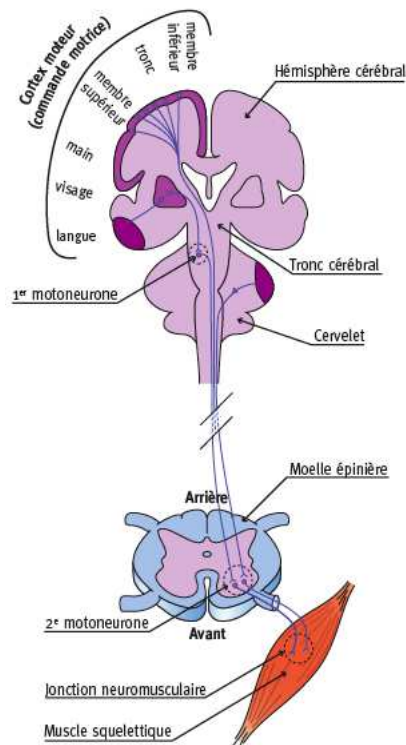


FIG. 2.2: Système nerveux.

propriété des tendons, type des fibres musculaires excitées, temps de réponse des muscles etc.) mais aussi des caractéristiques des membres eux-mêmes (masse, moment d'inertie, longueur, axe de rotation etc.). Ces propriétés sont en constante évolution au cours du temps, par exemple avec l'âge ou la fatigue musculaire.

Le système musculo-squelettique est constitué principalement des os, muscles, tendons, ligaments, articulations et cartilages (Fig. 2.3, extraite de [DeLisa et Stolov 1981]). Les os sont les structures rigides pour protéger les organes internes (e.g, cerveau, poumons) et supporter le corps. Ils sont reliés aux articulations qui possèdent souvent plusieurs DDL. Quant aux articulations, elles sont reliées aux os par les ligaments qui aident à renforcer et à stabiliser les liaisons et permettent de diriger le mouvement selon certaines directions. Le cartilage est une substance (type gel) qui apporte de l'élasticité lors du déplacement des os.

Parmi les muscles squelettiques, il faut distinguer les muscles lisses qui se contractent involontairement et les muscles cardiaques qui se contractent de manière rythmique. Ce sont les muscles, appelés muscles volontaires, qui font bouger les différentes parties du corps (e.g., membres, tronc, cou). Attachés fermement à l'os par les tendons, ils produisent des mouvements en pliant le squelette en modifiant les articulations. C'est la contraction du muscle qui produit la flexion ce qui rend le muscle plus court. Les muscles ne peuvent donc pas pousser activement.

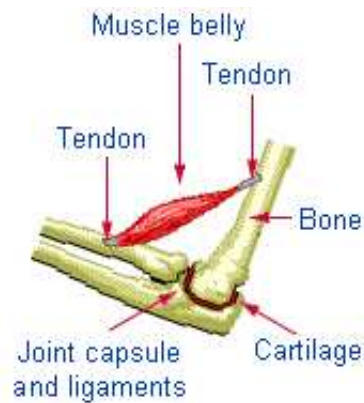


FIG. 2.3: Représentation schématique d'un arrangement typique des tissus musculo-squelettique.

Le mouvement de flexion et d'extension des membres est réalisé par un groupe de muscles agonistes et antagonistes. Par exemple, les muscles qui plient l'avant-bras (biceps) sont opposés aux muscles qui ouvrent le coude (triceps) (Fig. 2.4, extraite de [Mekrami 2005]). Ce mode d'activation des muscles permet d'engendrer les mouvements réguliers des membres limitant aussi les risques de dommages mécaniques.

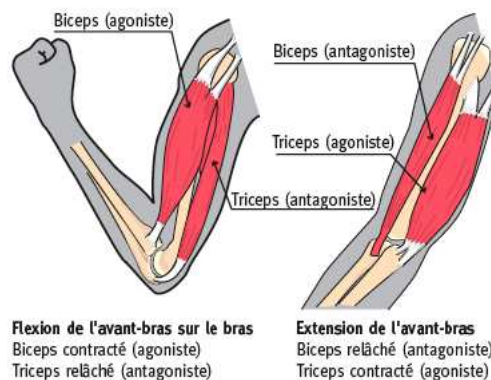


FIG. 2.4: Contraction des muscles agoniste et antagoniste.

Les muscles squelettiques sont liés à des centaines d'unités motrice. Chaque unité motrice est constituée d'un motoneurone dont l'axone est attaché à un faisceau discret de fibres musculaires à travers une plaque motrice (Fig. 2.5, extraite de [DeLisa et Stolov 1981]). L'impulsion électrique provenant du motoneurone provoque le raccourcissement des fibres, générant une contraction des muscles, et par conséquent produisant un déplacement du corps.

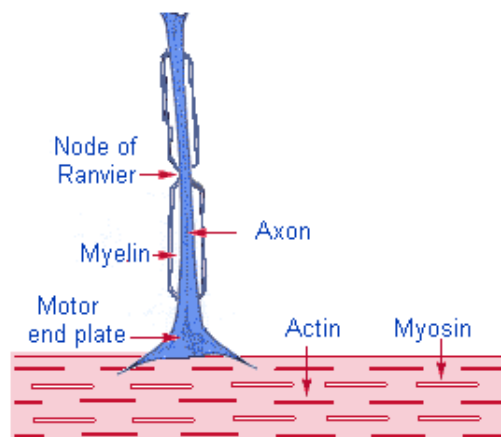


FIG. 2.5: Une unité motrice est constituée d'un motoneurone attaché à un faisceau musculaire.

2.1.3 Retours sensoriels

Les nerfs efférents activent le système musculaire qui engendre la contraction des muscles avec une force et une vitesse différente, selon le type de message et le type de fibres musculaires impliquées. Quant aux nerfs afférents, ils contiennent des informations en retour sur l'exécution du mouvement et sur la position des muscles et des membres. Le cerveau utilise ces informations pour s'assurer que les mouvements requis sont correctement effectués, ces retours sont appelés retours proprioceptifs. Les informations proprioceptives proviennent de multiples capteurs situés dans les muscles, les tendons, les ligaments articulaires mais aussi dans la peau.

D'autre part, les yeux fournissent aussi des signaux qui jouent un rôle essentiel pour la précision du mouvement : le retour visuel. Les récepteurs visuels permettent de localiser l'objet cible à atteindre ainsi que certains segments du corps (la main par exemple) durant le mouvement. Ce sont des informations extéroceptives qui permettent également l'évaluation des distances et la reconnaissance des objets.

Le système vestibulaire près de l'oreille interne apporte des informations sur la configuration du corps par rapport à un référentiel allocentré inertiel. Cette information est essentielle pour le contrôle de l'équilibre. Plus précisément, le retour vestibulaire indique l'orientation du corps par rapport à la verticale et la valeur des accélérations absolues.

Le système auditif peut donner également des informations sur la position de la cible.

Toutes ces informations sensorielles fournies par les systèmes de retour sont traitées en continue par le cerveau. Ceci permet au SNC de transmettre les commandes appropriées aux muscles pour produire les mouvements désirés. Cependant, la mesure, la transmission et le traitement de ces informations ne sont pas instantanés. Il existe des délais, appelés délais sensorimoteurs durant l'exécution de mouvement. Ainsi, lorsque le cerveau veut réaliser un mouvement, notamment un mouvement très rapide avec précision (e.g., un mouvement de

boxe), il doit être capable de planifier toute la séquence motrice sans attendre les retours sensoriels (contrôle proactif, en opposition au contrôle rétroactif).

2.2 Contrôle moteur computationnel

2.2.1 Problème de Bernstein

La description sommaire que nous venons de donner montre la complexité du système biologique qui sert de support au système de contrôle moteur humain. Le problème du calcul du mouvement vis-à-vis de la tâche motrice est également complexe. Avant l'exécution d'un mouvement, le cerveau doit le planifier, c'est-à-dire planifier l'activation des motoneurons provoquant la contraction des muscles afin d'effectuer le déplacement désiré des segments corporels (Fig. 2.6, extraite de [Jordan et Wolpert 1999]). En effet, la structure biologique du corps humain possédant un grand nombre de DDL, la réalisation d'un mouvement, même simple, peut être effectué d'une infinité de façons différentes. Ce problème de redondance de la tâche par rapport au nombre de DDL a initialement été soulevé par [Bernstein 1967].

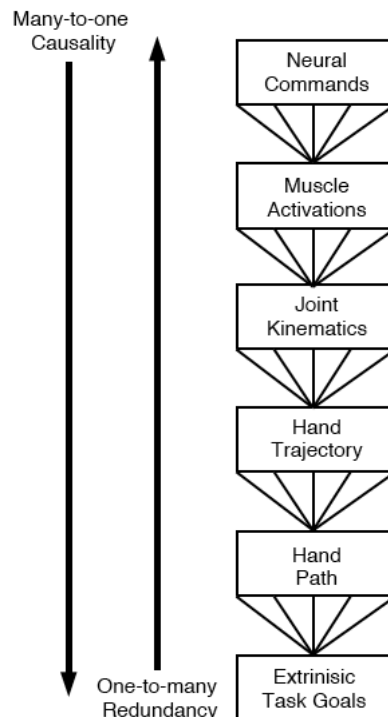


FIG. 2.6: Les niveaux hiérarchiques moteur. La direction vers le bas indique que plusieurs patrons du niveau supérieur correspondent à un patron du niveau inférieur. La direction vers le haut indique qu'un patron de niveau inférieur est conforme à plusieurs patrons du niveau supérieur.

Le problème de redondance se retrouve dans divers aspects du mouvement. Pour l'illustrer, prenons l'exemple d'un mouvement consistant à déplacer l'index de la main d'une position initiale à une position cible. Premièrement, il y a une infinité de chemins géométriques possibles qui peuvent mener l'index vers la cible. On peut choisir la plus courte distance dans l'espace Cartésien ou bien n'importe quel autre chemin connectant le point de départ au point d'arrivée. Ensuite, supposons que l'on a déjà choisi un chemin, on peut suivre ce chemin pour différentes vitesses, même si la durée du mouvement est fixée à l'avance. Comme le bras humain possède 7 DDL et que la position de la cible dans l'espace de la tâche est donnée par seulement 3 paramètres, il existe donc plusieurs configurations angulaires du bras qui correspondent à une position de l'index à chaque instant du mouvement. Ensuite, même si les déplacements angulaires des joints sont déterminés, il existe encore de nombreuses façons d'activer les muscles qui produisent les forces qui vont déplacer les articulations. Ceci est principalement dû à l'organisation des muscles agonistes et antagonistes, qui peuvent avoir des niveaux de co-contraction plus ou moins élevés produisant ainsi une même force nette sur une articulation.

Malgré la complexité du problème de la planification du contrôle moteur, le cerveau est capable de le résoudre facilement. Face à une infinité de solutions pour une tâche motrice, le cerveau en sélectionne une. Il est très intéressant de noter que la solution choisie par le cerveau est presque toujours la même, indépendamment de la personne. Plusieurs expérimentations ont montré ces propriétés qui ont permis de définir ce qu'on appelle des invariants moteurs. Par exemple, pour des tâches de pointage présenté ci-dessous, il a été montré que la trajectoire du doigt est approximativement une droite avec une faible courbure et que le profil de vitesse de la main est en forme de cloche ("bell-shaped") [Atkeson et Hollerbach 1985], [Soechting et Lacquaniti 1981], [Morasso 1981], [Abend et al. 1982]. Il faut noter que ces caractéristiques principales du mouvement humain restent inchangées malgré des changements de position de départ, de vitesse et/ou d'amplitude du mouvement et même lorsque la dynamique est modifiée par un ajout de masse, [Flanders et al. 1996], [Papaxanthis et al. 2003]. Il a été également montré que la posture finale du mouvement n'est pas dépendante de la vitesse du mouvement [Atkeson et Hollerbach 1985], [Soechting et Lacquaniti 1981], [Nishikawa et al. 1999], [Flanders et al. 1999]. D'autres invariants seront abordés dans les parties qui suivent.

2.2.2 Les théories du contrôle moteur

Pour expliquer la planification de mouvement qui permet de résoudre le problème de redondance du système biologique humain, plusieurs théories ont été proposées. Nous allons présenter dans les sections suivantes les idées principales de ces théories. Pour plus de détails, nous renvoyons le lecteur à [Berret 2009].

2.2.2.1 Tableau de correspondance

Cette première théorie suppose que le SNC a appris chaque mouvement et que le cerveau mémorise cet ensemble de mouvement sous forme de tableau (look-up table). Lorsque un mouvement est demandé, il suffit alors de retrouver ce mouvement dans le tableau. Cette idée simpliste a été implicitement introduite dans les premiers modèles de contrôle moteur [Albus 1971], [Marr 1969]. Cependant le calcul de la taille de la mémoire nécessaire pour mettre en registre un tel tableau (qui représente l'ensemble des mouvements possibles) montre que cette approche est incompatible avec la capacité de la mémoire humaine. De plus, des expérimentations de microstimulation ont montré que la moelle épinière et le cortex ne codent qu'un nombre limité de mouvements [Mussa-Ivaldi et Bizzi 2000].

2.2.2.2 Elimination de DDL

La deuxième théorie fait l'hypothèse que le SNC résout le problème de redondance en n'utilisant que les DDL nécessaires pour réaliser la tâche, tandis que les autres DDL sont gelés. Autrement dit, cette hypothèse suppose que pendant l'apprentissage des mouvements, le cerveau met des contraintes de mouvement sur les DDL superflus afin de simplifier le contrôle ("freezing"), et que ces DDL superflus sont au fur et à mesure relâchées au cours de l'apprentissage du mouvement ("freeing"). Cette hypothèse a été émise au départ dans [Bernstein 1967] et ensuite dans différentes études [Vereijken et al. 1992], [Newell 1991]. Par exemple, lors d'une expérimentation consistant à effectuer un slalom à ski, il a été montré que les participants utilisent initialement un pattern de mouvement très contraint avec peu de variations sur les articulations. Au cours de la pratique, ils sont capables d'étendre les possibilités de mouvement sur toutes les articulations [Vereijken et al. 1992]. Bien que cette expérimentation semble supporter l'hypothèse de l'élimination de DDL, il existe d'autres expérimentations qui apporte une conclusion opposée. Par exemple, il a été montré dans [Jaric et Latash 1999] que, dans une tâche de pointage, les participants diminuent l'amplitude de mouvement du poignet, c'est-à-dire ils gèlent leur mouvement du poignet au cours de la pratique, au lieu de le libérer. Le renversement de cette hypothèse "freezing-freeing" a été aussi montré à différents niveaux d'analyse [Ko et al. 2003], [Spencer et Thelen 1999].

2.2.2.3 Hypothèse du point d'équilibre

L'hypothèse du point d'équilibre est que le mouvement est planifié sans un calcul complexe mais en utilisant les propriétés élastiques (spring-like) des muscles et la boucle réflexe du système périphérique. D'après cette hypothèse, la posture d'un segment du corps est représenté par un point d'équilibre des muscles agonistes et antagonistes attachés (les forces opposées sont nulles). Lorsque la raideur d'un muscle (agoniste par exemple) est changée, le segment va

se déplacer vers un autre point d'équilibre. Ainsi, un mouvement peut être considéré comme le changement graduel des raideurs des muscles selon une certaine trajectoire des points d'équilibre (trajectoire virtuelle). L'idée de cette hypothèse a été développée par [Feldman 1966] et examinée au travers de plusieurs expérimentations. Malheureusement, il a été montré qu'elle est erronée. Entre autres, Gomi et Kawato [Gomi et Kawato 1996] ont montré que pour réaliser des mouvements très rapides, il est nécessaire que la raideur des muscles devienne très élevée, ce qui est physiologiquement impossible. De plus, le calcul des trajectoires virtuelles des points d'équilibre semble être extrêmement complexes. Il faut également ajouter que le principe du point d'équilibre ne permet pas de résoudre complètement le problème de la redondance des DDL du système du contrôle moteur humain.

2.2.2.4 Synergies musculaires et primitives

Une approche intéressante pour le contrôle moteur est la théorie des synergies musculaires introduite par Bernstein [Bernstein 1967]. L'idée de cette approche est qu'un groupe de muscles peut être activé en même temps, suite à un signal de contrôle (une synergie musculaire). Ainsi, au lieu de contrôler séparément les muscles, le cerveau va choisir d'activer des synergies nécessaires pour réaliser une tâche motrice. Cette idée est supportée par un grand nombre de résultats expérimentaux. Par exemple, trois synergies musculaires permettent à la grenouille de déplacer sa patte dans différentes directions [d'Avella et al. 2003]. Il est à noter que le nombre des synergies musculaires trouvés sur les systèmes vivants est très petit. En plus, lors des activations simultanées, ces synergies sont combinées de manière linéaire pour produire des mouvements complexes. Ainsi, les synergies permettent de résoudre non seulement le problème de redondance au niveau musculaire mais aussi facilitent le calcul du contrôle moteur. En effet, les synergies musculaires permettent de définir le concept général de primitives motrices qui constituent des éléments de contrôle moteur à la base de tous les mouvements. En suivant ce concept, les primitives peuvent être considérées aussi bien au niveau de la formation de la trajectoire du mouvement (niveau cinématique), qu'au niveau de la génération des signaux neuronaux (niveau neuronal). Il est intéressant de noter que ces différents niveaux de primitives ont été vérifiés dans plusieurs expérimentations. Afin d'éviter la redondance de présentation, nous reprendrons plus en détails dans le chapitre 5 l'approche des primitives pour le contrôle moteur ainsi que l'étude d'une méthode de contrôle basée sur des primitives cinématiques.

2.2.2.5 Modèles internes

Un des problèmes du système de contrôle moteur est de gérer la relation entre les retours sensoriels et les commandes motrices. Le concept de modèle interne a émergé suite à l'idée que le cerveau dispose de modèles de transformation entre le comportement désiré du système et la commande nécessaire (modèle inverse) ainsi que les modèles de transformation entre la

commande est le comportement résultant du système (modèle direct) [Wolpert et Ghahramani 2000]. Autrement dit, le modèle direct représente la relation causale entre les actions et leurs conséquences. Il permet de prédire le comportement d'un système (corps, monde extérieur,...). Par exemple, un modèle direct de la dynamique d'un bras prend en entrée l'état courant du bras (positions et vitesses) et les commandes générées par un contrôleur pour produire une estimation du nouvel état du bras. Le modèle inverse représente la relation entre les conséquences désirées et les actions. Par exemple, un modèle inverse de la dynamique d'un bras prend en entrée le mouvement sur la trajectoire désirée pour produire les commandes appropriées. L'existence des modèles internes a été mise en évidence dans un grand nombre d'expérimentations [Shadmehr et Mussa-Ivaldi 1994], [Wolpert et al. 1995], [Kawato 1999]. Notamment, dans [Shadmehr et Mussa-Ivaldi 1994], les auteurs ont testé les capacités d'adaptation motrice des sujets quand leurs mouvements sont perturbés par la présence d'une force imprévue. Après plusieurs tentatives, les sujets arrivent à compenser la force extérieure et produisent le mouvement comme s'il n'y avait pas de perturbation. Pourtant lorsqu'on enlève la force supplémentaire, les sujets réalisent les mouvements avec la déformation inverse. Ce résultat peut être expliqué par l'existence d'un modèle interne du champ de force dans le SNC. C'est ce modèle qui permet au SNC de planifier les forces nécessaires au mouvement, à l'avance.

L'avantage du concept des modèles inverses est de permettre de contrôler les mouvements précis en boucle-ouverte tout en tenant compte des propriétés mécaniques du corps et des propriétés physiques de l'environnement. Les modèles directs, quant à eux, jouent un rôle pour estimer l'état du système et ainsi compenser les délais sensorimotrices durant le mouvement. Les modèles internes forment une base des connaissances du corps et de l'environnement pour faciliter le contrôle moteur. Or ces connaissances sont susceptibles de changer au fil du temps. Le système de contrôle moteur doit donc disposer de processus d'adaptation pour mettre à jour tous ces changements internes et externes dans ses connaissances. Plusieurs algorithmes d'apprentissage ont été proposés dans la littérature pour considérer cette adaptation motrice, par exemple l'apprentissage par retour d'erreur (feedback error learning), l'apprentissage distal supervisé (distal supervised learning), ou bien l'apprentissage par renforcement (reinforcement learning). Pour une description de ces algorithmes, nous renvoyons le lecteur à [Jordan et Wolpert 1999].

Pour terminer, notons que l'apprentissage moteur peut être aussi réalisé en employant une architecture modulaire des modèles internes, au lieu d'utiliser différents algorithmes sur un seul modèle. Par exemple, pour chaque objet ou chaque environnement, il peut y avoir un modèle inverse (un module) permettant de générer la commande appropriée. Ainsi, plusieurs modèles inverses peuvent co-exister pour produire de multiples comportements. L'avantage de cette modularité est que tous ces modules participent à l'apprentissage moteur sans influencer sur les comportements déjà appris de chacun. D'autre part, ces modules peuvent être considérés conceptuellement comme des primitives motrices. En modulant la contribution de chaque

module, plusieurs comportements peuvent être générés. Par exemple, la combinaison de 32 modèles inverses pour la commande motrice peut engendrer $2^{32} \approx 10^{10}$ comportements différents, qui sont suffisants pour représenter les mouvements [Jordan et Wolpert 1999]. L'idée d'une organisation modulaire des modèles internes a été mise en oeuvre par quelques auteurs [Wolpert et Kawato 1998], [Petkos et al. 2006], [Andani et al. 2007].

2.2.2.6 Commande optimale

La théorie du contrôle optimal est une théorie mathématique très aboutie qui présente de nombreuses applications en ingénierie. Comme cette théorie permet de choisir une solution (la meilleure) parmi toutes les solutions possibles, en fonction d'un critère de coût, elle semble idéale pour aborder le problème du contrôle moteur. De plus, elle permet de résoudre en partie le problème de la redondance du système sensorimoteur en imposant des contraintes d'optimalité sur le mouvement. Dans le cadre de la théorie du contrôle optimal, de nombreux auteurs ont émis l'hypothèse que les mouvements minimisent un certain coût intégral lié à la cinématique ou à la dynamique du système moteur. En utilisant des modèles fondés sur cette hypothèse, ils ont retrouvé plus ou moins bien les caractéristiques des mouvements humains observées par les expérimentations.

Parmi une variété de modèles de contrôle optimal proposés dans la littérature, nous allons décrire trois modèles bien connus qui représentent trois types de critères d'optimalité différents : minimum de variation d'accélération (minimum jerk), variation minimale du couple (minimum torque-change) et variance minimale (minimum variance).

Minimum de variation d'accélération (minimum jerk) Ce critère a été proposé dans [Flash et Hogan 1985]. D'après les auteurs, la caractéristique lisse des mouvements humains résulte de la minimisation des variations de l'accélération (jerk) de l'effecteur dans l'espace de la tâche (espace cartésien). Pour le SNC, cette minimisation pourrait être un avantage intéressant pour réaliser le mouvement avec une bonne précision tout en protégeant les articulations et les tendons. Dans le cas des mouvements dans un plan, la formulation du problème s'exprime de la façon suivante : Etant donnés un point initial $X_0 = (x_0, y_0)$ et un point final $X_f = (x_f, y_f)$, trouver la trajectoire $(x(t), y(t))$ qui va de X_0 à X_f en temps fixé t_f en minimisant le coût suivant :

$$C_{jerk}(x(t), y(t)) = \frac{1}{2} \int_0^{t_f} (\ddot{x}^2 + \ddot{y}^2) dt \quad (2.1)$$

En supposant que la vitesse et l'accélération de mouvement sont nulles au départ et à la fin de mouvement, la solution à ce problème peut être trouvée en utilisant les équations d'Euler-

Poisson. Nous obtenons le résultat suivant :

$$\begin{aligned} x(t) &= x_0 + (x_0 - x_f)(15\tau^4 - 6\tau^5 - 10\tau^3) \\ y(t) &= y_0 + (y_0 - y_f)(15\tau^4 - 6\tau^5 - 10\tau^3) \end{aligned}$$

où $\tau = t/t_f$. Ce modèle de minimisation de secousse permet de respecter deux caractéristiques principales des mouvements humains : les trajectoires dans l'espace cartésien sont des droites et les profils de vitesse sont symétriques et lisses. Cependant, la limite de ce modèle est que le critère d'optimalité est simplement cinématique : il ne dépend ni des propriétés dynamiques du système, ni du changement de l'environnement. D'autre part, ce modèle ne résout que la redondance des DDL au niveau de la trajectoire de l'effecteur mais ne répond pas à la question de la redondance au niveau des angles et de l'activité musculaire.

Il est à noter qu'une extension en boucle fermée du modèle du minimum-jerk a été proposé dans [Hoff et Arbib 1992]. Elle permet de prendre en compte le changement du système moteur et de l'environnement au cours du mouvement. Nous présenterons ce modèle dans le chapitre 4.

Minimum de variation du couple (minimum torque-change) Uno et al. [Uno et al. 1989] ont proposé un autre type de critère d'optimalité basé sur la dynamique du système. D'après ce critère, la meilleure façon pour le SNC de produire des mouvements lisses qui protègent le système musculo-squelettique est de minimiser les variations des couples agissant sur les articulations. Considérons par exemple un bras articulé de n segments, défini par le système dynamique $\dot{X} = f(X, z)$ où $X(t)$ et $z(t)$ sont respectivement le vecteur d'état (position, vitesse) et le vecteur des couples moteurs agissant sur chaque articulation. Etant donné l'état initial X_0 et final X_f du système, le problème est de trouver $z(t)$, $t \in [0, t_f]$ (t_f fixé) qui satisfasse la dynamique du système et minimise la quantité suivante :

$$C_{torque-change} = \frac{1}{2} \int_0^{t_f} \left(\sum_{i=1}^n \left(\frac{dz_i}{dt} \right)^2 \right) dt \quad (2.2)$$

avec les contraintes sur les bornes $X(t_0) = X_0$, $X(t_f) = X_f$. Initialement, les auteurs ont considéré les mouvements dans le plan horizontal d'un bras bi-articulé (sans redondance). Ils ont montré la similarité entre les mouvements générés par leur modèle et ceux réalisés par les humains. Sur des mouvements directs de type point à point, les solutions du minimum de variation des couples donnent des trajectoires légèrement courbes avec des profils de vitesse symétriques. Ensuite, dans le cas de mouvements avec des via-points (points de passage à vitesse non nulle), le modèle produit des profils de vitesse avec un seul pic ou deux pics en fonction de la position du via-point. Enfin, dans le cas où l'effecteur du système est attaché à un ressort fixé durant le mouvement, le modèle prédit une trajectoire incurvée de l'effecteur

comme on peut l'observer sur un mouvement humain. Tous ces résultats proviennent de la prise en compte de la dynamique du système dans le modèle.

Il apparaît donc que le modèle de minimum de variation des couples permet de reproduire un certain nombre de caractéristiques du mouvement humain. Cependant, la redondance des DDL n'a pas été considérée. D'ailleurs, ce modèle ne s'appuie pas sur une base neuronale qui permettrait d'expliquer pourquoi le cerveau choisit de générer ses commandes neuronales de manière à minimiser les variations des couples.

Variance minimale (minimum variance) La théorie du minimum de variance se place au niveau du signal neuronal pour expliquer la planification de mouvement. Elle fait l'hypothèse que le bruit dans le signal de contrôle neuronal va perturber et dévier la trajectoire du mouvement désiré. Ces déviations s'accumulent durant le mouvement et induisent une variance dans la position finale de la main. Cette théorie argumente que l'amplitude du bruit neuronal est proportionnelle à l'amplitude du signal de contrôle (signal-dependent noise). Ainsi, avec la présence de ce bruit, bouger aussi rapidement que possible requiert de larges signaux de contrôle, et donc augmente la variance de la position finale. La variance pourrait aussi être diminuée en employant des signaux plus faibles mais le mouvement serait alors beaucoup plus lent. Donc, le bruit neuronal dépendant du signal implique un compromis entre la durée et la précision du mouvement. Les auteurs de cette théorie proposent que le profil temporel de la commande neuronale soit sélectionné de manière à minimiser la variance de la position finale pendant un certain moment, après que la main a atteint la cible. Le critère d'optimisation du modèle s'écrit donc :

$$C_{\text{variance}} = \frac{1}{2} \int_{t_f+1}^{t_f+D-1} (\sigma_x^2 + \sigma_y^2) dt \quad (2.3)$$

où t_f présente le temps final du mouvement, D représente une durée après le mouvement et σ_x, σ_y sont les variances de la position de la main le long des axes X et Y respectivement.

En effet, le modèle de minimum variance prédit le compromis vitesse-précision de la loi de Fitts (Fitts's Law)¹. Bien qu'il n'y ait pas de critère direct pour des mouvements rectilignes, ce modèle permet de retrouver les trajectoires quasi-rectilignes et les vitesses en forme de cloche de la main. Il retrouve aussi la loi de puissance deux-tiers (Two-thirds Power Law)² pendant le tracé d'une ellipse. Enfin, il est à noter que les caractéristiques de mouvement en saccade ont aussi été retrouvées avec ce modèle. Le modèle de minimum de variance permet non seulement de capturer les caractéristiques principales du mouvement du bras chez l'homme, mais il offre aussi une explication sur l'évolution du système moteur produisant de tels mouvements. Il

¹La loi de Fitts relie la durée de mouvement T à l'amplitude de mouvement A et la largeur W de la cible, selon $T = a + b \log_2(2A/W)$, où a et b sont des constantes

²Cette loi s'appliquant au mouvement dans le plan (dessin), décrit que la vitesse de la main V diminue quand le rayon de courbure du mouvement R diminue, selon $V = KR^{1-\beta}$, où K est une constante et $\beta \approx 2/3$

faut remarquer que la variance de la position de la main est une quantité observable à travers l'information visuelle et proprioceptive, ce qui n'est pas le cas pour les termes dérivés tels que le jerk ou la variation de couples. Néanmoins, la validité du modèle de variance minimale n'a été démontrée qu'avec un système de bras à 2 DDL qui ne présente aucune redondance vis-à-vis de la tâche de positionnement.

Pour terminer, notons qu'en dehors des trois modèles présentés ci-dessus, et qui sont très exploités dans la littérature, il existe beaucoup d'autres critères d'optimisation qui ont été également proposés. On peut citer ici le critère du temps minimum [Nelson 1983], les critères dérivés du minimum-jerk [Dingwell et al. 2004], [Richardson et Flash 2002], les critères dynamiques [Nakano et al. 1999], [Kashima et Isurugi 1998], et les critères énergétiques [Soechting et al. 1995], [Alexander 1997], [Kang et al. 2005], [Nishii et Murakami 2002]. Des synthèses sur ce sujet peuvent être trouvées dans [Engelbrecht 2001] et [Todorov 2004].

Dans le chapitre suivant, nous allons présenter un modèle qui permet d'expliquer la génération de mouvement humain du niveau neuronal, tout en tenant compte de la redondance des DDL du système. Ce modèle considère un système redondant avec un critère d'optimisation dynamique englobant les modèles précédents. Nous avons choisi d'appliquer ce modèle pour contrôler les mouvements d'atteinte du robot HRP2.

3

Commande du geste d'atteinte du robot utilisant des principes de contrôle moteur humain

Nous souhaitons appliquer des principes biologiques de contrôle moteur pour commander les mouvements d'atteinte du robot HRP2. Pour cela, nous voulons utiliser une théorie permettant de produire des mouvements ayant les caractéristiques cinématiques du mouvement humain, tout en permettant de prendre en compte une redondance forte. Nous avons vu que les méthodes fondées sur la minimisation d'un critère permettent de donner une solution particulière parmi une infinité de possibilités de mouvement. Il nous semble donc intéressant d'utiliser une approche basée sur ce principe. Mais il est important de noter que même si les méthodes de minimisation d'un critère, présentées au chapitre précédent, permettent de reproduire les caractéristiques fondamentales de mouvement chez l'homme, notamment de produire une trajectoire quasi-rectiligne avec un profil de vitesse en cloche, elles ne donnent pas d'explication essentielle au niveau neuronal sur le contrôle du mouvement. Dans la section suivante, nous présentons le modèle de Guigon (voir [[Guigon et al. 2007](#)]) sur lequel nous développerons nos travaux. Ce modèle prend en compte à la fois la cinématique et la dynamique du système redondant ainsi que les caractéristiques du système musculaire et neuronal dans le cadre de gestes d'atteinte d'une cible.

3.1 Principes du contrôle moteur fondés sur le modèle de Guigon

De manière générale, lorsque nous exécutons un mouvement d'atteinte, nous mettons en mouvement plus de DDL de notre corps que nécessaire pour réaliser la tâche. Nous utilisons au moins 7 DDL de notre corps pour atteindre une cible localisée dans l'espace de 3 dimensions, ce qui laisse une infinité de choix de valeurs pour les DDL mis en mouvement (problème de Bernstein décrit dans le chapitre précédent). Lorsqu'on réalise ce mouvement d'atteinte, cela veut dire que le contrôle moteur a réalisé un choix de pattern moteur parmi une infinité de patterns possibles. S'il existait une relation univoque entre pattern moteur et mouvement, le problème serait simple mais la propriété d'équivalence motrice [Lashley 1933] montre que cette relation n'est pas univoque.

Beaucoup de travaux d'études computationnelles ont cherché à comprendre les grands principes du fonctionnement moteur indépendamment de la structure cérébrale ou du processus neuronal (voir la section 2.2). Ils ont apporté des avancées dans la compréhension de la motricité mais aucun n'a apporté une explication complète du problème de redondance et d'équivalence motrice. Le contrôle moteur a souvent été résolu à l'aide du contrôle optimal mais seulement pour des systèmes non redondants. Le modèle proposé par Guigon et al. [Guigon et al. 2007], [Guigon et al. 2008] a apporté une unification du comportement moteur et permet de prendre en compte la redondance du système. Il fait l'hypothèse que le contrôle moteur est principalement régi par quatre principes :

- séparation des efforts statiques et dynamiques
- contrôle optimal en boucle fermée
- efficacité maximale
- effort constant

3.1.1 Principe de séparation

Un grand nombre d'expérimentations permettent de faire l'hypothèse que les efforts statiques et dynamique sont traités séparément par le SNC. Des études psychophysique ont montré que les profils de vitesse restent inchangés quand le mouvement se réalise dans un champs de force constant [Welter et Bobbert 2002] ou élastique [Rand et al. 2004], mais qu'ils sont modifiés par une mise à l'échelle en amplitude ou en temps dans des champs inertiels ou en fonction de la vitesse [Hatzitaki et McKinley 2001]. Des étude d'EMG (électromyogramme) ont révélé l'addition de deux composantes : une composante tonique indépendante de la vitesse qui est liée à la génération des couples antigravitationnels et une composante phasique dépendante de la vitesse qui est liée aux couples dynamiques [Milner 2002], [Welter et Bobbert 2002]. Un autre résultat similaire sur la combinaison additive des activités tonique et phasique a aussi été

observé dans les neurones du cortex moteur primaire [Kalaska et al. 1989]. Ce principe est encore mis en évidence par les expérimentations dans [Nishikawa et al. 1999] qui montre que la posture finale de mouvements en trois dimensions est indépendante de la vitesse. Comme la contribution relative des couples antigravitationnel et dynamique varie en fonction de la vitesse, l'optimisation du couple total prédirait des variations de la posture finale en fonction de la vitesse. Ce résultat suggère que les couples dynamiques sont optimisés indépendamment des couples statiques. Néanmoins, il est intéressant de noter que dans les mouvements rapides sans prise en compte de la précision d'atteinte, le couple gravitationnel joue un rôle dynamique et il est inséparable des efforts inertiels [Berret et al. 2008].

3.1.2 Principe du contrôle optimal en boucle fermée

Le SNC calcule un contrôle optimal des couples dynamiques qui est approprié pour une régulation en ligne des mouvements. Bien que la théorie du contrôle optimal a été très souvent utilisée pour considérer beaucoup d'aspects du contrôle moteur (par exemple la formation de trajectoire, la redondance musculaire, le contrôle postural, la locomotion, etc. [Flash et Hogan 1985], [Uno et al. 1989], [Harris et Wolpert 1998]), elle a rarement été appliquée au cas des systèmes redondants non linéaires [Todorov et Jordan 2002]. La difficulté est de tenir compte du contrôle simultané de la posture et du mouvement. La plupart des études n'ont pas considéré le cas des couples statiques à cause de la difficulté à résoudre les problèmes de commande optimale en présence des couples gravitationnels [Thoroughman et Feller 2003]. Lorsqu'un mouvement se compose d'une transition entre deux postures d'équilibre, les conditions aux bornes du problème de contrôle optimal devraient spécifier les signaux d'équilibre terminaux, par exemple les couples musculaires qui compensent les couples statiques appliqués (élastique, gravitationnel). L'idée d'ajouter à la fonction de coût un terme qui garantit les postures d'équilibre initiale et finale données conduit à des solutions qui dépendent du niveau et de la nature des forces statiques [Harris et Wolpert 1998]. Le principe de séparation, présenté ci-dessus, apporte justement une façon d'appliquer les principes du contrôle optimal en boucle fermée à des systèmes cinématiquement redondants qui possèdent des couples statiques, car il n'y a pas de spécification à priori de la posture finale des membres.

3.1.3 Principe d'efficacité maximale

L'énergie des signaux des motoneurones, qui génèrent les couples dynamiques, doit être continûment minimisée le long du mouvement. Le système tente d'atteindre le but avec une erreur nulle et des signaux de contrôle minimaux. Il faut noter, en comparaison avec d'autres fonctions de coût proposées dans la littérature du contrôle moteur (minimum de secousse [Flash et Hogan 1985], variation minimum de couple [Uno et al. 1989], variance [Harris et Wolpert

1998], énergie [Alexander 1989], etc.), que cette fonction de coût est facilement mesurable par le SNC. En plus, les fonctions de contraintes utilisées dans ce modèle sont les conditions aux bornes, ce qui conduit à une description univoque du contrôle moteur, contrairement aux modèles nécessitant des fonctions de coût telles que la minimisation d'effort/erreur [Todorov et Jordan 2002].

3.1.4 Principe d'effort constant

L'idée que le comportement moteur est associé au minimum d'une fonction de coût est bien appropriée lorsque les paramètres d'amplitude et de durée du mouvement sont spécifiés. Sinon il pourrait se produire des mouvements infiniment lents/rapides ou bien infiniment court/long. Ce principe d'effort constant énonce qu'un ensemble donné de consigne est équivalent à un niveau d'effort. Pour ces consignes, les mouvements d'amplitude ou de direction différentes, ou associés à des charges différentes sont exécutés avec le même effort.

3.2 Application au geste d'atteinte sur le robot humanoïde HRP2

Parmi les quatre principes énoncés ci-dessus, nous allons essentiellement utiliser le principe de séparation et le principe d'efficacité maximale pour calculer nos commandes de mouvements d'atteinte. Vouloir appliquer le principe de séparation suppose que nous pouvons calculer les lois de commande pour notre système sans tenir compte de l'effet de la gravité, qui devra par conséquent être compensé par une autre boucle de commande. En effet, la quasi-totalité des robots humanoïdes utilisent une architecture de commande qui est proche de celle des bras manipulateurs, puisque chaque liaison est contrôlée par la commande d'un seul moteur. Sur les robots humanoïdes tels que HRP2 [Kaneko et al. 2004], la commande se fait par un contrôle en position sur chacune des liaisons. Vouloir décrire une trajectoire avec le bras revient donc à donner une discrétisation géométrique de la trajectoire avec, pour chaque configuration discrète du bras, la valeur angulaire de toutes les liaisons. La commande va donc réaliser un asservissement en position (en boucle fermée sur les valeurs des codeurs des liaisons) sur chaque liaison. Cette boucle de commande sur chaque liaison, qu'on nomme généralement boucle de bas niveau, est très robuste et permet de faire l'hypothèse que les forces statiques sont exactement contre-balancées à chaque position du bras. La robustesse de ces boucles de bas niveau nous permet donc d'envisager la synthèse d'un contrôleur sur HRP2, en négligeant les effets statiques.

Le schéma général de commande est représenté sur la figure 3.1. La connaissance de l'état du système (par capteur ou estimateur) est nécessaire autant pour le calcul des couples

dynamiques que pour le calcul des asservissements bas-niveaux qui dépendent tous les deux de l'état courant.

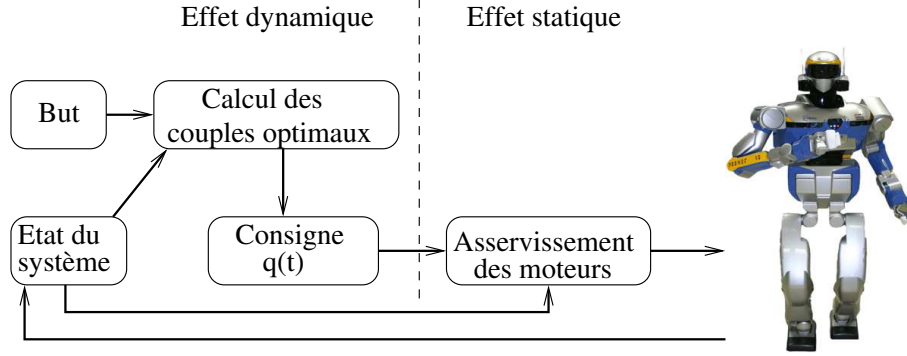


FIG. 3.1: Schéma de commande utilisant le principe de séparation

Dans les sections suivantes, nous allons présenter la modélisation du système de contrôle fondée sur les deux principes précités pour contrôler les mouvements d'atteinte du robot HRP2.

3.2.1 Modélisation du problème

Ici, nous présentons la modélisation du problème de mouvement d'atteinte avec le bras du robot HRP2. Cependant, le même principe s'applique aux mouvements d'atteinte avec le torse et le haut du corps de ce robot.

Nous développons d'abord un modèle qui intègre le modèle dynamique du bras de robot et associe à chaque DDL du bras la dynamique du système neuromusculaire associé à une paire de muscles antagonistes virtuels. Ensuite, le problème de commande du robot avec les signaux de contrôle neuronaux sera énoncé et résolu.

3.2.1.1 Modèle du système neuromusculaire

Supposons que n est le nombre de DDL du système à modéliser. Chaque liaison j ($1 \leq j \leq n$) est alors associée à une paire de muscles antagonistes. Chaque muscle i ($1 \leq i \leq 2n$) est contrôlé par un motoneurone et, selon [Van der Helm et Rozendaal 2000], l'ensemble constitué par le motoneurone et le muscle (système neuromusculaire) peut être décrit par un filtre passe-bas du second-ordre ayant les signaux de contrôle neuronaux u_i comme entrée et la force musculaire F_i comme sortie, selon les équations suivantes :

$$\begin{aligned} v(de_i/dt) &= -e_i + u_i \\ v(da_i/dt) &= -a_i + e_i \\ F_i &= \eta(a_i) \end{aligned} \tag{3.1}$$

où v est une constante de temps, la fonction η est définie par $\eta(z) = z$ si $z > 0$; sinon, $\eta(z) = 0$, (cette fonction exprime le fait qu'un muscle exerce seulement une force d'étirement), les variables e_i et a_i correspondent aux paramètres d'excitation et d'activation ¹. Pour chaque DDL, les couples ont été calculés par la différence entre les forces générées par les muscles antagonistes multipliée par un coefficient, comme décrite dans (3.2).

$$\tau_j = \gamma_j(F_{2j-1} - F_{2j}), \quad j = 1..n \quad (3.2)$$

La suite présente la dynamique du bras de HRP2 associée à ce système.

3.2.1.2 Modèle dynamique du bras HRP2

Le bras du robot HRP2 (voir la figure 3.2) est constitué de six liaisons possédant chacune un DDL, ce qui lui donne au total six DDL : trois à l'épaule, deux au coude et un au poignet ². La dynamique de ce bras, qui est un système constitué de plusieurs corps rigides, peut être

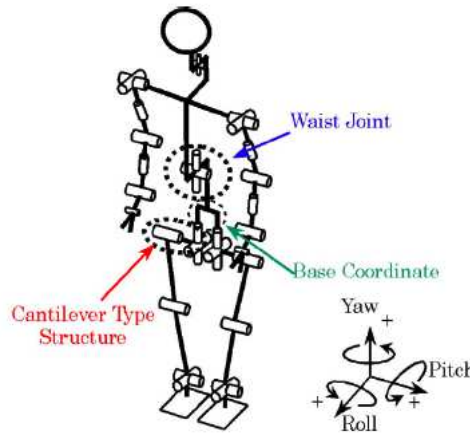


FIG. 3.2: Structure mécanique de HRP2.

représentée sous la forme classique suivante :

$$\tau = M(q)\ddot{q} + N(q, \dot{q}) + G(q) \quad (3.3)$$

où M est la matrice d'inertie, N est le vecteur incluant les effets non-linéaire de Coriolis et centrifuge, G est un vecteur relié à l'effet de gravité, τ est le vecteur des couples qui génèrent les mouvements, q , $\dot{q}$, $\ddot{q}$ sont respectivement les vecteurs de position, vitesse et accélération angulaires des liaisons successives.

¹L'activité électromyographique (EMG) correspond habituellement à $\eta(e_i)$

²Les liaisons actionnant la main qui permettent la préhension ne sont pas considérées pour les tâches de pointage dans notre cas

Il est à noter que, par le principe de séparation, le terme associé à la force gravitationnelle $G(q)$ ne sera pas inclus dans le calcul du mouvement. Cette force, décrite ci-dessus, sera compensée automatiquement par le système de contrôle du robot.

Pour modéliser la dynamique du bras du robot (sans la force statique), nous avons utilisé le formalisme de Lagrange [Spong et Vidyasagar 1989] avec les paramètres extraits de la description du robot HRP2. Le calcul explicite a été réalisé avec la boîte à outils de calcul symbolique sous Matlab. Il inclut quatre étapes :

- calculer le vecteur de rotation de chaque segment du bras,
- calculer l'énergie cinétique de rotation et de translation,
- calculer le Lagrangien L du système,
- calculer les couples τ_j ($j = 1..6$) pour chaque DDL en utilisant l'équation :

$$\tau_j = \frac{d}{dt} \frac{dL}{d\dot{q}_j} - \frac{dL}{dq_j} \quad (3.4)$$

ce qui donne pour chaque liaison l'équation de couple suivante :

$$\tau_j = \sum_{k=1}^6 (M_{jk} \ddot{q}_k) + N_j \quad (3.5)$$

où les M_{jk} sont les éléments de la matrice d'inertie M (qui dépend de q) et les N_j sont les éléments du vecteur des effets non-linéaire N (dépendant de q et $\dot{q}$). Notons que, comme l'étape de calcul de l'énergie potentielle n'est pas incluse dans le calcul de (3.4), les termes relatifs à G n'existent pas dans l'expression (3.5). D'autre part, il faut noter que, pour un bras à 6 DDL, chaque élément M_{jk} et N_j peut comprendre de nombreuses opérations élémentaires ($[+, -, \times, \cos, \sin]$).

A partir de (3.5), la relation entre les accélérations angulaires et les couples s'écrit maintenant sous la forme matricielle suivante :

$$\ddot{q} = M^{-1}(\tau - N) \quad (3.6)$$

En rassemblant la dynamique du bras décrite par (3.6) avec la dynamique du système neuromusculaire associée à chacune des six paires de muscles virtuels décrite par (3.2) et (3.1), on obtient un système dynamique de dimension 36 sous la forme :

$$\dot{x} = f(x(t), u(t)) \quad (3.7)$$

dont le vecteur d'état x est défini par

$$\begin{aligned} x &= (x_1, \dots, x_{36})^T \\ &= (q_1, \dots, q_6, \dot{q}_1, \dots, \dot{q}_6, a_1, \dots, a_{12}, e_1, \dots, e_{12})^T \end{aligned}$$

avec $q_1, \dots, q_6$ les coordonnées angulaires des liaisons, $\dot{q}_1, \dots, \dot{q}_6$ les vitesses angulaires des liaisons, et pour $i = 1, \dots, 6$: (a_{2i-1}, a_{2i}) et (e_{2i-1}, e_{2i}) représentent respectivement les variables d'activation et d'excitation associées à la paire de muscles antagonistes correspondant à la i^{eme} liaison ; (u_{2i-1}, u_{2i}) représentent les signaux des motoneurones associés à la paire de muscles antagonistes correspondant à la i^{eme} liaison. Le vecteur de commande $u = (u_1, \dots, u_{12})^T$ est de dimension $n \times 2 = 12$ puisque la détermination du couple à appliquer à chaque liaison nécessite le calcul de deux forces comme indiqué dans l'équation (3.2).

En pratique, les dérivées des variables d'état $\dot{x}_i$ sont calculées comme suit :

- pour $i = 1, \dots, 6$, $\dot{x}_i = \dot{q}_i = x_{i+6}$,
- pour $i = 7, \dots, 12$, les $\dot{x}_i$ sont donnés par (3.6),
- et pour $i = 13, \dots, 36$, les $\dot{x}_i$ sont déduits de (3.1).

3.2.1.3 Principe du calcul de la commande

L'application du principe de séparation nous permet d'aborder le calcul du problème d'optimisation avec un modèle dynamique plus simple. Il faut maintenant calculer la commande à appliquer à chaque actionneur des liaisons du robot pour amener le bras d'une configuration x_0 , à l'instant initial t_0 , à une position cible, à l'instant t_f . Nous allons considérer le principe d'efficacité maximale énoncé dans le paragraphe 3.1.3 pour calculer la commande. D'après ce principe, la trajectoire du système doit minimiser l'énergie des motoneurones le long de l'intervalle de durée du mouvement $[t_0, t_f]$, et la configuration finale du bras doit atteindre la cible avec une erreur nulle. Il s'agit donc d'un problème d'optimisation que nous pouvons énoncer de la façon suivante : trouver un contrôle déterministe $u(t) = \{u_i(t)\}$ ($1 \leq i \leq 2n$) défini sur $[t_0, t_f]$ tel que $x(t)$ soit une solution de (3.7) satisfaisant les conditions aux bornes suivantes :

$$x(t_0) = x_0 \text{ and } \psi(x(t_f)) = 0, \quad (3.8)$$

en minimisant la quantité

$$E = \sum_{i=1}^{2n} \int_{t_0}^{t_f} u_i^2(t) dt \quad (3.9)$$

Dans (3.8), la fonction $\psi(x(t_f))$ exprime la contrainte sur l'état à t_f . Elle décrit le fait que la main doit atteindre la cible à l'instant t_f avec une certaine configuration finale du bras $q_j(t_f)$, $j = 1..6$ et $\dot{q}_j(t_f) = a_i(t_f) = e_i(t_f) = 0$, pour $j = 1..6$ et $i = 1..12$ (Nous allons détailler cette contrainte dans les sections suivantes).

La condition initiale du système est décrite par :

$$x_0 = (q_1^0, \dots, q_6^0, 0, \dots, 0)^T \quad (3.10)$$

où $q_1^0, \dots, q_6^0$ sont les valeurs initiales des liaisons du robot à l'instant t_0 .

Nous allons voir dans la section suivante comment résoudre ce problème de commande optimale, sachant que nous travaillons avec un système de grande dimension comprenant à la fois le système neuromusculaire et la dynamique du robot.

3.2.2 Optimisation

Dans la littérature, nous pouvons trouver un grand nombre de travaux dédiés à la résolution des problème de commande optimale des systèmes (voir [Kirk 1970] pour une introduction). Les applications de ces méthodes de contrôle peuvent être trouvées dans de nombreux domaines tels que la robotique ou l'aéronautique où la minimisation des temps de parcours ou de l'énergie consommée est souvent étudiée pour la commande de ces systèmes.

Généralement, il y a deux approches qui permettent de résoudre un problème de commande optimale : (i) les méthodes indirectes basées sur un modèle mathématique du système (par exemple en utilisant le principe du maximum de Pontryagin) et (ii) les méthodes directes consistant à résoudre le problème discrétisé par les techniques d'optimisation paramétrique. Les méthodes indirectes sont connues pour être plus précises par rapport aux méthodes directes mais leur inconvénient est qu'elles nécessitent le calcul de l'Hamiltonien qui est souvent très difficile sauf dans les cas de systèmes simples. En pratique, les méthodes directes sont largement utilisées. Pour la plupart des problèmes, ces méthodes exigent moins d'interaction pour définir le problème et surtout elles ne demandent pas le calcul analytique des dérivées.

Pour résoudre le problème de contraintes aux deux bouts énoncé par (3.7), (3.8), (3.9), nous utilisons une méthode directe nommée transcription directe [Betts 2001]. L'idée de cette méthode est de transformer le problème de commande optimale original en un problème d'optimisation nonlinéaire (NLP) avec un nombre fini de variables et de contraintes, puis d'utiliser un algorithme efficace pour résoudre le problème.

La section suivante présente les étapes principales de la méthode de transcription directe appliquée à notre problème. Le problème d'optimisation non-linéaire est ensuite résolu avec le logiciel Ipopt [Wächter et Biegler 2006].

3.2.2.1 Transcription Directe

Pour résoudre le problème énoncé par (3.7), (3.8), (3.9) nous avons utilisé la méthode de transcription directe qui est décrite dans [Betts 2001]. La première étape de cette approche consiste à discrétiser l'intervalle du mouvement $[t_0, t_f]$ en $m + 1$ échantillons temporels :

$$t_0 = t_0 < t_1 < t_2 < \dots < t_m = t_f ,$$

puis à définir les variables du problème de programmation non-linéaire (le nombre de ces variables dépend de la discrétisation temporelle choisie) :

$$\begin{aligned} \chi^T = & (x_1^0, \dots, x_{36}^0, u_1^0, \dots, u_{12}^0, \\ & x_1^1, \dots, x_{36}^1, u_1^1, \dots, u_{12}^1, \\ & \dots, \\ & x_1^m, \dots, x_{36}^m, u_1^m, \dots, u_{12}^m) \end{aligned} \quad (3.11)$$

où x_i^k et u_i^k correspondent respectivement aux états et aux contrôles du système à t_k . Ce vecteur χ comprend $l = (m+1) \times (36+12)$ variables.

L'étape suivante est de représenter les contraintes. Ici, nous avons deux types de contraintes, l'un sur la dynamique (3.7) et l'autre sur la fonction ψ (3.8). Nous avons choisi la représentation trapézoïdale suivante pour exprimer la contrainte dynamique :

$$\begin{aligned} x_i^{k+1} - x_i^k - \frac{h_k}{2}(f_i^k + f_i^{k+1}) &= 0 \\ i = 1 \dots 36, k = 0 \dots m-1 \end{aligned} \quad (3.12)$$

La condition $\psi(x(t_f)) = 0$ dans (3.8) exprime le fait que la main doit atteindre la cible à t_f . Elle est représentée comme une fonction d'erreur entre la position du bras à l'instant t_m et la position de la cible, cette erreur doit être nulle à l'instant final. Nous la définissons par :

$$\|g(x_1^m, x_2^m, x_3^m, x_4^m, x_5^m, x_6^m) - P\| = 0 \quad (3.13)$$

$$x_7^m = x_8^m = \dots = x_{36}^m = 0 \quad (3.14)$$

où g est la fonction qui calcule la cinématique directe du bras du robot (modèle géométrique direct) et détermine donc la position de la main en coordonnées cartésiennes à partir des valeurs angulaires de chaque liaison, et $P = (P_x, P_y, P_z)$ est la position de la cible en coordonnées cartésiennes.

Les contraintes correspondant aux conditions initiales (3.10) sont représentées par :

$$\begin{cases} \text{pour } i = 1..6, & x_i^0 = q_i^0 \\ \text{pour } i = 7..36, & x_i^0 = 0 \end{cases} \quad (3.15)$$

Un avantage important de la méthode de transcription directe est qu'elle permet de borner les variables d'état pour prendre en compte les contraintes angulaires sur les liaisons du robot :

$$\text{pour } i = 1..6, \quad x_i^{\min} < x_i^0, x_i^1, \dots, x_i^m < x_i^{\max} \quad (3.16)$$

Finalement, le coût à minimiser défini par l'équation (3.9) est décrit par :

$$E(\chi) = \sum_{i=1}^{2n} \sum_{k=0}^m (u_i^k)^2 \quad (3.17)$$

A l'aide des équations (3.11)–(3.17), nous avons formulé un problème de NLP sous la forme :

$$\begin{aligned} & \min_{\chi \in \mathbb{R}^l} E(\chi) \\ \text{sous : } & c_L \leq c(\chi) \leq c_U \\ & \chi_L \leq \chi \leq \chi_U \end{aligned} \quad (3.18)$$

où $E(\chi) : \mathbb{R}^l \rightarrow \mathbb{R}^+$ est la fonction objectif, $c(\chi) : \mathbb{R}^l \rightarrow \mathbb{R}^d$ représente les fonctions de contrainte avec les vecteurs c_L et c_U qui désignent les bornes inférieure et supérieure sur ces contraintes, et les vecteurs χ_L and χ_U représentent les bornes sur les variables χ . Pour le problème considéré, le vecteur χ est défini par (3.11), $E(\chi)$ est donné par (3.17), $c(\chi)$ correspond aux fonctions (3.12) et (3.13), où $c_L = c_U \equiv 0$, et les contraintes sur χ sont représentées par (3.14) et (3.15).

Pour résoudre ce problème NLP, nous avons utilisé le solveur Ipopt [Wächter et Biegler 2006] qui est efficace en terme de temps de convergence et de précision des résultats.

3.3 Simulations et Résultats

3.3.1 Paramètres de simulation

Afin de générer un mouvement, l'algorithme utilise comme entrée les données suivantes :

- la configuration initiale du bras,
- la durée du mouvement,
- la position de la cible représentée dans un système de coordonnées sphériques (r, θ, ϕ) , centré sur la position initiale de la main. Dans cette définition, r est l'amplitude du mouvement, θ et ϕ sont les angles d'azimut et d'élévation respectivement.

Cette représentation de la position cible est bien appropriée pour la description des mouvements partant de la même configuration initiale de la main et se dirigeant vers un ensemble de positions périphériques de la main. Elle servira à générer des mouvements de même amplitude dans le plan frontal ou sagittal dans les parties suivantes.

Les paramètres musculaires du système sont choisis de la même façon que dans [Guigon et al. 2007] : $v = 0.05s$ (constante temporelle de filtrage musculaire), la fonction $\eta(z)$ non-dérivable à zéro peut être approximée par la fonction $z \rightarrow \log[1.0 + \exp(\kappa z)]/\kappa$, avec $\kappa = 10$. Comme indiqué dans l'équation (3.2), pour chaque DDL du robot, la relation entre la force

engendrée par la paire de muscles et le couple de la liaison est reliée à un coefficient γ_j . Le choix de ces coefficients dépend de plusieurs paramètres des muscles et des motoneurones. Suivant [Guigon et al. 2007], au lieu de réaliser une analyse complexe sur la contribution des ces coefficients, nous avons déterminé leur valeur en fonction du comportement du système. Dans nos simulations, nous n'avons pas essayé de trouver les mêmes valeurs de γ_j pour tous les mouvements, mais chaque mouvement peut correspondre à des γ_k différentes. En effet, $\gamma_1, \gamma_2, \gamma_3$ ont été choisis entre 10 et 15, γ_4 entre 5 et 10, $\gamma_5 = 1, \gamma_6 = 3$.

Notre objectif étant de faire réaliser des mouvements d'atteinte au robot HRP2, nous avons adapté les durées de mouvements à la dynamique du robot. Par conséquent, elles sont légèrement augmentées par rapport aux durées données dans [Guigon et al. 2007]. La durée d'un mouvement de 25cm est de 1s et celle d'un mouvement de 50cm de 2s. En pratique, pour la méthode de transcription directe, nous avons pris $m = 50$ ou 100 pour les mouvements de 1s et $m = 100$ ou 200 pour les mouvements de 2s, ce qui correspond à 2448, 4848 et 9648 variables respectivement. Ces valeurs sont un compromis entre le temps de convergence du solveur Ipopt et la précision des résultats. Le pas d'échantillonnage de la discrétisation ne doit pas être trop grand pour que la méthode converge vers un résultat satisfaisant (contrainte, erreur d'atteinte à l'instant final). Il ne devrait pas non plus être trop petit car il risque de n'apporter aucune amélioration au niveau de la précision des résultats et d'augmenter grandement le temps de calcul.

3.3.2 Trajectoires nominales

L'objectif de ces premières simulations est de montrer que l'approche développée dans ce chapitre permet de faire réaliser au robot des gestes d'atteinte, et de vérifier que :

- la main atteint bien la position cible,
- les trajectoires ont les caractéristiques cinématiques du mouvement humain,
- les consignes générées sont exécutables sur le robot réel HRP2.

Nous considérons, dans ces premières simulations, les mouvements d'atteinte effectués seulement avec le bras du robot HRP2 à 6 DDL. Le vecteur $q = (q_1, \dots, q_6)^T$ représente alors les liaisons de l'épaule vers la main : q_1, q_2, q_3 sont respectivement les rotations roulis, tangage, lacet de l'épaule, q_4, q_5 sont respectivement les rotations tangage, lacet de l'avant-bras, q_6 est la rotation tangage du poignet (Fig. 3.2).

Les résultats expérimentaux sur les mouvements humains décrivent très souvent la forme et les profils de vitesse des mouvements d'atteinte dans le plan sagittal et dans le plan frontal du sujet. Nous pouvons voir, par exemple, sur la figure 3.3 deux ensembles de trajectoires de référence correspondant à un geste d'atteinte chez l'homme [Flanders et al. 1996]. A partir de la même configuration initiale du bras, l'opérateur atteint les différentes cibles périphériques dans

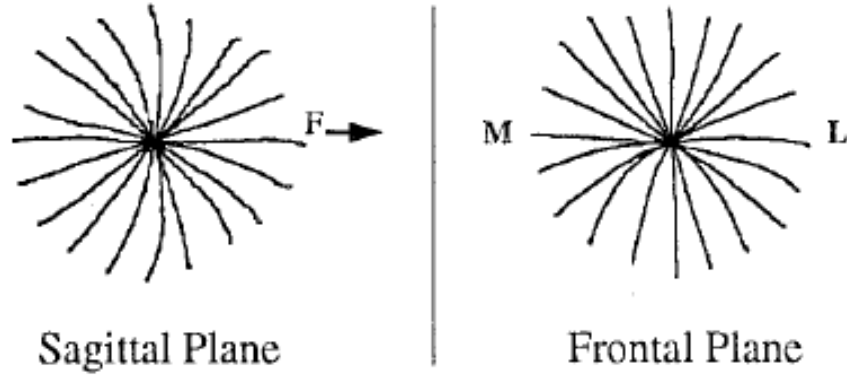


FIG. 3.3: Mouvements d'atteinte chez l'homme rapportés par Flanders et al. [Flanders et al. 1996]. La situation est similaire à celle décrite dans les figures 3.4 et 3.5 : les cibles sont réparties en 20 positions périphériques situées à 30cm de la position initiale de la main. F, M et L désignent respectivement vers l'avant, à droite et à gauche.

les plans sagittal et frontal respectivement.

Pour effectuer une comparaison, nous avons généré les mouvements d'atteinte du robot de la même façon, dans les plans sagittal et frontal. Les figures 3.4 et 3.5 représentent la forme des trajectoires obtenues avec le bras d'HRP2 pour une amplitude $r = 25cm$ et pour une durée de 1s pour un ensemble de vingt positions finales régulièrement espacées dans chaque plan. Il faut noter que ces positions finales correspondent à des configurations non-singulières du robot et qu'elles sont atteignables depuis la configuration initiale du bras du robot ($5^\circ, -15^\circ, 30^\circ, -110^\circ, 0^\circ, 0^\circ$).

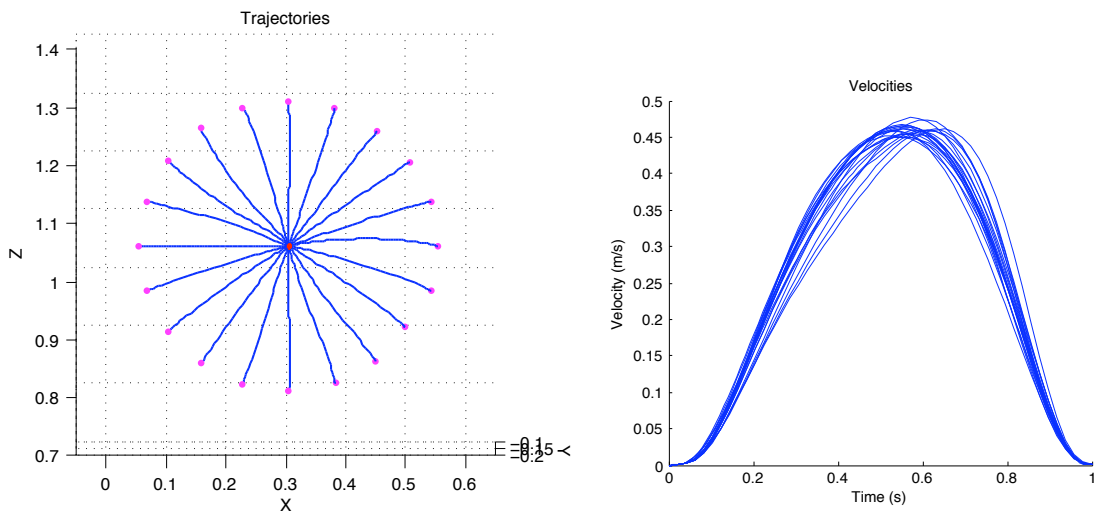


FIG. 3.4: Mouvements de $r = 25cm$ pour vingt positions finales périphériques régulièrement espacées dans le plan sagittal.

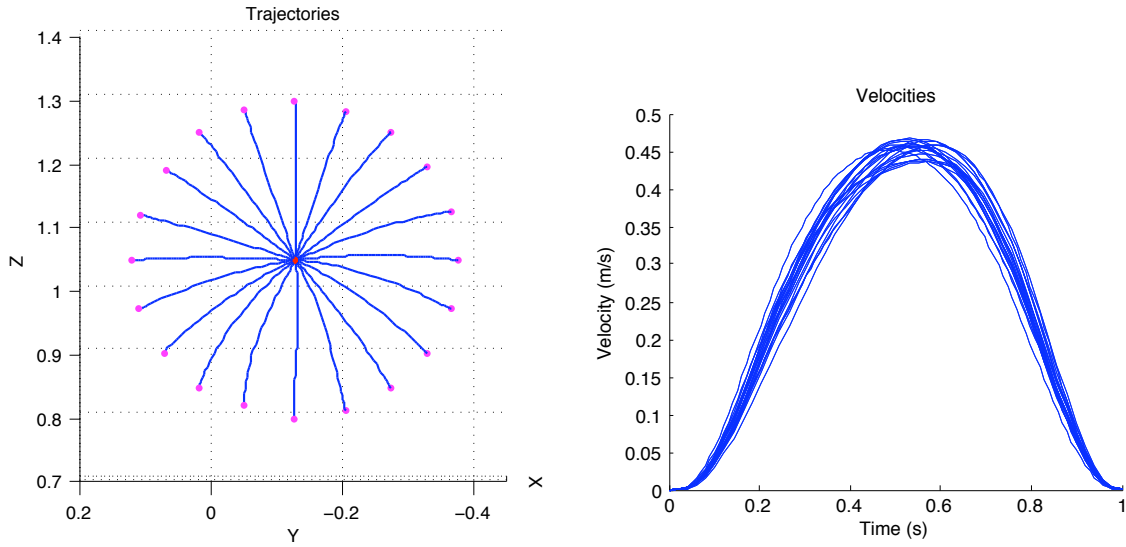


FIG. 3.5: Mouvements de $r = 25\text{cm}$ pour vingt positions finales périphériques régulièrement espacées dans le plan frontal.

Sur ces figures, nous pouvons remarquer que la main atteint bien la cible et que les trajectoires du robot obtenues par cette approche sont qualitativement similaires aux trajectoires des figures 3.3. De plus, nous retrouvons les caractéristiques cinématiques principales des mouvements humains comme rapporté dans [Guigon et al. 2007] et [Flanders et al. 1996]. En effet, nous constatons que les trajectoires de la main sont quasiment rectilignes et que les profils de vitesse correspondants sont bien en cloche avec un seul pic (un seul maximum). Nous pouvons également noter que la légère variation de courbure associée à la distribution circulaire des positions cibles semble suivre la même règle dans le cas des trajectoires humaines que dans le cas du robot.

Quantitativement, il est intéressant de noter la bonne précision obtenue par ce schéma de commande, puisque la différence moyenne entre la position finale de la main du robot et la position de la cible est très faible (de l'ordre de 1 mm). Cette précision obtenue pour de nombreuses autres trajectoires, hors des plans sagittal et frontal, nous confirme bien que la tâche est bien réalisée par le robot HRP2. De plus, l'écart maximal de la courbe par rapport à une trajectoire virtuelle exactement rectiligne est en moyenne de l'ordre de 1 cm. Ce résultat semble cohérent avec les expérimentations réalisées chez l'homme et sa faible valeur s'explique par la faible amplitude du mouvement ($r = 25\text{cm}$).

La figure 3.6 montre en détail la variation des paramètres du mouvements pendant un geste d'atteinte simulé de $r = 25\text{cm}$ vers la position finale $(\theta, \phi) = (45^\circ, 45^\circ)$. Sur les courbes du haut à gauche, nous pouvons constater que la génération du mouvement d'atteinte induit une synchronisation du déplacement de toutes les variables articulaires du robot (début et arrêt de

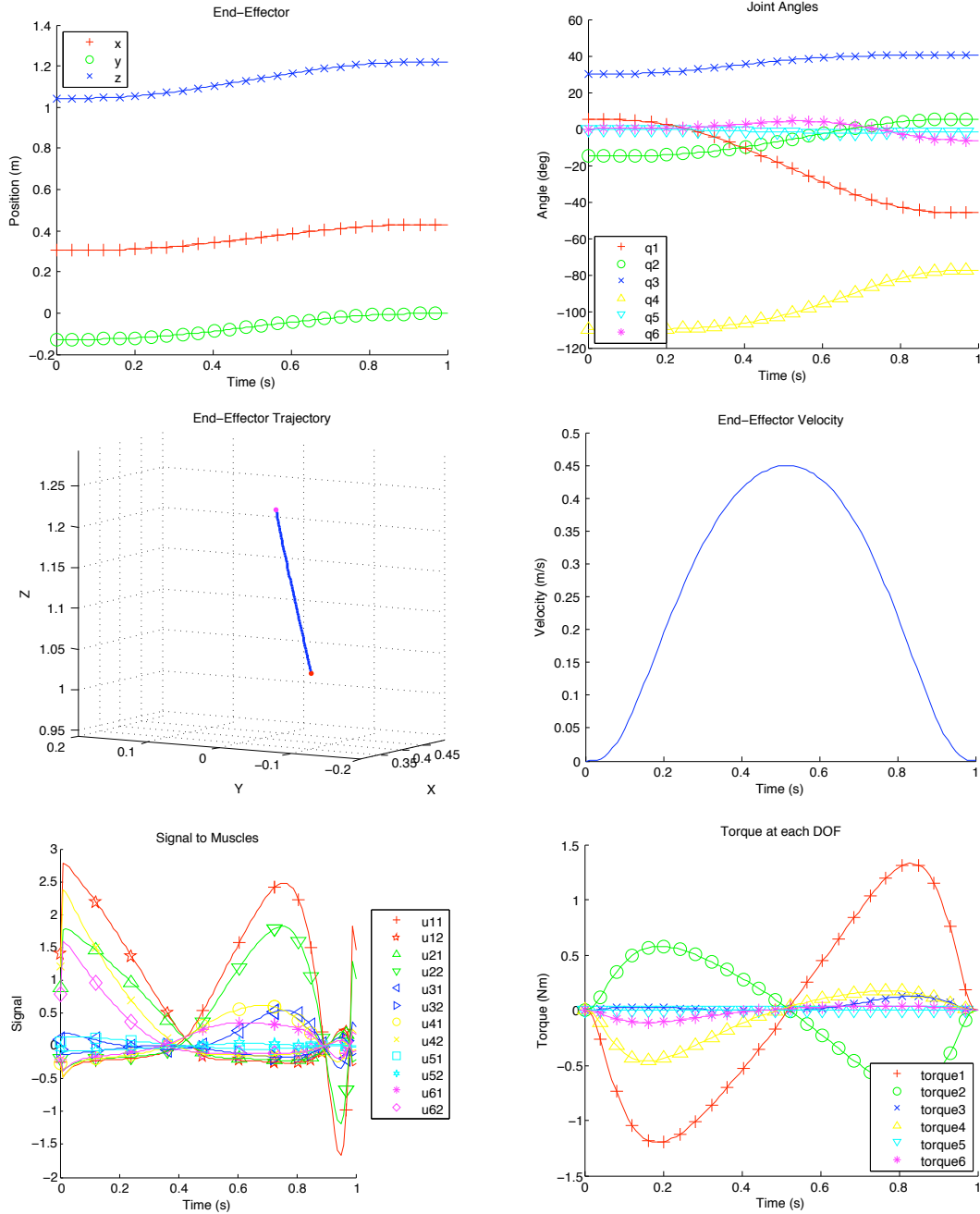


FIG. 3.6: Evolution des paramètres pendant un mouvement de $r = 25\text{cm}$ dans la direction $(\theta, \phi) = (-45^\circ, 45^\circ)$. Colonne de gauche de haut en bas : coordonnées cartésiennes de la main, trajectoire de la main et signaux de contrôle. Colonne de droite de haut en bas : trajectoire angulaire, profil de vitesse de la main et couples.

toutes les liaisons en même temps) et que les mouvements selon les axes cartésiens de l'espace de travail sont quasi-rectilignes ce qui induit un mouvement quasi-rectiligne avec une faible courbure. La figure du milieu présente le profil de vitesse en forme de cloche avec un maximum

correspondant au changement de signe des couples appliqués aux moteurs. Sur les figures du bas nous pouvons constater la corrélation entre l'activité des muscles et les couples appliqués à chaque liaison. Ce sont les couples des liaisons q_1 et q_2 qui sont les plus importants car ce sont les liaisons qui font bouger l'ensemble du bras à partir de l'épaule.

Ces premiers résultats satisfaisants sont cependant trop limités en amplitude pour valider un mouvement d'atteinte réel. Aussi, afin de démontrer que cette approche de contrôle n'est pas limitée à des mouvements courts, la méthode a été également testée pour des mouvements d'amplitude supérieure. Nous avons choisi d'illustrer le cas de trajectoires d'amplitude $50cm$, qui correspond à un grand mouvement pour un bras humain. Pour pouvoir tenir compte des contraintes temporelles du mouvement du robot, nous avons augmenté la durée des mouvements à $2s$.

La figure 3.7 montre en détail la réalisation d'un tel mouvement. A nouveau, on peut observer les trajectoires quasi-rectilignes des paramètres de position ainsi que la variation coordonnée des différentes valeurs angulaires des liaisons. La trajectoire d'atteinte est du même type que dans le cas précédent, quasi-rectiligne avec une faible courbure. Le profil de vitesse est bien en forme de cloche. Les courbes du bas sont similaires aux courbes obtenues pour un mouvement de faible amplitude. Le calcul de l'écart moyen de la courbe par rapport à une trajectoire purement rectiligne, virtuelle, est maintenant de l'ordre de $4cm$ en moyenne sur l'ensemble des tests, ce qui est normal au vu de l'amplitude du mouvement. Par contre, l'erreur entre la position de la main et la position de la cible à atteindre est du même ordre que dans le cas précédent (environ $1mm$).

Il nous faut maintenant préciser comment s'effectue la génération des mouvements avec le robot HRP2. La réalisation de mouvements sur le robot HRP2 doit en premier lieu être simulé par un simulateur dynamique OpenHRP développé par la société Kawada. Ce simulateur permet de garantir que le mouvement simulé sera exécuté correctement sur le robot réel. Pour simuler nos trajectoires avec OpenHRP, il faut se rappeler que le robot n'admet que des consignes de position en entrée. Pour cela, les courbes des paramètres angulaires des liaisons qui sont solutions du problème d'optimisation sont utilisées. Une interpolation peut être nécessaire pour déterminer à partir de ces courbes les données d'entrée du simulateur. Notre algorithme calcule une consigne toutes les $10ms$ alors que la boucle de commande de bas niveau des asservissements de HRP2 attend une consigne tous les $5ms$. Une simple interpolation de type B-spline est alors utilisée pour calculer les consignes correspondantes. Le simulateur OpenHRP s'asservit en position sur ces données d'entrée pour afficher le mouvement, en tenant compte des paramètres dynamiques exacts du robot. A l'issue de cette étape, nous avons la garantie que le mouvement exécuté sur le robot réel sera identique à la simulation.

La figure 3.8 montre la réalisation de deux mouvements de $50cm$ avec le simulateur OpenHRP et les trajectoires correspondantes de la main dans l'espace de travail. Il est à noter

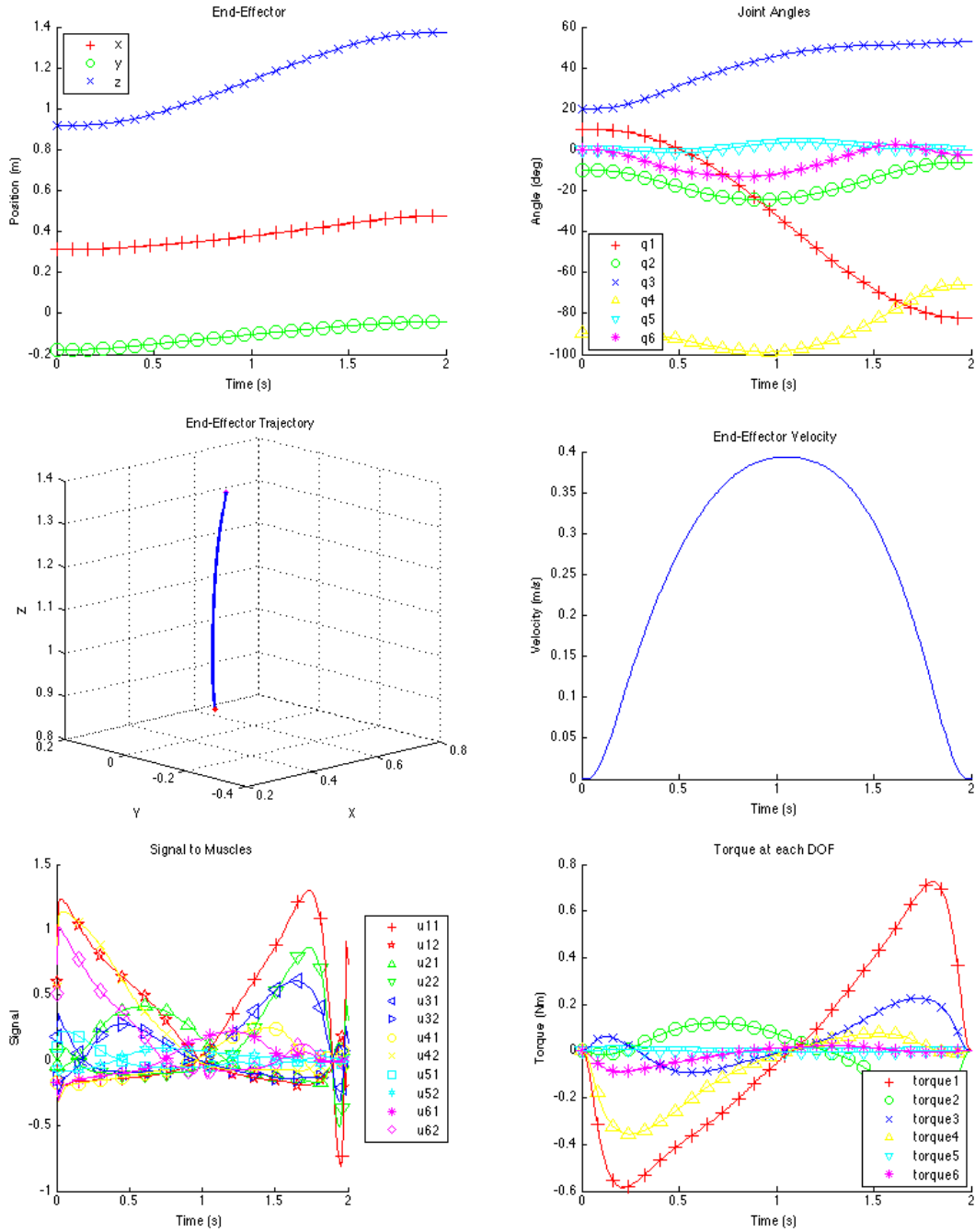


FIG. 3.7: Evolution des paramètres pendant un mouvement de $r = 50\text{cm}$ dans la direction $(\theta, \phi) = (40^\circ, 25^\circ)$. Colonne de gauche de haut en bas : coordonnées cartésiennes de la main, trajectoire de la main et signaux de contrôle. Colonne de droite de haut en bas : trajectoire angulaire, profil de vitesse de la main et couples.

que le mouvement en bas de cette figure est le même que celui qui est représenté sur la figure 3.7.

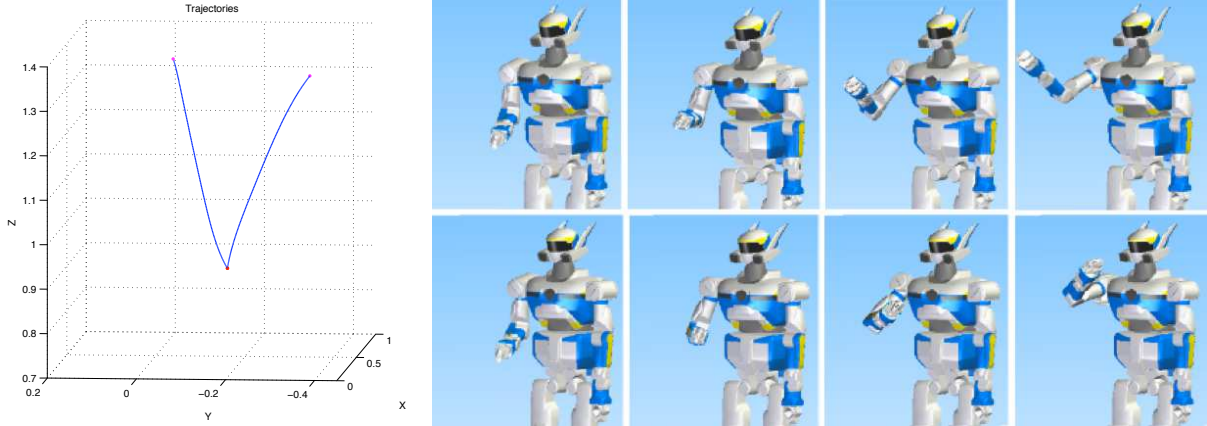


FIG. 3.8: Deux mouvements d'amplitude $r = 50cm$ simulés avec OpenHRP. Chaque mouvement est illustré par quatre vues successives arrangées de gauche à droite. Le premier mouvement (première ligne) est dirigé vers $(-35^\circ, 35^\circ)$ tandis que le deuxième (deuxième ligne) est dirigé vers $(40^\circ, 25^\circ)$.

Pour ces différentes simulations, le temps de calcul pour générer un mouvement est fonction de l'amplitude du mouvement et du choix des paramètres de discrétisation. Dans notre cas, le calcul d'un mouvement prend entre 1 et 4 minutes sur un ordinateur de 1Gb et 3.2 GHz (Le programme d'optimisation est codé en C avec le modèle dynamique transporté de Matlab). Nous constatons aussi que le programme Ipopt converge généralement en 200 à 300 itérations en respectant les contraintes et avec une bonne précision. Cependant, dans certains cas, ce solveur ne converge pas vers une solution satisfaisante. Les deux principales causes de la non convergence de Ipopt sont certainement les erreurs numériques dans le calcul de la dynamique du modèle et aussi l'approximation de la matrice Hessienne qui est utilisé dans le programme. Une difficulté similaire a été rapportée dans [Miossec et al. 2006]. Nos efforts n'ont pas porté sur l'amélioration de la performance du programme qui pourrait certainement être optimisé en complétant le pas de raffinement dans la méthode de transcription directe.

3.3.3 Extension au torse

Nous avons décidé d'étendre cette approche à un système de dimension plus grande. Plutôt que d'inclure un DDL supplémentaire au niveau de la main, il nous a semblé plus intéressant de prendre en compte le mouvement du buste qui participe au geste d'atteinte dès que l'amplitude du mouvement est importante. Dans ce cas, nous avons considéré un système de 7 DDL comprenant 2 DDL au torse et 5 DDL au bras du robot.

Nous considérons donc que le mouvement d'atteinte est effectué par un système mécanique possédant 7 DDL. Le vecteur $q = (q_1, \dots, q_7)^T$ représente les liaisons du torse et du bras : q_1 et q_2 représentent les rotations lacet, tangage du torse ; q_3, q_4, q_5 représentent les rotations tangage,

roulis, lacet de l'épaule et q_6 , q_7 représentent les rotations pitch, yaw de l'avant-bras (on fige la dernière rotation du poignet, voir la figure 3.2). Nous nous sommes limités à 7 DDL pour garder des temps de calcul compatibles avec les simulations précédentes car nous avons maintenant un système à optimiser par Ipopt qui comporte $(m + 1) \times (42 + 14)$ variables. Pour $m = 100$, cela représente 5656 variables. Afin d'éviter un calcul manuel de la dynamique, nous avons utilisé le logiciel HuMaNs [Wieber et al. 2006] pour calculer automatiquement la dynamique du système avec les caractéristique physique et géométrique du robot. Nous avons une fois de plus appliqué le principe de séparation ainsi que le même principe de minimisation pour calculer les lois de mouvements.

La figure 3.9 montre un mouvement d'atteinte vers le bas réalisé en utilisant toutes les liaisons de la partie haute du corps du robot (simulé avec OpenHRP). On peut remarquer que l'exécution de ce mouvement est réaliste par rapport au même mouvement exécuté par un être humain.

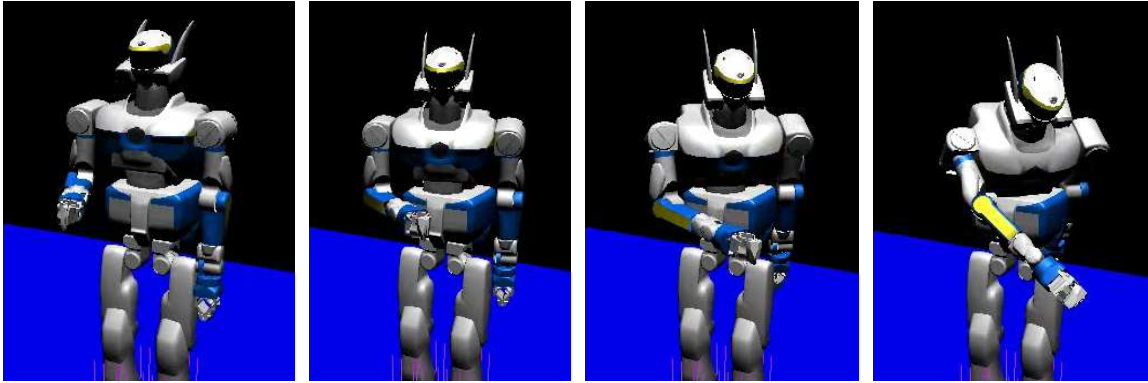


FIG. 3.9: Geste d'atteinte en utilisant le mouvement du buste

La figure 3.10 montre en détail la variation des paramètres de ce mouvement. Nous pouvons constater cette fois que les couples les plus importants sont ceux du torse qui représentent une masse importante à déplacer. Ce résultat est cohérent avec les lois de la dynamique. Il est à noter que le mouvement du torse lors du geste d'atteinte induit un déplacement de la tête qui n'est qu'une conséquence du mouvement total du bras et buste.

Dans ce cas, le temps de calcul de la méthode augmente pour être compris en moyenne entre 4 et 8 minutes et la précision reste toujours de l'ordre de $1mm$.

3.3.4 Prise en compte du regard

Lors d'un mouvement de saisie, le mouvement de la tête et du regard jouent un rôle important et nous avons décidé d'étendre notre modèle précédent en y incluant la dynamique de

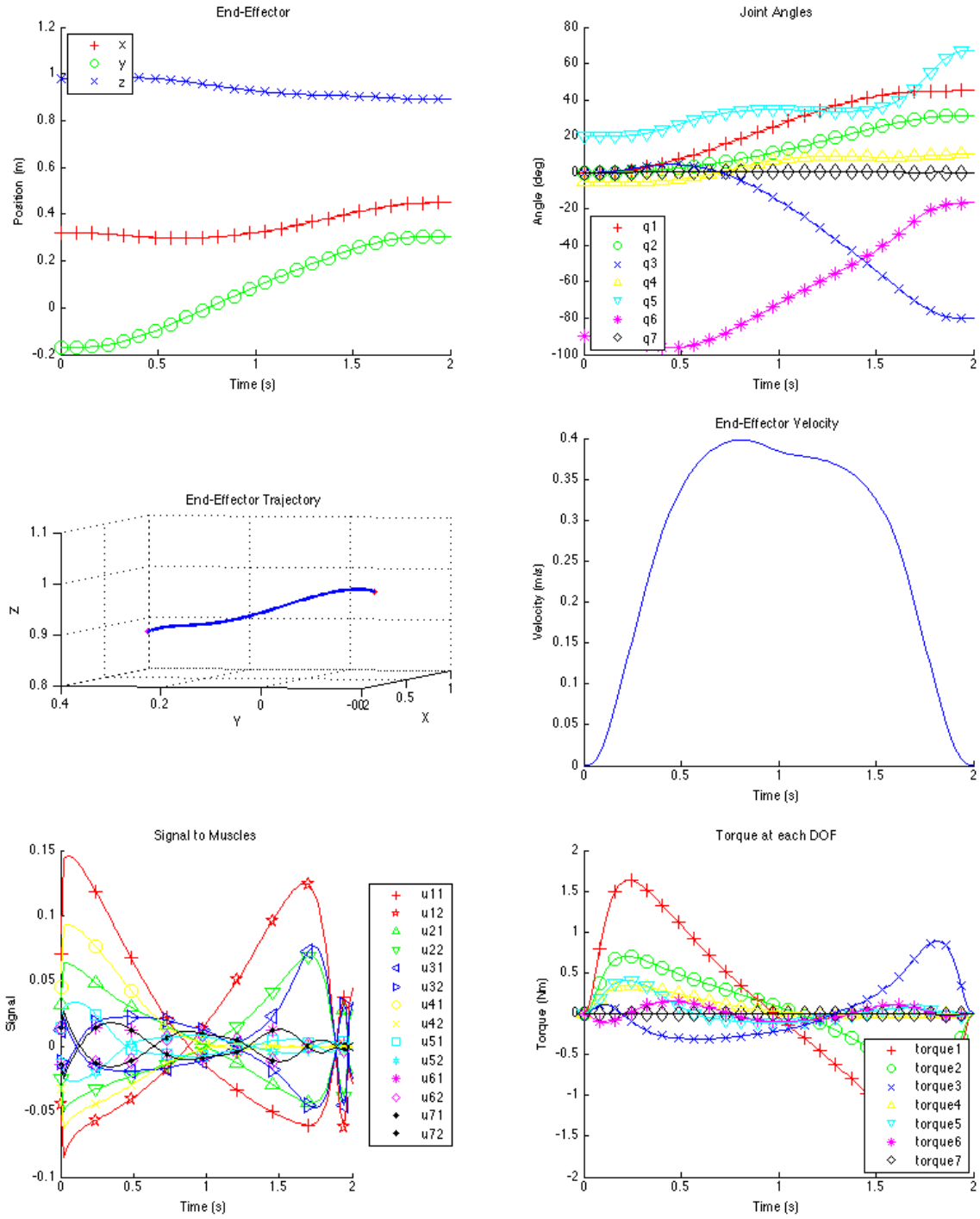


FIG. 3.10: Evolution des paramètres d'un mouvement de 50cm, avec le haut du corps du robot, vers la direction $(\theta, \phi) = (-45^\circ, 45^\circ)$. Les différentes courbes représentent les mêmes grandeurs que sur la figure 3.7.

la tête pour les prendre en compte. Nous devons donc à la fois ajouter des DDL à notre système pour pouvoir bouger la tête indépendamment des autres corps du robot mais aussi rajouter

la contrainte du regard vers la cible. Nous avons ajouté 2 DDL au niveau du cou du robot pour pouvoir commander le regard du robot pendant le mouvement. Dans ce cas, le système dynamique que nous considérons possède 9 DDL : 2 au niveau du torse, 2 au niveau du cou et 5 au niveau de la main. Le vecteur $q = (q_1, \dots, q_9)^T$ représente les liaisons du torse, du bras et de la tête. Les variables q_1 et q_2 représentent les rotations lacet, tangage du torse, q_3 et q_4 représentent celles de la tête, et q_5 à q_9 représentent les rotations du bras (on fige la dernière rotation du poignet, voir la figure 3.2).

Le problème de commande optimale à résoudre par Ipopt comporte maintenant $(m + 1) \times (54 + 18)$ variables (pour $m = 100$ nous avons 7272 variables). Le calcul de la dynamique est effectué avec le logiciel HuMaNs [Wieber et al. 2006] de la même manière que précédemment avec toujours le même calcul des lois de mouvement, mais en incluant la dynamique de la tête.

La réalisation d'un mouvement d'atteinte avec ce système est maintenant réalisée en deux étapes : premièrement le robot centre son regard sur la cible et puis il lance sa main vers la cible en gardant son regard sur la cible (nous verrons au chapitre suivant une loi de synchronisation de ces deux mouvements). Dans la première étape, la contrainte que nous avons imposée pour que le robot centre son regard est décrite par l'équation suivante :

$$y^2 + z^2 = 0 \quad (3.19)$$

où y et z sont respectivement les coordonnées de la cible projetées sur le plan image fixé au centre d'un référentiel d'un œil imaginaire se trouvant au milieu du front du robot. Elles sont calculées comme suit :

$$\begin{aligned} y &= f \times \frac{P_y^E}{P_x^E} \\ z &= f \times \frac{P_z^E}{P_x^E} \end{aligned} \quad (3.20)$$

où f est une constante représentant la distance focale (nous avons choisi $f = 50mm$), P_x^E , P_y^E , P_z^E représentent les coordonnées du point P^E qui est la position de la cible transformée dans le référentiel de la caméra à l'instant final. Ce point est calculé par une fonction :

$$P^E = h(q_1^m, q_2^m, q_3^m, q_4^m, P) \quad (3.21)$$

Dans la deuxième étape, concernant l'exécution du mouvement du bras, la condition sur la fixation du regard est représentée par $m + 1$ contraintes exprimant que l'œil du robot doit rester dirigé vers la cible pendant tout le mouvement. Ces contraintes sont décrites de façon similaire à 3.19, 3.20, 3.21 sauf que $P^E = h(q_1^k, q_2^k, q_3^k, q_4^k, P)$, $k = 0..m$.

La figure 3.11 présente un résultat de simulation de mouvement avec OpenHRP. L'évolution des paramètres du mouvement dans l'étape de centrer le regard sur la cible est montrée sur la figure 3.12. Sur cette figure, il est intéressant de remarquer que le mouvement du torse et de la tête jouent un rôle principal durant la première étape, tandis que les autres liaisons

restent quasiment immobiles. Comme le mouvement de centrage de la cible est calculé par optimisation, de la même façon que le mouvement d'atteinte (il y a une paire de muscles antagonistes associée à chaque DDL au torse et au cou, et le même problème d'optimisation est considéré pour centrer le regard sur la cible), la vitesse du mouvement de la tête est en forme de cloche et la trajectoire de l'objet dans le plan d'image est rectiligne.

L'évolution des paramètres de mouvement lors de l'exécution du geste d'atteinte avec contrôle du regard est montrée dans la figure 3.13. Nous pouvons constater que toutes les liaisons du bras se déplacent pour atteindre la cible. Notamment le mouvement du torse et de l'épaule. La tête se déplace aussi pour garder le regard centré sur la cible.

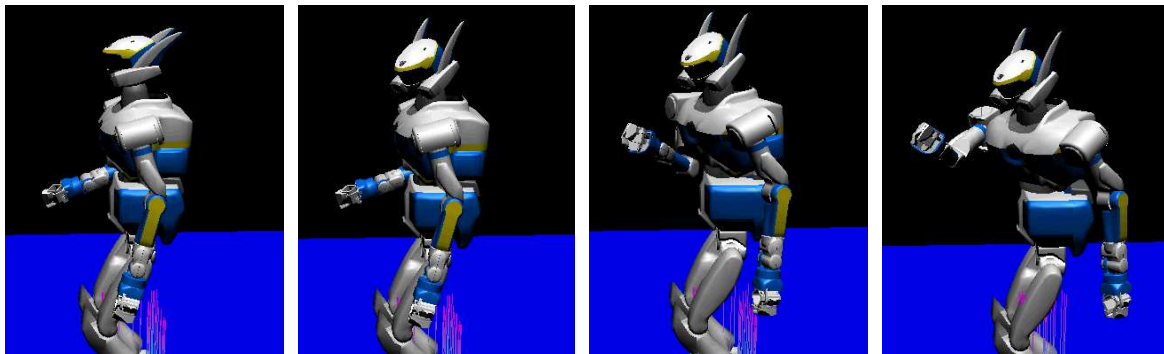


FIG. 3.11: Mouvement d'atteinte incluant le mouvement de la tête.

Dans cette extension à un système de 9 DDL, les temps de calcul des lois de commande sont de l'ordre de 10 à 12 minutes. La précision des mouvements d'atteinte reste toujours de l'ordre de quelques *mm*.

Nous pouvons, voir au travers de cet exemple, la généricité de notre approche qui permet d'étendre facilement notre système et aussi d'ajouter des contraintes dans la méthode de transcription directe.

Les vidéos montrant les différents mouvements sont accessibles sur :

<http://www.laas.fr/~tmtuan/works/>

3.4 Conclusion

L'intérêt de l'application de principes neurobiologiques pour le contrôle de gestes d'atteinte d'un robot humanoïde a été illustré à travers différents exemples. Nous avons pu tester notre approche en considérant le cas du bras seul, puis le bras avec le torse et pour finir nous avons ajouté le couplage avec la tête. La première conclusion est que cette approche permet

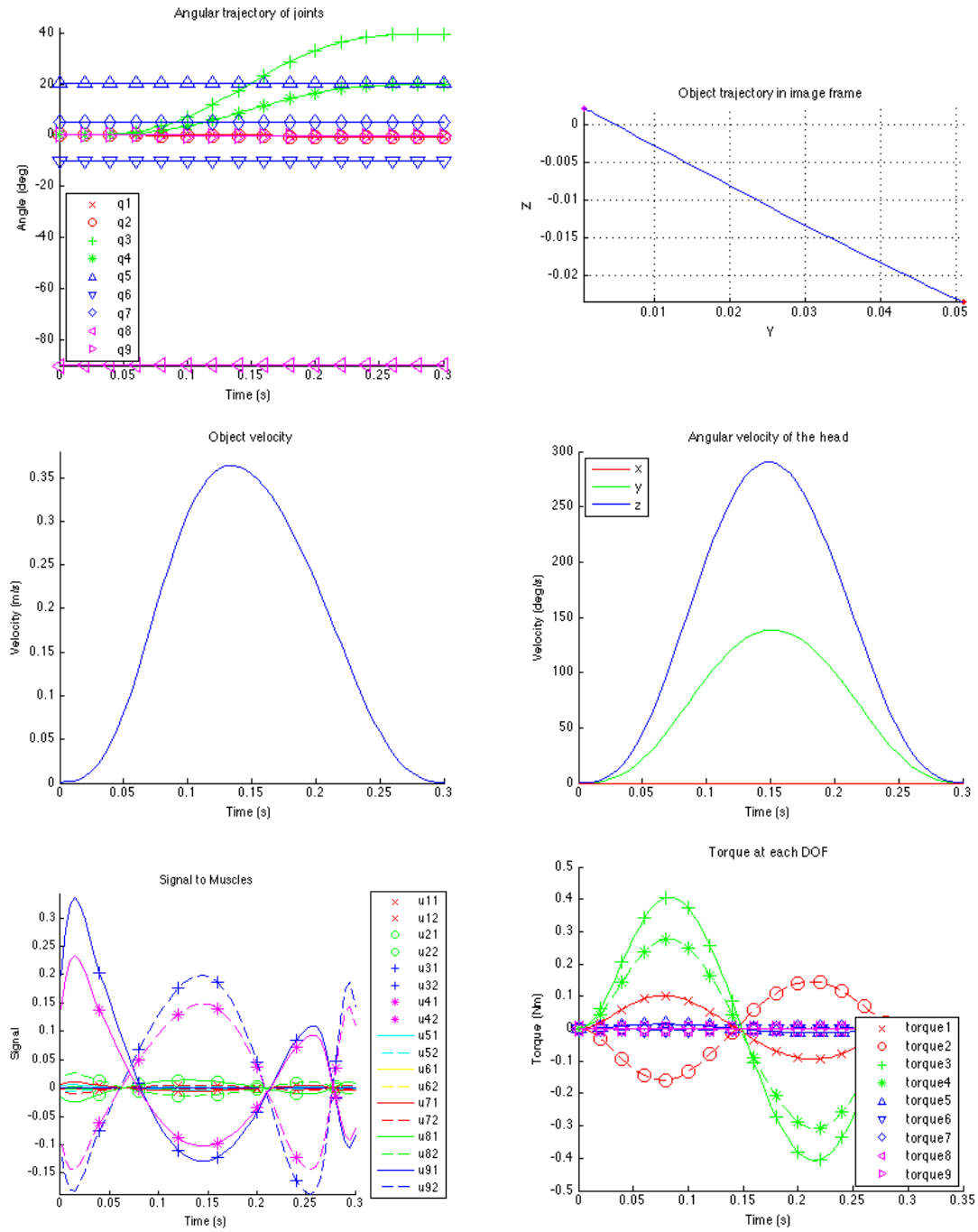


FIG. 3.12: Evolution des paramètres durant l'étape de centrage du regard sur la cible.

d'obtenir des mouvements très réalistes respectant les caractéristiques cinématiques du geste d'atteinte humain. A travers ces différentes modélisations et simulations nous avons pu montrer la généricité de l'approche par rapport au nombre de DDL, ainsi qu'au nombre de contraintes. Il faut noter que des contraintes telles que les bornes des liaisons, le Zero-Moment Point (ZMP), ou l'évitement d'obstacles pourraient être ajoutées sans difficulté. Ainsi, il serait très intéressant

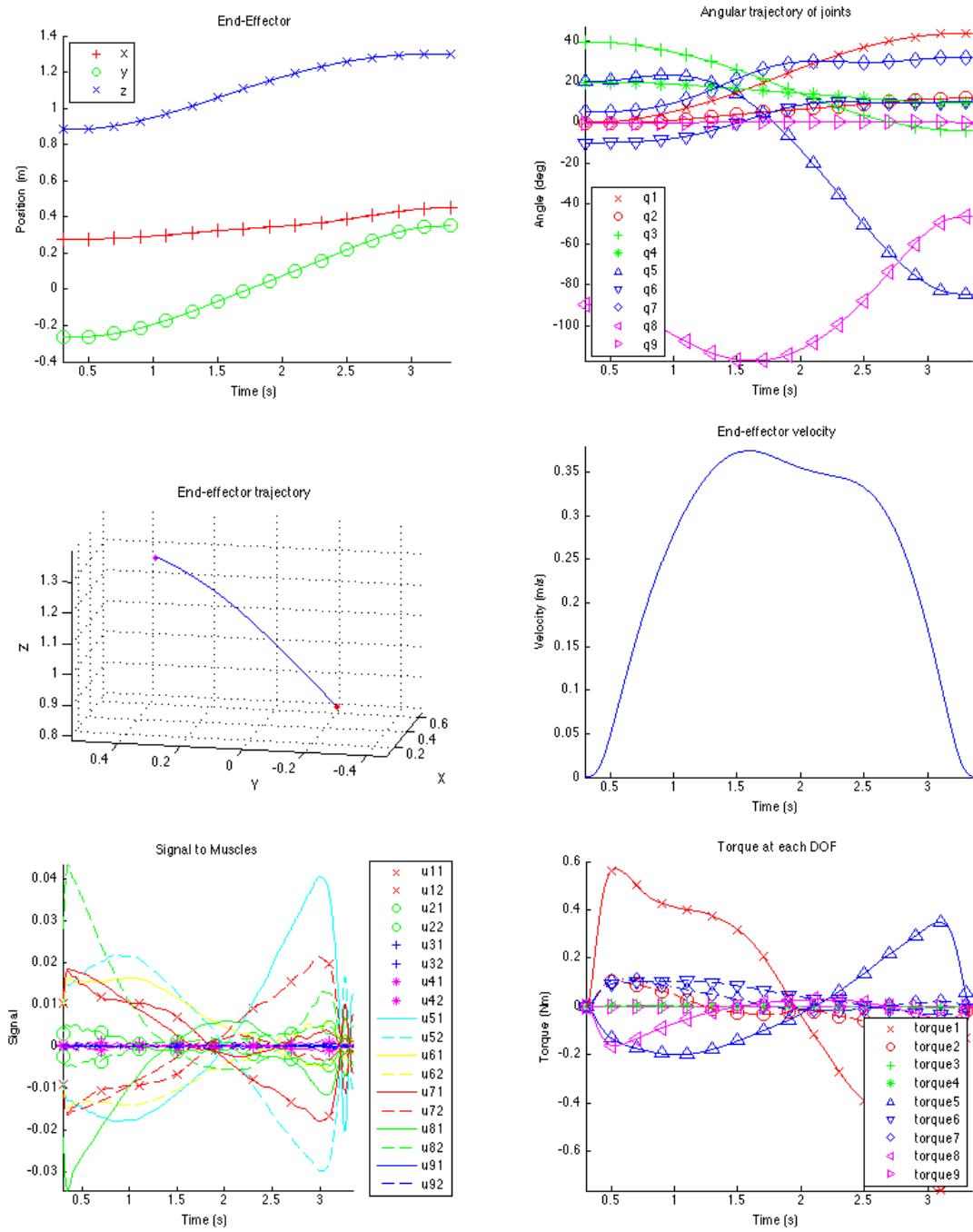


FIG. 3.13: Evolution des paramètres durant l'étape d'atteindre la cible en fixant le regard sur la cible.

de considérer une extension du modèle pour contrôler les mouvements de saisie corps-complet avec les contraintes de stabilité. L'approche proposée a deux avantages du point de vue du contrôle. Premièrement, la séparation des efforts dynamique et statique permet de simplifier le problème d'optimisation des trajectoires. L'hypothèse que les efforts gravitationnels sont en

permanence compensés par le contrôle tonique est particulièrement bien adaptée au cas des systèmes robotique tel que HRP2, pour lequel chaque liaison est individuellement asservie à une valeur de position de référence. Deuxièmement, le problème de la redondance peut être résolu efficacement par le programme d'optimisation sans nécessiter le calcul de la cinématique inverse. Le programme d'optimisation est résolu avec bonne performance en utilisant la méthode de transcription directe et le logiciel Ipopt, mais il est bien évident que plus le nombre de DDL augmente, plus le temps de calcul est important et les risques de non convergences vers la solution augmentent. Dans le cas du bras avec 6 DDL, le système à optimiser est de dimension 36, mais dans le cas avec la tête les 9 DDL se traduisent par un système à optimiser de dimension 54. Si nous voulions prendre en compte un humanoïde avec 30 DDL nous aurions un système de dimension 180 à optimiser ce qui semble irréaliste.

Néanmoins, plusieurs questions sur le modèle utilisé subsistent. D'abord, nous pouvons nous demander comment choisir les paramètres d'efficacité qui peuvent être simplement considérés comme des facteurs d'échelle mathématiques. Dans la simulation, nous n'avons pas pu utiliser un même ensemble de paramètres d'efficacité pour générer tous les mouvements réalistes (un test exhaustif sur toutes les possibilités n'a pas été réalisé). Ainsi, on peut supposer que, soit ces paramètres dépendent des mouvements (la configuration initiale de la main et la position de la cible), soit il existe un ensemble de tels paramètres qui permet de générer tous les mouvements. Dans le premier cas, il faut déterminer une relation entre le mouvement et les paramètres à appliquer aux liaisons. Par contre dans le deuxième cas, il paraît difficile de déterminer la valeur de ces paramètres, car il est impossible de la tester sur l'ensemble des valeurs possibles.

La deuxième question concerne le temps de génération des mouvements du modèle qui prend quelques minutes en simulation, ce qui n'est pas réaliste sur le plan biologique.

En conclusion, on peut supposer que soit le cerveau est une machine assez puissante pour calculer rapidement chaque mouvement, soit il existe des principes de base qui permettent la génération de mouvement en un temps beaucoup plus court. La connaissance de tels principes serait très utile pour permettre au robot de réagir aussi naturellement que l'homme. Nous traiterons cette problématique dans le chapitre 5.

4

Etude comparative entre schémas de commande corps-centré et oculo-centré pour le mouvement d'atteinte

4.1 Le débat controversé du référentiel du mouvement

Pour planifier et contrôler un mouvement visuellement guidé, le système nerveux central (SNC) doit réaliser de nombreuses transformations pour mettre en correspondance des variables sensorielles et motrices codées dans des référentiels distincts. Pour permettre la synthèse d'une commande appropriée, les données visuelles et proprioceptives doivent être combinées pour relier l'image de l'objet, initialement formée sur la rétine, à la position de la main. Les résultats expérimentaux tendent à montrer que la donnée d'entrée utilisée par le SNC pour planifier le mouvement est l'erreur de position entre la main et la cible, appelée "vecteur de différence" [Shadmehr et Wise 2005]. Pour rendre possible le codage de ce vecteur, les positions de la main et de la cible doivent être exprimées par rapport au même référentiel. La question de savoir quel est le référentiel utilisé par le SNC pour coder le vecteur de différence est au centre d'un débat controversé en neurosciences.

Un premier courant de pensée a été de proposer que le SNC code le vecteur de différence par rapport au corps. La formulation de cette hypothèse a été motivée par un premier ensemble de résultats expérimentaux tendant à montrer que, durant le mouvement, l'activité de différentes

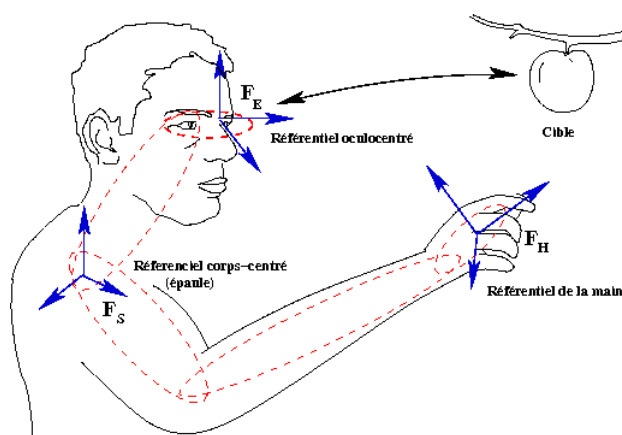


FIG. 4.1: Les référentiels possibles pour le mouvement d'atteinte.

aires corticales et sous-corticales varie en fonction de la position de l'effecteur par rapport au corps. Au niveau spinal et dans l'aire somato-sensorielle primaire S1, l'activité des cellules semble révéler une représentation corps-centrée de la direction de la main [Helm-Tillery et al. 1996]. Chez le singe, il a été mis en évidence que, durant la période d'attente d'un mouvement d'atteinte, les cellules de l'aire motrice primaire M1, du cortex prémoteur dorsal PMd, et de l'aire 5d, codent la direction du mouvement à venir [Crammond et Kalaska 1989]. Le modèle proposé par Georgopoulos et al. repose sur l'idée que les neurones de M1 ont une préférence directionnelle, selon laquelle leur activité est accrue, et que des populations de tels neurones réalisent un codage corps-centré de la direction du mouvement [Georgopoulos et al. 1986]. Si le SNC utilise un référentiel corps-centré pour coder le vecteur de différence main-cible, alors la position de la cible, initialement codée en coordonnées rétinienne, doit être exprimée par rapport au corps (main, épaule, tronc,...). Cette transformation, qui est basée sur l'intégration de données proprioceptives (position de l'œil dans l'orbite et position de la tête par rapport au tronc) et visuelles (position de la cible sur la rétine) est vraisemblablement réalisée dans le cortex pariétal postérieur PPC.

Cependant, la plupart des travaux qui ont conduit à la formulation de l'hypothèse d'un codage corps-centré du vecteur de différence ne prenaient pas explicitement en compte la direction du regard. Un grand nombre de résultats expérimentaux plus récents ont progressivement conduit une grande partie des neurobiologistes à suggérer que le SNC utilise plutôt un référentiel oculo-centré pour coder un mouvement visuellement guidé. En accord avec cette idée, l'activité des neurones de PPC peut être interprétée de façon différente. Au lieu de coder le changement de coordonnées de la position de la cible, du référentiel rétinien vers un référentiel corps-centré, les neurones de cette aire semblent intégrer les données proprioceptives et visuelles pour exprimer la position de la main dans un référentiel oculo-centré. Cohen et Andersen [Cohen et Andersen 2002] ont suggéré l'existence d'un référentiel commun oculo-centré pour le codage des plans moteurs. Il a été montré que cette représentation spatiale oculo-centrée constitue une référence

pour l'intégration multi-sensorielle, illustrant ainsi le rôle prédominant de la vision chez le primate [Pouget et al. 2002]. Buneo et al. [Buneo et al. 2002] ont d'autre part observé que, lorsque la position relative entre la main et la cible reste constante par rapport au point de fixation, l'activité des cellules de l'aire 5d varie très peu, semblant indiquer que le vecteur de différence est codé dans un référentiel centré sur le point de fixation. Le modèle de Deneve et al. [Deneve et al. 2001] permet d'interpréter l'activité des neurones de l'aire 5d comme étant celle d'un réseau calculant la position de la cible par rapport à la main en coordonnées centrées sur le point de fixation. Ce calcul s'appuie sur la mesure proprioceptive, mais peut également impliquer la vision lorsque la main se situe dans le champ visuel.

Enfin, plusieurs études psychophysiques ont renforcé l'idée que les mouvements visuellement guidés sont planifiés dans un référentiel oculo-centré [Henriques et Crawford 2002]. Cependant, bien que l'hypothèse d'un codage oculo-centré du vecteur de différence soit partagée par un nombre croissant de spécialistes du contrôle moteur, l'influence des transformations liées à la position de l'œil et de la tête est rarement explicitement considérée. La plupart des modélisateurs, qui travaillent à l'identification des critères de coût minimisés par le SNC lors de l'exécution de mouvement, supposent implicitement que la position de la cible par rapport au corps est connue [Flash et Hogan 1985], [Uno et al. 1989], [Harris et Wolpert 1998], [Guigon et al. 2007]. Un exemple frappant est celui du modèle d'intégration sensorimotrice proposé par Shadmehr et Wise dans leur ouvrage dédié à la neurobiologie du mouvement d'atteinte et de pointage [Shadmehr et Wise 2005]. Ce modèle, qui est décrit par le schéma reproduit à la figure 4.2, fait apparaître les différentes étapes de la génération d'un mouvement d'atteinte, allant de la localisation de la main et de la cible à la production des efforts musculaires. Toutefois, bien que les auteurs indiquent clairement le traitement nécessaire à la construction du vecteur de différence main-cible dans un référentiel visuel (centré sur le point de fixation), seuls les paramètres articulaires du bras sont pris en compte à la fois pour la reconstruction de la position de la main via la proprioception et pour la synthèse de la commande. Ainsi, les liaisons associées à la position de l'œil et au cou ne sont pas explicitement prises en compte dans ce diagramme. Un peu plus loin dans l'ouvrage (chapitre 17, p 321), les auteurs justifient ce choix en écrivant : "bien que les changements de direction du regard dus à la rotation de l'œil et de la tête modifient les coordonnées rétinienues de la main et de la cible, le vecteur de différence reste approximativement identique". Cette affirmation est cependant discutable puisque, s'il est vrai que les composantes d'un vecteur sont invariantes par translation, elles peuvent être fortement modifiées sous l'effet d'une rotation. Il semble en effet cohérent, si l'on suppose que la donnée de consigne du mouvement est exprimée dans le référentiel de l'œil, que les paramètres articulaires susceptibles de modifier l'orientation de ce référentiel soient pris en compte dans la commande du bras. D'autre part, il a été mis en évidence chez le singe, lors de mouvements de pointage avec direction du regard imposée, que l'activité des neurones du cortex pré-moteur dorsal PMd est modulée par la direction du regard [Boussaoud et al. 1998].

Ceci semble montrer l'insuffisance des modèles de commande de mouvements visuellement guidés ne prenant pas en compte les liaisons de la chaîne œil-cou.

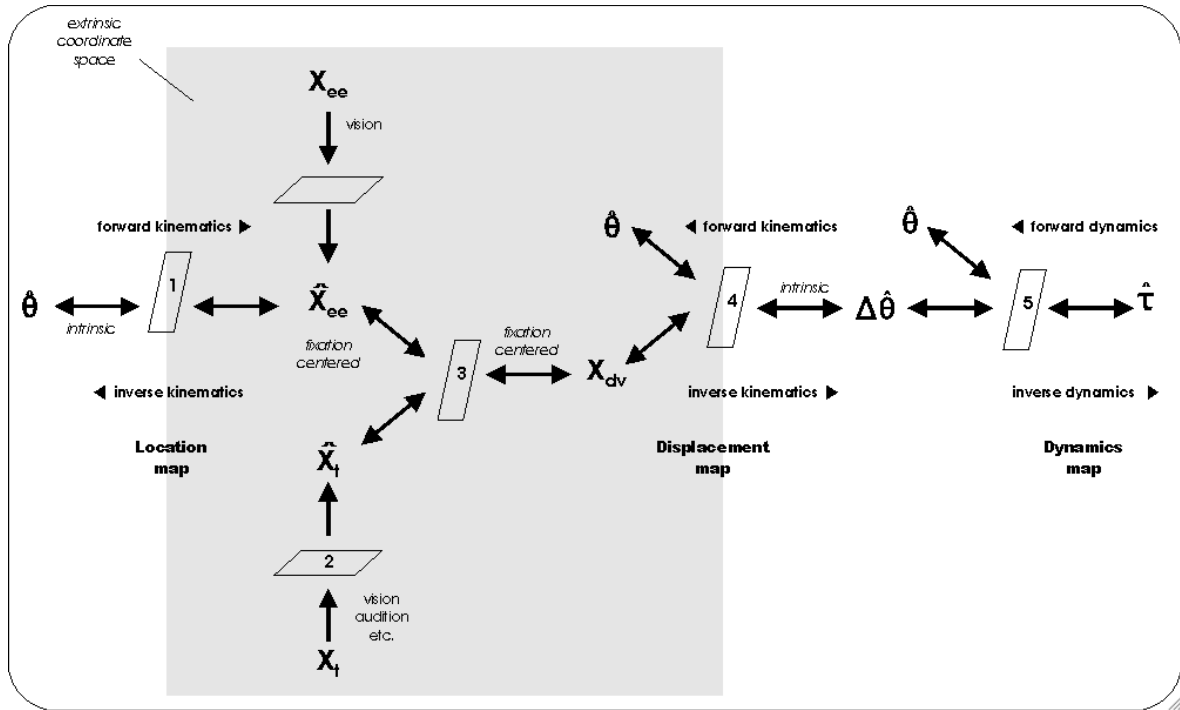


FIG. 4.2: Les étapes calculatoires pour la génération de mouvement, d'après [Shadmehr et Wise 2005].

Dans ce chapitre, nous proposons d'évaluer l'effet des transformations sensorielles relatives à la position de l'œil dans l'orbite et aux liaisons du cou en considérant tour à tour un schéma de commande corps-centré et un schéma oculo-centré, en adoptant un point de vue d'ingénieur. Clairement, notre objectif n'est pas de proposer ici un modèle qui soit plus plausible sur le plan biologique que les modèles existants, mais plutôt de comparer l'architecture de ces deux schémas de commande en les décrivant comme des systèmes robotiques. Pour chacun des deux schémas de commande, nous utiliserons des modèles biologiques de contrôle moteur bien éprouvés afin de reproduire les principales caractéristiques du mouvement humain sur un modèle dynamique de la partie haute du corps incluant le bras ainsi que des liaisons de l'œil et du cou. Notre objectif est d'apporter des éléments de réponse de nature calculatoire permettant de répondre aux questions suivantes :

1. Est-il nécessaire d'exprimer le vecteur de différence dans un référentiel corps-centré pour pouvoir commander précisément le mouvement d'atteinte ?
2. Est-ce que le fait d'exprimer le vecteur de différence dans un référentiel centré sur le corps ou sur l'œil peut avoir une influence sur l'allure des trajectoires ?

3. Est-t-il possible de trouver des éléments de nature computationnelle montrant que l'un des deux schémas est plus robuste que l'autre par rapport aux biais proprioceptifs et aux retards de l'information sensorielle ?

Les deux schémas de commande corps-centré et oculo-centré que nous avons considérés sont présentés dans la suite de ce chapitre. Les contrôleurs bio-inspirés que nous avons utilisés pour la commande de l'œil et du bras dans ces deux schémas sont ensuite décrits. Sur cette base, un ensemble de résultats expérimentaux sont présentés et des exemples d'application à la commande du robot HRP2 sont décrits.

4.2 Schémas de contrôle

En neurosciences, de nombreux modèles ont été présentés pour décrire le mouvement d'atteinte [Flash et Hogan 1985], [Uno et al. 1989], [Hoff et Arbib 1992], [Harris et Wolpert 1998], [Guigon et al. 2007], mais très peu d'auteurs ont étudié le problème de la coordination main-œil. Cette question a été essentiellement abordée expérimentalement [Pelz et al. 2001], [Binsted et al. 2001], [Johansson et al. 2001].

En accord avec le débat présenté dans la section précédente, nous allons considérer deux modèles d'architectures de commande qui pourraient être utilisées par le cerveau pour planifier et exécuter un mouvement d'atteinte visuellement guidé. Chacun de ces schémas de commande correspond à un codage différent du vecteur de différence main-cible qui constitue l'entrée de référence de la commande du bras. Ces deux schémas permettent de contrôler indépendamment l'œil et la main durant la tâche. Cela signifie qu'une commande en boucle fermée sur l'information proprioceptive et visuelle permet de contrôler la main, alors que l'œil est commandé indépendamment sur la base des données rétinienne pour pouvoir s'orienter librement vers la cible. En conséquence, les deux schémas peuvent être utilisés pour le contrôle d'un geste d'atteinte vers une cible fixe aussi bien que mobile. Comme nous l'avons expliqué, la différence entre ces deux schémas est le codage de l'entrée de référence. Dans le premier schéma, que nous appellerons “corps-centré” (Fig. 4.3) le vecteur de différence main-cible est exprimé par rapport au corps, alors que dans le second schéma, que nous appellerons “oculo-centré” (Fig. 4.4), le vecteur de différence est exprimé dans le référentiel de l'œil.

La boucle de contrôle de l'œil reçoit en entrée la position de la cible sur la rétine. Au départ du mouvement, la cible peut être située en périphérie du champ visuel. En considérant les coordonnées définies par l'élévation et l'azimut de la cible, la boucle de commande de l'œil permet de modifier l'orientation de l'œil dans l'orbite et les paramètres articulaires du cou, afin de placer la cible dans la région fovéale. La boucle de commande du bras reçoit en entrée la position de la main et de la cible, exprimées dans le même référentiel, et produit en

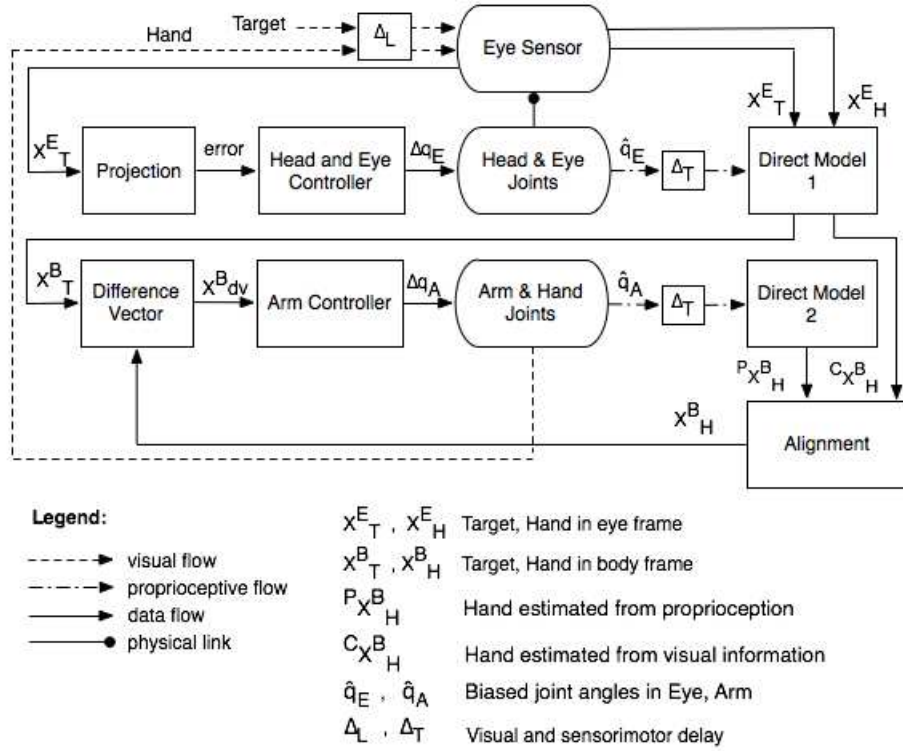


FIG. 4.3: Schéma de commande corps-centré.

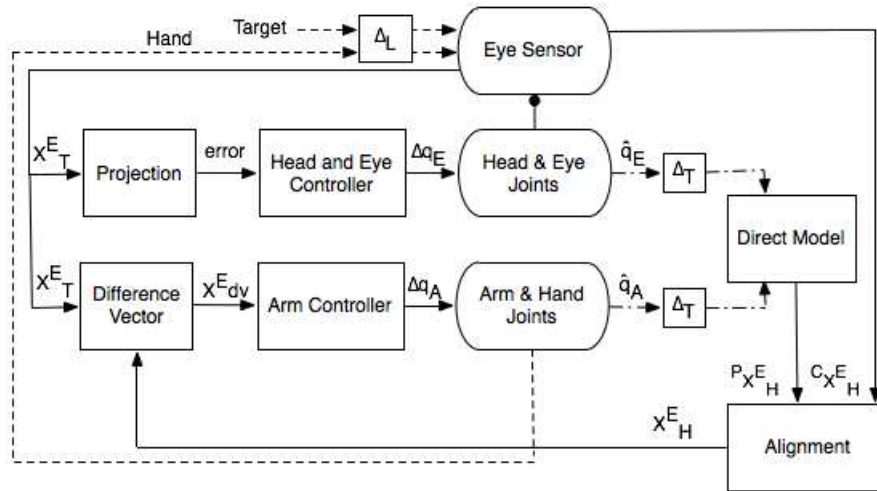


FIG. 4.4: Schéma de commande oculo-centré avec les mêmes notations que précédemment.

sortie la variation des variables articulaires du bras permettant de déplacer la main vers la cible. Dans chacun de ces deux schémas, les modules appelés “modèle direct” représentent un calcul interne de la cinématique directe basé sur la proprioception. Dans le diagramme corps-centré, le modèle direct 1 calcule les positions de la cible et de la main par rapport au corps à partir

de leurs positions exprimées dans le référentiel de l'œil. Ce calcul prend en compte la valeur estimée de l'orientation de l'œil et des liaisons du cou. Le modèle direct 2 calcule la position de la main dans le référentiel du corps, directement à partir de la proprioception du bras. Enfin, les deux estimations de la position de la main (par la vision et la proprioception) sont combinées pour produire une estimation cohérente. Dans le modèle oculo-centré, le modèle direct estime la position de la main par rapport à l'œil en utilisant la proprioception de l'ensemble des liaisons incluant les paramètres angulaires du bras, du cou et la position de l'œil. Cette estimation, issue de la proprioception, est ensuite combinée sur l'information visuelle afin de donner une meilleure estimation. Les sections suivantes décrivent en détail les contrôleurs de l'œil et du bras qui sont utilisés dans les deux schémas.

4.2.1 Contrôleur de l'œil

Chez les mammifères, les mouvements de l'œil sont guidés par quatre Noyaux Oculomoteurs du tronc Cérébral (NOC), permettant de déplacer l'œil vers le haut, le bas, la droite et la gauche. Les NOC antagonistes s'inhibent mutuellement, alors que les mouvements horizontaux et verticaux peuvent être contrôlés en parallèle grâce aux propriétés d'un système de poulies [Raphan 1998]. Le déplacement du regard vers une cible peut être dirigé au moyen de saccades (mouvements rapides sans retour visuel) ou par un mouvement de poursuite (mouvement lent utilisant le retour visuel). La commande de ces différents types de mouvement est traitée au sein de circuits corticaux et sous-corticaux qui ont une part importante de leur architecture fonctionnelle en commun [Krauzlis 2004] et projettent tous sur les NOC. De nombreuses régions prémotrices et motrices cruciales impliquées dans ces circuits (champs oculomoteurs frontaux, région latérale du sulcus inter-pariétal, colliculus supérieur) sont structurées en cartes rétinotopiques qui permettent de coder la position de la cible dans le champ visuel.

Sur la base de ces considérations, on peut facilement élaborer une loi de commande biologiquement inspirée à partir du formalisme de la commande référencée-vision [Chaumette et Hutchinson 2006], en considérant un modèle de capteur sphérique (voir Fig 4.5 à droite). La position de la cible est représentée par les angles d'azimut α and d'élévation β relatifs au référentiel rétinien avec l'axe Oz dirigé selon l'axe optique (Fig. 4.5 à droite). La matrice d'interaction $L_{\alpha,\beta}$ relative à la fonction de tâche $e = (\alpha, \beta)'$, peut être simplement obtenue en combinant les équations classiques du flot optique, calculé pour un modèle sténopé de caméra (voir Fig 4.5, à gauche) avec le changement de coordonnées suivant :

$$\begin{cases} \dot{\alpha} &= -\frac{1}{1+\tan 2\alpha} \dot{X} \\ \dot{\beta} &= \cos \alpha \cos \beta [\sin \alpha \sin \beta \dot{X} - \cos \beta \dot{Y}] \end{cases}$$

où (X, Y) sont les coordonnées d'un point projeté sur le plan image de la caméra. On peut ainsi exprimer le lien différentiel entre la variation de la fonction de tâche $e = (\alpha, \beta)'$ et le torseur

cinématique du capteur sphérique $T = (v, \omega)'$, où v et ω représentent respectivement sa vitesses linéaire et sa vitesse angulaire :

$$\dot{e} = (\dot{\alpha}, \dot{\beta})' = L_{\alpha, \beta} T \quad (4.1)$$

La matrice d'interaction $L_{\alpha, \beta}$ a pour expression :

$$\begin{pmatrix} -\frac{\cos \alpha}{\rho \cos \beta} & 0 & \frac{\sin \alpha}{\rho \cos \beta} & \frac{-\sin 2\alpha}{\cos \beta} & -1 & -\tan \beta \cos \alpha \\ \frac{\sin \alpha \sin \beta}{\rho} & \frac{\cos \beta}{\rho} & \frac{\cos \alpha \sin \beta}{\rho} & \cos \alpha & 0 & \sin \alpha \end{pmatrix} \quad (4.2)$$

A partir de cette expression, on peut élaborer une commande référencée vision pour commander

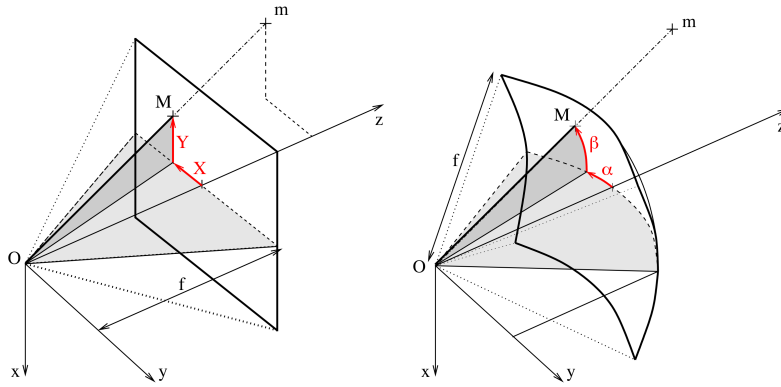


FIG. 4.5: Modèle sténopé d'une caméra (à gauche) et modèle sphérique de l'œil (à droite). α et β représentent respectivement l'azimut et l'élévation du point projeté M , f est le rayon de la sphère, m est la position 3D de la cible et (X, Y) sont les coordonnées du point projeté dans le plan image du modèle sténopé.

le mouvement du capteur. En négligeant le roulis qui n'est pas fondamental pour notre étude, nous avons considéré que l'œil possède deux degrés de rotation (lacet et tangage dans l'orbite) et que le cou possède deux degrés de rotations additionnels (lacet et tangage). Ainsi, la chaîne œil-cou, qui permet d'orienter le regard, peut être représentée par un vecteur de liaisons q_E de dimension 4. En utilisant le jacobien $J(q_E)$ de cette chaîne, on peut alors exprimer le lien entre le torseur cinématique T et le vecteur de vitesses généralisé $\dot{q}_E$:

$$T = J(q_E) \dot{q}_E \quad (4.3)$$

En composant les équations (4.1) et (4.3), et en choisissant une vitesse de décroissance δe pour l'erreur visuelle $e = (\alpha, \beta)$, on obtient une loi de commande cinématique du type :

$$\Delta q_E = (L_{\alpha, \beta} J(q_E))^+ \delta(e) \quad (4.4)$$

ou $^+$ représente la pseudo-inverse de Moore-Penrose. Nous avons implémenté ce contrôleur

dans chacun des deux schémas de commande, corps-centré et oculo-centré, de sorte à commander indépendamment la direction du regard durant le mouvement d'atteinte pour centrer l'image de la cible. L'annulation des erreurs d'élévation et d'azimut imite le mouvement du regard (œil et cou) permettant de placer la cible dans la fovéa ($e = 0$).

4.2.2 Contrôleur du bras

A chaque instant, la position de la main et de la cible sont estimées et le vecteur de différence est calculé. Le contrôleur du bras reçoit en entrée le vecteur de différence x_{dv} et délivre en sortie la variation des variables articulaires du bras (voir Fig. 4.6).

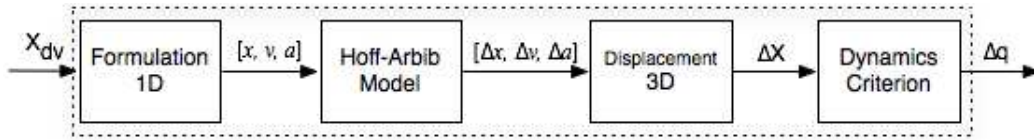


FIG. 4.6: Le contrôleur du bras.

A chaque instant t , le processus de calcul est le suivant. Le module de contrôle du bras calcule successivement la norme x du vecteur x_{dv} ainsi que ses dérivées première et seconde $v = dx/dt$ et $a = d^2x/dt^2$. Le triplet $[x, v, a]$ est alors utilisé comme vecteur d'entrée d'une version modifiée du modèle de Hoff et Arbib [Hoff et Arbib 1992], qui permet de déterminer l'état du système à l'instant suivant, $t + \Delta t$. Ce modèle fournit en sortie l'incrément de déplacement de la main $[\Delta x, \Delta v, \Delta a]$ qui permet de reproduire les principales caractéristiques du mouvement humain. Enfin, une fois que la trajectoire de la main est caractérisée, le problème de la redondance du bras est résolu par l'optimisation d'un critère de coût biologiquement inspiré, qui permet de caractériser la variation des variables articulaires du bras. Ce processus est décrit en détail dans les paragraphes suivants.

4.2.2.1 Le modèle de Hoff et Arbib

Le modèle de Hoff et Arbib [Hoff et Arbib 1992] peut être considéré comme une version en boucle fermée du modèle de minimum-jerk précédemment proposé par Flash et Hogan [Flash et Hogan 1985] (voir section 2.2.2.6). Rappelons que le modèle original de Flash et Hogan permet de générer une trajectoire quasi-rectiligne de la main entre la configuration initiale et finale tout en garantissant un profil de vitesse régulier en forme de cloche. Il nécessite la connaissance des positions initiale et finale de la main, ainsi que de la durée totale du mouvement. En retour, il produit la trajectoire optimale complète, sans qu'il soit possible de prendre en compte d'éventuelles perturbations telles que le mouvement de la cible ou la

variabilité du système moteur. Le modèle de Hoff et Arbib s'appuie sur ce premier modèle de minimum-jerk. Le système considéré reçoit en entrée une estimée du vecteur de différence main-cible x_{dv} , ainsi qu'une estimée de la position courante de la main, de sa vitesse et de son accélération $[x_t, v_t, a_t]$ à chaque instant t . Ce système produit l'état de l'organe terminal à l'instant suivant $[x_{t+\Delta t}, v_{t+\Delta t}, a_{t+\Delta t}]$ de telle sorte que la condition de minimum-jerk soit respectée tout le long de la trajectoire. Le principal apport de cette approche est que la structure en boucle fermée du système considéré permet de prendre en compte les perturbations tout au long du mouvement. La dynamique du système est décrite par une équation du type :

$$s_{t+\Delta t} = As_t + Bx_f$$

où $s_t = [x_t, v_t, a_t]$ est l'état du système à l'instant t , x_f est la position de la cible (aussi la position finale désirée de la main), et A et B sont respectivement les matrices d'état et de commande dont la forme explicite est donnée par :

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ -60/D^3 & -36/D^2 & -9/D \end{bmatrix}, B = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 60/D^3 \end{bmatrix}$$

où $D = t_f - t$ est la durée restante du mouvement jusqu'à l'instant final t_f . Dans cette formulation, il n'est pas nécessaire que le contrôleur garde en mémoire la trajectoire complète. Il suffit de réévaluer à chaque instant la durée restante du mouvement D , ainsi que l'état courant s_t du système et la position de la cible x_f . D'éventuelles perturbations sur la valeur de l'état ou la position de la cible peuvent ainsi être prises en compte. En effet, si l'état est perturbé et passe de la valeur s à une valeur $\tilde{s}$ à l'instant $\tilde{t}$, la main exécute une nouvelle trajectoire optimale de l'état $\tilde{s}$ jusqu'à l'état final $(x_f, 0, 0)$ en un temps $D = t_f - \tilde{t}$. De plus, si la cible passe de l'état $(x_f, 0, 0)$ à un nouvel état final $(\tilde{x}_f, 0, 0)$, alors l'effecteur peut également produire un mouvement optimal vers ce nouvel état final. Notons qu'un changement dans la position de la cible induit généralement une augmentation de la durée du mouvement. Pour cette raison les auteurs ont proposé d'estimer la durée restante du mouvement comme une fonction de l'état courant de l'effecteur, de la distance à la cible $x_f - x_t$ et un paramètre constant r qui traduit le compromis entre rapidité et régularité du mouvement [Hoff 1994]. Si l'on considère un mouvement qui est issu d'une configuration à l'arrêt, la durée du mouvement s'exprime par :

$$D = (60(x_f - x_t))^{1/3} r^{1/6}$$

Le paramètre r peut être estimé à partir de mesures de la durée de mouvements réels. De cette façon, il est possible de reproduire des mouvements dont les caractéristiques cinématiques sont très voisines de celles qui ont été enregistrées lors de tests psycho-physiques [Shadmehr et

Wise 2005]. Le modèle de Hoff et Arbib combine optimisation et commande et montre qu'un objectif à grande échelle, tel que le déplacement de la main vers la cible, peut être atteint au moyen d'une succession de plus petits objectifs Δx . Ce système qui planifie la configuration à venir du membre ne planifie pas longtemps à l'avance.

Pour rendre le modèle réaliste, les auteurs ont également introduit la latence du retour sensoriel relatif à la perception de v et de x . Pour cela, ils ont conçu une unité de prédiction, définie par un intégrateur à fenêtre glissante, dont la sortie est l'intégrale de l'entrée sur l'intervalle temporel Δ le plus récent. Cette unité et le modèle complet sont représentés à la figure 4.7.

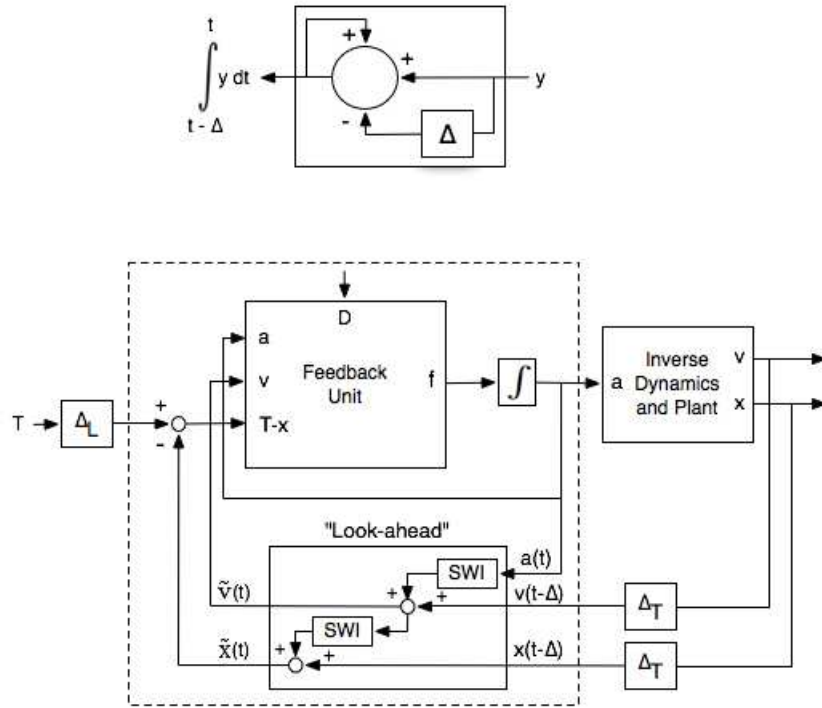


FIG. 4.7: Modèle de Hoff et Arbib avec retour sensoriel retardé. L'intégrateur à fenêtre glissante (en haut) et le modèle complet (en bas).

D'une manière générale, le modèle d'Hoff et Arbib peut être considéré de la façon suivante : x, v, a sont trois variables, telles que v représente la variation de x et a représente la variation de v . Le modèle permet de générer une trajectoire de x entre une valeur initiale et une valeur finale données telle que la variation d'accélération a soit minimisée (la solution x obtenue est quasi-rectiligne et son profil de vitesse v est en forme de cloche). En suivant cette idée, nous avons utilisé le modèle de Hoff et Arbib d'une façon originale, en considérant que la variable x représente la norme euclidienne $\|x_{dv}\|$ du vecteur de différence x_{dv} et que v et a sont respectivement les dérivées première et seconde de x par rapport au temps t . Notons que, comme

le signe du vecteur de différence ne change jamais, les dérivées temporelles de sa norme sont bien définies. L'objectif de la commande est de faire converger $\|x_{dv}\|$ vers zéro en réalisant un mouvement lisse et régulier ayant les caractéristiques du mouvement humain. Par suite, étant donné le vecteur d'état $[x_t, v_t, a_t]$ à l'instant t , la version modifiée du modèle de Hoff et Arbib permet de déterminer la nouvelle valeur de la norme du vecteur de différence $x_{t+\Delta t}$ à l'instant $t + \Delta t$, ainsi que ses dérivées première et seconde $v_{t+\Delta t}$ et $a_{t+\Delta t}$. Ces valeurs sont utilisées pour calculer le déplacement de la main en coordonnées cartésiennes au moyen de la formule :

$$\Delta X = v_{t+\Delta t}(x_{dv}/\|x_{dv}\|)\Delta t \quad (4.5)$$

Nous pouvons dire que le modèle de Hoff et Arbib est ici utilisé pour guider le mouvement dans la direction de la cible avec la cinématique souhaitée (profil de vitesse en forme de cloche). Comme le vecteur de différence est calculé à partir des positions de la main et de la cible, le retard de la boucle de retour sensoriel peut être intégré de la même façon que dans le schéma original de Hoff et Arbib. La direction du vecteur de différence sera mise à jour en fonction de la position courante de la main et de la cible. Ce nouvel usage du modèle de Hoff et Arbib permet de simplifier le calcul et d'en accroître la rapidité car il est effectué sur une variable scalaire (la norme du vecteur de différence), au lieu d'un vecteur de dimension 3 (les coordonnées cartésiennes de la position de la main) comme dans le schéma original. Cette approche est également en accord avec le fait que le SNC planifie les mouvements de la main de manière vectorielle, i.e., en terme de distance et de direction, plutôt qu'en terme de position absolue dans l'espace [Vindras et al. 1998], [Shadmehr et Wise 2005], [Beurze et al. 2006]

4.2.2.2 Contrôle des variables articulaires

A partir de l'incrément vectoriel ΔX obtenu via le modèle (4.5) que nous venons de proposer, il s'agit maintenant de déterminer la variation des coordonnées articulaires du bras Δq , qui permet de déplacer la main dans la direction de consigne. Comme le modèle du bras considéré possède 6 DDL, alors que la tâche de positionnement de la main ne contraint que 3 DDL (position de la cible dans un espace de dimension 3), le système est redondant. Ici, nous avons résolu ce problème en suivant l'idée, partagée par de nombreux spécialistes du contrôle moteur, que le SNC minimise un critère de coût lié à la dynamique du système. La formulation du problème d'optimisation que nous allons présenter ultérieurement, permet d'utiliser n'importe quel critère d'optimalité. Nous avons toutefois choisi le critère de travail absolu [Kang et al. 2005].

Dans [Kang et al. 2005], les auteurs proposent que, lors de l'exécution d'un mouvement d'atteinte, le cerveau minimise le travail absolu fourni par les différents muscles impliqués. La minimisation du critère de travail absolu proposé permet de considérer à la fois le cas où les couples moteur changent ou ne changent pas de signe. Supposons que T_{i,t_k} et $T_{i,t_{k+1}}$ représentent

respectivement les couples générés au niveau de la i^{eme} liaison aux instants t_k et t_{k+1} et notons $\Delta q_i = (q_{i,t_{k+1}} - q_{i,t_k})$ la variation articulaire de cette liaison entre les instants t_k et t_{k+1} . Le travail W_i réalisé au niveau de cette liaison s'écrit alors :

$$W_i = \begin{cases} \frac{(T_{i,t_k} + T_{i,t_{k+1}})\Delta q_i}{2} & \text{si } T_{i,t_k} \cdot T_{i,t_{k+1}} \geq 0 \\ \frac{(|\Delta q_i| - h_i)T_{i,t_{k+1}}}{2} - \frac{h_i T_{i,t_k}}{2} & \text{si } T_{i,t_k} \cdot T_{i,t_{k+1}} < 0 \end{cases}$$

où

$$h_i = \frac{|T_{i,t_k}| |\Delta q_i|}{|T_{i,t_{k+1}} - T_{i,t_k}|}$$

exprime la variation angulaire de la i^{eme} liaison entre q_{i,t_k} et la valeur correspondant au passage à zéro du couple de cette articulation. La fonction de coût est définie comme la somme de la valeur absolue du travail développé par les couples de chacune des n liaisons :

$$C_{[t_k, t_{k+1}]} = \sum_{i=1}^n |W_i|_{[t_k, t_{k+1}]} \quad (4.6)$$

Ce critère est local et garantit uniquement que l'énergie consommée est minimisée à chaque instant, mais pas sur l'ensemble de la trajectoire. Cependant, les auteurs soulignent que ce modèle est biologiquement plus plausible que d'autres critères dynamiques. Ils ont montré que leur modèle permet de reproduire des variations angulaires similaires à celles qui sont observées chez l'homme. Cependant, la méthode numérique itérative mise en oeuvre dans [Kang et al. 2005] n'a été appliquée qu'à un modèle de bras à 4 DDL.

De manière générale, la formulation que nous avons choisie pour calculer Δq à partir de ΔX est celle d'un problème d'optimisation, défini de la façon suivante :

$$\begin{aligned} \min_{\Delta q} \quad & f(\Delta q) \\ \text{tel que :} \quad & J(q)\Delta q = \Delta X \\ & b_L \leq \Delta q \leq b_U \end{aligned} \quad (4.7)$$

où Δq est un vecteur décrivant la variation des variables articulaires, f est la fonction de coût à minimiser, ΔX est le déplacement de consigne exprimé en coordonnées cartésiennes, $J(q)$ est la matrice jacobienne et b_L , b_U sont les bornes sur les variables articulaires Δq (la valeur de ces bornes sera discutée plus loin). D'après cette formulation générale, la minimisation de n'importe quel critère en fonction de Δq peut être considérée. Le problème défini par l'expression (4.7) est un problème d'optimisation sous contrainte dont le nombre de variables n est égal au nombre de degrés de liberté du modèle considéré. Notons que la fonction f n'est pas nécessairement linéaire. Dans notre cas, $n = 6$ et le problème peut être résolu en utilisant la boîte à outils d'optimisation de Matlab. En considérant le critère d'optimalité (4.6), nous avons

pris en compte un modèle dynamique du bras pour calculer les couples articulaires permettant de réaliser le déplacement souhaité. Rappelons que le modèle dynamique peut être exprimé sous la forme classique suivante :

$$T = M(q)\ddot{q} + N(q, \dot{q}) + G(q) \quad (4.8)$$

où T est le vecteur des couples moteurs, q , $\dot{q}$, et $\ddot{q}$ sont respectivement les vecteurs de position angulaire, de vitesse et d'accélération des liaisons successives, M est la matrice d'inertie, N est un vecteur regroupant des termes non-linéaires tels que les efforts de Coriolis et G représente l'action de la gravité. Ce modèle dynamique du bras a été calculé avec le logiciel HuMaNs [Wieber et al. 2006].

4.3 Algorithmes de contrôle

Sur la base des deux schémas de commande précédemment décrits, nous avons élaboré deux algorithmes dans le but de simuler chacun des deux systèmes. Les diagrammes représentés sur la figure 4.8 décrivent les principales étapes de ces algorithmes. Pour plus de détails le lecteur est invité à se rapporter aux appendices. Notons que les valeurs calculées par le contrôleur du bras et de l'œil sont simultanément envoyées aux actionneurs du robot, à chaque pas de temps. Pour cette raison, lorsque la valeur Δq_E calculée par le contrôleur de l'œil est disponible, alors que celle du bras ne l'est pas, elle est stockée dans l'attente que la valeur délivrée par le contrôleur de la main soit également disponible dans le bloc final. De plus, la boucle de commande est alimentée tant que la cible n'est pas correctement placée dans le référentiel de l'œil, ou tant que la main n'a pas atteint la cible. Cela signifie qu'au moins l'un des deux contrôleurs est actif durant l'exécution de cette boucle de commande.

4.4 Simulations et Résultats

Nous avons simulé les deux schémas de commande sur un modèle anthropomorphe inspiré de la structure du robot humanoïde HRP2 [Kaneko et al. 2004] (voir section 3.2) dont le bras possède six DDL. Nous avons considéré que l'œil possède deux degrés de liberté en rotation dans l'orbite (élévation et azimuth) et que la tête possède également deux degrés de liberté en rotation par rapport au tronc. Ainsi, le modèle anthropomorphe que nous avons considéré possède 4 DDL au niveau de la chaîne œil-cou et 6 DDL au niveau du bras.

La principale différence entre les deux architectures de commande proposées est que, dans le schéma corps-centré, la position de la cible initialement construite dans le référentiel de l'œil est transformée dans le référentiel du corps via la chaîne proprioceptive œil-cou, alors que dans

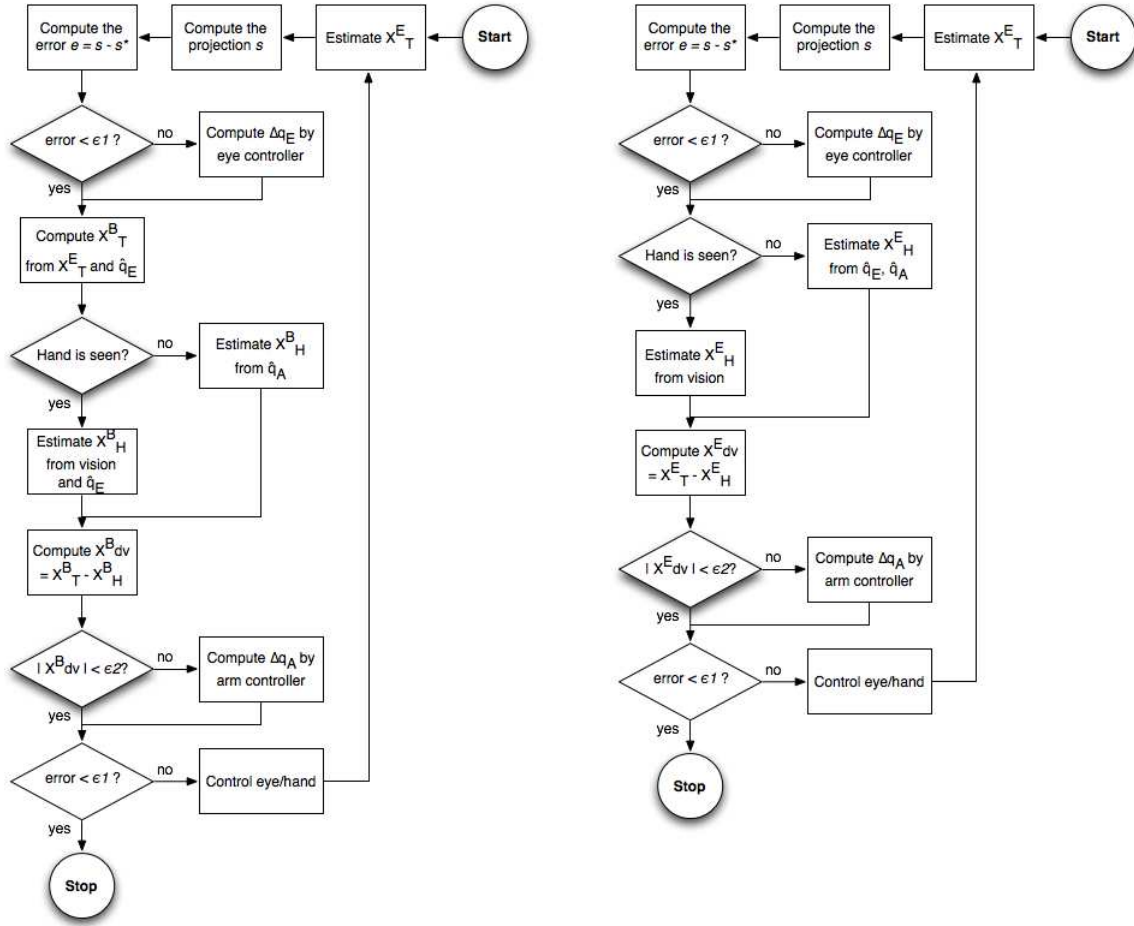


FIG. 4.8: Diagramme décrivant l'algorithme de commande dans le référentiel corps-centré (à gauche) et dans le référentiel oculo-centré (à droite).

le schéma oculo-centré, la position de la cible est estimée et directement utilisée. Au contraire, dans le schéma corps-centré, la position de la main est reconstruite au travers de la chaîne proprioceptive du bras, alors que dans le schéma oculo-centré, la reconstruction de la position de la main nécessite de prendre en compte la chaîne proprioceptive œil-main complète incluant, les liaisons du bras mais également, celles du cou et de l'œil. Pour chaque schéma, nous avons considéré un délai de $200ms$ pour l'information proprioceptive et de $150ms$ pour la vision. Ces valeurs sont en accord avec des mesures réalisées chez l'homme [Amano et al. 2006], [Hoff et Arbib 1992]. Les paramètres intrinsèques de la caméra que nous avons considérée pour le capteur visuel sont : $F_u = F_v = 500$, $u_0 = v_0 = 512$. Nous avons également pris en compte des bornes pour l'amplitude des liaisons articulaires et les vitesses. Sur un intervalle de temps $\Delta t = 0.01s$, la variation angulaire ne peut pas excéder 2° pour les liaisons du bras (4 DDL) et 0.1° sur les liaisons de la main (2 DDL). Ces différentes valeurs ont été prises en compte pour la détermination des contraintes du problème d'optimisation. Dans les deux schémas, le module

d'harmonisation des données proprioceptives et visuelles, obéit à la stratégie suivante : lorsque la main n'est pas dans le champ visuel, sa position est estimée à partir de la proprioception ; lorsqu'elle devient visible, sa position est alors estimée à partir de la vision qui est nettement plus précise. Cette stratégie très basique est en accord avec le fait que la vision prédomine chez l'homme dans le calcul d'un plan moteur [Sober et Sabes 2003].

Nous avons également considéré des biais proprioceptifs de même amplitude sur l'ensemble des liaisons, dans chacun des deux schémas, afin de reproduire l'erreur proprioceptive observée chez l'homme. Les valeurs de ces biais ont été prises entre 1° et 2.5° en accord avec les résultats de tests psycho-physiques [Vindras et al. 1998], [Huang et al. 2007].

Les simulations ont été réalisées à l'aide de Matlab en utilisant un code C pour la représentation du modèle dynamique. L'interface que nous avons utilisée permet de visualiser simultanément le mouvement et la perception visuelle. En moyenne, la simulation d'un mouvement a été réalisée en 15s.

4.4.1 Trajectoires obtenues à partir d'une référence corps-centrée et oculo-centrée du vecteur de différence

Pour chaque schéma de commande, un grand nombre de mouvements a été généré vers des positions cibles réparties dans l'espace accessible. Les figures 4.9 et 4.10 décrivent deux ensembles de trajectoires tri-dimensionnelles de la main, respectivement obtenues avec le schéma corps-centré et le schéma oculo-centré. Ces trajectoires ont toutes pour conditions initiales la même position de la main et la même configuration du bras. Elles aboutissent en vingt positions périphériques réparties sur un cercle de rayon 35cm, situé dans le plan frontal et centré à la position initiale de la main. Les courbes de vitesse correspondantes sont représentées sur la partie droite de chaque figure.

Un premier résultat est qu'en première approximation, les deux schémas de commande produisent des trajectoires de la main assez similaires. De plus, comme des modèles bio-inspirés ont été utilisés pour la commande du bras, les trajectoires obtenues font apparaître les principales caractéristiques cinématiques du mouvement humain : elles sont quasi-rectilignes avec une légère courbure régulière, et leurs profils de vitesse sont en forme de cloche. Un autre résultat important est que la courbure des trajectoires varie continûment en fonction de la position des cibles le long du cercle support, comme cela a pu être mis en évidence chez l'homme dans des conditions similaires [Flanders et al. 1996].

La figure 4.11 fait apparaître les variations articulaires, la trajectoire de la main et les profils de vitesse obtenus lors de l'exécution d'un mouvement d'amplitude 50cm dans le plan sagittal, avec le schéma de commande oculo-centré. Il est intéressant de noter que les courbes de vitesse

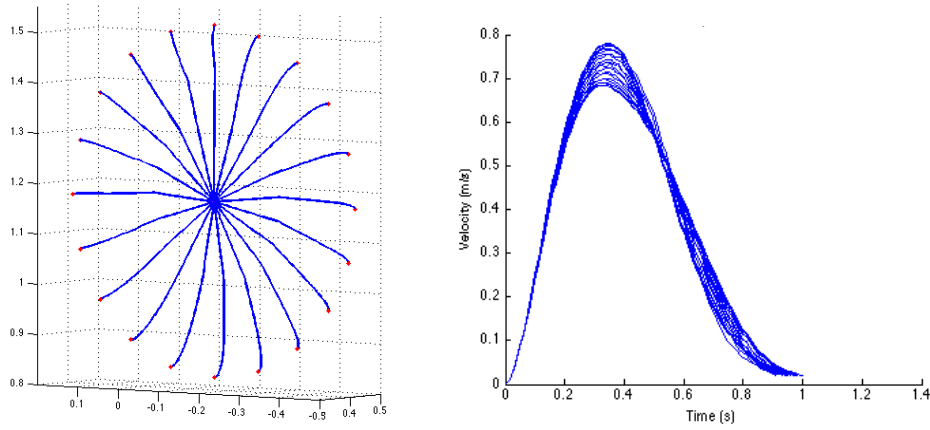


FIG. 4.9: Trajectoires de la main obtenues avec le schéma corps-centré vers vingt cibles périphériques disposées sur un cercle de rayon 35cm dans le plan frontal (à gauche) et courbes de vitesses correspondantes (à droite).

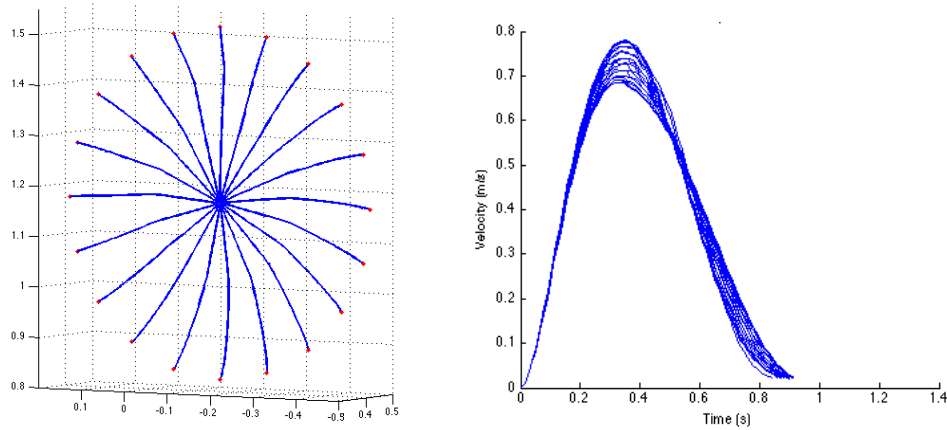


FIG. 4.10: Trajectoires de la main obtenues avec le schéma oculo-centré vers vingt cibles périphériques disposées sur un cercle de rayon 35cm dans le plan frontal (à gauche) et courbes de vitesses correspondantes (à droite).

présentent une asymétrie, qui a également été observée expérimentalement chez l'homme dans [Atkeson et Hollerbach 1985] et [Paulignan et al. 1991] mais n'a pas été retrouvée dans certains modèles [Uno et al. 1989], [Guigon et al. 2007]. Nous avons également validé le fait que la configuration finale du bras est indépendante de la vitesse du mouvement, comme le montre la figure 4.12. Ce résultat est en accord avec plusieurs observations expérimentales [Hermens et Gielen 2004], [Flanders et al. 1999], [Atkeson et Hollerbach 1985], [Nishikawa et al. 1999], [Soechting et Lacquaniti 1981].

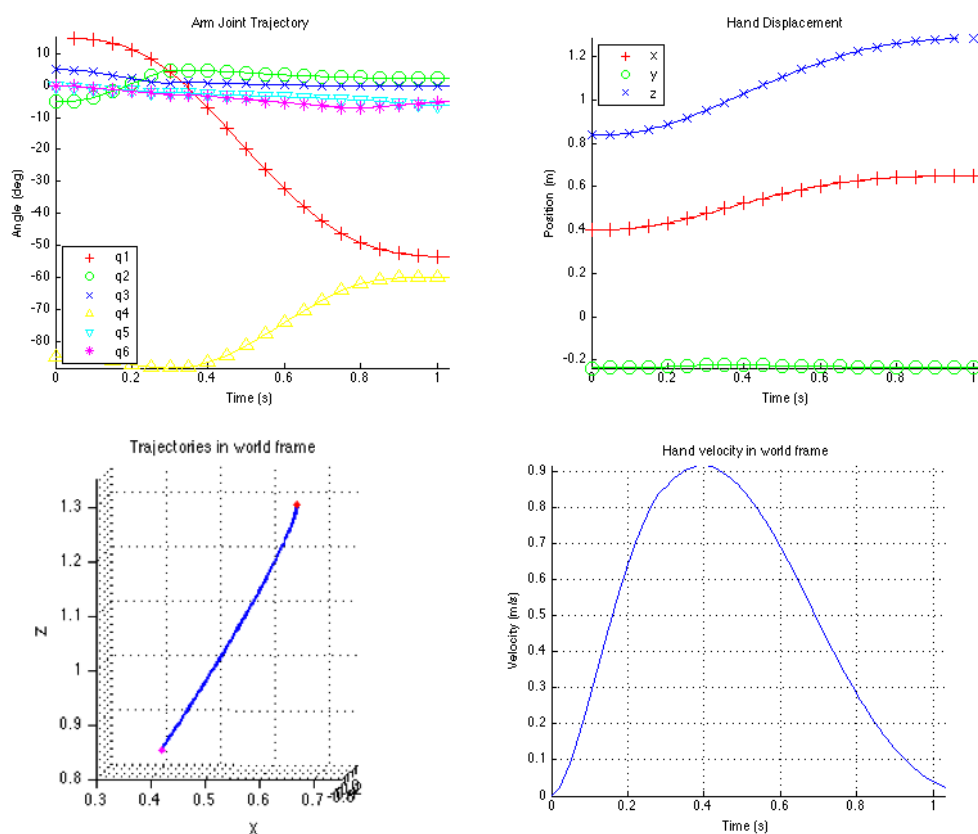


FIG. 4.11: Mouvement de 50cm dans le plan sagittal : trajectoires angulaires (en haut à gauche), coordonnées cartésiennes de la main (en haut à droite), trajectoire de la main (en bas à gauche), vitesse de la main (en bas à droite).

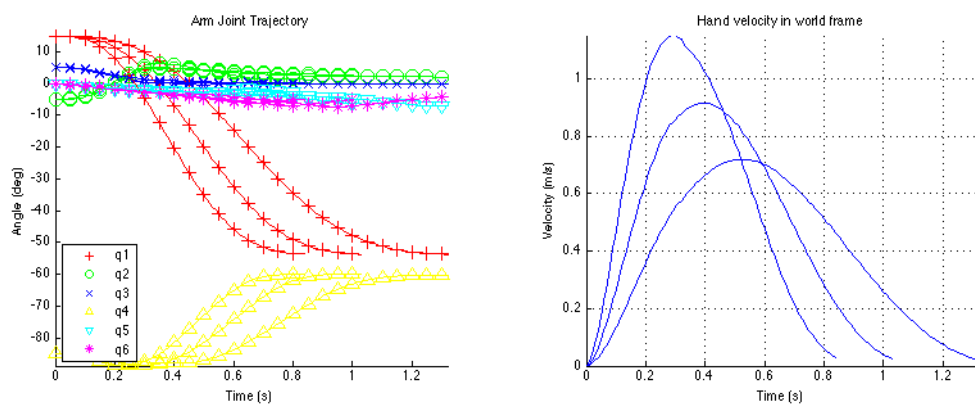


FIG. 4.12: Même mouvement que celui représenté à la Fig. 4.11, mais avec trois vitesses différentes de la main.

4.4.2 Effet du biais et du délai sensoriel

Nous nous intéressons maintenant à l'effet du biais et du délai sensoriel sur les trajectoires. Le biais dans les mouvements d'atteinte est un véritable phénomène montré par plusieurs expérimentations [Vindras et al. 1998], [Huang et al. 2007]. Il représente un écart, entre la valeur réelle et celle perçue par les systèmes sensoriels (e.g., proprioception), qui est présent en permanence sur tous les mouvements. Le biais proprioceptif a un impact important sur la précision d'un mouvement, particulièrement quand la main et/ou la cible n'est pas visible durant une partie du mouvement. Il existe, d'autre part, le bruit sensoriel qui a de petites valeurs différentes à chaque instant du mouvement. Par simulation, nous avons constaté que l'effet de ce bruit était négligeable pour la comparaison des deux schémas de commande. Nous présentons par la suite l'effet du biais proprioceptif et puis du délai sensoriel sur deux schémas proposés.

Bien que les mouvements d'atteinte obtenus avec les deux schémas de commande soient ressemblants, une analyse plus fine montre que l'influence du biais proprioceptif n'est pas identique dans les deux cas. La différence vient du fait que le vecteur de différence, qui constitue l'entrée de référence du système, n'est pas connue avec la même précision. Dans le schéma oculo-centré, ce vecteur est toujours correctement dirigé vers la cible alors que, à cause du biais proprioceptif dans les liaisons du bras ainsi que de la chaîne œil-cou, la position de la main qui constitue "l'origine" de ce vecteur, est connue avec une moins bonne précision. Inversement, dans le schéma corps-centré, la proprioception limitée aux liaisons du bras permet de connaître la position de la main avec une meilleure précision par rapport au corps ; mais, à cause du biais proprioceptif dans la chaîne œil-cou, le vecteur de différence ne pointe pas correctement vers la cible.

Ce phénomène est illustré sur la figure 4.13, dans laquelle l'évolution du vecteur de différence durant un mouvement d'atteinte dans le plan frontal est représentée, pour chacun des deux schémas de commande. Les trajectoires correspondantes de la main sont décrites sur la figure 4.14. Il apparaît clairement que les trajectoires générées avec le schéma corps-centré sont plus incurvées que les trajectoires obtenues avec le schéma oculo-centré. Ceci vient du fait que l'erreur de pointage du vecteur de différence a pour effet d'écarter légèrement la main de la ligne droite de référence qui relie la position initiale de la main à la cible. Lorsque la main entre dans le champ visuel, elle est localisée avec une meilleure précision et, en conséquence, la trajectoire s'incurve vers la cible. Sur les figures 4.9 et 4.10, on peut également observer que la partie finale des trajectoires est plus incurvée dans le cas corps-centré. Dans nos résultats de simulation, nous avons également pu mettre en évidence que la latence de la boucle sensorielle accroît la déviation de la trajectoire. Bien que ce phénomène soit présent avec les deux schémas, il est nettement plus marqué lorsque le vecteur de différence est transformé dans un référentiel corps-centré. Ici encore, il apparaît que, lorsque le vecteur de différence pointe correctement vers la cible, la sensibilité au retard de la boucle de retour sensoriel est réduite, même si la

position courante de la main est connue avec une moins bonne précision.

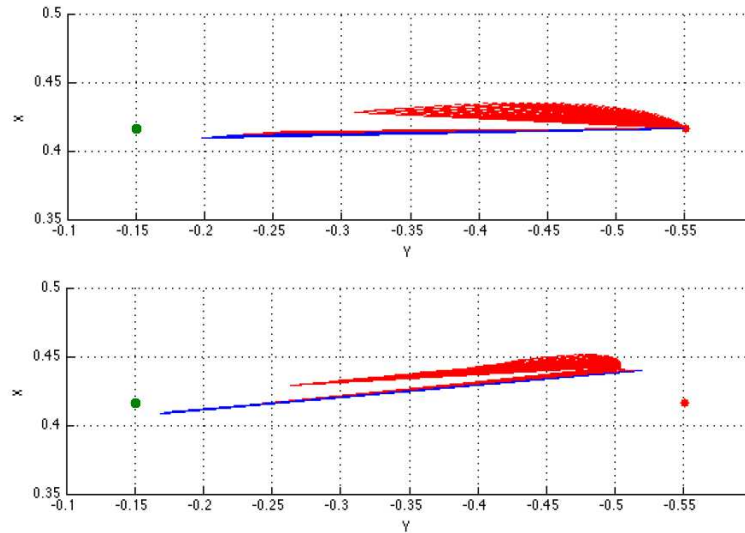


FIG. 4.13: Evolution du vecteur de différence dans le référentiel oculo-centré (en haut) et dans le référentiel corps-centré (en bas). Le point vert et le point rouge représentent respectivement la position initiale de la main et la position de la cible. Le vecteur de différence est représenté en bleu tant que la main n'est pas visible et en rouge dès qu'elle entre dans le champ visuel. Le saut représente le changement de direction de différence lié à la réactualisation des données sensorielles. Notons que le vecteur de différence qui est calculé à partir des positions estimées de la main et de la cible représente la direction de référence du mouvement de la main à chaque instant mais pas la trace de sa trajectoire.

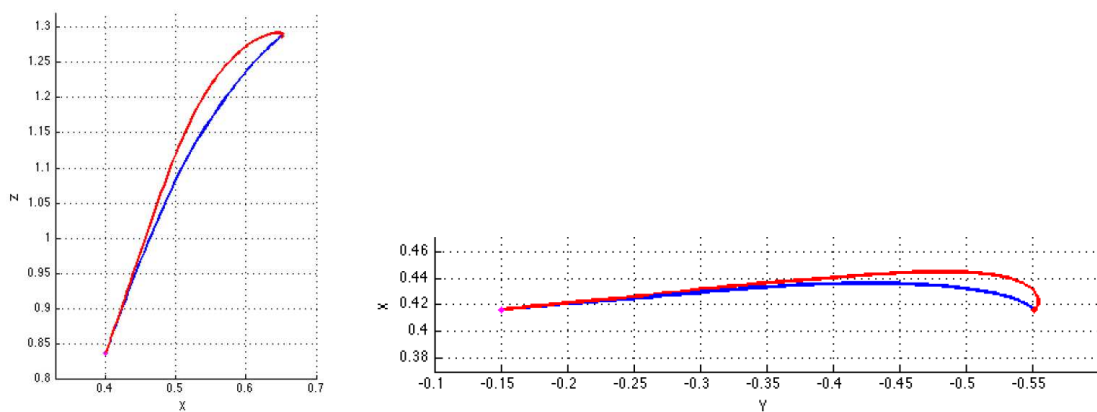


FIG. 4.14: Trajectoires d'atteinte dans le plan sagittal (à gauche) et dans le plan frontal (à droite). Les mouvements obtenus avec le schéma oculo-centré sont représentés en bleu alors que les mouvements obtenus avec le schéma corps-centré sont représentés en rouge.

4.4.3 Application à l'atteinte d'une cible mobile avec le robot HRP2

Nous avons appliqué les deux schémas de commande corps-centré et oculo-centré à la commande du robot humanoïde HRP2 du LAAS-CNRS [Kaneko et al. 2004]. Comme ces deux schémas permettent de commander l'œil et le bras du robot indépendamment, un objectif intéressant est l'exécution d'un mouvement d'atteinte vers une cible mobile. Les deux schémas de commande ont été appliqués avec succès à cette tâche. La figure 4.15 montre un exemple de mouvement obtenu avec le schéma oculo-centré. Dans la tâche considérée, la cible a commencé à bouger deux secondes après le signal de départ du mouvement. Notons qu'à cause du retard de l'information visuelle, la main a continué son mouvement vers la position initiale de la cible pendant un petit intervalle de temps, alors que celle-ci a déjà commencé à se déplacer. Les trajectoires de la main et de la cible, ainsi que les courbes de vitesse, sont représentées sur la figure 4.16. Ces images ont été obtenues avec le simulateur dynamique OpenHRP3 du robot humanoïde HRP2. Des vidéos montrant différents mouvements sont accessibles à partir du lien suivant : <http://www.laas.fr/~tmtuan/works/>

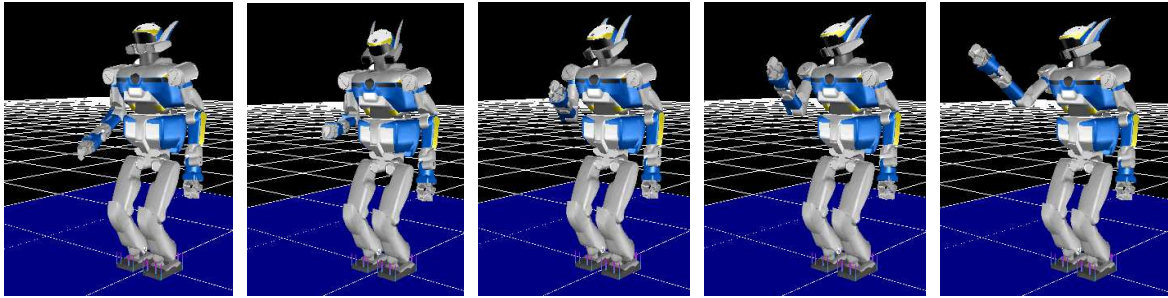


FIG. 4.15: De gauche à droite, cette figure fait apparaître une suite chronologique de clichés décrivant un mouvement d'atteinte du robot HRP2 vers une cible mobile. Ce mouvement a été obtenu avec le schéma de commande oculo-centré.

4.5 Conclusion

Les deux schémas de contrôle qui ont été présentés dans ce chapitre admettent comme donnée de consigne le vecteur de différence main-cible. Une telle référence apparaît cohérente sur le plan biologique puisque les résultats expérimentaux chez l'homme montrent que les mouvements d'atteinte sont planifiés vectoriellement, c'est à dire en terme de distance et de direction, plutôt qu'en terme de position absolue dans l'espace [Vindras et al. 1998], [Shadmehr et Wise 2005], [Beurze et al. 2006]. Toutefois, comme nous l'avons expliqué dans le chapitre précédent, il n'existe pas à ce jour un modèle unique avéré permettant d'expliquer

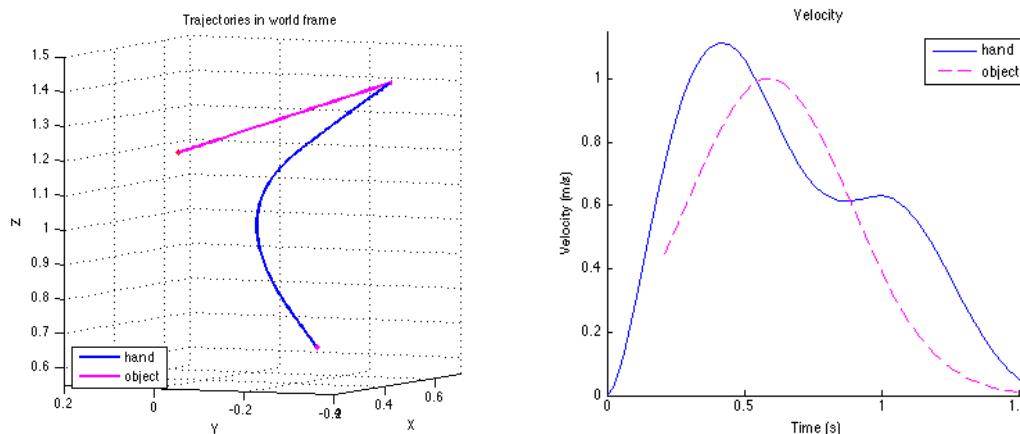


FIG. 4.16: Mouvement d'atteinte du robot humanoïde HRP2 vers une cible mobile. Les trajectoires de la main et de la cible sont représentées sur la figure de gauche et les vitesses apparaissent sur la figure de droite.

le comportement du SNC lié à l'exécution d'un mouvement d'atteinte. L'optimisation de critères de nature différente permet en effet de reproduire les caractéristiques cinématiques du mouvement humain. Le choix que nous avons fait ici a été guidé par les contraintes du problème que nous voulions étudier. Notre objectif était de mettre en évidence l'effet des transformations sensorielles associées à deux architectures de commande différentes, sur la géométrie des trajectoires. Pour cela, il était nécessaire d'utiliser une méthode suffisamment rapide pour que la loi de commande puisse être rebouclée sur les données sensorielles, afin de pouvoir prendre en compte le retard sensoriel ainsi que les biais de mesure tout en traitant le problème de la redondance. Pour cette raison, nous avons proposé une version rapide modifiée du modèle de commande par retour d'état de Hoff et Arbib, que nous avons combinée avec la minimisation d'un critère dynamique, dans le but de commander un bras à 6 DDL fortement redondant par rapport à la tâche de positionnement considérée.

Bien que les schémas de commande que nous avons proposés soient encore très loin de représenter l'architecture de commande des mouvements volontaires chez l'homme, cette étude apporte des éléments intéressants de nature calculatoire, pour répondre aux trois questions que nous avons posées au début de ce chapitre :

- Premièrement, il apparaît que la transformation du vecteur de différence par rapport à un référentiel corps-centré ne constitue pas du tout une étape nécessaire à l'élaboration d'un schéma de commande précis. A partir du moment où le modèle complet de la chaîne cinématique, incluant les liaisons du cou et la position de l'œil dans l'orbite, est pris en compte, un modèle de commande référencée-vision peut être utilisé pour commander précisément le mouvement de la main dans le référentiel de l'œil.
- Deuxièmement, notre résultat montre que le fait de transformer le vecteur de différence

dans un référentiel corps-centré peut induire des variations sur la géométrie des trajectoires. En effet, bien que les mouvements obtenus à partir des deux schémas soient globalement similaires, il apparaît clairement qu'une direction de pointage erronée du vecteur de différence induit une déviation du mouvement par rapport à la droite de référence qui relie la position initiale de la main à la position de la cible. En conséquence, la courbure globale de la trajectoire peut augmenter.

- Troisièmement, les biais proprioceptifs et la latence de la réponse sensorielle induisent une déviation de la trajectoire plus forte lorsque le vecteur de différence est exprimé dans le référentiel corps-centré. Ce résultat montre que le schéma oculo-centré est plus robuste par rapport à ces perturbations. Cette remarque est en accord avec les propriétés de l'asservissement visuel (et plus généralement de la commande référencée-capteur) en robotique. En effet, c'est un résultat connu en automatique que la commande est plus robuste par rapport aux erreurs de modélisation et aux incertitudes lorsque l'entrée de consigne est directement exprimée dans l'espace du capteur, plutôt que d'être reconstruite par rapport à un référentiel annexe.

Le schéma oculo-centré apparaît donc plus vraisemblable que le schéma corps-centré. Les trajectoires obtenues dans ce cas ressemblent davantage au mouvement humain. Une comparaison entre la figure 4.14 et la figure 4 dans [Atkeson et Hollerbach 1985] montre que les mouvements humains ne présentent pas de courbure forte au voisinage de la cible. D'autre part, d'un point de vue biologique, le référentiel corps-centré est aveugle et la transformation perpétuelle de l'ensemble des données visuelles dans un tel référentiel est une tâche extrêmement lourde et inutile sur le plan computationnel, alors qu'il a été montré que la représentation spatiale (visuelle et même multi-sensorielle) se construit dans un référentiel oculo-centré au niveau des aires pariétales [Cohen et Andersen 2002], [Pouget et al. 2002]. Ces résultats suggèrent qu'il est préférable d'utiliser un référentiel oculo-centré pour commander les mouvements d'atteinte sur les systèmes anthropomorphes et en particulier les robots humanoïdes.

5

Paradigme de contrôle basé sur des primitives motrices

5.1 Primitives de contrôle du mouvement

5.1.1 Résultats biologiques

Une des principales théories du contrôle moteur repose sur l'hypothèse que le SNC dispose de composantes de commande élémentaires, appelées primitives motrices. Cette approche propose que le système moteur parvienne à élaborer des mouvements plus complexes en combinant ces primitives, de façon linéaire par exemple. Cette organisation offre un moyen de simplifier le calcul et la mise en registre des mouvements. Notamment, elle pourrait être un moyen de remédier au problème de redondance du système musculo-squelettique. L'existence de primitives motrices a été suggérée par un grand nombre d'expérimentations biologiques qui sont fréquemment citées dans la littérature [[Flash et Hochner 2005](#)]. Au niveau cinématique, les primitives sont considérées comme des covariations des variables articulaires du mouvement. Plusieurs expériences ont montré l'existence de ce genre de primitives. De fortes covariations des angles de la cheville, du genou et de la hanche, ont par exemple été mises en évidence lors de mouvements de flexion des membres inférieurs [[Alexandrov et al. 1998](#)]. Ces trois angles semblent varier de manière dépendante, comme si le SNC imposait des contraintes sur leur coordination. Un phénomène similaire apparaît dans la locomotion où il s'avère que, lors d'un cycle de marche, la trajectoire du point dont les composantes sont égales aux trois

angles d'élévation de la jambe (fémur, tibia, pied) est contenue dans un plan [Lacquaniti et al. 1999]. Il a été montré que cette covariance existe non seulement dans la locomotion bipédale (chez l'homme), mais aussi dans la locomotion des quadrupèdes (chez le chat). Une organisation similaire, à partir de primitives, a également été décrite sur des mouvements d'atteinte impliquant l'ensemble des liaisons du corps [Thomas et al. 2005], [Kaminski 2007], ainsi que sur les mouvements de la main lors de l'écriture [Sanger 2000].

L'existence de primitives a également été étudiée au niveau musculaire. Dans ce cas, les auteurs cherchent à mettre en évidence l'activation coordonnée de groupes de muscles, qu'ils décrivent comme des synergies musculaires. Ce type de primitive est principalement extrait des données EMG. Par exemple, il a été montré chez le chat que lorsque la base de support est perturbée en translation et en rotation, le contrôle de l'équilibre postural peut être décrit par cinq synergies musculaires [Torres-Oviedo et al. 2006]. Chez la grenouille, il a été mis en évidence que trois synergies sont suffisantes pour commander les mouvements de la patte dans différentes directions [d'Avella et al. 2003]. Chez l'homme, cinq synergies musculaires semblent être utilisées par le SNC pour activer une grande partie des muscles des jambes, du tronc et de la partie haute du corps durant la locomotion [Ivanenko et al. 2004]. Des synergies musculaires ont été aussi décrites pour les mouvements de préhension de la main [Weiss et Flanders 2004]. Un ensemble de résultats de nature empirique a également été décrit par Bizzi et al. [Bizzi et al. 2008].

Différentes techniques ont été utilisées par les auteurs pour extraire les primitives musculaires, (voir section 5.3.1). A ce titre, il est intéressant de se demander si les primitives extraites sont le résultat spécifique d'une technique particulière ou si elles révèlent une structure intrinsèque des données, dont l'extraction est possible par différents types de techniques. En réponse à cette question, Tresch et al. [Tresch et al. 2006] ont testé plusieurs algorithmes d'extraction de primitives musculaires sur un même ensemble de données simulées et de données expérimentales. Leur étude a montré que toutes les méthodes considérées donnent des résultats concordants, prouvant que les synergies musculaires trouvées ne constituent pas un artefact de la méthode d'extraction, mais au contraire mettent en évidence l'existence d'une organisation structurée des mouvements biologiques dans l'espace des muscles.

L'existence de primitives a également été montrée au niveau neuronal. Certaines études ont en effet montré que la moelle épinière code des mouvements pré-programmés, appelés primitives motrices. L'expérience réalisée par Mussa-Ivaldi et al. [Mussa-Ivaldi et Bizzi 2000] sur une grenouille a mis en évidence que la stimulation d'un point spécifique de la moelle épinière permet de diriger le mouvement de la patte vers un point donné de l'espace, quelle que soit la configuration initiale du membre. Les auteurs expliquent ce résultat en suggérant l'existence de réseaux de neurones spinaux permettant de coder des champs de forces convergeant vers un point d'équilibre. Ils ont d'autre part montré que la combinaison linéaire de tels champs de force permet à la grenouille d'engendrer des mouvements vers d'autres zones

de l'espace. Le même type d'expériences, réalisé sur le singe, a permis de confirmer l'existence d'un processus de codage de primitives motrices au niveau neuronal [Graziano et al. 2002].

Plus récemment, des auteurs ont tenté de développer un cadre plus formel pour modéliser ces résultats expérimentaux, sous l'angle de la théorie du contrôle. Une définition rigoureuse de la notion de primitive motrice et des méthodes permettant de choisir un nombre minimal de primitives garantissant la contrôlabilité du système ont ainsi été proposées [Nori et Frezza 2005]. Des résultats préliminaires, obtenus pour les mouvements d'un bras à 2 DDL ont permis de reproduire les mouvements expérimentaux observés dans [Morasso 1981] et de retrouver les champs de forces mesurés dans [Giszter et al. 1993].

5.1.2 Application en robotique

L'idée d'une structuration de la commande à partir de primitives motrices, telle qu'elle est proposée par les neurobiologistes, est d'un intérêt évident pour les roboticiens. Elle pose la question de la synthèse d'une base canonique de mouvements, à partir desquels des mouvements plus complexes puissent être générés. L'intérêt d'une telle approche est de réduire la complexité du problème de commande. Une fois qu'un ensemble de primitives motrices est caractérisé, le problème de commande n'est plus de déterminer directement les signaux de contrôle, mais d'identifier les facteurs représentant la contribution de chaque primitive dans la construction de ces signaux. Le nombre de primitives doit être très petit au regard du nombre de paramètres nécessaire au codage des signaux de contrôle permettant l'exécution de l'ensemble des mouvements. En conséquence, le problème consistant à identifier les coefficients d'amplification de chaque primitive implique beaucoup moins de variables qu'en requiert le calcul des signaux complets de commande.

Pour des systèmes robotiques incluant un nombre élevé de DDL, tels que les robots humanoïdes, il faut noter que la redondance par rapport à la tâche de positionnement est forte et, en conséquence, la coordination des liaisons pose un problème difficile et coûteux. Le principe des primitives motrices, inspiré de l'humain, semble donc un moyen pertinent de simplifier le problème de contrôle. Compte tenu des différences importantes entre les systèmes biologiques et les systèmes robotiques actuels, tant au niveau de la structure que du mode d'actionnement, les primitives considérées par les roboticiens sont essentiellement de nature cinématique (e.g., l'allure des trajectoires), ou dynamique (e.g., les forces appliquées aux articulations). Des primitives cinématiques ont par exemple été utilisées dans [Hauser et al. 2007] pour contrôler l'équilibre du robot humanoïde HOAP-2 en réponse à des perturbations externes. La méthode repose sur la définition de deux primitives (inclinaisons gauche-droite et avant-arrière) et l'utilisation de la cinématique inverse. Lorsqu'une force extérieure vient perturber le robot, les coefficients correspondant à ces deux primitives sont calculés par un simple contrôleur linéaire de sorte à maintenir l'équilibre. Les auteurs ont montré que cette

approche permet de réduire fortement la complexité des calculs au regard d'approches utilisant l'optimisation non-linéaire.

Dans [Lim et al. 2005], une méthode d'Analyse en Composantes Principales (PCA pour Principal Component Analysis) a été utilisée pour extraire des primitives à partir de données issues de la capture de mouvement, sur un bras à 4 DDL. Ces primitives ont ensuite été utilisées comme des fonctions de base pour paramétrer un mouvement quelconque dont le calcul est effectué au moyen d'une optimisation de coût dynamique. Les auteurs ont ensuite montré que ce paramétrage permet de reproduire des mouvements plus naturels que les approches basées sur l'utilisation de B-splines et nécessite un temps de calcul significativement réduit.

Concernant la synthèse de primitives dynamiques, des synergies musculaires associées au mouvement de lever chez l'homme ont été analysées dans [An et al. 2008], dans le but de concevoir une machine de support de force pour les personnes en difficulté. Dans [Artemiadis et Kyriakopoulos 2007], des combinaisons de synergies musculaires et de primitives cinématique ont été extraites pour décrire le mouvement d'un bras humain, afin de contrôler un bras robotique en temps réel. Pour mener à bien ce travail, les auteurs ont mesuré les signaux EMG et la trajectoire angulaire des articulations et en ont extrait deux espaces de primitives différents (correspondant aux muscles et aux liaisons). Ensuite, ils ont construit une mise en correspondance entre ces deux espaces de petite dimension. Cette fonction est finalement utilisée comme une interface pour contrôler en temps-réel le bras robotique à partir des signaux enregistrés chez l'humain.

Les propriétés des primitives dynamiques extraites des mouvements d'atteinte d'un bras non-redondant à 2 DDL ont été étudiées en simulation dans [Chhabra et Jacobs 2006]. En minimisant un critère de coût, les auteurs ont tout d'abord généré une base de données de signaux de contrôle permettant de réaliser des mouvement d'amplitudes différentes vers différentes directions. Sur cette base, ils ont extrait un ensemble de primitives à l'aide d'une méthode de décomposition de matrice non-négative (NMF-Nonnegative Matrix Factorization). Enfin, l'utilisation d'un modèle d'apprentissage a permis de générer de nouveaux mouvements à partir de ces primitives. Leur résultat montre que le contrôle des mouvements peut être décomposé linéairement à partir d'un petit nombre de primitives. Parmi ces primitives, certaines sont indépendantes du type de mouvement, qu'il s'agisse d'un mouvement point à point ou d'un mouvement par point de passage, d'autres n'émergent que pour l'un de ces deux types. En effet, l'organisation modulaire en primitives dépendantes et indépendantes des tâches est aussi trouvé expérimentalement [Berret et al. 2009]. Les auteurs ont également montré que l'apprentissage de nouveaux mouvements dans l'espace des primitives est beaucoup plus rapide et plus performant que s'il est réalisé directement dans l'espace des signaux de contrôle. Enfin, ils ont montré que ces différentes caractéristiques sont présentes avec les primitives dynamiques (dans le cas où le bras est contrôlé par les couples appliqués sur les liaisons) mais aussi avec les primitives musculaires (lorsque le contrôle le bras est contrôlé par un système musculaire

attaché aux liaisons).

Ainsi, il est possible d'utiliser des primitives de contrôle moteur pour reproduire un large répertoire de mouvements. Cependant, dans la mesure où elles sont définies en boucle-ouverte, ces primitives sont simplement dépendantes du signal temporel et ne permettent pas d'interagir avec l'environnement via un retour sensoriel durant le mouvement. Une fois que la consigne d'un mouvement est donnée, les primitives sont combinées pour constituer le signal de contrôle en boucle ouverte permettant de réaliser le mouvement. Si la consigne est modifiée durant le mouvement, à cause de perturbations ou du déplacement de la cible par exemple, le contrôleur construit à partir des primitives n'est pas capable de corriger le mouvement. Conscients de ce problème, certains auteurs ont proposé une nouvelle définition des primitives. Todorov et al. [Todorov et Ghahramani 2003], par exemple, ont considéré des primitives sensori-motrices dans lesquelles la perception et la commande sont intimement liées. Ces primitives permettent de coupler le contrôle avec le retour sensoriel. En conséquence, une loi de commande définie à partir de telles primitives constitue un contrôleur en boucle-fermée. Avec ce type de primitive, les auteurs ont réussi à contrôler les mouvements d'un système musculo-squelettique à 2 DDL [Todorov et Ghahramani 2003]. Le même concept a également été utilisé dans [Fod et al. 2002] et [Mataric 2002] pour construire des modèles d'imitation de mouvements du bras. Dans un registre voisin, [Schaal 2003] a travaillé sur l'étude de primitives permettant de prendre en compte les variations de l'environnement. Cet auteur a proposé la notion de primitive dynamique du mouvement pour décrire des unités d'action permettant de créer des mouvements rythmiques (e.g., la locomotion) ou discrets (e.g., un service de tennis) et pouvant rapidement s'adapter aux perturbations ou aux changements de l'environnement. Ce type de primitive a été modélisé comme un système d'attracteur non-linéaire stable et utilisé pour générer plusieurs types de mouvement du bras [Ijspeert et al. 2003]. Cette approche a également été utilisée pour permettre l'évitement d'obstacles mobiles lors d'un mouvement d'atteinte [Park et al. 2008].

A la suite du travail que nous avons réalisé sur la génération de mouvements d'atteinte à partir du modèle de Guigon [Guigon et al. 2007] présenté au chapitre 3, nous avons souhaité étudier la possibilité de reproduire les mouvements optimaux à partir d'une approche de type "primitive motrices". L'objectif de ce travail est de trouver une méthode permettant de générer ces mouvements plus rapidement que le permettent les algorithmes d'optimisation actuels, sans avoir recours à une base de données de type "lookup table", de taille excessive. Plus précisément, ce travail devait permettre de répondre aux deux questions suivantes :

1. Peut-on caractériser un petit ensemble de primitives à partir duquel il est possible de représenter un large répertoire de mouvements d'atteinte ayant les caractéristiques du mouvement humain avec un bras de 6 DDL ?
2. Si la caractérisation d'un tel ensemble de primitives est possible, peut-on l'utiliser pour générer de nouveaux mouvements avec une bonne performance en termes de précision et

de temps de calcul ?

Nous avons choisi de fonder notre étude sur deux bases de données. La première a été générée par simulation à l'aide de l'algorithme d'optimisation que nous avons développé sur la base du modèle de Guigon, appliqué au modèle précédemment introduit d'un bras de robot humanoïde à 6 DDL. La seconde a été construite à partir de mouvements enregistrés sur différents sujets humains au moyen d'un système de capture de mouvements. Dans les deux cas, les mouvements sont décrits à partir des variations articulaires des six liaisons du bras.

Les différentes étapes de ce travail, qui concernent successivement l'extraction des primitives, l'analyse des données et la génération de nouveaux mouvements à partir de techniques de généralisation sont présentées dans la suite de ce chapitre.

5.2 Génération de bases de données de mouvements

La première étape de ce travail consiste à générer deux bases de données de mouvements d'atteinte à partir desquelles nous travaillerons à l'extraction de primitives cinématiques. Afin que les deux bases de données contiennent des mouvements comparables, nous avons utilisé des conditions similaires pour produire les mouvements simulés (sur le modèle du robot) et les mouvements réels (sur l'homme). Ces conditions sont décrites ci-dessous à l'aide d'un mannequin virtuel.

1) *Les cibles* : Pour générer une base de mouvement d'atteinte suffisamment riche, les cibles sont réparties de manière régulière sur la région de l'espace située devant le sujet (voir Fig. 5.1 à droite). Plus précisément, 32 cibles sont réparties sur deux plans frontaux distants de 20cm, comme le représente la figure 5.1 à gauche. Afin de prendre en compte la différence de taille entre le modèle du robot et l'homme, le premier plan est situé à une distance de 30cm du sujet dans le cas du robot et de 40cm dans le cas de l'homme. Sur chacun de ces deux plans, 16 cibles sont positionnées tous les 20cm sur une grille de dimension 4×4 . Le centre de ces grilles est aligné avec l'épaule droite (Fig. 5.1). De cette façon, nous assurons que le mannequin est capable d'accéder à toutes les cibles. Pour le sujet humain, la position ni trop proche ni trop éloignée des cibles assure un confort durant l'expérimentation.

2) *Les consignes du mouvement* : Dans les deux cas, le sujet doit effectuer une succession de mouvements pour atteindre toutes les cibles en suivant des consignes générées aléatoirement par l'ordinateur. A partir d'une même configuration initiale du bras, une première consigne de mouvement est générée par la désignation d'une cible. Le sujet exécute ce mouvement jusqu'à ce qu'il atteigne la cible et conserve la posture terminale jusqu'au départ du mouvement suivant. Une seconde cible est alors désignée comme consigne du second mouvement qui sera exécuté à partir de la posture terminale du premier mouvement. Ce processus se poursuit jusqu'à ce que le sujet ait effectué un mouvement d'atteinte, et un seul, pour chacune des arêtes du graphe orienté

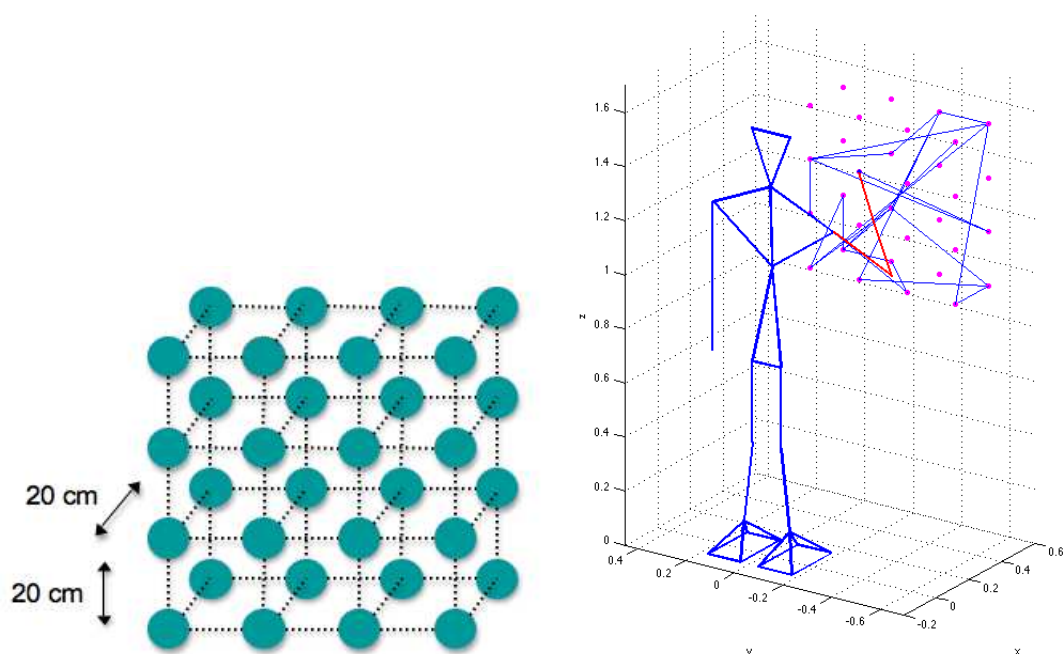


FIG. 5.1: Position des cibles par rapport au sujet (à droite), et répartition des cibles (à gauche).

dont les sommets sont les 32 cibles. Un enchaînement complet contient donc $1 + 31 \times 32 = 993$ mouvements d'atteinte¹.

Dans la suite, nous décrivons la méthode utilisée pour générer une base de données de mouvements simulés et une base de données de mouvement enregistrés, en suivant cet algorithme de génération de consigne.

5.2.1 Mouvements simulés

La première base de données de mouvements est construite par simulation sur la base de la stratégie d'optimisation issue du modèle de Guigon [Guigon et al. 2007] que nous avons présentée au chapitre 3. Bien que ce modèle ait pu être appliqué avec succès pour contrôler 7 DDL sur la partie haute du corps, nous nous limitons ici au modèle du bras à 6 DDL présenté à la section 3.2.1.

La première étape de la construction de la base de données consiste à générer la séquence de consigne du mouvement en utilisant l'algorithme décrit dans la section précédente. Ensuite, à partir d'une configuration initiale du bras, le premier mouvement est calculé en utilisant l'algorithme d'optimisation. La trajectoire angulaire des différentes liaisons est alors enregistrée

¹Il est intéressant de remarquer que le problème de la détermination de la séquence de mouvements est une version étendue du problème d'Euler de la théorie des graphes qui consiste à trouver un chemin parcourant toutes les arêtes d'un graphe une seule fois. Dans notre cas, le mouvement entre deux cibles est bidirectionnel. Ce problème a toujours une solution.

dans la base de données. Les valeurs angulaires des liaisons à l'issue de chaque mouvement sont utilisées pour initialiser le mouvement suivant. Cette boucle est répétée jusqu'à l'exécution de la séquence complète de mouvements.

Pour simplifier l'extraction ultérieure des primitives, nous avons considéré pour chaque mouvement, la même durée de mouvement de 1 seconde, discrétisée en 100 échantillons de 0.01 secondes. Comme le bras du robot possède 6 DDL, 600 valeurs sont donc enregistrées pour chaque mouvement. Le processus de génération des 993 mouvements a pris environ 60 heures de CPU sur un ordinateur Intel Pentium 4 de 3.2 GHz avec 1 G de mémoire.

5.2.2 Mouvements capturés

Cette section présente les expérimentations que nous avons réalisées pour constituer la deuxième base de données de mouvements d'atteinte, en utilisant un système de capture de mouvement de type Motion Analysis.

5.2.2.1 Les sujets

Trois hommes en bonne santé et volontaires pour participer à l'expérimentation ont effectué cette expérimentation. L'âge moyen des sujets était de 26 ± 3 ans et leur taille moyenne de 1.74 ± 0.04 m. Ces sujets ne présentaient ni problème visuel, ni problème moteur et étaient naïfs au but de l'expérimentation. Leur consentement préalable a été donné avant l'expérimentation, conformément au code d'éthique de la déclaration de Helsinki 1964.

5.2.2.2 L'équipement

L'expérimentation a été réalisée dans la salle de capture de mouvement du LAAS-CNRS. La surface de la salle est de 10 x 6.5 m, elle est équipée d'un système de suivi optique (Motion Analysis Corporation, CA, USA) (voir Fig. 5.2). Ce système comprend 10 caméras infrarouges qui permettent une précision de suivi de la position inférieure à 1mm sur toute la zone de fonctionnement. La fréquence d'échantillonnage est de 100 Hz. Toutes les données sont calculées dans un référentiel dont l'origine est au centre de la salle et les axes parallèles aux murs. Six marqueurs de suivi réfléchissants ont été fixés sur les vêtements des participants, à l'aide de bandes Velcro, en prenant soin de ne pas entraver le mouvement (voir Fig. 5.3). Afin de désigner les cibles successives, l'expérimentateur oriente un bâton indicateur léger et mince comprenant un marqueur fixé à son extrémité. Pour positionner correctement ce marqueur cible, l'expérimentateur utilise un écran ne pouvant pas être perçu par le sujet, sur lequel s'affichent la position 3D de consigne de la cible ainsi que la position courante du marqueur.



FIG. 5.2: Le système de capture de mouvement.

5.2.2.3 Le protocole

Pour chaque expérimentation, l'ordre d'enchaînement des mouvements d'atteinte vers les cibles est différent. Au départ, le sujet est debout avec les yeux fermés et tourne le dos à l'écran que l'expérimentateur utilise pour afficher la consigne. La position 3D d'une cible virtuelle s'affiche alors sur l'écran. L'expérimentateur regarde l'écran pour repérer la position de la cible virtuelle, puis dirige le bâton indicateur de sorte que l'image du marqueur sur l'écran atteigne la position de consigne définie par la cible virtuelle. Cette manipulation permet de placer précisément l'extrémité du bâton indicateur sur la position cible, de sorte à indiquer au sujet la consigne du mouvement à venir. Lorsque l'extrémité du bâton indicateur est correctement positionnée sur la cible (avec une erreur inférieure ou égale à 2cm), le système émet un son grave pour prévenir le sujet. L'expérimentateur maintient alors cette position de pointage avec le bâton indicateur et l'enregistrement commence. Le sujet ouvre alors les yeux, repère la position du marqueur cible qui lui fait face, et effectue un geste d'atteinte pour aller le toucher. Dès que le sujet a atteint la cible, il s'arrête et conserve la posture du bras. De son côté, lorsque l'expérimentateur voit que le sujet a touché la cible, il appuie sur une télé-commande pour terminer l'enregistrement. Le système émet alors un autre son aigu pour indiquer que le mouvement est terminé. Le sujet peut alors fermer les yeux et le processus est répété à partir de la nouvelle position du bras.

Dans cette expérimentation, chaque sujet a réalisé l'ensemble des mouvements en deux séances séparées d'une journée. Lors de chaque séance, une pause de 10 minutes a été observée après chaque série de 120 mouvements et une pose de 30 minutes est observée au milieu de la séance.

5.2.2.4 L'analyse des données

La trajectoire de chacun des marqueurs a été enregistrée à l'aide du logiciel EVaRT de Motion Analysis. Ces données ont été ensuite filtrées avec un filtre passe-bas sous Matlab 7.4.0 afin d'enlever les petites variations. Le système de capture de mouvement n'étant pas parfait, une moyenne de 2% des données décrivant la trajectoire des marqueurs est perdue au cours du traitement.

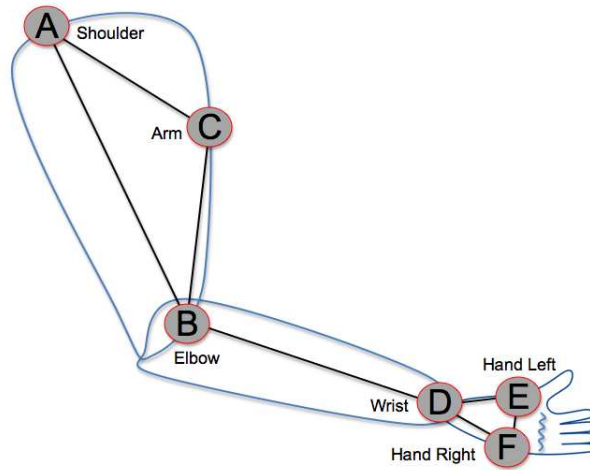


FIG. 5.3: Position des marqueurs réfléchissants sur le bras droit des sujets, pour capturer le mouvement de l'épaule, du coude et du poignet.

A partir des trajectoires enregistrées des six marqueurs indiqués sur la figure 5.3, nous avons calculé la trajectoire angulaire des liaisons en considérant des référentiels locaux respectivement centrés sur l'épaule, le coude et le poignet et associés à ces liaisons. Les marqueurs A, B, C sont par exemple utilisés pour définir le repère lié à l'épaule de la manière suivante :

$$\begin{aligned}\vec{Z} &= \vec{BA} / \|\vec{BA}\| \\ \vec{Y} &= (\vec{AC} \times \vec{AB}) / \|\vec{AC} \times \vec{AB}\| \\ \vec{X} &= \vec{Y} \times \vec{Z}\end{aligned}$$

Les angles de rotation, roulis, tangage et lacet, qui décrivent l'orientation de ce repère, sont ensuite exprimés de manière classique à partir de la matrice de rotation. Les autres angles de rotation sur l'avant-bras et le poignet sont calculés de façon similaire en tenant compte des changement de référentiel.

Après avoir obtenu les trajectoires angulaires de tous les mouvements, la durée des mouvements est ensuite normalisée à l'intervalle $[0, 1]$ avec un échantillonnage de $0.01s$, afin de pouvoir comparer ces trajectoires avec celles qui ont été obtenues en simulation avec le modèle du bras. Pour une trajectoire Q de durée D et de temps d'échantillonnage Δt , la normalisation est

réalisée de la manière suivante : Une trajectoire Q' est calculée en interpolant les valeurs prises par Q à chaque instant $D/100$. Q' est donc la nouvelle trajectoire sur l'intervalle normalisé $[0, 1]$ avec le temps d'échantillonnage 0.01. Cette méthode de normalisation avec une interpolation de type B-spline permet de préserver le profil entier de la trajectoire originale.

Les deux bases de données de mouvements d'atteinte dont le processus d'élaboration a été décrit dans ce paragraphe, respectivement issues de la simulation et de la capture de mouvement, vont être utilisées dans la section suivante pour l'extraction de primitives.

5.3 Extraction des primitives

Dans le cadre de cette thèse, nous nous sommes intéressés à l'extraction de primitives motrices en boucle ouverte. Clairement, ce type de primitive ne dépend pas du retour sensoriel et ne permet pas la prise en compte des variations de l'environnement. Dans la littérature, ces primitives sont définies comme des fonctions temporelles, auxquelles sont associés des coefficients permettant de modifier leur amplitude [Lim et al. 2005], [Hauser et al. 2007], [Tresch et al. 2006]. Pour le problème que nous traitons, chaque mouvement d'un bras à 6 DDL, peut être représenté par une trajectoire articulaire $u(t) \in \mathbb{R}^6$, avec $t \in [0, T]$. Une base de données de M mouvements, est donc décrite par un ensemble de telles trajectoires :

$$U_m(t) = (U_m^1(t), U_m^2(t), \dots, U_m^6(t))' \in \mathbb{R}^6, m = 1 \dots M, t \in [0, T]$$

Le problème de l'extraction de primitives pour cette base de données revient à trouver K fonctions temporelles $\Phi_i(t) = (\Phi_i^1(t), \Phi_i^2(t), \dots, \Phi_i^6(t))^T \in \mathbb{R}^6, i = 1 \dots K, t \in [0, T]$ telles que pour tout $m \in M$, il soit possible de trouver i coefficients réels $\alpha_i^m, i = 1 \dots K$ permettant d'écrire :

$$U_m(t) = \sum_{i=1}^K \alpha_i^m \Phi_i(t) \quad \text{pour } m = 1 \dots M \quad (5.1)$$

Dans cette expression, les fonctions $\Phi_i(t)$ représentent les primitives recherchées et les coefficients α_i^m pondèrent la contribution de chaque primitive $\Phi_i(t)$ dans le mouvement $U_m(t)$. Chaque $\Phi_i(t)$ a donc la même dimension que $U_m(t)$. Cela signifie, qu'une primitive est également une trajectoire articulaire. Le problème défini par l'équation (5.1) pose deux questions. La première est de déterminer le nombre K de primitives nécessaire pour atteindre une performance donnée et la seconde est de caractériser ces K primitives. Pour réduire la complexité du problème de commande, il est nécessaire que le nombre K soit le plus petit possible au regard du nombre de paramètres nécessaires pour coder la trajectoire $U_m(t)$. Si on considère un problème en temps continu, ce nombre est infini. Cependant, en pratique, ce problème est résolu sur la base d'une discrétisation de l'intervalle temporel $[0, T]$ en J

échantillons. Dans ce cas, K doit être petit par rapport au nombre $6 \times J$ de paramètres nécessaires au codage du mouvement. Cela signifie qu'une fois que K primitives sont déterminées, il suffit de calculer K coefficients α_i^m , ($i = 1, \dots, K$) pour générer le mouvement $U_m(t)$ sur l'intervalle $[0, T]$, au lieu de $6 \times J$ variables de signal de contrôle. Le deuxième sous-problème est de calculer les primitives temporelles Φ_i de même nature que l'entrée U_m . En reprenant les notations précédentes, on cherche à écrire chaque mouvement U_m sous la forme

$$U_m = \sum_{i=1}^K \alpha_i^m \Phi_i \quad \text{pour } m = 1 \dots M \quad (5.2)$$

où les U_m , $m = 1 \dots M$ et les Φ_i , $i = 1 \dots K$ sont des matrices de dimension $6 \times J$.

$$U_m = \begin{bmatrix} u_{11}^m & u_{11}^m & \dots & u_{1J}^m \\ u_{21}^m & u_{22}^m & \dots & u_{2J}^m \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ u_{61}^m & u_{62}^m & \dots & u_{6J}^m \end{bmatrix}, \quad \Phi_i = \begin{bmatrix} \phi_{11}^i & \phi_{11}^i & \dots & \phi_{1J}^i \\ \phi_{21}^i & \phi_{22}^i & \dots & \phi_{2J}^i \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ \phi_{61}^i & \phi_{62}^i & \dots & \phi_{6J}^i \end{bmatrix} \quad (5.3)$$

Sur cette base, l'erreur de reconstruction relative à l'ensemble des mouvement U_m , $m = 1 \dots M$ d'une base de données est définie par l'expression suivante :

$$E = E(\alpha_i^m, \Phi_i) = \sum_{m=1}^M \sum_{h=1}^6 \sum_{j=1}^J (u_{hj}^m - \sum_{i=1}^K \alpha_i^m \phi_{hj}^i)^2 \quad (5.4)$$

La résolution du problème revient donc à trouver un nombre de primitives le plus petit possible ($K \ll 6 \times J$), mais suffisant pour que l'erreur de reconstruction soit inférieure au seuil de précision souhaité. Ce compromis sera étudié dans la suite de ce chapitre.

Il est à noter que certains auteurs se sont intéressés à l'extraction de primitives définies comme des signaux de contrôle musculaire. Dans ce cas, comme les muscles ne peuvent agir que dans un sens (ils ne peuvent pas "pousser"), les coefficients α_i^m de l'expression (5.1) doivent être non-négatifs [Mussa-Ivaldi et Bizzi 2000]. Cette contrainte, qui restreint le champ d'application de certaines méthodes, n'existe pas dans le cas que nous considérons où les mouvements sont définis comme des fonctions temporelles des variables articulaires. D'autre part, d'autres auteurs ajoutent dans la définition de primitives $\Phi_i(t)$ un paramètre supplémentaire s_i pour exprimer un décalage temporel (shifting-time). Dans ce cas, ils considèrent $\tilde{\Phi}_i(t) = \Phi_i(t - s_i)$ dans l'équation (5.1), où les s_i^m , $i = 1 \dots K$ sont les coefficients que l'on doit déterminer pour chaque vecteur $U_m(t)$ (au même titre que les α_i^m). Ceci permet d'introduire de la flexibilité dans la définition des primitives, mais rend le problème plus complexe car le nombre de variables est plus élevé. L'ajout d'un paramètre de décalage temporel a surtout été proposé pour l'extraction des synergies musculaires [d'Avella et al. 2003], [Overduin et al. 2008].

Dans la suite nous présentons les méthodes d'extraction existantes, puis nous décrivons les approches que nous avons retenues pour notre étude.

5.3.1 Les méthodes d'extraction de primitives

Le problème de l'extraction de primitive peut être considéré comme un problème de réduction de dimension qui consiste à trouver un ensemble canonique de petite dimension à partir duquel il soit possible de décrire des données de grande dimension. D'une manière générale, supposons que l'on dispose d'une base de données de M vecteurs de dimension N issus d'une distribution de probabilité inconnue, le problème est de trouver un système de coordonnées d'une variété de dimension $K \leq N$ tel qu'il soit possible de projeter le plus grand nombre d'éléments de la base de données sur cette variété. Parmi les nombreuses techniques dédiées à la résolution de ce problème (voir [Fodor 2002] pour un état de l'art), l'analyse en composante principale, PCA, est une technique simple, efficace, fréquemment utilisée en neurosciences ainsi qu'en robotique [Alexandrov et al. 1998], [Thomas et al. 2005], [Sanger 2000] [Lim et al. 2005]. Cette technique utilise une représentation des données sous forme d'une matrice X de taille $M \times N$. La covariance entre les colonnes de la matrice X est alors calculée, afin de déterminer la matrice de covariance Y de taille $N \times N$. En diagonalisant la matrice Y , deux matrices Z , W , correspondant respectivement aux valeurs propres et aux vecteurs propres de Y , sont alors caractérisées. Les composantes principales, qui sont définies par les vecteurs propres, sont choisies en fonction du nombre des valeurs propres qui apparaissent sur la diagonale de Z (voir par exemple [Smith 2002] pour une description de la méthode). L'avantage de cette technique est qu'elle permet de trouver une transformation linéaire théoriquement optimale en terme de la minimisation de l'erreur quadratique moyenne (least mean square error). Elle permet d'autre part de choisir directement le nombre K des primitives et fonctions associées en résolvant simultanément les deux sous-problèmes. Cependant, cette approche ne permet pas de garantir la non-négativité des coefficients α_i^m , ce qui peut être limitatif dans le cas où l'on cherche à modéliser des efforts musculaires [Mussa-Ivaldi et Bizzi 2000].

Une technique bien connue pour l'extraction des synergies musculaires a été proposée par [d'Avella et al. 2003]. Elle repose sur un algorithme de factorisation en matrices non-négatives, NMF, [Lee et Seung 2001]. La matrice initiale, de taille $M \times N$, représentant les données d'entrée, est décomposée en deux matrices qui représentent respectivement les primitives et les coefficients. Cette approche semble bien appropriée au cas des signaux EMG de contrôle musculaires qui sont effectivement non-négatifs. Cependant, la condition de non-négativité sur les données d'entrée est dans certains cas limitative. Une extension de la méthode NMF permettant de lever cette contrainte a été proposée dans [Chhabra et Jacobs 2006]. Elle permet, par exemple, de traiter le cas de couples dont le signe peut être positif ou négatif. Dans cette extension, les données d'entrée sont d'abord normalisées de manière suivante : si une donnée

A est positive, elle est décrite par un couple $(A, 0)$, sinon elle est décrite par $(0, A)$. De cette manière, un nouvel ensemble de données ne contenant que des valeurs non-négatives est obtenu à partir des données originales. La technique NMF est ensuite appliquée sur ces nouvelles données d'entrée pour obtenir des primitives. Cette méthode de normalisation des données permettant d'appliquer la technique NMF exige cependant le double de mémoire pour créer les nouvelles données. En conclusion, bien que la technique NMF permette d'extraire des primitives susceptibles de délai [d'Avella et Bizzi 2005], [An et al. 2008], elle est limitée par la nature des signaux d'entrée ou par la capacité de mémoire. Il faut également noter que cette technique exige au préalable que le nombre des primitives soit donné.

À part les deux approches bien éprouvées que nous venons de rappeler, d'autres techniques plus ou moins complexes telles que Isomaps, les modèles de Markov cachés ou l'analyse en composantes indépendantes, ont également été proposées pour l'extraction des primitives. Nous ne les avons pas explorées dans le cadre de cette étude. Pour une revue et une analyse comparative de ces approches, le lecteur peut se référer à [Jenkins et Mataric 2003] ou [Tresch et al. 2006].

5.3.2 Approches retenues

Afin d'extraire des primitives, à partir des bases de données de mouvements que nous avons constituées, nous avons choisi de mettre en oeuvre la méthode PCA ainsi qu'une méthode originale consistant à écrire le problème d'extraction de primitives comme un problème d'optimisation sous contraintes. La méthode PCA est en effet une méthode de référence, simple, éprouvée et bien appropriée pour l'extraction de primitives cinématiques. La seconde méthode que nous proposons a une formulation très générique qui permet de traiter tous types de données d'entrée (forces musculaires ou les trajectoires angulaires) tout en permettant la prise en compte de contraintes additionnelles sur les variables. Notre objectif est de mettre en oeuvre ces deux techniques, puis de comparer leurs résultats, afin de comprendre plus finement la nature des primitives qui peuvent être obtenues.

Les primitives que nous recherchons pour notre problème sont des courbes temporelles décrivant l'évolution des six variables articulaires du bras. En reprenant la formulation généralement utilisée dans la littérature pour la description des primitives cinématiques, toutes les courbes sont définies sur le même horizon temporel normalisé $[0, 1]$. Les fonctions temporelles décrivant les variables articulaires sont obtenues par soustraction de la valeur des articulations à l'instant $t = 0$. Les primitives expriment donc l'évolution en temps normalisé des variables articulaires relativement à leur valeur initiale. Elles constituent une base de variations angulaires pouvant être modulées en amplitude et à partir desquelles les mouvements peuvent être reproduits par combinaison linéaire, dès lors que la configuration initiale est spécifiée. Le choix de ce type de primitives a un double intérêt. Tout d'abord, il nous permettra

de comparer les variations articulaires canoniques sur les trajectoires simulées et sur les mouvement enregistrés, sans connaître la différence dynamique/cinématique entre l'humain et le robot. D'autre part, le modèle de bras que nous considérons est celui du robot HRP2 qui est contrôlé en position. L'entrée est en effet définie par la donnée des variables angulaires désirées de chaque articulation toutes les 5 millisecondes. Les trajectoires angulaires sont donc les variables de contrôle les mieux appropriées. Toutefois, bien que le robot soit contrôlé par les primitives cinématiques, celles-ci sont obtenues à partir d'une base de mouvements qui prennent en compte la dynamique et le mouvement exécuté prend également en compte la dynamique du robot. Les paragraphes suivantes présentent en détails la méthode PCA ainsi que la méthode d'optimisation sous contraintes. Dans chaque cas nous décrivons les résultats obtenus.

5.3.2.1 Primitives extraites par la méthode PCA

Mise en application de la méthode Nous avons utilisé Matlab pour calculer les primitives avec la méthode PCA. Rappelons que chacun des M mouvements de la base de données décrit six trajectoires angulaires. En utilisant un échantillonnage en J éléments de l'intervalle temporel $[0, 1]$ nous avons précédemment décrit chaque mouvement U_m à l'aide d'une matrice de dimension $6 \times J$ (voir expression 5.3). Toutefois, pour mettre en oeuvre la méthode PCA, il est maintenant plus pratique d'utiliser une représentation vectorielle du mouvement sous la forme suivante :

$$U_m = (u_{11}, u_{12}, \dots, u_{1J}, u_{21}, u_{22}, \dots, u_{2J}, \dots, u_{61}, u_{62}, \dots, u_{6J})^T \text{ pour } m = 1..M, \quad (5.5)$$

où chaque u_{hj} , $h = 1..6$, $j = 1..J$ désigne la valeur angulaire de la liaison h à l'instant j . Les M vecteurs de dimension $N = 6J$ sont ensuite représentés sous forme d'une matrice de dimension $M \times N$. La matrice de covariance de dimension $N \times N$ de cette matrice est ensuite calculée. Les matrices des vecteurs propres et des valeurs propres de la matrice de covariance sont alors calculées. La première matrice est constituée des N vecteurs propres e_i , $i = 1..N$ et la deuxième contient N valeurs propres triées λ_i , $i = 1..N$ sur sa diagonale. La valeur λ_i représente la variance des données suivant le vecteur propre e_i correspondant. Plus une valeur propre λ_i est grande, plus sa composante associée e_i est dominante dans la représentation des données.

Il s'agit alors de déterminer le nombre des K premières composantes principales (primitives) e_i , $i = 1..K$ à retenir nécessaires pour capturer l'information avec la précision souhaitée. Notons que chaque primitive e_i est également composée de six trajectoires angulaires. Enfin, pour chaque vecteur U_m , le coefficient correspondant à la primitive e_i est calculé par la projection de ce vecteur selon la direction e_i : $\alpha_i^m = \langle U_m, e_i \rangle$, $m = 1..M$, $i = 1..K$, l'opérateur, $\langle \cdot, \cdot \rangle$ représentant le produit scalaire. Notons que l'application de la méthode PCA décrite ci-dessus requiert que les données d'entrée soient centrées. Or, dans notre cas, nous avons constaté que cette condition était pratiquement satisfaite pour chacune des deux bases de données.

Résultats Nous avons appliqué la méthode PCA séparément sur la base de données de mouvements du robot et sur celle de chaque sujet. Dans tous les cas, nous avons constaté que plus de 96% des variances de données en entrée peuvent être représentées par les $K = 8$ premières primitives. Avec $K = 20$ primitives, c'est plus de 99.5% des variances de données qui peuvent être représentées. Ce résultat semble mettre en évidence l'existence d'une organisation en composantes élémentaires sur les trajectoires du mouvement. Ces composantes constituent une base de mouvements élémentaires à partir desquels un large répertoire de mouvements doit pouvoir être produit par combinaison linéaire. A partir des primitives, nous avons calculé les coefficients correspondants, pour reconstruire les mouvement. Ces trajectoires reconstruites ont ensuite été comparées avec les trajectoires originales. La racine de l'erreur quadratique moyenne (RMSE-Root Mean Squared Error) entre les trajectoires reconstruites et les trajectoires originales de l'ensemble des éléments d'une base de mouvements a été calculée à l'aide la formule $\sqrt{\frac{E}{(M \times 6 \times J)}}$, où E est l'erreur de reconstruction définie par l'expression (5.4). La figure 5.4 montre l'évolution de cette erreur en fonction du nombre K de primitives, pour chaque base de mouvements. Sur cette figure, nous pouvons constater que la courbe de

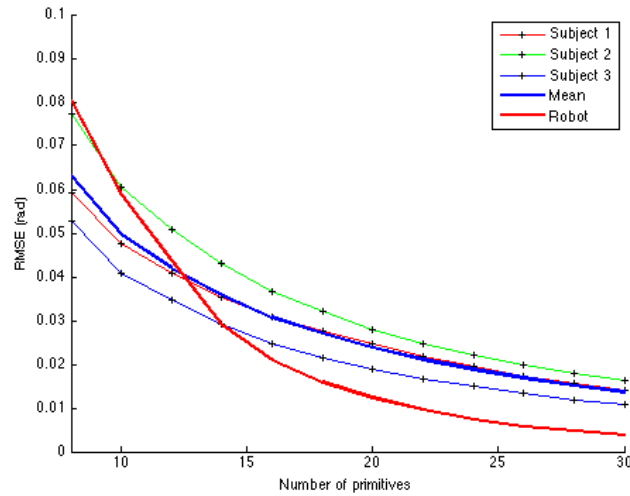


FIG. 5.4: Racine de l'erreur quadratique moyenne entre les données originales et les données reconstruites obtenue avec la méthode PCA pour chaque base de données, en fonction du nombre de primitives. La courbe bleue représente la moyenne des courbes des trois sujets.

l'erreur relative au mouvements des trois sujets décroît de manière différente de celle qui est relative au mouvement du robot (base de données obtenue par simulation sur le modèle du bras du robot). Cette décroissance graduelle montre que les primitives des sujets à partir de la huitième ont presque la même dominance de variance (chacune est cependant moins dominante que la précédente). L'introduction d'une nouvelle primitive entraîne chaque fois un

niveau de réduction de l'erreur presque égal. Par contre, pour le robot, la décroissance rapide de l'erreur entre $K = 8$ et $K = 16$ montre que ces primitives sont encore des composantes très importantes du mouvement. Dans cet intervalle, le fait d'ajouter une primitive permet d'accroître considérablement la précision de la représentation des données originales.

Il est également intéressant d'observer que la courbe moyenne des sujets et celle du robot deviennent quasiment parallèles à partir de $K = 16$. Ceci met en évidence un certain niveau de similarité entre les deux bases de mouvements et montre que les primitives, à partir de la seizième, capturent approximativement le même niveau de détail du mouvement, sur les différentes bases de données de mouvements humains et de mouvements simulés du robot. L'écart régulier entre ces deux courbes peut être expliqué par la différence cinématique/dynamique entre l'homme et le robot. Comme les sujets dans l'expérimentation sont plus grands et plus lourds que le robot, la sollicitation des liaisons lors des mouvements (due à l'inertie et à la masse de chaque segment du bras) est plus importante. Par conséquent, l'erreur de reconstruction est plus grande sur les sujets. Les conditions expérimentales peuvent également avoir eu un certain effet sur les mouvements des sujets. En simulation, le modèle du bras du robot n'est pas du tout perturbé et les cibles sont parfaitement localisées. Par contre, lors de l'expérimentation, les conditions de perception sont moins parfaites et le bâton indicateur utilisé pour désigner la cible à pu, dans certains cas, constituer un obstacle. Ce fait a été remarqué, en particulier, lorsque la cible se trouve juste au dessous de l'avant-bras du sujet. Un autre élément de différence entre le mouvement des sujets et celui du robot concerne l'indication de fin du mouvement. Pour le robot, le mouvement est fini quand la distance entre la main et la cible devient nulle alors que, pour les sujets, c'est la sensation de contact sur le doigt du sujet qui constitue le signal d'arrêt. Dans ce cas, comme la présence des ongles sur une face des doigts modifie la perception, le sujet peut effectuer un mouvement pour orienter correctement le contact, surtout dans les cas où le mouvement est réalisé de gauche à droite.

Dans tous les cas cependant, les primitives calculées par la méthode PCA permettent de représenter les données originales avec une bonne précision. Nous pouvons choisir le nombre des primitives selon l'erreur de reconstruction souhaitée. Par exemple, sur la figure 5.4, $K = 16$ primitives permettent de reproduire tous les mouvements du robot avec une erreur moyenne égale à 0.02 radians (1.2 deg). Ce même nombre des primitives permet également de représenter les mouvements du sujet 1 avec une erreur moyenne égale à 0.03 radian (1.7 deg). La figure 5.5 montre, à titre d'exemple, deux trajectoires reconstruites avec ces primitives. La reconstruction apparaît plus précise avec le modèle du robot que dans le cas du sujet 1.

La figure 5.6 décrit les huit premières primitives du robot et de chaque sujet. Chaque primitive se compose de six trajectoires articulaires correspondant aux six liaisons du bras. Ces primitives représentent les variations principales des mouvements réalisés, rangées dans l'ordre décroissant de dominance de la variance. Les premières primitives ont des profils plutôt

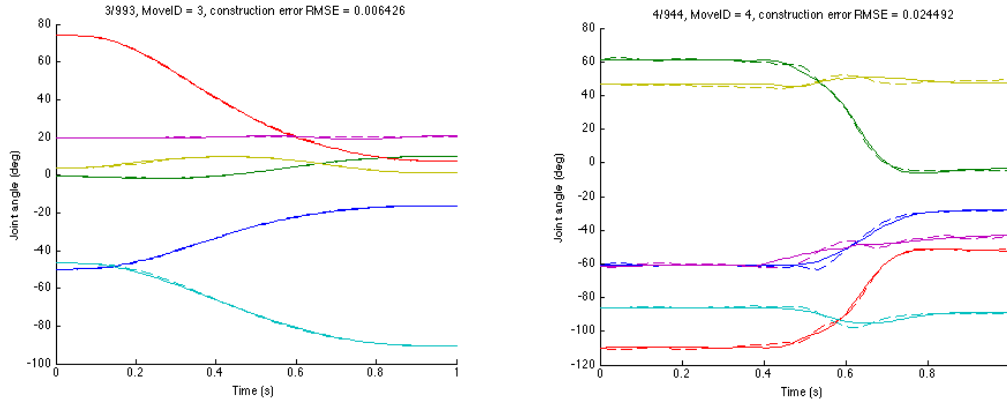


FIG. 5.5: Exemples de trajectoires reconstruites à partir de $K = 16$ primitives obtenues par la méthode PCA. La figure de gauche montre le résultat obtenu avec le modèle du robot, et celle de droite avec le sujet 1. Les courbes en pointillés désignent les trajectoires originales et les courbes pleines les trajectoires reconstruites.

réguliers tandis que les dernières, plus oscillantes, permettent de capturer les variations subtiles des mouvements.

Il est intéressant de noter que les profils des primitives représentés sur la figure 5.6 ne sont pas forcément similaires. Les primitives des sujets comprennent en effet un premier long intervalle pendant lequel il n’y a pas de variation articulaire. Ceci est dû aux conditions expérimentale et au délai de réaction des sujets. Rappelons que lorsque le signal sonore est émis l’enregistrement débute. Le sujet doit réouvrir ses yeux, repérer la cible et ensuite diriger sa main. Il y a donc une période de délai estimée à environ 1s entre le début de l’enregistrement et le début du mouvement. Toutefois, bien que ces primitives ne soient pas identiques pour chaque base de données, les mouvements élémentaires qu’elles représentent offre une gamme de mouvement qui permet de “remplir” relativement bien l’espace, comme l’illustre la figure 5.7.

La différence entre les primitives issues des quatre bases de données peut, peut-être, trouver une explication dans la formulation du problème d’extraction 5.1. En effet, avec la définition que nous avons choisie, chaque primitive représente l’évolution temporelle simultanée des six liaisons du bras et ces six trajectoires articulaires sont ensuite modulées par un même coefficient α_i^m . Ce choix est biologiquement plausible mais la réalisation peut mener à des bases de primitives différentes entre sujets. En effet, même si les sujets effectuent leurs mouvements d’une façon globalement similaire, des variations propres à chaque individu peuvent radicalement modifier les trajectoires des primitives. Il est important de noter que certains auteurs utilisent la méthode PCA pour extraire des primitives pour chaque liaison

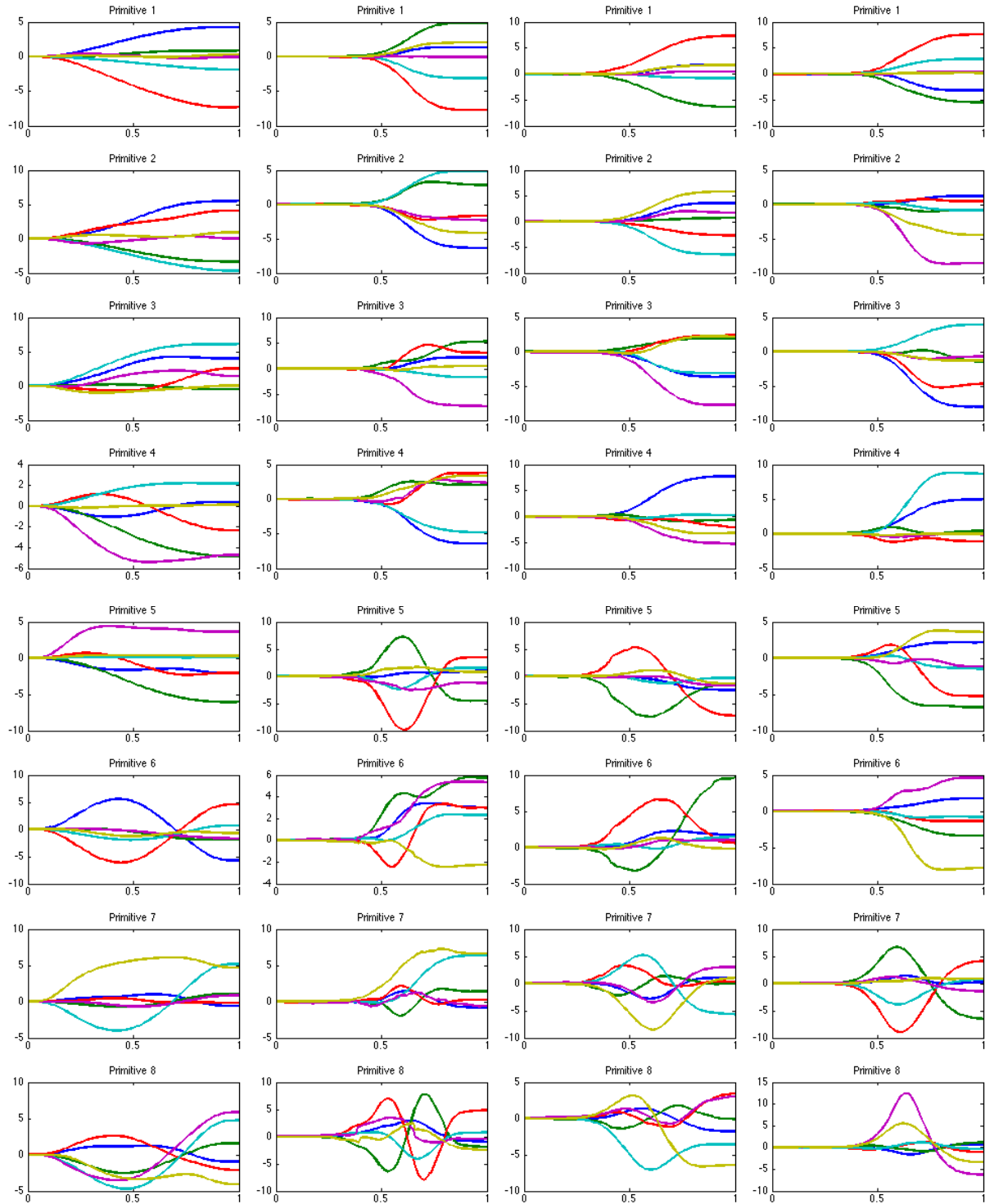


FIG. 5.6: Description des huit premières primitives obtenues par la méthode PCA sur les différentes bases de données. De haut en bas, les primitives sont rangées par dominance de variance. Sur chaque schéma, le temps est représenté en abscisse et les valeurs angulaires en ordonnée (en degrés). De gauche à droite les colonnes correspondent respectivement au robot, au sujet 1, au sujet 2, puis au sujet 3.

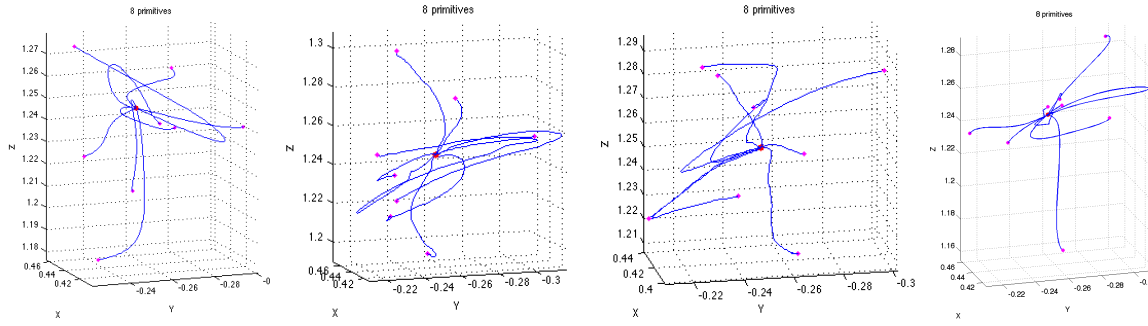


FIG. 5.7: Représentation 3D des trajectoires correspondant aux différentes primitives obtenues avec la méthode PCA, à partir d'un même point central. De gauche à droite elles correspondent aux bases de données du robot, du sujet 1, du sujet 2 puis du sujet 3.

séparément [Lim et al. 2005]. Autrement dit, ils résolvent le problème (5.1) en considérant N sous-problèmes dont chacun reçoit des données d'entrées $U_m(t)$ de dimension 1 (donc U_m est de dimension J dans la représentation 5.5). Par conséquent, la modulation des primitives aura un effet découplé sur chaque articulation. Dans ce cas, les auteurs montrent qu'il suffit de considérer un nombre K de primitives plus petit pour chaque liaison (normalement entre deux et quatre), mais le nombre des coefficients correspondants est multiplié par N . Par exemple, s'il y a trois primitives pour chaque articulation d'un bras de six DDL, dix-huit coefficients seront nécessaires pour représenter les mouvements. Dans notre travail, nous avons également testé cette approche pour extraire des primitives sur chaque articulation. Le résultat montre qu'il est possible d'utiliser trois primitives pour représenter plus de 96% des variances sur chaque articulation. En particulier, nous avons trouvé une certaine similarité entre les primitives des sujets et du robot. Cependant, sur le plan du calcul, il n'y a pas de différence considérable entre les deux méthodes d'extraction des primitives. Le nombre de variables à calculer pour produire un mouvement est en effet à peu près égal dans les deux cas.

Après avoir appliqué la méthode PCA à notre problème d'extraction de primitive, nous avons développé une deuxième approche, originale, consistant à résoudre un problème d'optimisation. Cette seconde approche est introduite dans la section suivante.

5.3.2.2 Primitives extraites par la méthode d'optimisation directe : OD

Dans cette section nous utilisons les notations introduites au début de la section 5.3, où les mouvements U_m d'une base de données et les primitives Φ_i associées sont décrites sous forme de matrices de dimension $6 \times J$ à coefficients dans $\mathcal{R}$, selon l'expression (5.3). Cette représentation discrète repose sur un échantillonnage de l'intervalle temporels $[0, 1]$ en J instants.

L'idée de cette seconde approche est de formuler le problème d'extraction des primitives comme un problème d'optimisation directe (OD). Il s'agit de déterminer un ensemble de K

primitives Φ_i et de coefficients α_i^m associés, de sorte que l'erreur E , exprimant l'écart entre les données reconstruites et les données originales, décrite par l'expression (5.4), soit minimisée sur la base de données des mouvements. Cette formulation présente l'avantage d'être générique et permet de considérer différents types de contraintes additionnelles sur les coefficients α_i^m ou sur les autres variables.

Mise en application de la méthode Comme précédemment, l'objectif que nous recherchons est d'exprimer chaque mouvement comme une combinaison linéaire de K primitives Φ_i selon l'expression suivante :

$$U_m = \sum_{i=1}^K \alpha_i^m \Phi_i \quad \text{pour } m = 1 \dots M$$

où les α_i^m sont les coefficients réels et U_m et Φ_i sont les matrices de taille $N \times J$ à coefficients réels.

En reprenant l'expression de l'erreur de reconstruction des données, $E(\alpha_i^m, \Phi_i)$, définie par l'expression (5.4), le problème d'optimisation directe que nous considérons s'exprime de la manière suivante :

$$\min_{\alpha_i^m \in \mathbb{R}, \Phi_i \in \mathcal{M}_{6 \times J}(\mathbb{R})} E(\alpha_i^m, \Phi_i) \quad (5.6)$$

où $\mathcal{M}_{6 \times J}(\mathbb{R})$ représente l'ensemble des matrices de dimension $6 \times J$ à coefficients dans $\mathbb{R}$. Ainsi formulé, ce problème a $M \times K$ (valeurs de α) plus $N \times J \times K$ (valeurs de Φ) variables. Il est à noter que dans la formulation (5.6), nous pouvons ajouter d'autres contraintes sur les variables (voir la section 5.3.2.3). Ceci est un avantage par rapport à d'autres méthodes existantes. Tel qu'il est posé, le problème (5.6) est un problème d'optimisation de grande-échelle comprenant des milliers de variables. Nous avons choisi de le résoudre au moyen du solveur d'optimisation Ipopt [Wächter et Biegler 2006]. Pour déterminer les primitives, nous avons testé successivement plusieurs valeurs de K dans le problème (5.6).

Résultats Comme dans le cas de la méthode PCA, nous avons extrait quatre ensembles de primitives correspondant à chaque base de données de mouvements (le robot et les trois sujets) par la méthode OD. La figure 5.8 présente la racine de l'erreur quadratique moyenne entre les données originales et la solution reconstruite, en fonction du nombre de primitives K . Cette figure fait apparaître une décroissance de l'erreur, similaire à celle observée avec la méthode PCA (voir Fig. 5.4). Cependant, il s'avère que l'erreur de reconstruction de données est plus grande par rapport que celle qui avait été obtenue avec PCA à partir de $K = 16$. Par exemple, la courbe d'erreur correspondant au mouvement du robot reste toujours au dessus de la valeur 0.01, même avec $K = 30$ primitives. Nous pouvons constater également la décroissance assez lente sur toutes les courbes à partir de $K = 18$. En conséquence, les trajectoires reconstruites à partir

des primitives obtenues par la méthode OD s'écartent davantage des trajectoires originales, comme le montre par exemple la figure 5.9.

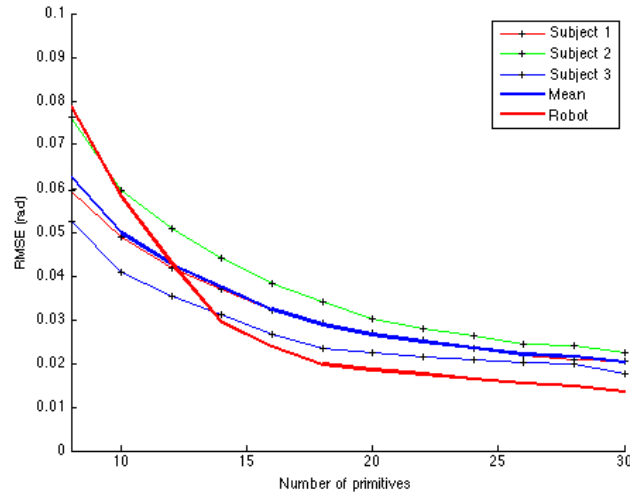


FIG. 5.8: Evolution de la racine de l'erreur quadratique moyenne entre données originales et données reconstruites, en fonction du nombre K de primitives déduites de la méthode d'optimisation. La courbe bleue représente la moyenne des courbes des trois sujets.

La figure 5.10 représente les primitives du robot et de chaque sujet dans le cas $K = 8$. Il est important de noter que l'ordre des primitives obtenues avec la méthode OD ne reflète pas leur importance dans la représentation des données, contrairement à ce que donne la méthode PCA. Toutefois, nous pouvons retrouver une certaine similarité entre les primitives obtenues par cette méthode et celles obtenues avec PCA (figures 5.6 et 5.10). C'est par exemple pour le robot, la primitive 1 de PCA et la primitive 4 de OD ; ou pour le sujet 1, la primitive 1 de PCA et la primitive 7 de OD, ainsi que la primitive 5 de PCA et la primitive 1 de OD, etc. Malgré ces similarités sur quelques primitives, on ne peut pas identifier deux à deux les primitives obtenues avec les deux méthodes. Nous avons également remarqué que la méthode OD ne donne pas les mêmes primitives après chaque exécution sur une même base de données, bien que l'erreur de reconstruction des données soit égale. Ceci pourrait être dû au grand nombre de minima du problème (5.6) et au caractère local de la solution fournie par le solveur Ipopt. Dans tous les cas, comme nous l'avons illustré sur la figure 5.7 dans le cas de PCA, les mouvements correspondant aux primitives représentent une gamme de mouvements différents qui "couvrent" relativement bien l'espace 3D (Fig. 5.11).

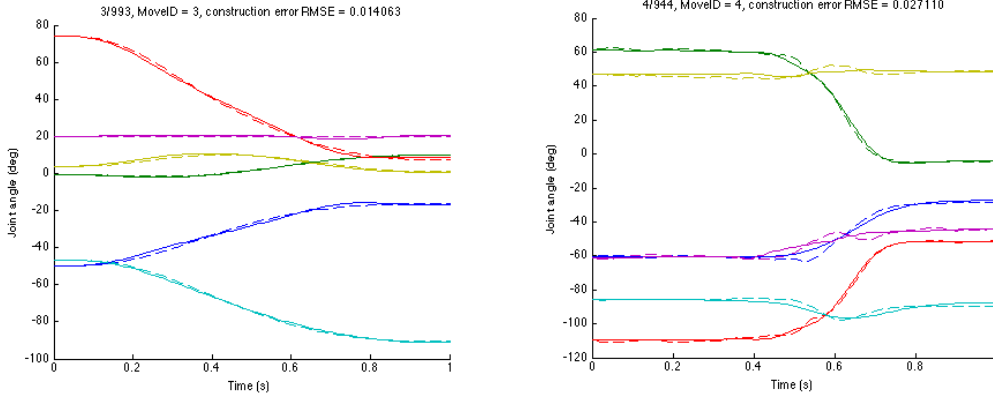


FIG. 5.9: Exemples de trajectoires reconstruites avec $K = 16$ primitives obtenues avec la méthode OD. La trajectoire représentée sur la figure de gauche correspond au robot, celle de la figure de droite correspond au sujet 1. Les trajectoires originales, tracées en pointillées, sont les mêmes que celles qui sont représentées sur la Fig. 5.5 et les trajectoires reconstruites sont en trait plein.

5.3.2.3 Comparaison entre les deux méthodes

Pour comparer les performances de la méthode PCA et de la méthode OD, nous avons superposé, sur la figure 5.12, les courbes de l'erreur de reconstruction de données obtenues avec les deux méthodes. On peut voir sur cette figure que les erreurs sont presque identiques entre $K = 8$ et $K = 14$. Cependant à partir de $K = 16$, la méthode OD ne parvient pas à trouver des primitives donnant une précision de reconstruction aussi fine que ne le permet la méthode PCA. On peut cependant remarquer que la décroissance des courbes des sujets et du robot est encore identique, comme nous l'avons trouvé avec PCA.

Comme expliqué plus haut, le fait que la méthode OD donne une erreur plus grande que la méthode PCA pourrait être du au caractère local du solveur d'optimisation Ipopt que nous avons utilisé et à la présence de plusieurs minima locaux dans le problème (5.6). Afin d'évaluer si l'initialisation des variables joue un rôle important pour ce solveur, nous avons choisi des mouvements dirigés vers des directions différentes pour initialiser les primitives. Or ce choix n'a pas entraîné de changement significatif du résultat du problème d'optimisation. Le solveur ne semble donc pas très sensible à l'initialisation des variables.

Un avantage important de l'approche d'optimisation proposée est qu'elle permet d'ajouter des contraintes sur les variables, ou de choisir une forme arbitraire de la fonction de coût. Nous avons testé la méthode OD en prenant en compte l'erreur d'atteinte finale, ce qui n'est pas faisable avec PCA. Pour le faire, nous avons pondéré l'erreur de reconstruction à l'instant final pour pénaliser l'écart entre les données originales et reconstruites à la fin du mouvement. La figure 5.13 montre que l'ajout de cette contrainte permet d'obtenir une meilleure précision

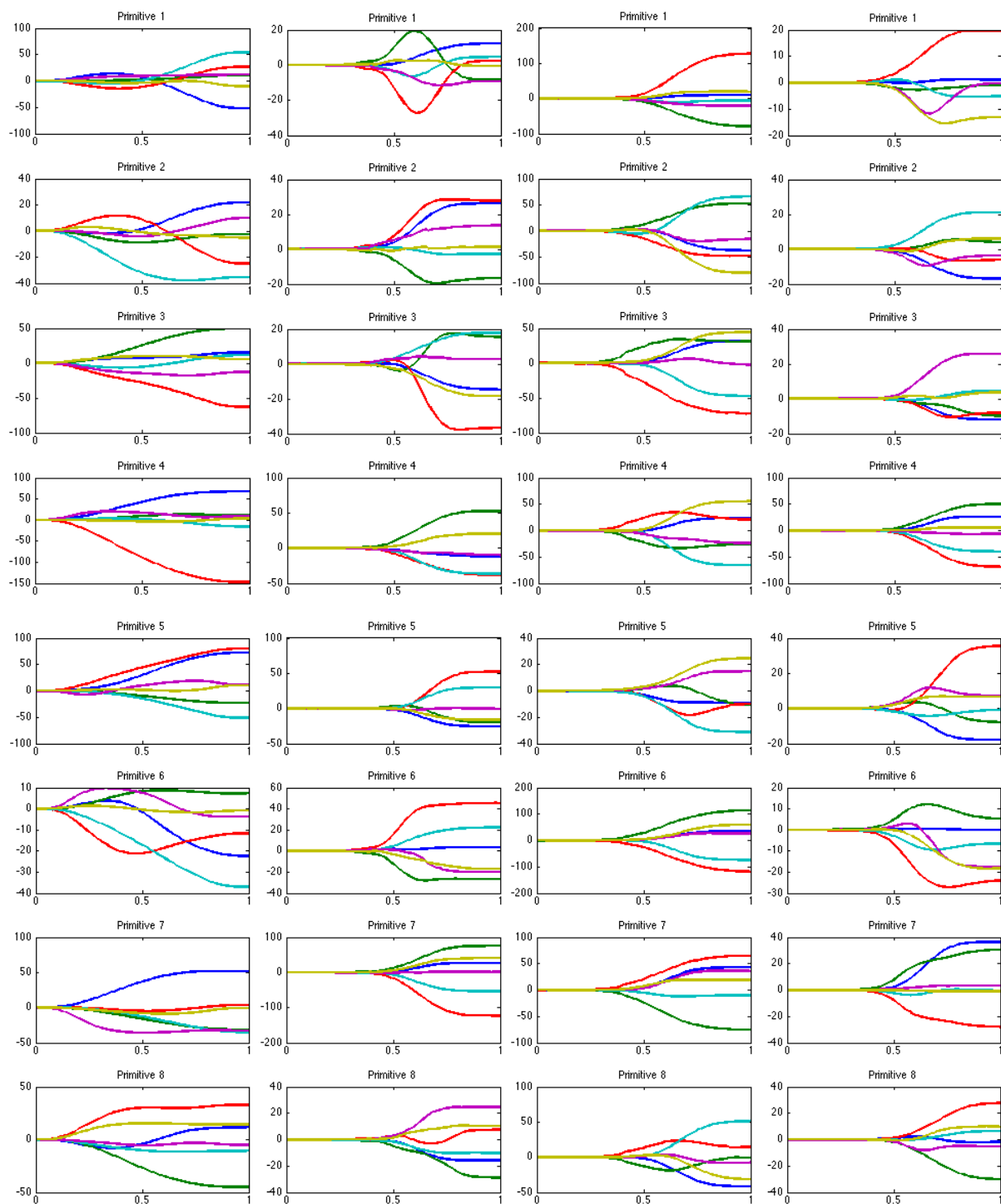


FIG. 5.10: Description des huit premières primitives obtenues par la méthode OD sur les différentes bases de données. Sur chaque schéma, le temps est représenté en abscisse et les valeurs angulaires en ordonnée (en degrés). De gauche à droite les colonnes correspondent respectivement au robot, au sujet 1, au sujet 2, puis au sujet 3.

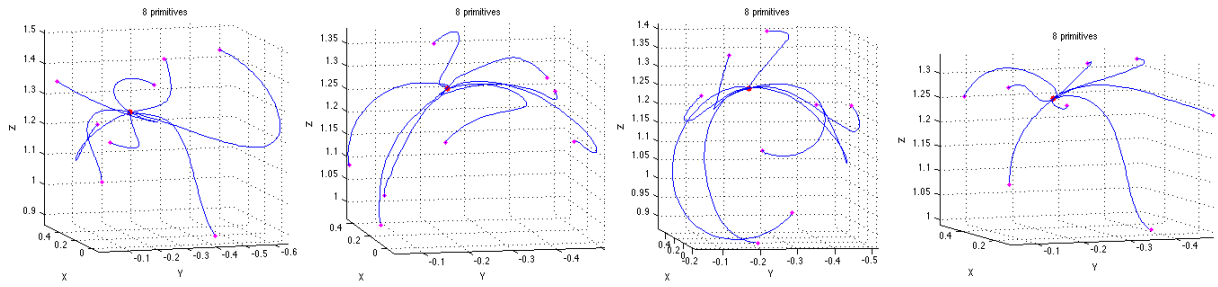


FIG. 5.11: Représentation 3D des trajectoires correspondant aux différentes primitives obtenues avec la méthode OD, à partir d'un même point central. De gauche à droite elles correspondent au robot, au sujet 1, au sujet 2 puis au sujet 3.

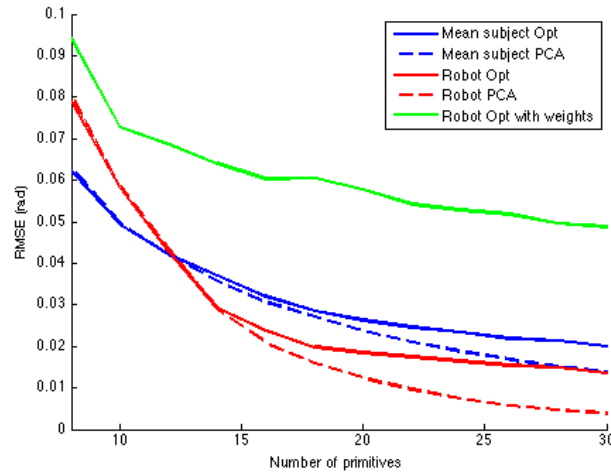


FIG. 5.12: Superposition des courbes d'erreur de reconstruction des données obtenues avec PCA et OD.

d'atteinte lorsque le nombre de primitives est entre $K = 8$ et $K = 14$. Cependant cette amélioration est obtenue au prix d'une augmentation de l'erreur de reconstruction totale des données comme l'indique la courbe verte dans Fig. 5.12. D'autre part, la précision n'a pas pu être améliorée pour les valeurs de K supérieures à 14. Nous pouvons également constater qu'à partir de $K = 16$ la méthode PCA donne une meilleure précision d'atteinte que la méthode OD nominale ou avec pondération.

Comme nous l'avons énoncé au début de ce chapitre, l'étape suivante de notre travail est d'utiliser les primitives que nous avons déterminées pour produire de nouveaux mouvements. C'est l'étape de généralisation. Comme PCA nous a donné une meilleure performance, à la fois pour la reconstruction des trajectoires et pour la précision de l'atteinte, nous avons décidé de choisir cette méthode. Une question importante reste le choix du nombre de primitives à

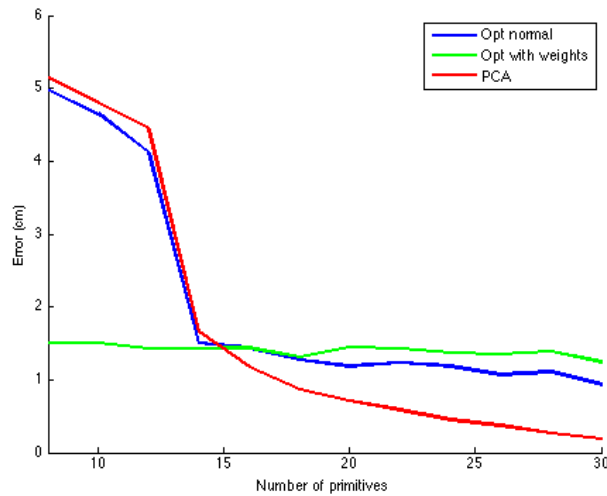


FIG. 5.13: Erreur d'atteinte moyenne du robot au temps final par la méthode OD (sans pondération et avec pondération) et avec la méthode PCA.

utiliser. Ce nombre ne doit pas être trop élevé, car il définit le nombre de variables à calculer dans le problème de génération de mouvement, mais il doit être suffisant pour assurer une bonne précision sur la reconstruction des mouvements connus. Les résultats décrits sur les figures 5.12 et 5.13 vont nous permettre de faire ce choix. En effet, pour $K \geq 16$, l'erreur de reconstruction reste inférieure à $1.2deg$ et l'erreur d'atteinte finale reste inférieure à $1.2cm$. Ce seuil de $K = 16$ primitives permet donc de garantir une bonne qualité du résultat. Dans la partie suivante nous expliquons comment les primitives obtenues par PCA vont être utilisées pour la génération de nouveaux mouvements.

5.4 Généralisation

L'étude que nous avons menée jusqu'ici a montré qu'un ensemble important de mouvements d'atteinte obtenus par simulation à partir du modèle de Guigon, ou à partir de système de capture de mouvements, peuvent s'exprimer comme la combinaison linéaire d'un petit nombre de primitives. La question que nous abordons dans cette dernière partie est de savoir s'il est possible, à partir de ces primitives, de générer des mouvement qui n'appartiennent pas aux bases de données initiales. En d'autres termes, il s'agit de résoudre un problème de généralisation. Pour cela, nous devons identifier une méthode permettant de générer, rapidement et avec une bonne précision, des mouvement d'atteinte ayant les caractéristiques des mouvements de référence. La question de la rapidité est en effet essentielle puisque l'objectif central de cette démarche est de synthétiser des mouvements ayant les propriétés souhaitées, sans avoir à relancer un processus d'optimisation coûteux. L'identification d'un tel processus de

généralisation offre au roboticien un moyen de produire rapidement des mouvements réalistes et peut apporter des éléments computationnels aux neurobiologistes qui tentent d'identifier les processus utilisés par le cerveau pour produire des mouvements optimaux à partir de données apprises.

5.4.1 Discussion sur le choix de la méthode

Pour le problème que nous considérons, la question de la généralisation peut s'exprimer de la manière suivante : Etant donné un ensemble de primitives Φ_i et une consigne de mouvement arbitraire, définie par la configuration initiale du bras, la position de la cible et la durée du mouvement, comment trouver les coefficients α_i permettant d'exprimer la trajectoire souhaitée comme une combinaison linéaire des primitives.

Pour la réalisation de ce mouvement, outre le fait que la main doit atteindre la position de la cible à l'instant final donné, on souhaite que la trajectoire ait les caractéristiques du mouvement humain qui ont été décrites au chapitre 3 : trajectoire quasi-rectiligne et profil de vitesse en forme de cloche.

Une première façon d'aborder ce problème est d'utiliser des modèles d'apprentissage pour identifier les coefficients α_i à partir des mouvements connus. Dans ces modèles, des couplages entrée-sortie sont tout d'abord appris par le modèle. Ensuite, étant donné une entrée inconnue, le modèle permet de calculer la sortie en utilisant les "connaissances" apprises. Pour notre problème, nous pouvons par exemple utiliser, comme modèle d'apprentissage, un réseau de neurones artificiels dont l'entrée est composé de la valeur initiale des six liaisons, de la position de la cible et de la durée du mouvement. En sortie, on veut obtenir la valeur des coefficients α_i permettant de pondérer correctement les primitives pour produire le mouvement souhaité. Durant la phase d'apprentissage, les échantillons entrée-sortie des mouvements connus sont introduits dans le réseau pour qu'il puisse déterminer les poids de ses connexions. Ensuite, pour réaliser un nouveau mouvement (ne correspondant pas à un échantillon entrée-sortie connu), le réseau utilise sa connaissance sur la régularité des données pour déterminer une valeur appropriée des coefficients α_i . Il est bien connu que l'architecture d'un réseau de neurones peut être plus ou moins complexe. Le nombre de couches cachées, de connexions, de cellules, et la nature des fonctions d'activation sont autant d'éléments à régler. Malheureusement, il n'existe pas de théorie permettant de choisir l'architecture d'un réseau face à un problème d'apprentissage donné.

Nous avons testé ce type d'approche pour notre problème en construisant différents types de réseaux de neurones artificiels sous Matlab. L'entrée des réseaux se composait de 9 valeurs : 6 pour représenter la valeur des liaisons au début du mouvement et 3 pour décrire la position de la cible en coordonnées cartésiennes. La durée du mouvement a été considérée fixe. La sortie comprenait les K valeurs de coefficients α_i .

Diverses architectures de réseaux de type multi-couches acycliques (multilayer feedforward network) ont été testées en considérant différents nombres de couches cachées et de neurones et différents types de fonction d'activation et d'algorithme d'apprentissage. Dans certains cas, le processus d'apprentissage sur les échantillons entrée-sortie des 993 mouvements a duré plusieurs heures.

Cependant, face à des entrées inconnues, nous ne sommes pas parvenus à caractériser de manière générique des coefficients α_i permettant de générer les mouvements demandés de manière satisfaisante. L'erreur d'atteinte entre la position finale de la main et la cible s'est souvent révélée trop grande. Les mouvements générés n'étaient pas réalistes (voir Fig. 5.14 et Fig. 5.15). L'augmentation du nombre K n'a pas permis d'améliorer la qualité du résultat.

Ces résultats semblent montrer que l'information apprise par le réseau à partir des données d'échantillons n'était pas suffisamment riche pour capturer les caractéristiques des mouvements. Il est en effet très important de remarquer que le calcul du mouvement à partir des primitives cinématiques est très sensible aux coefficients d'amplification. Un petit changement sur un coefficient peut changer considérablement le mouvement. Par suite, il est fortement possible que l'apprentissage par réseau de neurones ne puisse pas prendre en compte cette sensibilité des variables. Il faut aussi noter que la généralisation de mouvements avec le réseau de neurones ne permet pas de prendre en compte les limites angulaires des liaisons.

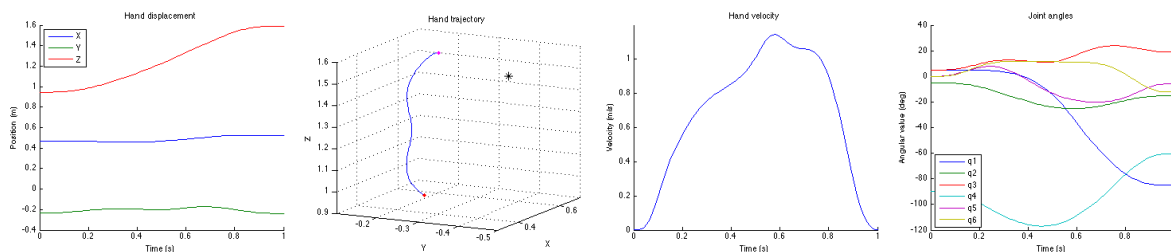


FIG. 5.14: Résultats obtenus au moyen d'un réseau de neurones acyclique comprenant une couche cachée de 150 neurones, des fonctions d'activation sigmoïdes avec un algorithme d'apprentissage rétropropagation pour effectuer un mouvement de 58cm d'amplitude. Le symbole $\star$ désigne la cible. L'erreur d'atteinte à l'instant final est de 18.60cm. L'apprentissage est réalisé avec $K = 16$.

Une autre approche pour la généralisation de mouvements consiste à utiliser les primitives comme une base à partir de laquelle les coefficients α_i sont calculés directement pour chaque nouveau mouvement, sans tenir compte de "l'expérience" sur les coefficients déjà connus. L'utilisation de primitives cinématiques comme fonctions de base pour paramétrer les trajectoires d'un nouveau mouvement a par exemple été proposée dans [Lim et al. 2005]. Sur cette base, les signaux de contrôle (les couples) de ce nouveau mouvement ont été calculés

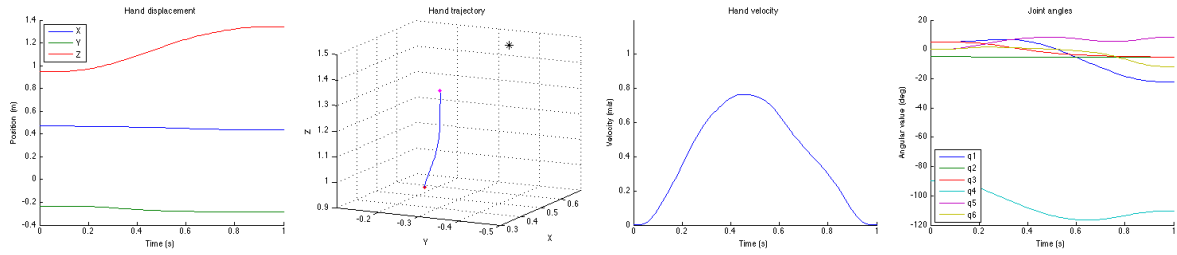


FIG. 5.15: Résultats obtenus au moyen d'un réseau de neurones de type RBF (Radial Basis Function) avec un facteur d'étalement de 0.06 pour effectuer un mouvement de 58cm d'amplitude (le même que sur la figure 5.14). Le symbole $\star$ désigne la cible. L'erreur d'atteinte à l'instant final est 22.55cm. L'apprentissage est réalisé avec $K = 16$.

par la résolution d'un problème d'optimisation paramétrique, dont les α_i sont les variables, et qui inclue la dynamique du système. Bien que cette approche permette de reproduire des mouvements à partir des primitives, elle reste encore une variante de l'approche d'optimisation directe de mouvement qui exige un temps de calcul trop élevé. En effet, une méthode de génération de mouvement nécessitant quelques minutes de calcul ne convient pas à l'objectif de rapidité que nous nous sommes fixé.

Comme les techniques d'apprentissage que nous avons testées ne nous ont pas donné de résultat satisfaisant, nous avons proposé une méthode originale consistant à introduire une contrainte sur la trajectoire cartésienne de la main pour déterminer les coefficients de pondération des primitives articulaires. Cette méthode est décrite dans la section suivante.

5.4.2 Méthode de contrainte dans l'espace Cartésien

Nous proposons ici une nouvelle approche pour généraliser des mouvements à partir des primitives cinématiques articulaires. Cette approche s'est basée sur le raisonnement suivant. Si on suppose que l'on dispose d'un ensemble de K primitives, étant donné une configuration articulaire initiale du bras, la donnée d'un jeu de K coefficients α_i permet de générer une trajectoire de la main en coordonnées cartésiennes. Comme on souhaite que cette trajectoire présente les caractéristiques cinématiques du mouvement humain (quasi-rectiligne et profil de vitesse en cloche), il est possible de choisir les coefficients α_i de sorte que cette trajectoire satisfasse le critère de minimum jerk [Flash et Hogan 1985]. La figure 5.16 illustre ce raisonnement. Nous avons mis en œuvre cette idée en formulant un problème d'optimisation dont l'objectif est de caractériser les coefficients α_i permettant de minimiser l'écart moyen entre la trajectoire générée et une trajectoire de jerk minimale. Dans le cas discret, où l'intervalle temporel $[0, T]$ est découpé en J échantillons $0 = t_1, \dots, t_J = T$, le problème est formulé de la façon suivante :

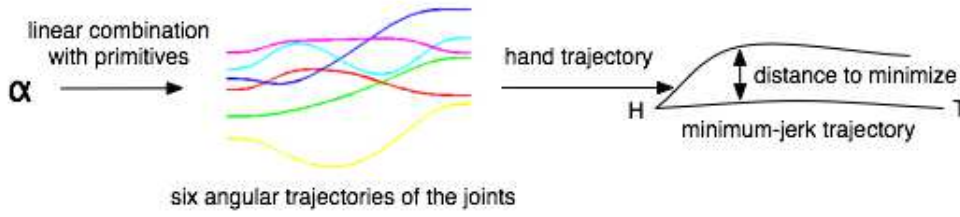


FIG. 5.16: Description de la méthode : Un choix des coefficients α_i conduit à une trajectoire de la main. La trajectoire choisie est celle qui est la plus proche de la trajectoire de jerk minimal reliant la main (H) et la cible (T) avec le profil de vitesse en cloche.

Etant donné K primitives Φ_i , $i = 1..K$, chacune comprenant six trajectoires angulaires, la configuration initiale du bras $q_1 = (q_{11}, q_{21}, q_{31}, q_{41}, q_{51}, q_{61})$ et une consigne de mouvement définie par la position de la cible H_f , trouver la valeur des K coefficients réels α_i , $i = 1..K$ qui minimisent la fonction E définie par l'expression :

$$E = \sum_{j=1}^J ||f(q_{1j}, q_{2j}, q_{3j}, q_{4j}, q_{5j}, q_{6j}) - g(\tau_j, H_1, H_f)|| \quad (5.7)$$

où q_{hj} , $h = 1..6$ représente la valeur angulaire de la liaison h à l'instant t_j , cette valeur étant calculée à partir des primitives et coefficients, $q_{hj} = q_{h1} + \sum_{i=1}^K \alpha_i \phi_{hj}^i$, où ϕ_{hj}^i , $j = 1..J$, représente la valeur angulaire de la liaison h de la primitive i à l'instant t_j ; f est la fonction de cinématique directe qui permet de calculer la position de la main à partir des valeurs angulaires des six liaisons; g est la fonction du temps décrivant la position de la main le long de la trajectoire minimum-jerk, cette fonction s'exprime de la façon suivante :

$$g(\tau) = H_1 + (H_1 - H_f)(15\tau^4 - 6\tau^5 - 10\tau^3) \quad (5.8)$$

où τ est le temps normalisé et $\tau_j = t_j/T$ la valeur normalisée discrète du temps correspondant à l'instant t_j de l'intervalle $[0, T]$; $H_1 = f(q_{11}, q_{21}, q_{31}, q_{41}, q_{51}, q_{61})$ est la position initiale de la main à l'instant initial, et H_f est la position désirée de la main à l'instant final.

Dans ce problème, nous considérons également les contraintes angulaires des q_{hj} durant le mouvement. Elles sont définies par des inégalités du type :

$$l_h \leq q_{hj} \leq u_h \text{ pour } h = 1..6, j = 1..J \quad (5.9)$$

où l_h et u_h représentent respectivement la borne inférieure et la borne supérieure de la liaison h .

La formulation du problème que nous venons de décrire est différente de celle qui a été présentée dans [Lim et al. 2005]. Ici, le but n'est pas d'optimiser un critère cinématique

ou dynamique du système pour trouver les signaux de contrôle, mais de suivre un chemin déjà connu qui a les caractéristiques du mouvement humain. Cette formulation est également différente de l'application qui est usuellement faite du critère de minimum-jerk par le fait que les trajectoires angulaires des liaisons sont directement obtenues dès que les coefficients α_i sont trouvés. Il n'est donc pas nécessaire d'effectuer une étape supplémentaire de calcul des trajectoires angulaires au moyen d'une méthode cinématique inverse dans laquelle le problème difficile de gestion de la redondance apparaît généralement.

Notons que le problème de généralisation décrit par les relations (5.7), (5.8) et (5.9) est un problème d'optimisation simple comportant K variables réelles et $6 \times J$ contraintes linéaires. Il peut donc être résolu à l'aide d'un solveur standard. Nous avons choisi le solveur *fmincon* de Matlab pour le résoudre. Le résultat obtenu est décrit dans la partie suivante.

5.4.3 Résultats

Nous avons généré un grand nombre de consignes de mouvement pour tester cette nouvelle méthode sur le modèle de bras du robot, en utilisant les primitives que nous avons obtenues avec la méthode PCA. Afin de générer de nouveaux mouvements, nous avons défini de nouvelles consignes en ajoutant un incrément aléatoire aux valeurs de consigne que nous avons utilisées lors de la première phase de l'étude, pour l'extraction des primitives. Ainsi, la position des cibles est décalée par une valeur aléatoire entre -10 et 10cm selon chaque dimension (en coordonnées cartésiennes) et un incrément allant de -5 à $+5$ degrés est ajouté sur chaque liaison de la configuration articulaire initiale. De cette manière, nous nous assurons d'avoir un nouvel ensemble de consignes de mouvements d'amplitudes différentes, avec différentes positions initiales de la main. Rappelons que, dans la configuration initiale, la distance horizontale et verticale entre deux cibles était de 20cm . Une variation de 10cm sur la position de la cible et de 5 degrés sur chaque liaison est donc suffisant pour échantillonner le voisinage des cibles. On peut ainsi échantillonner toute la zone admissible des mouvements de la main, le plus long mouvement pouvant atteindre 1 mètre.

Afin d'évaluer le compromis entre le temps d'exécution et la précision d'atteinte, nous avons choisi plusieurs valeurs de K entre 6 et 20 pour tester la généralisation à partir de ces nouvelles consignes de mouvement. Le tableau 5.1 montre l'erreur d'atteinte moyenne et le temps de calcul moyen pour chaque valeur de K . Dans ce tableau, nous pouvons constater que le temps de calcul augmente logiquement avec K et que l'erreur d'atteinte à l'instant final diminue en fonction de K . Ceci montre qu'un nombre plus grand de primitives permet de mieux capturer la subtilité des mouvements et permet donc de construire de nouveaux mouvements avec une meilleure précision. Notons que l'erreur d'atteinte finale reflète l'intégralité de la trajectoire puisque le critère E considéré (5.7) dépend de la somme des erreurs à chaque instants. La figure 5.17 présente l'histogramme des erreurs pour chaque K . Il est intéressant de remarquer que le

nombre de mouvements présentant une erreur d'atteinte inférieure à 1cm augmente rapidement en fonction de K . De $K = 14$ jusqu'à $K = 20$, ce nombre reste presque constant et le nombre des mouvements ayant une grande erreur (supérieure à 1cm) est assez similaire. L'erreur importante qui existe sur certains mouvements peut être due au fait que la cible se trouve au delà de l'accessibilité de la main.

La comparaison des caractéristiques d'un même mouvement, calculé avec différentes valeurs de K , est montrée sur la figure 5.18. Dans cette figure, la trajectoire ainsi que la vitesse de la main ne sont pas réalistes pour les deux premières valeurs de K . Cependant, cette trajectoire devient plus droite et la vitesse devient plus régulière au fur et à mesure que la valeur de K augmente. Le profil de vitesse adopte vraiment une forme de cloche pour $K = 18$ et $K = 20$.

Sur les trajectoires angulaires, nous pouvons constater une certaine similarité, excepté pour $K = 6$ et $K = 8$. La différence des trajectoires entre deux valeurs successives de K est due à l'utilisation de primitives supplémentaires. Il est intéressant de noter que la consigne du mouvement présenté sur la figure 5.18 est la même que celle qui est présentée sur les figures 5.14 et 5.15.

Si l'on compare les résultats obtenus par cette méthode avec ceux que nous avons obtenu au moyen de réseaux de neurones, on peut constater une très nette amélioration de la précision, même lorsqu'un petit nombre de primitives est considéré ($K = 6$).

En ce qui concerne la rapidité de la méthode, il faut noter que l'implémentation actuelle a été faite avec Matlab, ce qui explique le temps de calcul encore élevé. Cependant, ce temps de calcul peut être réduit considérablement avec une implémentation plus efficace. Par exemple, nous savons par expérience, qu'une implémentation en C peut accélérer dix fois le temps de calcul par rapport à une implémentation sous Matlab.

Néanmoins, si l'on compare la rapidité de cette approche de contrôle, à base de primitives, avec l'approche d'optimisation du mouvement basée sur le modèle de Guigon présentée au chapitre 3, il apparaît que le temps de calcul a été divisé par 6 (20 s contre 2 minutes). Cela nous permet donc d'envisager la possibilité d'utiliser des trajectoires très voisines de celles qui sont générées par le modèle de Guigon dans un schéma de contrôle en boucle fermé. A cause du temps de calcul, cette approche ne pouvait pas être mise en œuvre à partir des algorithmes présentés au chapitre 3.

5.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté une approche de contrôle de mouvement d'atteinte basée sur l'utilisation de primitives cinématiques. La première étape de cette approche a

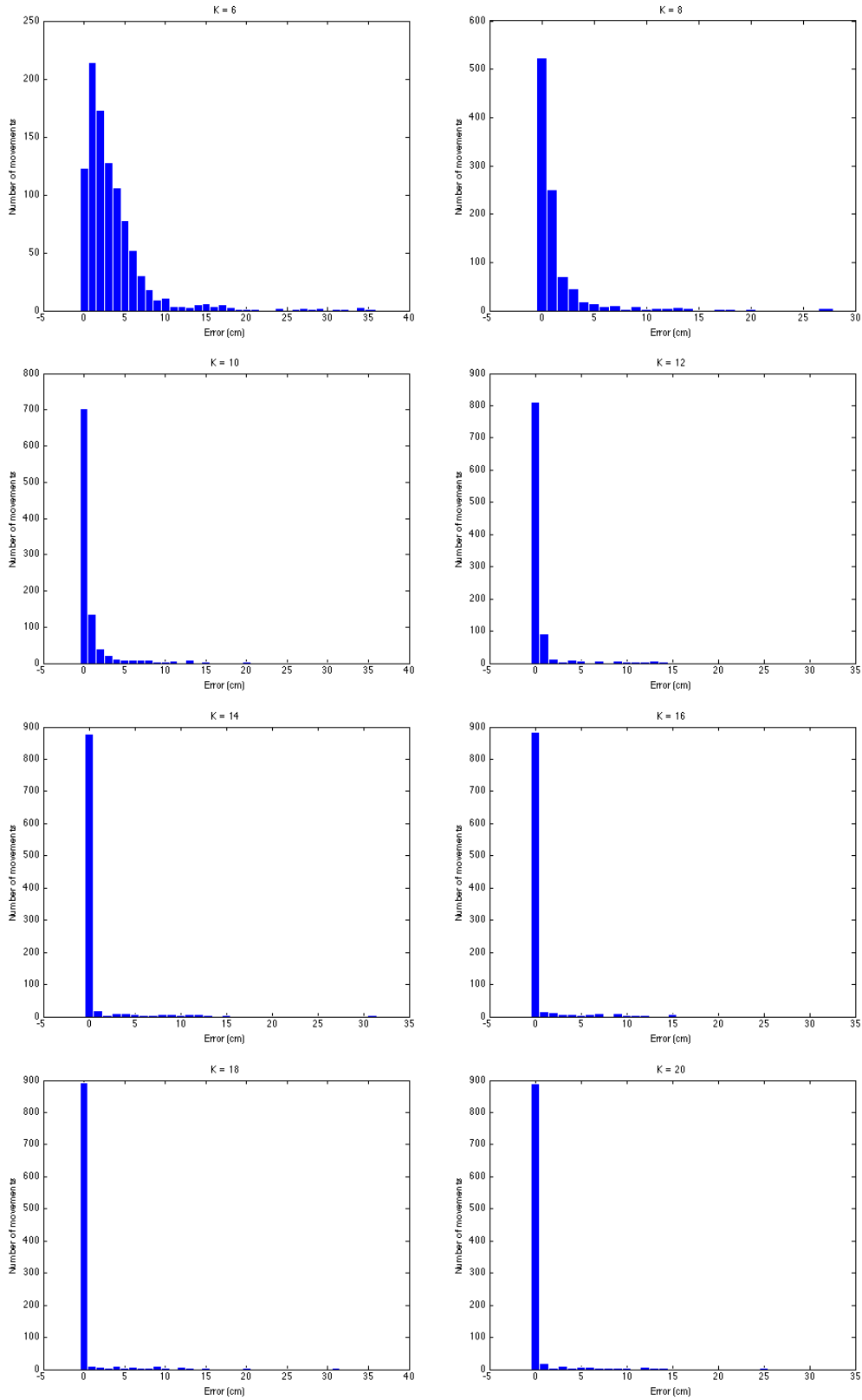


FIG. 5.17: Histogramme des erreurs d'atteinte pour chaque nombre des primitives utilisées dans la généralisation. L'amplitude de l'erreur en *cm* est représentée en abscisse et le nombre de mouvements présentant une erreur d'une amplitude donnée est représenté en ordonnée.

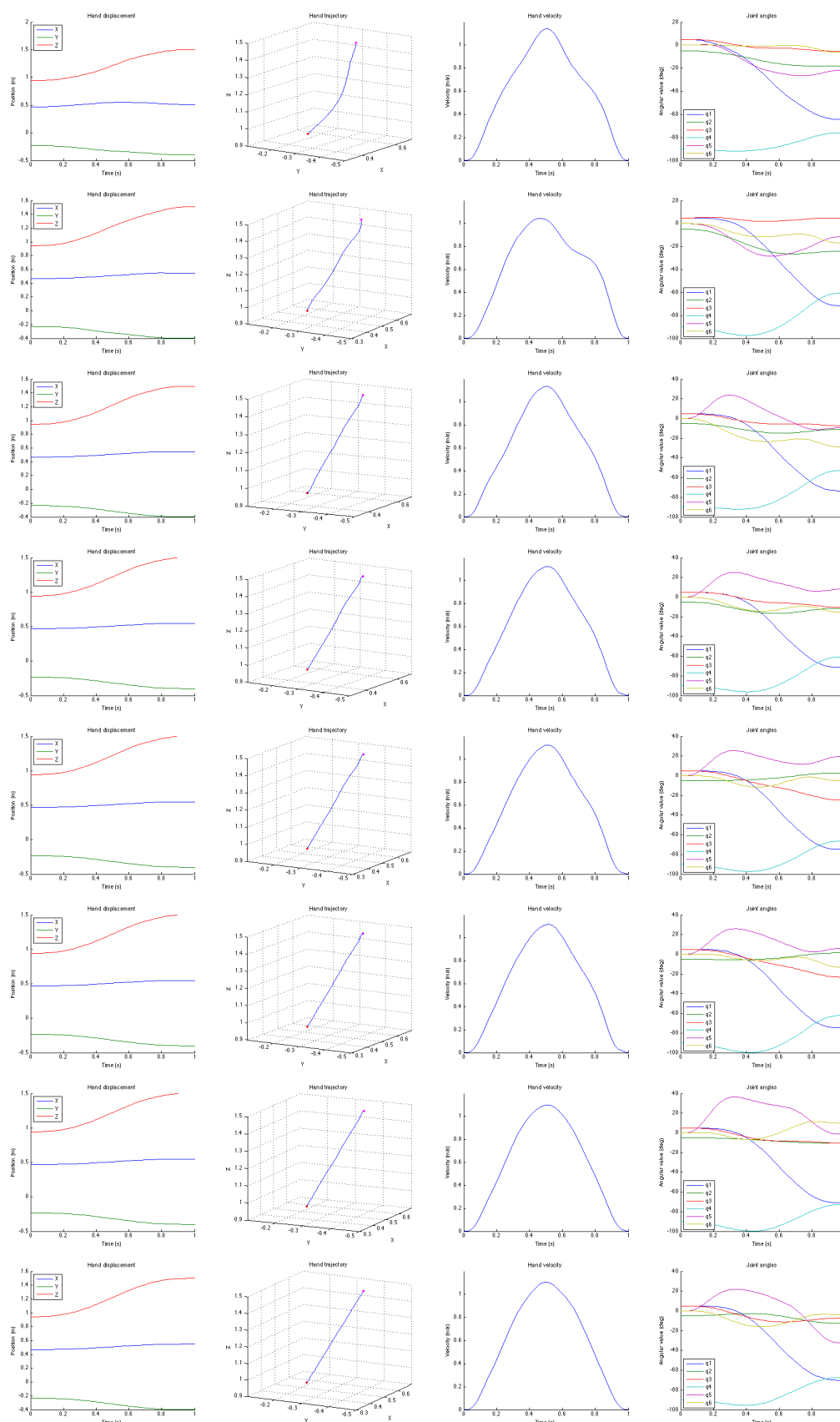


FIG. 5.18: Pour une même consigne (amplitude de 58 cm) description des mouvements successivement générés en utilisant un nombre K de primitives croissant. De haut en bas les données correspondent à $K = 6, 8, 10, 12, 14, 16, 18$ et 20 . Les erreurs d'atteinte en cm sont respectivement 4.07, 1.14, 0.36, 0.12, 0.09, 0.20, 0.14 et 0.11.

TAB. 5.1: Erreur d'atteinte moyenne et temps de calcul en fonction du nombre de primitives.

K	Erreur d'atteinte moyenne (cm)	Temps de calcul moyen (s)
6	3.6504	5.5549
8	1.6120	11.1249
10	1.3822	14.1024
12	1.1417	20.5878
14	1.1169	28.3012
16	1.0842	35.5586
18	1.0415	41.1163
20	0.9676	48.6022

consisté à extraire des primitives de mouvement à partir de mouvements connus. Deux bases de données de nature différente ont été considérées. La première a été construite par simulation à partir du modèle du bras du robot HRP2 en utilisant le modèle de Guigon. La seconde a été construite à partir de mouvements humains enregistrés à l'aide d'un système de capture de mouvements. A partir de ces deux bases de données, nous avons testé deux approches différentes pour l'extraction de primitives. La première, bien éprouvée, est la méthode d'analyse en composantes principales (PCA) et la seconde (OD) est une méthode originale consistant à formuler le problème d'extraction comme un problème d'optimisation directe. Dans les deux cas nous avons pu montrer qu'un petit nombre de primitives permet de représenter assez fidèlement les mouvements. La méthode PCA s'est révélée cependant supérieure et nous avons constaté qu'à partir de seize primitives une bonne précision pouvait être obtenue. Il est intéressant de noter que les primitives que nous avons caractérisées à partir des différentes bases de données sont différentes mais présentent des similarités. Nous avons ensuite considéré la question de générer des mouvements nouveaux à partir d'une base de primitives, ce qui constitue un problème de généralisation. Pour cela nous avons tout d'abord testé la capacité de généralisation des modèles d'apprentissage basé sur les réseaux de neurones en considérant différentes architectures. L'application à notre problème a mis en évidence la forte sensibilité du résultat à la valeur des coefficients de pondération calculés par ces modèles. Les réseaux de neurones que nous avons implémentés ne sont pas parvenus à représenter précisément la relation entre la consigne du mouvement et les coefficients de pondération, à partir des mouvements connus. Pour cette raison, nous avons proposé une méthode originale visant à minimiser l'écart entre la trajectoire de la main engendrée par pondération des primitives et la trajectoire de référence de jerk minimal reliant la main et la cible. Cette méthode s'est révélée très efficace pour calculer la valeur des coefficients permettant de produire des mouvements présentant les caractéristiques cinématiques des mouvements humains. L'analyse des trajectoires obtenues à partir d'un nombre différent de primitives a montré qu'il était possible de trouver un bon compromis entre l'erreur d'atteinte désirée et le temps de calcul. Il est intéressant de noter

que cette méthode est basée sur l'utilisation d'une variable temporelle normalisée qui permet de générer des mouvements de n'importe quelle vitesse par ajustement du facteur d'échelle temporelle. Ceci est en accord avec une caractéristique bien connue du mouvement humain dont la forme des trajectoires est indépendante de la vitesse [[Nishikawa et al. 1999](#)], [[Atkeson et Hollerbach 1985](#)].

Les résultats obtenus dans ce chapitre permettent d'apporter une réponse aux questions que nous avons posées au début de notre étude. Tout d'abord, nous avons montré qu'une approche de contrôle de mouvement par primitives peut être effectivement mise en oeuvre. Nous avons également montré qu'il était possible de trouver une méthode de généralisation rapide et précise permettant de reproduire des trajectoires ayant les caractéristiques fondamentales du mouvement humain. Ce résultat ouvre la voie à de nombreuses perspectives. Grâce au temps de calcul réduit, il permet tout d'abord d'envisager l'utilisation du modèle de Guigon [[Guigon et al. 2007](#)] dans des boucles fermées sur le retour sensoriel. D'autre part, un défi intéressant serait de pouvoir étendre la méthode pour permettre la synthèse de mouvements corps-complet avec prise en compte des contraintes d'équilibre.

6

Conclusion

6.1 Conclusion

L'objectif du travail dans cette thèse est d'étudier les approches de contrôle moteur humain afin de proposer des méthodes de contrôle efficaces pour les robots humanoïdes. Malgré la différence au niveau de la structure mécanique, la capacité de perception et d'actionnement et l'aptitude à traiter l'information entre l'homme et les robots humanoïdes actuels, cette étude interdisciplinaire s'avère pertinente car elle permet d'exploiter les riches connaissances du domaine de neurosciences humaines pour donner à ces robots de réelles capacités de déplacement anthropomorphes. L'intérêt de l'étude est double. D'une part, il apporte une possibilité de faire exécuter des mouvements réalistes aux robots humanoïdes, mouvements présentant les caractéristiques humaines que les méthodes robotiques conventionnelles reproduisent difficilement. D'autre part, il fournit des arguments importants sur la performance et la robustesse des contrôleurs de mouvement.

Dans ce travail, nous avons répondu à trois questions intéressantes concernant le transfert des idées proposées dans le contrôle moteur humain en neurosciences à des applications en robotique humanoïde :

- Premièrement, nous avons montré que l'utilisation des principes du mouvement humain permet de produire des mouvements réalistes sur les robots humanoïdes. En appliquant un modèle de contrôle biologiquement plausible, nous avons réussi à mettre en oeuvre une méthode de contrôle basée sur l'optimisation d'un critère, pour contrôler les

gestes d'atteinte du bras du robot humanoïde HRP2. Ces mouvements respectent les caractéristiques principales des mouvements chez l'homme, qui sont : trajectoire quasi-rectiligne de la main et vitesse en cloche avec un seul pic. Ensuite, nous avons réussi à étendre ce modèle pour contrôler des mouvements d'atteinte en incluant le tronc et la tête du robot en plus du bras. Ces résultats apportent un modèle de contrôle intéressant pour la robotique humanoïde, et sont aussi un support applicatif du modèle utilisé qui se base sur le principe de la minimisation de l'énergie des motoneurones et de la séparation des forces.

- Deuxièmement, nous avons montré que les mouvements réalistes, même avec des cibles mobiles, peuvent être planifiés directement dans le référentiel oculo-centré pour augmenter la robustesse aux erreurs d'estimation durant le mouvement. Avec l'élaboration d'un modèle de contrôle bio-inspiré qui permet le mouvement simultanément de l'œil et du bras, nous avons pu comparer les mouvements générés dans le référentiel œil-centré et corps-centré en tenant compte des biais proprioceptifs et des délais sensoriels. Le résultat de cette comparaison a relevé que malgré la similarité d'une vue globale sur ces mouvements, ceux produits dans le référentiel œil-centré sont plus robustes aux délais sensoriels et aux biais proprioceptifs que ceux produits dans le référentiel corps-centré. Ce résultat est significatif pour la conception des contrôleurs de robots humanoïdes, et il apporte également des arguments calculatoires sur le débat controversé portant sur le référentiel de mouvement d'atteinte qui existe depuis de nombreuses années en neurosciences.
- Enfin, nous avons montré la faisabilité d'une approche de contrôle basée sur des primitives de mouvement, qui permet d'obtenir des résultats proches de la contrainte temps-réel des systèmes de contrôle moteur. A partir de l'extraction de primitives d'une base des mouvements simulés et expérimentaux, nous avons montré que ces mouvements peuvent être représentés par un petit ensemble de mouvements élémentaires. La méthode de généralisation de mouvements proposée, montre que n'importe quel mouvement peut être produit à partir des ces primitives en un temps de calcul très court qui peut être proche des contraintes temps-réel. Il est à remarquer que cette méthode de généralisation de mouvement peut aussi servir à mieux comprendre les aspects de généralisation de mouvement chez l'homme, ce qui est peu considéré en neurosciences.

6.2 Perspectives

Vis-à-vis de notre objectif de recherche que nous avons choisi au départ, nous avons mis en évidence l'applicabilité de trois approches de contrôle de mouvement bio-inspiré qui permettent de prendre en compte le problème de la redondance et de produire des mouvements réalistes

ayant des caractéristiques humaines. Dans la première approche, il s'agit d'une approche d'optimisation de mouvement au niveau neuronal. L'avantage de cette approche est qu'elle prend en compte la dynamique du robot dans le calcul de mouvement, dynamique simplifiée, n'incluant pas les termes liés aux forces gravitationnelles. Elle est donc facilement applicable aux robots qui sont contrôlés en position comme l'humanoïde HRP2. Cependant, cette approche demande un temps de calcul encore considérable pour générer un mouvement. C'est une contrainte qui rend cette approche incompatible pour réaliser des tâches d'interaction homme-machine. Néanmoins, au niveau théorique, il semble très intéressant d'appliquer cette approche sur les robots à muscles dont les actionneurs sont des muscles artificiels. Ce type d'actionneur plus proche de l'humain que les actionneurs classiques des robots actuels, permettrait de considérer plus précisément le modèle proposé par Guigon.

La deuxième approche de contrôle est basée sur le retour sensoriel du système de contrôle. Composée de deux contrôleurs en boucle-fermée, cette approche permet de coupler le mouvement de la tête (pour localiser la cible) et du bras (pour atteindre la cible) en même temps. Ainsi, elle est capable de réaliser les mouvements vers des cibles mobiles. Cependant, il est à noter que cette approche utilise une optimisation locale pour calculer le déplacement angulaire des articulations à chaque instant du mouvement, ce qui est différent de la plupart de critères selon lesquels l'optimisation se réalise sur la trajectoire entière du mouvement. Au niveau de la performance, cette approche ne demande pas beaucoup de temps de calcul et elle est robuste lorsqu'elle est réalisée dans le référentiel œil-centré. Pour perspective, on se rappelle que dans la formulation du calcul du déplacement angulaire des articulations, n'importe quel critère dynamique peut être utilisé. Il serait donc intéressant de tester le critère de minimisation de l'énergie des motoneurones qui a déjà montré des bons résultats dans la première approche. Il serait également pertinent de considérer la coordination main-œil dans le cadre des mouvements d'atteinte utilisant le corps-complet, y compris notamment la locomotion.

La troisième approche de contrôle est basée sur l'utilisation de primitives motrices. Cette approche permet de générer rapidement des mouvements mais elle demande le calcul préalable de ces primitives. Pour cela, il est nécessaire de construire à l'avance un ensemble de données de mouvements sur lequel une méthode d'extraction de primitives sera appliquée. Dans le cas des robots contrôlés en position comme le robot HRP2, l'utilisation des primitives cinématiques qui sont les trajectoires angulaires des liaisons paraît très convenable. Cependant, il serait utile de déterminer un ensemble unifié des primitives pour tous les mouvements d'atteinte. Il serait également intéressant de considérer les primitives dynamiques qui sont les courbes de valeurs de couples appliqués aux liaisons du robot. Enfin, une extension de cette approche sur les mouvements corps-complet serait certainement pertinente.

Bien que les trois approches proposées ci-dessus soient toutes inspirées du contrôle moteur humain, nous ne préjugeons pas qu'une méthode soit plus biologiquement plausible qu'une autre, vu que le fonctionnement du cerveau reste encore un problème complexe à résoudre.

Néanmoins, au niveau du contrôle en robotique, il serait souhaitable de proposer une approche de contrôle qui présente les avantages des trois approches proposées. A ce sujet, nous pourrions considérer une approche de contrôle en boucle-fermée basée sur des primitives avec les mouvements planifiés dans le référentiel œil-centré. Cette approche, qui présenterait à la fois robustesse et rapidité de temps de calcul tout en tenant compte des retours sensoriels, permettrait de produire des mouvements sur le robot présentant les caractéristiques du mouvement humain.

Pour terminer, il est à noter que au niveau des méthodes de contrôle biologiquement inspirées, il existe d'autres approches intéressantes à explorer. Ce sont, par exemple, l'approche des modèles internes présentée dans la section 2.2.2.5, ou bien une approche récemment proposée, qui est inspirée de neurosciences du développement (developmental neuroscience), appelée robotique développementale (developmental robotics) [[Lungarella et al. 2003](#)], [[Weng 2004](#)].

APPENDICE. Algorithmes de commande

Algorithm 1 Control in body-centered frame

$v_t = 0, a_t = 0$

while *true* **do**

 compute the transformation from Eye to World, ${}^W_E T = f(q_{eye}, q_{head})$

 compute the object position in Eye, ${}^E x_{object} = {}^W_E T^{-1} * object_position_in_World$

 {compute eye control}

 compute the error of the object position in the image plane, $err = g(camera, {}^W_E T, {}^E x_{object})$
 $eye_ok = (err \leq \varepsilon)$

if *!eye_ok* **then**

 compute the control for eye, $\dot{q}_{eye} = eye_control, \Delta q_{eye} = \dot{q}_{eye} * \Delta t$

end if

 {compute arm control}

 estimate the object position in World, ${}^W \hat{T} = f(\hat{q}_{eye}, \hat{q}_{head}), {}^W \hat{x}_{object} = {}^W \hat{T} * {}^E x_{object}$

 compute the exact hand position in World, ${}^W x_{hand} = h(q_{arm})$

if hand is in visual field **then**

 hand is estimated by visual information in Eye, then transformed by proprioception to

 World, ${}^W \hat{x}_{hand} = {}^W \hat{T} * {}^E x_{hand}$

else

 hand position is estimated by arm proprioception, ${}^W \hat{x}_{hand} = h(\hat{q}_{arm})$

end if

$x_{dv} = {}^W \hat{x}_{object} - {}^W \hat{x}_{hand}$

$hand_ok = (norm(x_{dv}) \leq \varepsilon)$

if *!hand_ok* **then**

 formulate the input to Hoff's model, $x_t = norm(x_{dv})$

 apply Hoff's model to compute the next hand state, $[x_{t+1}, v_{t+1}, a_{t+1}] = next_state_planner(x_t, v_t, a_t)$

$v_t = v_{t+1}, a_t = a_{t+1}$

$\Delta x_{hand} = v_{t+1} * \Delta t * (x_{dv} / norm(x_{dv}))$

$\dot{q}_{arm} = arm_control(\hat{q}_{arm}, \Delta x_{hand} / \Delta t), \Delta q_{arm} = \dot{q}_{arm} * \Delta t$

end if

 {set control}

if *!eye_ok* **then**

$q_{eye} = q_{eye} + \Delta q_{eye}$

end if

if *!hand_ok* **then**

$q_{hand} = q_{hand} + \Delta q_{hand}$

end if

$t = t + \Delta t$

end while

Algorithm 2 Control in eye-centered frame

 $v_t = 0, a_t = 0$ **while true do** compute the transformation from Eye to World, ${}^W_E T = f(q_{eye}, q_{head})$ compute the object position in Eye, ${}^E x_{object} = {}^W_E T^{-1} * object_position_in_World$

{compute eye control}

 compute the error of the object position in the image plane, $err = g(camera, {}^W_E T, {}^E x_{object})$ $eye_ok = (err \leq \varepsilon)$ **if !eye_ok then** compute the control for eye, $\dot{q}_{eye} = eye_control, \Delta q_{eye} = \dot{q}_{eye} * \Delta t$ **end if**

{compute arm control}

 compute the exact hand position in World, ${}^W x_{hand} = h(q_{arm})$ **if hand is in visual field then** hand is estimated directly by visual information in Eye, ${}^E \hat{x}_{hand} = {}^E x_{hand}$ **else** hand position is estimated by arm-head-eye proprioception, ${}^E \hat{x}_{hand} = k(\hat{q}_{arm}, \hat{q}_{head}, \hat{q}_{eye})$ **end if** $x_{dv} = {}^E \hat{x}_{object} - {}^E \hat{x}_{hand}$ $hand_ok = (norm(x_{dv}) \leq \varepsilon)$ **if !hand_ok then** formulate the input to Hoff's model, $x_t = norm(x_{dv})$ apply Hoff's model to compute the next hand state, $[x_{t+1}, v_{t+1}, a_{t+1}] = next_state_planner(x_t, v_t, a_t)$ $v_t = v_{t+1}, a_t = a_{t+1}$ $\Delta x_{hand} = v_{t+1} * \Delta t * (x_{dv} / norm(x_{dv}))$ $\dot{q}_{arm} = arm_control(\hat{q}_{arm}, \hat{q}_{head}, \hat{q}_{eye}, \Delta x_{hand} / \Delta t), \Delta q_{arm} = \dot{q}_{arm} * \Delta t$ **end if**

{set control}

if !eye_ok then $q_{eye} = q_{eye} + \Delta q_{eye}$ **end if** **if !hand_ok then** $q_{hand} = q_{hand} + \Delta q_{hand}$ **end if** $t = t + \Delta t$ **end while**

Références

- ABEND, W., BIZZI, E., ET MORASSO, P. 1982. Human arm trajectory formation. *Brain* 105 :331–348. 24
- ALBUS, J. 1971. The theory of cerebellar function. *Math. Biosci.* (10 :25-61). 25
- ALEXANDER, R. 1989. Optimization and gaits in the locomotion of vertebrates. *Physiol Rev* 69, 4, 1199–1227. 35
- ALEXANDER, R. M. 1997. A minimum energy cost hypothesis for human arm trajectories. *Biol Cybern*, 76 (2) :97–105. 30
- ALEXANDROV, A., FROLOV, A., ET MASSION, J. 1998. Axial synergies during human upper trunk bending. *Exp Brain Res*, 118(2) :210–220. 83, 95
- AMANO, K., GODA, N., NISHIDA, S., EJIMA, Y., TAKEDA, T., ET OHTANI, Y. 2006. Estimation of the timing of human visual perception from magnetoencephalography. *Journal of Neuroscience*, 26(15) :3981–3991. 73
- AN, Q., IKEMOTO, Y., ASAMA, H., MATSUOKA, H., CHUGO, D., ET TAKAKUSAKI, K. 2008. Extraction of behavior primitives in human standing-up motion for development of power assisting machine. *IEEE Int. Conf. Robio*. 86, 95
- ANDANI, M. E., BAHRAMI, F., ET MARALANI, P. J. 2007. A biologically inspired modular structure to control the sit-to-stand transfer of a biped robot. *IEEE EMBS*. 27
- ARGALL, B., CHERNOVA, S., VELOSO, M., ET BROWNING, B. 2009. A survey of robot learning from demonstration. *Robotics and Autonomous Systems*. 10
- ARTEMIADIS, P. ET KYRIAKOPOULOS, K. 2007. Emg-based teleoperation of a robot arm using low-dimensional representation. *IEEE/RSJ Int. Conf. IROS*. 86
- ASFOUR, T. ET DILLMANN, R. 2003. Human-like motion of a humanoid robot arm based on closed-form solution of the inverse kinematics problem. *IEEE/RSJ Int. Conf. IROS*. 11
- ATKESON, C. G. ET HOLLERBACH, J. M. 1985. Kinematic features of unrestrained vertical arm movements. *Journal of Neuroscience*, 5(9) : 2318-2330. 24, 75, 81, 117
- BERNSTEIN, N. 1967. *The Coordination and Regulation of Movements*. Oxford : Pergamon Press. 23, 25, 26
- BERRET, B. 2009. Intégration de la force gravitaire dans la planification motrice et le contrôle des mouvements du bras et du corps. Ph.D. thesis, Université de Bourgogne. 24

- BERRET, B., BONNETBLANC, F., PAPAXANTHIS, C., ET POZZO, T. 2009. Modular control of pointing beyond arm's length. *Journal of Neuroscience*, 29(1). 86
- BERRET, B., DARLOT, C., JEAN, F., POZZO, T., PAPAXANTHIS, C., ET GAUTHIER, J. 2008. The inactivation principle : Mathematical solutions minimizing the absolute work and biological implications for the planning of arm movements. *PLoS Computational Biology*, 4(10). 35
- BETTS, J. 2001. *Practical Methods for Optimal Control Using Nonlinear Programming*. Society for Industrial Mathematics. 41
- BEURZE, S. M., PELT, S. V., ET MEDENDORP, W. P. 2006. Behavioral reference frames for planning human reaching movements. *J Neurophysiol* 96 : 352–362. 70, 80
- BILLARD, A. ET MATARIC, M. 2000. Learning motor skills by imitation : A biologically inspired robotic model. *Autonomous Agents, ACM Press*. 10
- BINSTED, G., CHUA, R., HELSEN, W., ET ELLIOTT, D. 2001. Eye-hand coordination in goal-directed aiming. *Human Movement Science*, 563-585. 63
- BIZZI, E., CHEUNG, V., D'AVELLA, A., SALTIEL, P., ET TRESCH, M. 2008. Combining modules for movement. *Brain Research Reviews* 57 :125-133. 84
- BOUSSAOU, D., JOUFFRAIS, C., ET BREMMER, F. 1998. Eye position effects on the neuronal activity of dorsal premotor cortex in the macaque monkey. *J. Neurophysiol.*, 80, 1132-1150. 61
- BUNEO, C. A., JARVIS, M. R., BATISTA, A. P., ET ANDERSEN, R. A. 2002. Direct visuomotor transformations for reaching. *Nature*, 416(6881) :632-6. 61
- CALINON, S. ET BILLARD, A. 2007. Incremental learning of gestures by imitation in a humanoid robot. *ACM/IEEE Int. Conf. HRI*. 10
- CHALODHORN, R., GRIMES, D. B., ET RAO, R. P. N. 2007. Learning to walk through imitation. *Int. Joint Conf. IJCAI*. 10
- CHAUMETTE, F. ET HUTCHINSON, S. 2006. Visual servo control, part i : Basic approaches. *IEEE Robotics and Automation Magazine*, 13(4) :82-90. 65
- CHHABRA, M. ET JACOBS, R. 2006. Properties of synergies arising from a theory of optimal motor behavior. *Neural Computation*, 18(10), 2320–2342. 86, 95
- COHEN, Y. ET ANDERSEN, R. 2002. A common reference frame for movement plans in the posterior parietal cortex. *Nat. Rev. Neurosci.* 3(7) : 553-562. 60, 81
- CRAMMOND, D. ET KALASKA, J. 1989. Neuronal activity in the primate parietal cortex area 5 varies with intended movement direction during an instructing-delay period. *Exp. Brain Res.* 76 : 458-462. 60
- D'AVELLA, A. ET BIZZI, E. 2005. Shared and specific muscle synergies in natural motor behaviors. *Proceedings of the National Academy of Sciences*. 95
- D'AVELLA, A., SALTIEL, P., ET BIZZI, E. 2003. Combinations of muscle synergies in the construction of a natural motor behaviour. *Nature Neurosci.* 6, 300–308. 26, 84, 94, 95

- DELISA, J. ET STOLOV, W. C. 1981. *Significant Body Systems (Handbook of Severe Disability)*. US Department of Education. 20, 21
- DENEVE, S., LATHAM, P., ET POUGET, A. 2001. Efficient computation and cue integration with noisy population code. *Nat. Neurosci* 4 826-831. 61
- DINGWELL, J. B., MAH, C. D., ET MUSSA-IVALDI, F. A. 2004. Experimentally confirmed mathematical model for human control of a non-rigid object. *J Neurophysiol*, 91(3) :1158–1170. 30
- ENGELBRECHT, S. 2001. Minimum principles in motor control. *J Math Psychol* 45 :497–542. 31
- FELDMAN, A. G. 1966. Functional tuning of the nervous system with control of movement or maintenance of a steady posture, ii : Controllable parameters of the muscles. *Biophysics*, 11 :565–578. 25
- FLANDERS, M., DAGHESTANI, L., ET BERTHOZ, A. 1999. Reaching beyond reach. *Exp Brain Res*, 126 :19–30. 24, 75
- FLANDERS, M., PELLEGRINI, J., ET GEISLER, S. 1996. Basic features of phasic activation for reaching in vertical planes. *Exp Brain Res*. 24, 44, 46, 75
- FLASH, T. ET HOCHNER, B. 2005. Motor primitives in vertebrates and invertebrates. *Current Opinion in Neurobiology* 15 (6), pp. 660–666. 83
- FLASH, T. ET HOGAN, N. 1985. The coordination of arm movements : An experimentally confirmed mathematical model. *Journal of Neuroscience*, 5 : 1688-1703. 28, 35, 61, 63, 67, 111
- FOD, A., MATARIC, M. J., ET JENKINS, O. C. 2002. Automated derivation of primitives for movement classification. *IEEE-RAS Int. Conf. Humanoids*. 87
- FODOR, I. 2002. A survey of dimension reduction techniques. *Manuscript*. 95
- GEORGOPOULOS, A., SCHWARTZ, A., ET KETTER, R. 1986. Neural population coding of movement direction. *Science* 233 : 1416-1419. 60
- GISZTER, S. F., MUSSA-IVALDI, F. A., ET BIZZI, E. 1993. Convergent force fields organized in the frog's spinal cord. *The Journal of Neuroscience*, 13(2) :467–491. 85
- GOMI, H. ET KAWATO. 1996. Equilibrium-point control hypothesis examined by measured arm stiffness during multijoint movement. *Science*, 272(5258) :117–120. 25
- GRAZIANO, M. S. A., TAYLOR, C. S. R., MOORE, T., ET COOKE, D. F. 2002. The cortical control of movement revisited. *Neuron*, 36(3) :349–362. 84
- GUIGON, E., BARADUC, P., ET DESMURGET, M. 2007. Computational motor control : Redundancy and invariance. *Journal of Neurophysiology* 97(1) :331-347. 12, 33, 34, 43, 44, 46, 61, 63, 75, 87, 89, 117
- GUIGON, E., BARADUC, P., ET DESMURGET, M. 2008. Optimality, stochasticity, and variability in motor behavior. *J Comput Neurosci* 24, 1, 57–68. 34

- HARRIS, C. ET WOLPERT, D. 1998. Signal-dependent noise determines motor planning. *Nature*, 394(6695) :725-6. 35, 61, 63
- HATZITAKI, V. ET MCKINLEY, P. 2001. Effect of single-limb inertial loading on bilateral reaching : interlimb interactions. *Exp Brain Res* 140 : 34–45. 34
- HAUSER, H., NEUMANN, G., IJSPEERT, A. J., ET MAASS, W. 2007. Biologically inspired kinematic synergies provide a new paradigm for balance control of humanoid robots. *Int. Conf. Proc. IEEE-RAS Humanoids*. 85, 93
- HAUSER, K., NG-THOW-HING, V., ET GONZALEZ-BANOS, H. 2007. Multi-modal motion planning for a humanoid robot manipulation task. *Int. Sym. Robotics ISRR*. 11
- HELM-TILLERY, S., SOECHTING, J., ET EBNER, T. 1996. Somatosensory cortical activity in relation to posture : nonuniform spatial tuning. *J. Neurophysiol.* 76 : 2423-2438. 60
- HENRIQUES, D. ET CRAWFORD, J. 2002. Role of eye, head, and shoulder geometry in the planning of accurate arm movements. *J. Neurophysiol* 87 :1677-1685. 61
- HERMENS, F. ET GIELEN, S. 2004. Posture-based or trajectory-based movement planning : a comparison of direct and indirect pointing movements. *Exp Brain Res*, 159 : 340–348. 75
- HOFF, B. 1994. A model of duration in normal and perturbed reaching movement. *Biol Cybern.* 71(6) :481–488. 68
- HOFF, B. ET ARBIB, M. 1992. A model of the effects of speed, accuracy, and perturbation on visually guided reaching. *Experimental Brain Research* 22, 285–306. 29, 63, 67, 73
- HUANG, J., KOSAKA, S., IMAMURA, Y., ET YABUTA, T. 2007. Measurement of distance error in reaching movement of measurement of distance error in reaching movement of the human hand without using vision. *Int. Conf. Proc. IEEE EMBS*. 74, 75
- IJSPEERT, A., NAKANISHI, J., ET SCHAAL, S. 2003. Learning attractor landscapes for learning motor primitives. *Advances in Neural Information Processing Systems*. 87
- ITOH, Y., TAKI, K., KATO, S., ET ITOH, H. 2004. A stochastic optimization method of cpg-based motion control for humanoid locomotion. *IEEE Conf. on Robotics, Automation and Mechatronics*. 10
- IVANENKO, Y. P., POPPELE, R. E., ET LACQUANITI, F. 2004. Five basic muscle activation patterns account for muscle activity during human locomotion. *J Physiol*, 556(Pt 1) :267–282. 84
- JARIC, S. ET LATASH, M. 1999. Learning a pointing task with a kinematically redundant limb : Emerging synergies and patterns of final position variability. *Human Movement Science* 18 :819–838. 25
- JENKINS, O. ET MATARIC, M. 2003. Automated derivation of behavior vocabularies for autonomous humanoid motion. *AAMAS* : 225-232. 96
- JOHANSSON, R. S., WESTLING, G., BACKSTROM, A., ET FLANAGAN, J. R. 2001. Eye-hand coordination in object manipulation. *Journal of Neuroscience*, 21(17) :6917–6932. 63

- JORDAN, M. I. ET WOLPERT, D. M. 1999. Computational motor control. *The Cognitive Neurosciences*. 23, 27
- KAJITA, S., KANEHIRO, F., KANEKO, K., FUJIWARA, K., HARADA, K., YOKOI, K., ET HIRUKAWA, H. 2003. Biped walking pattern generation by using preview control of zero-moment point. *ICRA IEEE*. 9
- KALASKA, J., COHEN, D., HYDE, M., ET PRUD'HOMME, M. 1989. A comparison of movement direction-related versus load direction-related activity in primate motor cortex, using a two-dimensional reaching task. *J Neurosci*, 9 : 2080-2102. 34
- KAMINSKI, T. R. 2007. The coupling between upper and lower extremity synergies during whole body reaching. *Gait Posture*, 26(2) :256–262. 84
- KANEKO, K., KANEHIRO, F., KAJITA, S., HIRUKAWA, H., KAWASAKI, T., HIRATA, M., AKACHI, K., ET ISOZUMI, T. 2004. Humanoid robot hrp-2. *ICRA IEEE*. 36, 72, 77
- KANG, T., HE, J., ET TILLERY, S. I. H. 2005. Determining natural arm configuration along a reaching trajectory. *Exp Brain Res*, 167 :352–361. 31, 70, 71
- KASHIMA, T. ET ISURUGI, Y. 1998. Trajectory formation based on physiological characteristics of skeletal muscles. *Biol Cybern*, 78(6) :413–422. 30
- KAWATO, M. 1999. Internal models for motor control and trajectory planning. *Current opinion in neurobiology*. 27
- KIM, S., KIM, C. H., ET KIM, C. 2006. Human-like arm motion generation for humanoid robots using motion capture database. *IEEE/RSJ Int. Conf. IROS*. 10
- KIRK, D. E. 1970. *Optimal control theory : An Introduction*. Prentice-Hall, New Jersey. 41
- KLANKER, S., LEBEDEV, D., HASCHKE, R., STEIL, J. J., ET RITTER, H. 2006. Dynamic path planning for a 7-dof robot arm. *IEEE Int. Conf. IROS*. 11
- KO, Y., CHALLIS, J., ET NEWELL, K. 2003. Learning to coordinate redundant degrees of freedom in a dynamic balance task. *Human Movement Science* 22 :47–66. 25
- KRAUZLIS, R. 2004. Journal of neurophysiology 91(2) :591-603. *Recasting the Smooth Pursuit Eye Movement System*. 65
- LACQUANITI, F., GRASSO, R., ET ZAGO, M. 1999. Motor patterns in walking. *News Physiol Sci*, 14 :168–174. 84
- LASHLEY, K. S. 1933. Integrative function of the cerebral cortex. *Physiol Rev* 13(1) :1-42. 34
- LEE, D. ET SEUNG, H. 2001. Algorithms for non-negative matrix factorization. *Advances in neural information processing systems*. 95
- LIM, B., RA, S., ET PARK, F. C. 2005. Movement primitives, principal component analysis, and the efficient generation of natural motions. *IEEE Int. Conf. ICRA*. 85, 93, 95, 100, 110, 112
- LUNGARELLA, M., METTA, G., PFEIFER, R., ET SANDINI, G. 2003. Developmental robotics : a survey. *Connection Science*, 15(4), 151-190. 122

- MARR, D. 1969. A theory of cerebellar cortex. *J. Physiol.* (202 :437-470). 25
- MATARIC, M. 2002. Sensory-motor primitives as a basis for imitation : Linking perception to action and biology to robotics. *Imitation in Animals and Artifacts*, 392-422. 87
- MEKRAMI, S. 2005. Organisation de la motricité. *Repères (AFM), Savoir et Comprendre*. 18, 21
- MILNER, T. E. 2002. Adaptation to destabilizing dynamics by means of muscle cocontraction. *Exp Brain Res* 143 : 406–416. 34
- MIOSSEC, S., YOKOI, S., ET KHEDDAR, K. 2006. Development of a software for motion optimization of robots - application to the kick motion of the hrp-2 robot. *ICRA IEEE*. 10, 50
- MOMBAUR, K. D., LONGMAN, R., BOCK, H. G., ET SCHLÖDER, J. P. 2005. Open-loop stable running. *Robotica*, vol. 23, no. 1, pp. 21–33. 10
- MORASSO, P. 1981. Spatial control of arm movements. *Exp Brain Res* 42 :223–227. 24, 85
- MUSSA-IVALDI, F. A. ET BIZZI, E. 2000. Motor learning through the combination of primitives. *Phil. Trans. R. Soc. Lond. B* 355, 1755–1769. 25, 84, 94, 95
- NAKANO, E., IMAMIZU, H., OSU, R., UNO, Y., GOMI, H., YOSHIOKA, T., ET KAWATO, M. 1999. Quantitative examinations of internal representations for arm trajectory planning : minimum commanded torque change model. *J Neurophysiol*, 81(5) :2140–2155. 30
- NAKSUK, N., LEE, C. S. G., ET RIETDYK, S. 2005. Whole-body human to humanoid motion transfer. *IEEE IROS*. 10
- NELSON, W. L. 1983. Physical principles for economies of skilled movements. *Biol Cybern*, 46(2) :135–147. 30
- NEWELL, K. 1991. Motor skill acquisition. *Annual Reviews in Psychology*, 42, 213-237. 25
- NISHII, J. ET MURAKAMI, T. 2002. Energetic optimality of arm trajectory. *Int. Conf. Biomechanics of Man*, 30–33. 31
- NISHIKAWA, K. C., MURRAY, S. T., ET FLANDERS, M. 1999. Do arm postures vary with the speed of reaching ? *J. Neurophysiol* 81 :2582-2586. 24, 34, 75, 117
- NORI, F. ET FREZZA, R. 2005. A control theory approach to the analysis and synthesis of the experimentally observed motion primitives. *Biol. Cybern.* 93(5) :323–342. 85
- OVERDUIN, S. A., D'AVELLA, A., ROH, J., ET BIZZI, E. 2008. Modulation of muscle synergy recruitment in primate grasping. *J Neurosci*, vol. 28, pp. 880-92. 94
- PAPAXANTHIS, C., POZZ, T., ET SCHIEPPATI, M. 2003. Trajectories of arm pointing movements on the sagittal plane vary with both direction and speed. *Exp Brain Res*, 148(4) :498–503. 24
- PARK, D., HOFFMANN, H., PASTOR, P., ET SCHAAL, S. 2008. Movement reproduction and obstacle avoidance with dynamic movement primitives and potential fields. *IEEE-RAS Int. Conf. Humanoids*. 87

- PAULIGNAN, Y., MACKENZIE, C., MARTENIUK, R., ET JEANNEROD, M. 1991. Selective perturbation of visual input during prehension movements. 1. the effects of changing object position. *Exp Brain Res*, 83(3) :502-12. 75
- PELZ, J., HAYHOE, M., ET LOEBER, R. 2001. The coordination of eye, head, and hand movements the coordination of eye, head, and hand movements in a natural task. *Exp Brain Res*, 139 :266–277. 63
- PETKOS, G., TOUSSAINT, M., ET VIJAYAKUMAR, S. 2006. Learning multiple models of non-linear dynamics for control under varying contexts. *ICANN*. 27
- POUGET, A., DUCOM, J. C., TORRI, J., ET BAVELIER, D. 2002. Multisensory spatial representations in eye-centered coordinates for reaching. *Cognition* 83 :B1–B11. 60, 81
- PURVES, D., AUGUSTINE, G. J., FITZPATRICK, D., KATZ, L. C., LAMANTIA, A., ET MCNAMARA, J. O. 1999. *Neurosciences*. DeBoeck University. 17
- RAND, M., SHIMANSKY, Y., STELMACH, G., ET BLOEDEL, J. 2004. Adaptation of reach-to-grasp movement in response to force perturbations. *Exp Brain Res*, 154 : 50-65. 34
- RAPHAN, T. 1998. Modeling control of eye orientation in three dimensions. i. role of muscle pulleys in determining saccadic trajectory. *Journal of Neurophysiol* 79 :2653-2667. 65
- RICHARDSON, M. J. E. ET FLASH, T. 2002. Comparing smooth arm movements with the two-thirds power law and the related segmented-control hypothesis. *J Neurosci*, 22(18) :8201–8211. 30
- SACKS, B. ET BUCKLEY, S. J. 2003. Motor development for individuals with down syndrome – an overview. *Down Syndrome Issues and Information*. 17
- SANGER, T. D. 2000. Human arm movements described by a low-dimensional superposition of principal components. *J. Neurosci*. 20, 1066-1072. 84, 95
- SCHAAL, S. 1999. Is imitation learning the route to humanoid robots ? *Trends Cognit. Sci.* 3 : 223–231. 10
- SCHAAL, S. 2003. Dynamic movement primitives-a framework for motor control in humans and humanoid robots. *Int. Symp. Adaptive Motion of Animals and Machines*. 87
- SHADMEHR, R. ET MUSSA-IVALDI, F. A. 1994. Adaptive representation of dynamics during learning of a motor task. *J Neurosci*, 14(5 Pt 2) :3208–3224. 27
- SHADMEHR, R. ET WISE, S. P. 2005. *The Computational Neurobiology of Reaching and Pointing : A Foundation for Motor Learning*. MIT Press. 59, 61, 68, 70, 80
- SHON, A., GROCHOW, K., ET RAO, R. 2005. Robotic imitation from human motion capture using gaussian processes. *IEEE/RAS Int. Conf. Humanoids*. 10
- SMITH, L. 2002. A tutorial on principal components analysis. *Cornell University, USA*. 95
- SOBER, S. J. ET SABES, P. N. 2003. Multisensory integration during motor planning. *Journal of Neuroscience*, 23(18) :6982– 6992. 74

- SOECHTING, J. F., BUNEO, C. A., HERRMANN, U., ET FLANDERS, M. 1995. Moving effortlessly in three dimensions : does donders' law apply to arm movement ? *J Neurosci*, 15(9) :6271–6280. 30
- SOECHTING, J. F. ET LACQUANITI, F. 1981. Invariant characteristics of a pointing movement in man. *J Neurosci* 1 :710–720. 24, 75
- SPENCER, J. ET THELEN, E. 1999. A multimuscule state analysis of adult motor learning. *Experimental Brain Research* 128 :505–516. 25
- SPONG, M. ET VIDYASAGAR, M. 1989. *Robot Dynamics and Control*. Wiley. 38
- THOMAS, J. S., CORCOS, D. M., ET HASAN, Z. 2005. Kinematic and kinetic constraints on arm, trunk, and leg segments in target-reaching movements. *J Neurophysiol*, 93(1) :352–364. 84, 95
- THOROUGHMAN, K. ET FELLER, K. 2003. Gravitational effects on torque change and variance optimization in reaching movements program no. 492.20. abstract viewer/itinerary planner. *Washington, DC : Society for Neuroscience, Online*. 35
- TODOROV, E. 2004. Optimality principles in sensorimotor control. *Nat Neurosci*, 7(9) :907–915. 31
- TODOROV, E. ET GHAHRAMANI, Z. 2003. Unsupervised learning of sensory-motor primitives. *IEEE Int. Conf. EMBS*. 87
- TODOROV, E. ET JORDAN, M. 2002. Optimal feedback control as a theory of motor coordination. *Nat Neurosci* 5, 11, 1226–1235. 35, 36
- TORRES-OVIEDO, G., MACPHERSON, J. M., ET TING, L. H. 2006. Muscle synergy organization is robust across a variety of postural perturbations. *J Neurophysiol*, 96(3) :1530–1546. 84
- TRESCH, M., CHEUNG, V., ET D'AVILLA, A. 2006. Matrix factorization algorithms for the identification of muscle synergies : evaluation on simulated and experimental data sets. *Journal of Neurophysiology*, 95, 2199–2212. 84, 93, 96
- UNO, Y., KAWATO, M., ET SUZUKI, R. 1989. Formation and control of optimal trajectory in human multijoint arm movement : Minimum torque-change model. *Biol. Cybern.* 61 :89–101. 29, 35, 61, 63, 75
- VAN DER HELM, F. ET ROZENDAAL, L. 2000. Musculoskeletal systems with intrinsic and proprioceptive feedback. *Neural control of posture and movement*. 37
- VEREIJKEN, B., VAN EMMERICK, R., WHITING, H., ET NEWELL, K. 1992. Free(z)ing degrees of freedom in skill acquisition. *Journal of Motor Behavior*, 24, 133–142. 25
- VINDRAS, P., DESMURGET, M., PRABLANC, C., ET VIVIANI, P. 1998. Pointing errors reflect biases in the perception of the initial pointing errors reflect biases in the perception of the initial hand position. *J. Neurophysiol.* 79 : 3290–3294. 70, 74, 75, 80
- VUKOBRATOVIC, M. ET BROVAC, B. 2004. Zero-moment point : Thirty five years of its life. *Int. J. Humanoid Robotics* 1, 157–173. 9

- WÄCHTER, A. ET BIEGLER, L. 2006. On the implementation of a primal-dual interior point filter line search algorithm for large-scale nonlinear programming. *Mathematical Programming* 106(1), pp. 25-57. 41, 43, 103
- WEISS, E. J. ET FLANDERS, M. 2004. Muscular and postural synergies of the human hand. *J Neurophysiol*, 92 (1) :523–535. 84
- WELTER, T. ET BOBBERT, M. 2002. Initial muscle activity in planar ballistic arm movements with varying external force directions. *Motor Control*, 6 : 32-51. 34
- WENG, J. 2004. Developmental robotics : Theory and experiments. *International Journal of Humanoid Robotics Vol. 1, No. 2* :199–236. 122
- WIEBER, P.-B., BILLET, F., BOISSIEUX, L., ET PISSARD-GIBOLLET, R. 2006. The humans toolbox, a homogeneous framework for motion capture, analysis and simulation. *ISB Symposium on 3D analysis of human movement*. 51, 53, 72
- WOLPERT, D., GHAMRANI, Z., ET JORDAN, M. 1995. An internal model for sensorimotor integration. *Science* 269 :1880-1882. 27
- WOLPERT, D. ET KAWATO, M. 1998. Multiple paired forward and inverse models for motor control. *Neural Networks* 11 :1317–1329. 27
- WOLPERT, D. M. ET GHAMRANI, Z. 2000. Computational principles of movement neuroscience. *Nat Neurosci*, 3 Suppl :1212–1217. 26