



HAL
open science

Modélisation computationnelle de la coopération physique patient-robot : De la prédiction du mouvement pathologique pour la commande de robots d'assistance à l'étude de l'interaction humain-robot

Ludovic Saint-Bauzel

► **To cite this version:**

Ludovic Saint-Bauzel. Modélisation computationnelle de la coopération physique patient-robot : De la prédiction du mouvement pathologique pour la commande de robots d'assistance à l'étude de l'interaction humain-robot. Interface homme-machine [cs.HC]. Sorbonne Université, 2021. tel-03982729

HAL Id: tel-03982729

<https://hal.science/tel-03982729>

Submitted on 10 Feb 2023

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.



Distributed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License

SORBONNE UNIVERSITÉ

HABILITATION À DIRIGER DES RECHERCHES

**Modélisation computationnelle de la
coopération physique patient-robot :
De la prédiction du mouvement
pathologique pour la commande de robots
d'assistance à l'étude de l'interaction
humain-robot**

Auteur :

Ludovic SAINT-BAUZEL

Date de soutenance :

8/12/2021

Jury :

Pr. Pierre BLAZEVIC - Reviewer
Pr. Etienne BURDET - Reviewer
Dir. Jean-Louis VERCHER - Reviewer
Dir. Catherine PELACHAUD - Examiner
Pr. Guillaume MOREL - Examiner



« Il faut toujours viser la lune, car même en cas d'échec, on arrive dans les étoiles. »

Oscar Wilde

SORBONNE UNIVERSITÉ

Résumé

Modélisation computationnelle de la coopération physique patient-robot : De la prédiction du mouvement pathologique pour la commande de robots d'assistance à l'étude de l'interaction humain-robot

de Ludovic SAINT-BAUZEL

Ce travail présente comment la modélisation computationnelle peut être utilisée à différents niveaux de l'interaction humain-robot. Nous voyons plus particulièrement comment l'anticipation permet d'améliorer cette interaction à différents horizons de temps mais aussi la modélisation peut se faire sur différents niveaux cognitifs de l'interaction.

La modélisation anticipative à court terme permet d'améliorer la boucle de commande en découplant les non-linéarités donnant des informations de l'état de l'interaction pour adapter les paramètres de la commande. Cette modélisation à court terme permet aussi, en tant que prédicteur, de juger ou superviser la qualité d'exécution du mouvement modélisé qu'il soit sain ou pathologique.

Lorsque l'anticipation est à moyen terme, la modélisation permet d'observer plutôt l'intention du sujet. Cela décrit entre autre l'interaction comme un enchaînement d'objectifs du robot, le modèle devinant les enchaînements d'intentions. Du point de vue de l'humain, cette collaboration avec la machine semble naturelle et intuitive, car elle prend en compte les changements d'avis et les erreurs.

Enfin, une anticipation à long terme, permet d'avoir des commandes au niveau de l'interaction. Elle permet de mettre en place des changements dynamiques de rôles (leader/follower) entre l'utilisateur et le robot. Ces modèles ont été utilisés dans des scénarii de négociation kinesthésique de direction (aller à gauche ou à droite).

La modélisation de l'interaction a mené aussi à des études sur le pouvoir d'évocation de l'action programmée dans le robot. Ce travail présente des résultats balbutiants et encourageants sur la confiance et l'agentivité durant l'interaction. La confiance, par exemple, s'est montrée transmissible par le biais du canal kinesthésique.

Ce travail ouvre des perspectives sur comment de tels modèles peuvent être utilisés pour améliorer l'intelligibilité des robots durant ses interactions avec l'humain.

Remerciements

Je remercie tout d'abord mon aimée Aurélia Chesini qui me soutient, m'inspire et me motive depuis tant d'années.

La liste est longue de toutes les personnes que j'ai rencontrées pour qui j'ai eu une pensée en rédigeant ce document. Je dois dire que je commencerai par Jean-Claude Guinot qui fut mon directeur de thèse accompagné de Viviane qui fut une encadrante d'un profond soutien.

Jean-Claude a répondu avec gentillesse à un lycéen qui trouvait la robotique super sans rien en savoir. Il lui a envoyé le rapport d'activité du laboratoire de robotique de Paris. Et c'est ce lycéen qui se trouve à parler de robotique aujourd'hui à des nouvelles générations. Il y a aussi Philippe Bidaud qui m'a orienté vers la robotique d'assistance. Sujet que je continue à aborder dans mes recherches.

Ensuite je dédie des remerciements particuliers à Guillaume Morel, actuellement le directeur, mais de mon point de vue, un collègue toujours là pour apporter son soutien. Il œuvre tranquillement mais sûrement, je lui en suis reconnaissant.

Je remercie tous les collègues (ingénieurs, administratifs, chercheurs, enseignants, étudiants) car c'est le collectif que nous sommes qui nous permet de rendre nos projets possibles.

J'ai plus particulièrement une pensée pour ma co-bureau de toujours Marie-Aude Vitrani, une grande amie toujours là, toujours de conseil, toujours ouverte à la discussion. Je prends toujours un immense plaisir à discuter, débattre, réfléchir avec elle.

Enfin, dans la liste des personnes que j'ai côtoyées, je veux finir par une pensée pour les étudiants qui m'ont aidé et m'aident encore à bâtir cette recherche. Merci de m'accorder votre confiance et j'espère honorer cette confiance. J'espère que vous avez, aurez une vie aussi pleine du plaisir de vivre de sa passion que je ressens quand j'écris ces quelques lignes.

Merci : Intissar Maaref, Darine Mansour, Pierre Bonjean, Piotr Wilczynski, Mekki Ferial, Malcolm Mielle, Jaeh Un So, Felix Nilius, Nasma Hamidi, Anish Monachan, Carlos Diamond Manikas, Oriane Galivel, Tristan Venot, Jeanne Gallot-Lavallée, Didier Marin, Solenne Page et Lucas Roche !

Table des matières

Résumé	v
Remerciements	vii
1 Introduction	1
2 Dispositifs robotiques d'interaction physique humain-robot	7
2.1 Déambulateur Intelligent	7
2.1.1 Fonction de déambulation	7
2.1.2 Assistance au lever	8
2.2 Exosquelette	8
2.2.1 Rééducation de la déambulation	8
2.2.2 Fonction de lever	9
2.3 Système d'évaluation de la manipulation physique homme-robot (SE-MAPHORO)	10
2.3.1 Bilan	13
3 Modélisation computationnelle du mouvement	15
3.1 Modélisations computationnelles classiques	15
3.2 Évaluation de la Marche par estimation du pas	18
3.2.1 Détection position des pieds	18
3.2.2 Performance de la méthode de détection des pieds	20
3.3 Utilisation des propriétés du mouvement humain	21
3.3.1 Propriétés du mouvement humain sain et pathologique	21
3.3.2 Modélisation à impédance variable du mouvement de marche	22
3.3.3 Observation du mouvement de lever	24
3.4 Bilan	27
4 Intention motrice et commande de robot	29
4.1 Anticipation au cœur de l'interaction	29
4.2 Amélioration de la commande du robot par l'anticipation du mouvement de marche	31
4.3 Détection d'intention par capteurs non invasifs - Fusion pour le lever par déambulateur	33
4.3.1 Adaptation en ligne des paramètres de trajectoire du robot (GoldFish)	33
4.3.2 Supervision du mouvement de lever : etude de la fusion (force et caméra de profondeur)	34
4.4 Méthodes par classification du mouvement	36
4.4.1 Appliqué au smart walker	36
4.4.2 Appliqué au pilotage d'exosquelette	37
4.4.3 Application des méthodes de modélisation computationnelle au membre supérieur	38

4.5	Bilan	40
5	Modélisation computationnelle de l'interaction kinesthésique humain-robot	41
5.1	Méthode	41
5.2	Protocole	41
5.2.1	Hypothèses et conception expérimentale	42
5.2.2	Valeurs seuils	43
5.2.3	Déroulement de l'expérience	43
5.3	Résultats	44
5.3.1	La constance du comportement des dyades Humain-Humain	44
5.3.2	Croyance dans la nature du partenaire : KHP vs HHP	44
5.3.3	Pertinence dans la mesure du seuil d'énergie	45
5.3.4	Influence des valeurs seuils	45
5.3.5	Différences de dominance entre Leader et Follower	46
5.3.6	Influence résiduelle de l'interaction avec le partenaire virtuel(VP)	46
5.4	Bilan	47
6	Aspects cognitifs de l'interaction kinesthésique humain-robot	49
6.1	Agentivité dans une négociation de direction	49
6.2	Confiance partagée dans une décision de groupe	51
6.2.1	La communication haptique optimise la décision de groupe comme la communication explicite – mais plus rapidement	52
6.2.2	Les membres de la dyade communiquent implicitement et partagent leur confiance en manipulant la vitesse et la force de leurs mouvements	53
6.2.3	Les leaders imposent leur vitesse au groupe dans les mouvements de décision	54
6.2.4	Analyses de vérification	54
6.3	Bilan	55
7	Conclusion	57
7.1	Généralisation des résultats	57
7.2	Perspectives de recherche	59
A	A reactive robotized interface for lower limb rehabilitation : clinical results[Saint-Bauzel et al., 2009]	65
B	Smart walkers : an application-oriented review.[Page et al., 2016]	67
C	Real-Time Gait Assessment with an Active Depth Sensor placed in a Walker [Martins et al., 2015]	69
D	Fast Embedded Feet Pose Estimation Based on a Depth Camera for Smart-walker [Page et al., 2015]	71
E	Phase-dependent knee model identification in gait motion using an active knee rehabilitation orthotic device [Saint-Bauzel et al., 2012]	73
F	Pathological Sit-to-stand predictive models for control of a rehabilitation robotic device[Saint-Bauzel et al., 2007a]	75
G	Intention Prediction and Human Health Condition Detection in Reaching Tasks with Machine Learning Techniques[Ragni et al., 2021]	77

- H The SEMAPHORO Haptic Interface : a real-time low-cost open-source implementation for dyadic teleoperation.[Roche et al., 2018] 79
- I High stiffness in teleoperated comanipulation : necessity or luxury?[Roche and Saint-Bauzel, 2018a] 81
- J An experimental study of parameters influencing physical Human-Robot negotiation in comanipulative tracking task[Roche et al., 2019] 83
- K The sense of agency in human-human vs human-robot joint action.[Grynszpan et al., 2019] 85
- L Haptic communication optimises joint decisions and affords implicit confidence sharing.[Pezzulo et al., 2021] 87

Table des figures

2.1	Déambulateurs intelligents à l'ISIR de gauche à droite, du plus ancien au plus récent (Monimad, Robuwalker, Gema, RoAM)	7
2.2	GEMA	8
2.3	ANdROS V1[Unluhisarcikli et al., 2011]	9
2.4	Prototype d'exosquelette de l'I TRI[Tsai, 2014]	10
2.5	SEMAPHORO	11
2.6	Synopsis de l'architecture de contrôle de SEMAPHORO	11
2.7	Commande de Téléopération adaptée au système	12
3.1	Perceptron multi-couches	16
3.2	Capteur Déambulateur	19
3.3	Mouvement adduction/ abduction du pied Site de Philippe Boulier	19
3.4	Algorithme d'identification de la position et de l'orientation du pied	20
3.5	Segmentation des pieds	20
3.6	Mesure des pieds projeté sur X et Y entre système de capture de mouvement (CODA) et caméra de profondeur(ADS)	21
3.7	Représentation de l'impédance variable du genou	22
3.8	Représentation des cycles d'un pas	22
3.9	Données sélectionnées avec les paramètres $\Omega = 0.2$ et $W = 0.2$	23
3.10	Résultats du modèle dépendant de la phase comparé au modèle constant	24
3.11	Synergies articulaires de données issues d'une personne saine.	25
3.12	Sujets cérébelleux	25
3.13	Réseaux de neurones prédictifs pour apprentissage de la synergie articulaire	26
3.14	Résultat du réseau de neurones partiellement observable sur personne saine durant un lever	27
3.15	Présentation d'une exécution du PANPO durant un lever assisté par un robot Genou Cheville	27
3.16	Présentation d'une exécution du PANPO durant un lever assisté par un robot Genou Hanche	28
4.1	Modèle Computationnel Anticipatif (MCA) dans la boucle de commande d'un système Σ avec la commande (C)	30
4.2	Commande haut-niveau par observateur prédictif (OP) et module haut-niveau (HN)	31
4.3	Modèle Computationnel (MC), en plus d'être intégré au schéma de contrôle, il est capable de superviser les paramètres du contrôleur.	31
4.4	Définition de la position et de l'orientation courantes et à atteindre pour l'utilisateur	32
4.5	Asservissement à partir de l'estimation des pieds	32
4.6	A gauche, représentation de la trajectoire des poignées du robot, A droite, modélisation de cette trajectoire	33
4.7	Smart Walker : mesure du lever Kinect Position et image de profondeur	34

4.8	Analyse de la performance du mode 'expert' versus modes de détections automatiques de lever par déambulateur.	36
4.9	Système en logique floue de détection d'état du sujet.	37
4.10	Prédiction des modèles computationnels pour l'assistance au lever par exosquelette	38
4.11	Expérience de "reaching"	39
5.1	Machine à état du partenaire virtuel pour la négociation gauche-droite	42
5.2	Protocole expérimental et hypothèses testées.	44
5.3	Résultats de dominance pour les Leader et Follower dans les différentes conditions de seuils.	45
5.4	Résultats de dominance pour Leader et Follower dans les différentes conditions de seuil.	46
6.1	Interface Graphique de l'expérience sur l'agentivité	49
6.2	Résultats du drift d'Intentional Binding	50
6.3	Taux de changement de direction dans l'interaction	51
6.4	Interface graphique de l'expérience de vue	52
6.5	Patches	52
6.6	Fonction psychomotrice de partage de confiance	52
7.1	Modèle Computationnel (MC)	57
7.2	Extrait de Eva le film, "Alex programme un robot"	59

Liste des tableaux

3.1	Performance des pas comparés avec un système codamotion	21
5.1	Valeurs seuils de F_{th} et T_{th} pour différentes conditions KVP (gauche), et les valeurs d'énergie correspondantes E_{th} (droite).	44
5.2	Dominance du partenaire virtuel(VP) pour les différentes conditions KVP.	45
5.3	Dominance du partenaire virtuel(VP) pour différentes valeurs seuils. .	46

Je dédie ce manuscrit à celle qui me soutient, m'inspire, me motive depuis tant d'années mon aimée Aurélia Chesini. Nous avons l'habitude de citer entre nous : "Il faut faire de sa vie un rêve et faire d'un rêve une réalité". Vivre avec toi est mon rêve!

Chapitre 1

Introduction

Préambule

Pour un robot, quel serait, d'après vous, la différence entre la mission d'*apporter* et celle d'*amener* ?

Du point de vue des actions pour ce dernier, cela est très similaire, il s'agira de se déplacer dans un monde complexe : de mobiliser des actionneurs pour tenir un objet, une main ou une personne. La différence majeure apparaît dans la nature de l'objet déplacé. C'est la prise en compte de la nature humaine de la cible manipulée par le robot, c'est ainsi le cœur de la recherche que ce manuscrit tentera de vous présenter l'utilisation de robots dans le contexte d'une interaction avec un humain. Le travail que j'ai développé a la particularité de chercher à proposer des solutions qui sont utilisables avec des personnes présentant des pathologies. A l'heure actuelle, la robotique est capable de réaliser des tâches précises sur des objets plus ou moins inertes. L'enjeu qui me motive est celui de rendre ces systèmes capables de prendre en compte un patient.

Contexte

La robotique est une science relativement jeune comparée aux autres sciences. Un robot est un assemblage de technologies tels que les moteurs, les capteurs, les ordinateurs. La robotique est donc née lorsque ces technologies ont été suffisamment matures pour pouvoir être combinées. Le domaine de la robotique a ainsi cette particularité de s'appuyer sur les développements technologiques pour proposer et étudier des nouveaux usages. Cette dépendance rend cette matière passionnante car en constante évolution. La maturité de la robotique pour des missions précises dans un environnement ne sont plus à démontrer. L'industrie exploite ces technologies grandement pour améliorer sa productivité.

Parmi les enjeux actuels de développement de la robotique, les situations où le robot interagit physiquement avec l'humain sont très prometteuses.

L'utilisation courante des robots dans le cadre industriel se fait en protégeant les personnes par une cellule isolant le dispositif. Il reste un grand nombre de tâches à automatiser, l'humain reste un opérateur capable de prendre en compte des situations complexes qui demandent une réactivité que la robotique ne sait pas vraiment prendre en compte. Pour cela, la robotique collaborative (cobotique) est en train de se développer. Elle permet de proposer des mises en situation où l'humain est en collaboration avec un partenaire robotisé. Bien que très prometteuse, cette robotique est encore balbutiante. Les problèmes soulevés par de telles interactions sont liés à la sécurité de l'opérateur humain aux alentours du robot. Étonnamment, le problème de fond de ce type de robot est plus ancien que la robotique. Il prend ses origines

dans la théorie de la cybernétique [Wiener, 1948]. Il s'agit de proposer des systèmes capables de prévoir et prendre en compte la réaction de l'humain dans l'action du système robotisé. Cette cybernétique fut inventée lors de la 2^{nde} Guerre mondiale, avec l'invention de Norbert Wiener d'un système de pilotage automatique appelé le "predictor", dispositif de tir anti-aérien qui prévoyait la trajectoire d'évitement du pilote dans la trajectoire de tir du projectile de défense. C'est ensuite que Norbert Wiener théorisa et créa ce domaine de recherche avec l'ouvrage fondateur en 1948 "Cybernetics or control and communication in animals and the machine" dans lequel il annonce une théorie de la commande et de la communication aussi bien chez l'animal que pour des machines. C'est bien dans cette théorie que s'installent les recherches pour une robotique en interaction avec l'humain. Un regard sur le plan du document donne une idée des thèmes encore pertinents. Les grands thèmes sont posés, on aborde le lien entre l'informatique et le système nerveux ("Computing machines and the nervous system", chapitre 5), les uniformités chez l'humain et la capacité à la modéliser ("Gestalt and universals" chapitre 6), la cybernétique et la pathologie psychologique ("Cybernetic and psychopathology" Chapitre 7) et finir par l'information le langage et la société ("Information, Language and Society", Chapitre 8). Bien que les réflexions soient balbutiantes et encore à un niveau philosophique on notera la volonté de comprendre l'humain à partir des machines et des algorithmes. Les enjeux des années 40 ne sont plus les mêmes qu'actuellement, maintenant nous cherchons dans une durée du dixième de seconde à choisir la meilleure stratégie en essayant de modéliser le processus mental que l'on observe avec des informations très parcellaires comme les mouvements géométriques de l'humain. Là où avant on cherchait en quelques secondes les paramètres d'une trajectoire balistique sur un horizon de quelques secondes.

Plus particulièrement dans les interactions physiques, on peut regarder la coopération au geste. Et dans le cas qui m'intéresse, on ajoutera à ces mouvements une mesure des efforts d'interaction. On parlera ainsi d'interaction physique humain-robot. On ajoute une information mais on complexifie le mouvement car maintenant il est en coopération ou en compétition avec le système physique qu'est le robot. Quoiqu'il en soit, l'interaction physique humain-robot se modélise comme un système bouclé entre le mouvement de l'humain (influencé par ses interactions) et le dispositif robotisé qui agit à partir des informations captées et de son plan original.

Le geste peut s'évaluer dans sa dextérité. Les informations captées sont principalement celles du mouvement de l'humain. On parlera de dextérité pour décrire les mouvements de n'importe quel membre d'un humain qui est mobilisé avec une intention précise. Ainsi la dextérité du geste est un problème transversal qui concerne les gestes sains et pathologiques. Cela inclut autant les mouvements des membres inférieurs que supérieurs.

La notion de dextérité est un prisme performatif. La limite de cette approche est qu'on s'éloigne de la réalité des coopérations humain-humain. En effet, les motivations du mouvement d'un humain ne sont pas toujours avec un objectif de précision ou d'efficacité. Par exemple, un geste artistique de danse peut être motivé par un choix esthétique que le danseur souhaite transmettre aux spectateurs. [Feth et al., 2009] ont ainsi étudié le rôle du retour haptique dans l'interaction, elles ont observé un indice d'une communication par une dépense énergétique supérieure au nécessaire liée au mouvement. Ainsi, il semble y avoir un objectif de communication qui vient se superposer à la tâche à réaliser. Les humains semblent capables de transformer un mouvement performatif pour lui donner une dimension informative durant une collaboration.

Une des particularités est cette capacité de coopérations humain-humain à évoluer dynamiquement durant l'interaction. De la même manière, le contexte social peut changer le geste, [Pezzulo et al., 2013] ont montré qu'on pouvait changer notre trajectoire afin de transmettre un signal d'information ("signalling") sur la tâche en cours. L'exemple du "signalling" montre qu'il est possible de changer le mouvement pour ajouter des objectifs à ce dernier. Toutefois, il a été montré que les stratégies de collaboration humain-humain impliquent un changement dynamique du degré d'implication/de pilotage de chaque personne dans la tâche. Ainsi dans des cas où des rôles de guidant et de guidé sont nécessaires, l'humain est capable de changer naturellement de guidé (Follower) à guidant (Leader) pour optimiser la collaboration [Jarasse et al., 2013].

Un effet des coopérations est le sentiment d'agentivité collective (*we-mode*) qui suppose un système de prédiction du mouvement qui implique l'humain. Le sentiment d'agentivité est défini par [Haggard and Chambon, 2012] comme le sentiment de contrôle de ses actions et de ses conséquences sur le monde ("controlling one's actions, and, through them, events in the outside world"). En effet, [Obhi and Hall, 2011] montrent que l'agentivité collective (*we-mode*) est observée lorsqu'un agent interagit avec un agent humain mais non observée lorsqu'il s'agit d'un agent artificiel. Si on observe notre propre mouvement, nous sommes acteur et ce déplacement est clairement humain donc la charge cognitive est faible. Une image de cette dernière est mesurée par l'estimation subjective du temps passé dans l'action. On appelle cette mesure l'"intentional binding". Elle évolue de manière significative en fonction du degré d'implication dans le mouvement. Autrement dit, lorsque l'on est actif, le temps ressenti est plus court que lorsque le mouvement est subi. L'hypothèse est que nous avons des prédictions du mouvement qui sont très bonnes quand il s'agit de notre propre geste. Dans l'agentivité collective, ce système de prédiction semble mobilisé aussi dans une interaction avec une autre personne. Ces prédictions se révèlent aussi très bonnes lorsqu'il s'agit d'une action commune avec un autre humain. Cela mène à la conclusion que le prédicteur est plutôt construit sur la propriété humaine du mouvement. Nous aurions donc une forme de système de prédiction du mouvement qui ferait une imagerie motrice de ce dernier et permettrait de le prédire et donc de réduire la charge mentale.

Les possibilités de modélisations sont limitées par la condition des sujets mesurés. Ainsi les personnes ayant un mouvement pathologique ne pourront pas effectuer un grand nombre d'essais/d'enregistrements expérimentaux. Les modélisations possibles sont celles capables d'être efficaces malgré un petit nombre de données. La particularité de ce travail de recherche, a été de tenter de proposer des méthodes qui sont capables de fonctionner dans des conditions réalistes pour les utilisateurs. Ainsi, fonctionner à partir d'un nombre d'essais de l'ordre de quelques dizaines par sujet limite dans le choix des méthodes de modélisation, d'apprentissage, d'interpolation ou de régression. Cette contrainte explique pourquoi je n'ai pas abordé dans mes recherches les outils de modélisation computationnelle issus du "big data" aussi appelés méthodes de "deep learning".

Parmi les modélisations computationnelles qui ont été explorées, il y a diverses méthodes qui sont compatibles avec les situations rencontrées. Un petit tour des méthodes est effectué dans la section 3.1. On peut déjà noter qu'on identifiera les méthodes génératives et les méthodes discriminantes. Les méthodes discriminantes sont les méthodes dont l'élément qui les caractérise est la frontière, on citera par exemple les machines à états, les classifieurs. Les approches génératives cherchent plus à représenter le phénomène observé par une fonction temporelle. A titre d'exemple, il y a les réseaux de neurones, les polynômes.

À ces deux grandes catégories de modélisation s'adossent des méthodes d'identification des paramètres. Elles peuvent se faire par apprentissage (gradient, algorithmes génétiques, retro-propagation..), par optimisation de fonction de coût (optimisation quadratique, recuit simulé...) ou par heuristique. Durant ces dernières années, j'ai eu l'occasion de développer des modèles computationnels discriminants et génératifs en utilisant différentes méthodes d'identification des paramètres.

Objectifs et plan

Le travail développé est focalisé sur la partie modélisation computationnelle du comportement humain pathologique ou sain pour amener au robot une capacité à gérer l'humain.

Les travaux qui ont été entrepris avec des personnes présentant des mouvements pathologiques l'ont été avec des personnes dont le mouvement reste répétable. Comme ce sera expliqué dans la section 3.1, les méthodes utilisées bien que capables de travailler dans un nombre limité de données, sont des approches computationnelles qui s'appuient sur une régularité dans le mouvement, autrement dit une répétabilité du geste en lui-même. Ainsi, les publics recrutés sont des personnes dont les mobilités résiduelles gardent une certaine répétabilité moyennant des contraintes liées à la fatigue et à l'humeur de la personne. Les patients dont le mouvement serait complètement erratique n'ont pas fait partie des personnes sélectionnées dans ce travail.

Ces méthodes sont toujours implémentables dans des robots. Une autre particularité du travail que je vous présente est que les solutions suffisamment matures ont été testées dans des systèmes robotiques. Le choix des paramètres observés s'appuie sur des données qui permettent une utilisation avec un robot. Ce travail est focalisé sur des solutions pratiques capables d'être implantées dans différents dispositifs réels. Ils seront présentés dans un premier temps dans le chapitre 2. Les dispositifs sont des systèmes autant capables d'agir sur l'humain que de le mesurer, nous allons donc explorer comment on peut utiliser l'interaction humain-robot comme un moyen de mesurer l'humain. Pour cela, nous regarderons comment les dispositifs permettent une évaluation de la performance d'exécution de tâches de l'humain dans le chapitre 3.

Cette évaluation de la performance ouvre la voie aux commandes adaptatives. Nous y verrons donc une application de ces méthodes de mesure active de l'état de l'humain pour l'adaptation de paramètres de la commande. Les méthodes de modélisations computationnelles permettent aussi de détecter/prédire l'intention motrice des personnes. Ce qui permettra d'avoir des lois de commandes qui sont pilotées par l'estimation de l'intention de la personne. Cette approche de détection permet de piloter les systèmes à un niveau de commande élevé qui sera présenté dans le chapitre 4.

Après avoir développé des commandes centrées utilisateur, la question d'améliorer l'interaction en elle-même s'est posée. Cette dimension de lisibilité des acteurs les uns pour les autres semblent une dimension clé. Il s'agit entre autre d'avoir des intentions prévisibles pour chaque acteur de l'interaction. Pour pouvoir explorer cette lisibilité, il fallait partir dans une démarche plus itérative des questions de recherches. Il fallait simplifier le problème pour pouvoir maîtriser les paramètres explorés. C'est pourquoi cette recherche est focalisée sur la construction d'un dispositif simple à un degré de liberté. Ainsi le dispositif est présenté section 2.3. Il est focalisé sur le mouvement du doigt. Pour cela un premier modèle de communication kinesthésique est proposé dans le chapitre 5. Enfin ce développement permet de mettre en

place des études plus orientées sur l'aspect cognitif de l'interaction. Ces aspects sont développés dans la section 6.

Chapitre 2

Dispositifs robotiques d'interaction physique humain-robot

Durant ces travaux, les approches ont été évaluées et implémentées sur différents dispositifs. Ils sont concernés tout d'abord par l'assistance à la marche et au lever. Il y a eu des déambulateurs, des exosquelettes. Ensuite comme la question était plus centrée sur l'étude de l'interaction, un système simplifié a été développé qui n'adresse que la dimension d'interaction kinesthésique.

2.1 Déambulateur Intelligent

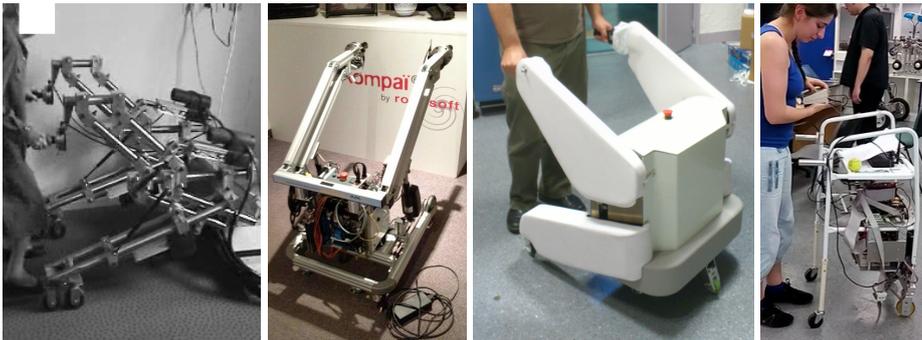


FIGURE 2.1 – Déambulateurs intelligents à l'ISIR de gauche à droite, du plus ancien au plus récent (Monimad, Robuwalker, Gema, RoAM)

Cette section s'attache à présenter les versions les plus finalisées, parmi les différentes versions de déambulateurs intelligents développés au laboratoire (fig. 2.1). En effet, au cours des années, différents projets des prototypes ont été développés. Les derniers prototypes étaient focalisés sur une fonction à la fois. Ainsi la dernière version de robot déambulateur est le RoAM (Robot d'Assistance à la Mobilité), elle présente la capacité à se mouvoir sans contraintes cinématiques dans toutes les directions du sol. On qualifiera ce système d'holonome car il ne possède pas de contraintes, ni de dépendance entre les actionneurs. La base mobile est asservie en vitesse et en position. Cela permet une utilisation versatile des déambulateurs.

2.1.1 Fonction de déambulation

Les dispositifs d'assistance à la marche qui ont été développés dans le laboratoire ont toujours appliqué la philosophie de ne pas équiper la personne mais plutôt d'embarquer la mesure sur le robot. Le robot RoAM, par exemple, est capable de mesurer les efforts d'interaction avec deux capteurs d'efforts aux poignées et de

capter la position des pieds grâce à une caméra de profondeur (Asus Xtion©, Microsoft Kinect© ou Intel F100©). Le robot a ainsi une capacité à mesurer et qualifier complètement l'interaction entre l'utilisateur et le robot. Ce dispositif s'appuie donc sur un actionnement cinématique permettant de retirer les contraintes en vitesses issues des axes des roues. Il est obtenu en positionnant la roue afin que la rotation verticale croise l'axe de pivot de la roue au centre de la roue. Ainsi on peut piloter l'orientation de la roue "sans couple" (théoriquement) pour la placer dans sa position idéale. De fait, une partie de la commande doit prendre en compte cette spécificité, elle donne le droit d'imaginer un pilotage qui tourne autour du patient mais cela implique des contraintes internes fortes pour éviter que les roues ne forcent sur les transmissions.

J'ai principalement contribué à la partie logicielle et commande de ces robots. J'ai mis en place les programmes temps-réels qui permettent de gérer avec des contraintes de temps fortes les mesures et le pilotage des moteurs. J'ai aussi codé les différents modes d'interaction combinant les mesures et les consignes. Enfin j'ai grandement participé à l'intégration des capteurs de mesure de profondeur dans les commandes de ce dispositif robotique.

La publication qui représente ce travail est mise en annexe ??.

2.1.2 Assistance au lever

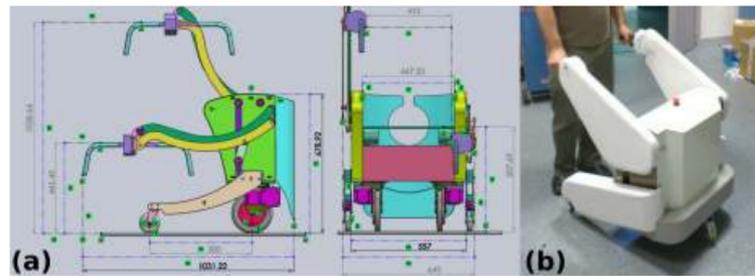


FIGURE 2.2 – GEMA

Le dernier modèle du laboratoire utilisé dans des expériences d'assistance au lever est le robot GEMA. Développé durant le projet AAL DOME0 (fig. 2.2), le prototype est équipé d'un ordinateur de calcul qui combine les mesures d'efforts aux poignées (soit un capteur 6ddl par poignée), la proprioception du robot et la mesure de la posture par une caméra de profondeur positionnée en face de la personne qui observe la position du tronc. Le pilotage se fait avec un système temps réel XENOMAI© qui tourne à 1kHz.

Pour GEMA, j'ai en plus piloté la partie électronique du dispositif. Les lois de commandes associées au pilotage d'un tel dispositif sont décrites dans la publication originale qui est en annexe A.

2.2 Exosquelette

2.2.1 Rééducation de la déambulation

Le laboratoire de bio-engineering de NorthEastern University¹ développait des systèmes visant la rééducation. Chaque système est spécialisé sur un exercice et une

1. coe.northeastern.edu

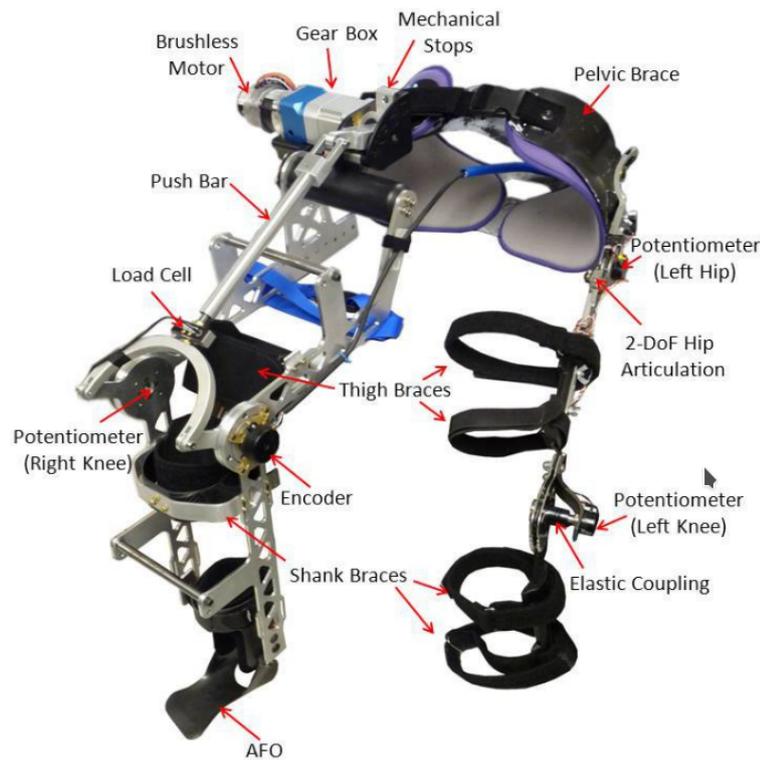


FIGURE 2.3 – ANdROS V1 [Unluhisarcikli et al., 2011]

mobilité particulière. Ils servent à étudier comment un exercice sur cette dimension peut être robotisé et l'apport de la robotisation. La particularité de ce laboratoire est d'utiliser des actionnements réversibles et capables de mesurer la force appliquée sur le patient et la position du membre. Dans les recherches que j'ai menées en collaboration, le dispositif particulièrement utilisé permet d'assister le mouvement du genou. Techniquement, le système est programmé sous LabView© et il est cadencé à 1kHz. La solution logicielle consiste à charger le programme issu de l'interface LabView© dans le pc embarqué. Il est composé d'un moteur "brushless" qui est capable d'appliquer des couples élevés et il mesure sa position par un capteur d'orientation au niveau du genou et un capteur de force à 1 dimension installé le long de la transmission entre le moteur et la jambe. Ce système présente un autre intérêt qui est celui de mesurer la position de la jambe non motorisée.

Ma contribution durant cette collaboration a été le codage de la loi de commande du robot mettant en œuvre un bruit gaussien durant une marche. Cette commande servira à la modélisation de la jambe par impédance variable en fonction de la phase de la marche qui est décrite section 3.3.2.

2.2.2 Fonction de lever

L'ITRI (Institut Technologique de Recherche Industrielle) a été une source de collaboration concernant leur projet de développer un exosquelette d'assistance à la marche. Leur système est prévu pour assister le lever et la marche de personnes paraplégiques. Il s'agit d'un système à 4 degrés de liberté permettant de mobiliser les jambes du patient. Un système aussi limité en actionnement ne permet que de mobiliser les jambes mais il n'a pas la capacité à gérer l'équilibre des utilisateurs. Ainsi, il est nécessaire d'utiliser des cannes de marche pour maintenir l'équilibre du



FIGURE 2.4 – Prototypé d'exosquelette de l'I TRI [Tsai, 2014]

système. Il est composé de moteurs qui incluent une odométrie. Cette dernière permet de connaître l'orientation angulaire des liaisons du robot. Cet équipement permet de connaître l'état géométrique du robot. Il reste difficile d'en savoir plus sur la position dans l'espace du dispositif et sur l'intention du patient. La collaboration était donc centrée sur l'étude des capteurs à ajouter pour obtenir un usage plus naturel du système. Et plus particulièrement sur le développement d'une capacité à simplifier le mouvement de lever et d'assise.

Durant cette collaboration, concernant le dispositif j'ai proposé une architecture GNU-Linux[©] de pilotage en temps-réel du système. Toutefois, cette implémentation n'a pas été gardée au cours du développement du dispositif. Je détaillerai section 4.4.2 ma contribution en termes de classification des activités dans les mouvements de marche et de lever.

2.3 Système d'évaluation de la manipulation physique homme-robot (SEMAPHORO)

Le dispositif que nous avons développé est en open hardware sur *github*[©] [Roche and Saint-Bauzel, 2018b]. Il s'agit d'un système composé de deux interfaces pour mettre en dyade les utilisateurs. Chaque interface est composée d'un moteur avec son capteur d'orientation et d'un capteur de force entre le doigt de l'humain et le système comme présenté dans figure 2.5. Chacune de ces interfaces est placée à côté de l'utilisateur afin que son coude fasse un angle de confort autour de 90°. Le

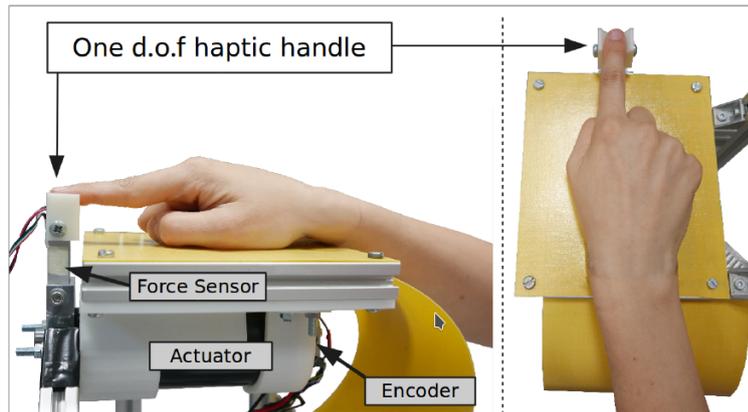


FIGURE 2.5 – SEMAPHORO

poste d'expérimentation est aussi composé d'un écran qui affiche la situation et d'un casque pour diffuser un bruit rose (bruit blanc passé dans un filtre passe bande pour atténuer les hautes et les basses fréquences en même temps). Ce bruit s'est révélé moins fatiguant à utiliser et sa fonction d'isolation phonique de l'utilisateur est complètement atteinte. Enfin, un écran en face de chaque utilisateur est présent ainsi qu'un rideau pour l'isoler. Cette mise en situation permet de garantir que le seul moyen que de communication de l'humain avec son partenaire est le dispositif robotique. Cela permet un environnement complètement contrôlé pour la mesure du comportement de la personne.

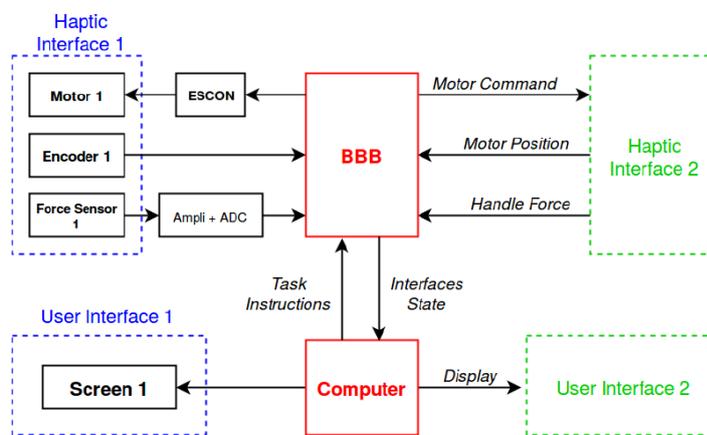


FIGURE 2.6 – Synopsis de l'architecture de contrôle de SEMAPHORO

L'architecture logicielle de ce système robotique présenté dans la figure 2.6 est basée sur une carte de prototypage ARM 'Beagle Bone Black®' (BBB) pour le pilotage du robot. Ce contrôleur interagit avec un ordinateur GNU-Linux® qui gère la partie interface graphique. Cette interaction se fait au travers de connections UDP afin de garantir les contraintes de temps en priorité sur la sécurité des données. Cette architecture est choisie pour réduire au maximum les délais dans la commande des 2 interfaces et n'avoir qu'un canal pour gérer le lien avec les fonctions non contraintes en termes de temps-réel. Le temps réel a été poussé aux limites de la carte et nous avons donc un pilotage de la carte à 5kHz et une mesure de force à 2kHz. La précision élevée dans la mesure du déplacement : 0,035 mm et de la force : 0,05N permet de faire une mesure extrêmement précise du système. L'actionnement en direct permet de réduire les effets d'inertie au simple poids du joystick en ABS et du capteur de

force ce qui fait environ 20g. Avec cette architecture et ce matériel, une commande en

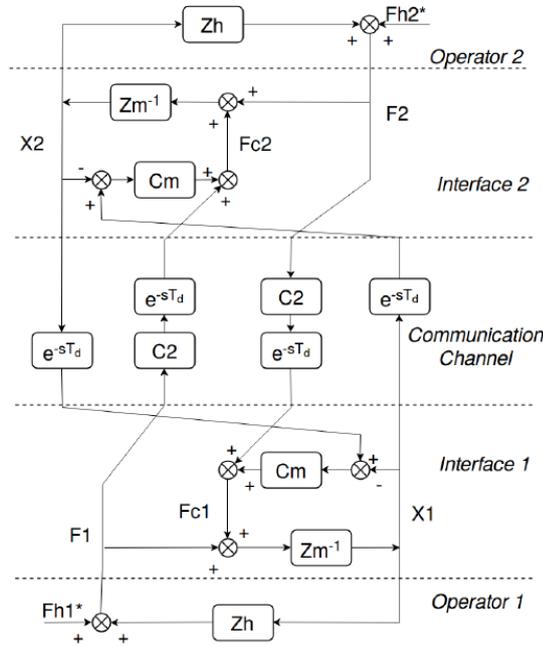


FIGURE 2.7 – Commande de Téléopération adaptée au système

téléopération à 4 canaux a été mise en œuvre. Comme décrit dans la fig. 2.7, une loi de commande de téléopération a été simplifiée au problème. Impliquant un délai fixe d'un pas d'exécution dans le système, le délai peut être considéré comme négligeable, les interfaces étant identiques; les lois de commandes sont similaires. La mise en équation de cette commande peut se présenter comme suit :

$$F_{mi}(t) = C_m(X_i(t - Td) - X_i(t)) + C_2 * F_i(t - Td) \quad (2.1)$$

où F_{mi} est la commande envoyée à la poignée "i" composée de deux parties :

- une commande PD (C_m) sur la différence de position entre les poignées (X_i et X_j), est définie par deux paramètres : $K_{proportional} = [400 - 1000]$, $K_{differentiate} = [2 - 5]$, qui varient en fonction des forces d'interaction mesurées entre les poignées.
- Un gain proportionnel ($C_2 = 1$) à la force d'interaction entre l'autre utilisateur (F_j) et sa poignée.

T_d représente le délai dans la boucle de commande. C'est équivalent à une période d'exécution puisque la commande des deux interfaces est exécutée dans le même programme, cela permet d'avoir le minimum de délai possible pour une telle commande. La fréquence d'exécution est à 2kHz, ainsi $T_d = 0,5ms$. Le contrôleur est capable de fournir une grande précision, car il mesure le déplacement de la poignée avec un pas discret de 0,035 mm de largeur. La bande passante du système est de 10Hz avec une coupure à -3db. La force maximale qui peut être transmise à la poignée est de 23N. L'inertie rotationnelle totale du dispositif est de $J_h = 2.96 \times 10^{-4} kg.m^2$ ce qui représente une masse ponctuelle équivalente à 46g à l'extrémité de la poignée.

J'ai contribué à la conception mécanique, électronique et logicielle de ce projet. J'ai plus particulièrement travaillé sur la partie logiciel temps-réel embarqué.

Cette section s'appuie sur la publication mise en annexe **H**

2.3.1 Bilan

Au travers de ces différents projets, j'ai eu l'occasion de participer à la conception mécanique, électronique et logicielle temps-réel des robots. J'ai acquis par ce biais une compétence assez complète sur le prototypage robotique. Cette expérience est utile pour appréhender les difficultés concrètes des systèmes en interaction avec l'humain. Bien qu'éloignée du cœur de ma contribution scientifique, cette compétence technique donne une dimension d'intégration technologique et une part expérimentale à mes recherches que je revendique et que j'espère transmettre durant mes encadrements.

Chapitre 3

Modélisation computationnelle du mouvement

La robotique dans les situations d'interaction humain-robot est un système actif capable de mesurer son environnement dont l'humain. Elle maîtrise principalement les différentes forces engendrées par l'interaction. Grâce à ces capacités, l'humain durant cette interaction peut être modélisé et les paramètres du modèle peuvent être identifiés. C'est l'hypothèse qui est explorée dans ce chapitre. L'étude consiste à proposer des méthodes qui approfondissent les modélisations classiques en approchant au mieux le mouvement observé. Développer de tels modèles s'appuie sur une évaluation de la capacité à réaliser la tâche de l'humain. Ainsi une telle démarche permet aussi de choisir des critères de qualité. Ce travail propose des méthodes qui sont en général capables de s'adapter à la modélisation du mouvement pathologique. Une attention particulière est portée sur la capacité des méthodes proposées à être appliquées à la modélisation de mouvement avec un **nombre réduit de données**.

3.1 Modélisations computationnelles classiques fonctionnant avec peu de données

Modélisations computationnelles classiques utilisées

L'ambition de cette partie n'est pas de décrire de manière exhaustive les modélisations possibles. Pour avoir une vision très bien expliquée des méthodes de "machine learning" classique, le chapitre 5 de [Goodfellow et al., 2016] est très bien écrit. Il permet d'ailleurs d'ouvrir la porte aux méthodes de "deep-learning". Cette section s'attache plutôt à présenter rapidement les méthodes qui ont été utilisées. Elles sont classées dans une vision personnelle des catégories de méthodes.

Méthodes génératives *Les méthodes génératives permettent d'obtenir une information issue du mouvement par comparaison avec sa mesure.* L'analyse en composantes principales (PCA) est une approche appuyée sur l'algèbre linéaire. Elle suppose que les données mesurées sont régies par une fonction linéaire qui peut donc être représentée par une matrice. La méthode consiste tout d'abord à calculer les paramètres de cette matrice qui rendent cette fonction représentative du lien entre les entrées et sorties. La stratégie de la PCA consiste à ranger les vecteurs propres de cette matrice par le taux d'influence que ces vecteurs ont sur la précision de la fonction. Cette précision est obtenue en mesurant l'erreur issue de l'application du vecteur sur les données d'entrée par rapport aux vraies données de sortie. Le vecteur propre qui décrit la majorité du comportement des données sera premier composant (le premier vecteur)

et ainsi de suite pour les composants suivants... Il est ainsi possible de réduire la dimension de la fonction en gardant un nombre fini des composants principaux.

Les méthodes génératives analytiques (polynômes, équations différentielles...) mettent en équations le système observé. Ainsi il est possible d'approximer une fonction à travers les outils mathématiques classiques. La plus simple des méthodes consiste à représenter une fonction par un polynôme. Dès lors que l'on enregistre une trajectoire il est possible d'approximer cette dernière par une fonction. Le polynôme est une fonction qualifiée d'approximateur universel, il est donc a priori possible de représenter n'importe quelle fonction par un polynôme. L'ordre du polynôme et les coefficients de ce dernier étant les paramètres à identifier. Cette approximation reste toutefois très limitée car cela demande des complexités supplémentaires si on veut intégrer la temporalité dans cette représentation de la trajectoire observée. Pour obtenir un polynôme à partir d'un ensemble de données enregistrées, on peut appliquer la matrice de Van Der Monde. Cette matrice des coefficients des polynômes est posée comme multipliée à un vecteur de la variable $X = x^n$ avec n variant de 0 à l'ordre souhaité du polynôme.

L'intégration de la dynamique temporelle est plus pertinente avec les équations différentielles. Elles sont utilisées pour représenter les mouvements des corps rigides. Le travail dans cette modélisation est plus dans l'identification des paramètres de l'équation différentielle qui permet de modéliser le mouvement le plus précisément possible. La puissance de cette approche consiste dans un modèle avec une dynamique temporelle complètement prévisible et analysable. Dans la mesure du possible c'est le cas préférable pour représenter un système. Toutefois cette modélisation permet de prendre en compte les enjeux temporels et dynamiques du mouvement, il est toujours nécessaire de déterminer quelles sont les commandes.

Les méthodes génératives de type boîtes noires (ANN, HMM...) sont aussi envisageables. L'approximation d'un système peut aussi se faire grâce à des méthodes "boîtes noires". Il s'agit de modèles computationnels car ce sont des algorithmes qui génèrent une fonction de transfert à partir des mesures et qui cherchent le plus fidèlement à faire la relation entre les entrées et les sorties.

La structure emblématique est le réseau de neurones artificiels. Il s'agit d'une structure en graphe composée de nœuds reliés par des liaisons pondérées. Chaque nœud est une fonction d'intégration (en général non linéaire comme la fonction sigmoïde). L'exemple le plus classique du réseau de neurones artificiels est le perceptron multi-couches (figure 3.1).

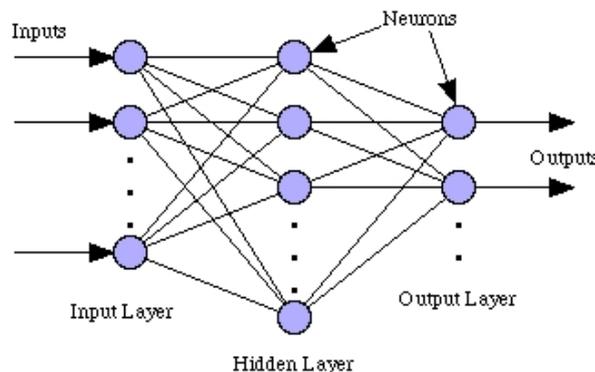


FIGURE 3.1 – Exemple de perceptron à une couche cachée

Il est composé d'une couche de neurones artificiels d'entrée ("Input layer") qui prend les mesures et chaque liaison rejoint un neurone artificiel du réseau. Dans le cas

complètement connecté, pour chaque entrée il y a N_i liaisons qui partent vers les N_i neurones de la couche d'entrée. Chaque neurone voit partir des liaisons pondérées qui vont se connecter à la couche suivante de neurones. Et ainsi de suite jusqu'à la couche de neurones finaux N_f ("Output layer") qui représente le résultat de l'estimation du réseau de neurones. On peut reprocher aux réseaux de neurones artificiels un manque de lisibilité. En effet, il est difficile d'extraire l'explication qui a mené à la décision. Il est envisageable d'utiliser des algorithmes dont le résultat est plus lisible.

Ainsi il existe un ensemble d'algorithmes qui essaie de décrire le comportement comme un algorithme. La version la plus générique est la programmation génétique qui consiste à construire des algorithmes capables d'appliquer tous les opérateurs d'un langage informatique comme les conditions, les boucles, les sous-fonctions pour obtenir un résultat. L'apprentissage se fait par algorithme génétique. Il s'agit donc de représenter l'algorithme comme un vecteur d'instructions et l'évaluation d'une population de ces vecteurs face à un problème. Ensuite la méthode par sélection darwinienne est appliquée. Cette approche possède une combinatoire extrêmement large et donc a du mal à converger. C'est pourquoi des versions plus limitées de ce concept se sont développées, celles que j'ai utilisées s'appuient sur des arbres de décision. Ainsi un "arbre de décision" est un graphe qui pour chaque décision (feuille) n'a qu'un chemin depuis le point de départ (racine). Et chaque bifurcation est un test qui est une combinaison linéaire des entrées du système. Cette représentation est utilisée dans l'algorithme DTC et ERF. La différence est dans la méthode pour sélectionner les arbres candidats.

On peut aussi générer un modèle computationnel en utilisant des modèles de Markov cachés. On représente le système comme ayant une probabilité sachant l'état actuel. On cherche les paramètres stochastiques de transition entre différents états. On parle de modèle de Markov caché (HMM) car on suppose que la décision est sans mémoire, c'est-à-dire, que les informations du moment déterminent la transition qui est représentée par une probabilité. Avec cette hypothèse, on réduit la complexité des probabilités à une estimation de la probabilité basée sur les données courantes. On définit des états les uns à la suite des autres et on parle ainsi de chaîne de Markov cachée.

Méthodes discriminantes *Les méthodes discriminantes heuristiques (state machines) déterminent la catégorie de la donnée.*

Une approche simple pour déterminer la catégorie d'un vecteur de données peut être par une simple heuristique. Ainsi il est possible de définir un "raisonnement algorithmique" donnant comme résultat l'appartenance d'un jeu de données à une catégorie ou une autre. Il existe différentes manières de représenter l'algorithme. On peut envisager autant de décrire le traitement par un datagramme (diagramme de traitement des données) ou par une machine à état. Cet algorithme fait des tests, des mesures sur les données fournies pour déterminer la catégorie à laquelle appartient la donnée.

Les méthodes discriminantes linéaires (KNN, SVM, LDA) approchent le problème de classification par la recherche d'une frontière dans les données. Cette approche travaille avec une base de données. Une nouvelle donnée est comparée aux données déjà enregistrées ou à une abstraction de cet ensemble de données. Une abstraction possible consiste à représenter un ensemble de données bruitées suivant une loi gaussienne par sa moyenne et son écart type. La recherche de l'abstraction la plus pertinente est le cœur des méthodes de classification. La méthode 'KPPV' (K-plus proches voisins) fonctionne par un critère de distance euclidienne. Un vote d'appartenance est

effectué par les k voisins les plus proches. L'appartenance majoritaire détermine l'appartenance de la donnée nouvelle. Une optimisation consiste à définir un centre des données d'une catégorie et de mesurer la distance de la donnée par rapport aux moyennes (k -means). La méthode 'support vector machine' (SVM) se focalise plutôt sur la frontière. Pour cela les données les plus proches de la frontières sont identifiées et appelées des vecteurs de support et une frontière est calculée pour maximiser la distance à ces vecteurs. Ainsi l'ajout de données ne modifie la frontière que si la donnée est plus proche que les vecteurs de support actuels de la frontière. Une autre méthode consiste à travailler sur la probabilité d'appartenir à une classe. La méthode que j'ai utilisée est la LDA (Linear discriminant analysis) qui s'appuie sur une fonction de discrimination qui dans de bonnes conditions peut s'écrire comme une matrice de coefficients appliquée aux données. Il s'agit bien de chercher un critère linéaire lié à une modélisation bayésienne (probabilités) des données.

Les méthodes discriminantes stochastiques (Bayesian Network, Fuzzy logic) s'appuient sur une modélisation probabiliste des données. La logique floue (Fuzzy logic) consiste à définir un degré d'appartenance à une variable. L'association des ensembles flous permet d'obtenir un comportement permettant une gestion de seuils dynamiquement. Ces fonctions d'appartenance permettent de remplacer une information binaire en une continuité. Donc si on implémente une logique, des critères avec une continuité des combinaisons. Une appartenance floue peut être vue comme une mesure de distance entre les 2 états logiques (vrai-faux). Si on formalise comme une distance on peut retrouver une forme de frontière utilisée pour séparer les catégories. Cela pourrait se présenter comme définir une gaussienne autour du problème.

Les réseaux bayésiens (Bayesian networks) construisent un réseau d'unités de probabilités avec la même topologie que les réseaux de neurones. Ce sont plutôt les nœuds qui présentent des fonctions de probabilités basés sur la loi de Bayes $P(b/a) = \frac{P(a)*P(a/b)}{P(b)}$.

Les méthodes discriminantes par arbre de décision sont aussi possibles pour classer les données. De la même manière que les arbres de décisions peuvent être vus comme des modèles génératifs, on construit un ensemble de frontières qui se suivent. On peut ainsi prendre les méthodes basées sur les arbres de décision. Et obtenir une méthode de vote, décisions qui sont discriminantes entre les solutions possibles.

3.2 Évaluation de la Marche par estimation du pas

Le travail présenté dans cette partie est issu de la thèse de Solenne Page que j'ai coencadré avec V. Pasqui et G. Morel. Pour prédire le mouvement plusieurs stratégies sont possibles. Tout d'abord connaître les possibilités liées au mouvement humain est fortement utile. Il y a donc une propriété fréquentielle. Le mouvement humain a une dynamique limitée. La fréquence de la marche est comprise en 0.5 et 5 Hz d'après [Godfrey et al., 2008], dans nos expérimentations nous avons observé des fréquences maximales à 12 Hz. Avoir une limite maximale dans les fréquences propres implique des limites dans les accélérations et les pilotages possibles des membres. Ainsi avec RoAM, cette hypothèse a été utilisée en travaillant à la détection du pied et l'estimation de la longueur du pas.

3.2.1 Détection position des pieds

Le but est de détecter de manière fiable la position des pieds durant un mouvement de déambulation assisté d'un déambulateur. La première expérience consiste à installer une caméra de profondeur (ADS, Active Depth Sensor) sur un déambulateur

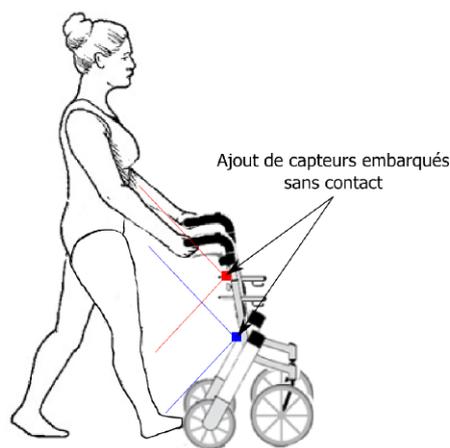


FIGURE 3.2 – Principe de l'analyse de la marche basée sur des capteurs embarqués [Page, 2018]

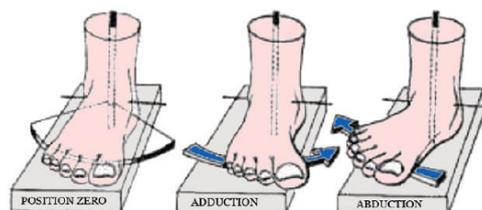


FIGURE 3.3 – Mouvement adduction/ abduction du pied Site de Philippe Boulier

passif et de le faire tester par des personnes âgées dans un service de gériatrie et aussi à l'évaluer avec des sujets présents dans le laboratoire. De cette utilisation, on observe la direction prise par l'utilisateur ainsi que sa vitesse pendant qu'on enregistre la carte 3D de la zone des pieds. De ces observations, la proposition qui semble robuste consiste à estimer la position et orientation du pied lorsqu'il est posé. En utilisant cette information avec précision, il est possible d'estimer précisément la direction prise par l'utilisateur. Pour obtenir ces positions et orientations des 2 pieds durant la marche avec déambulateur passif. Le traitement de l'image consiste à segmenter le mouvement, regarder la silhouette des pieds et identifier l'orientation des pieds. Pour rester dans des conditions stables, il faut que le pied soit au niveau du sol. Une hypothèse de ce travail est que le sol est plat. Il est possible ainsi d'identifier les paramètres du sol dans un premier temps. Cette condition étant validée, une zone de données est choisie parallèle au sol à quelques centimètres au-dessus. Cette zone sera l'endroit où le pied est supposé apparaître lorsqu'il est posé au sol durant la marche avec le déambulateur.

Ensuite les données issues de cette zone sont segmentées puis les deux segments les plus volumineux sont sélectionnés. On filtre ainsi les données pour obtenir les "blobs" des pieds. Le traitement permettant d'identifier l'orientation des pieds consiste en une analyse en composantes principales sur les données. La projection de la première composante (le premier vecteur) sur le plan du sol donne un axe dans la direction du pied. Cet axe est l'angle relatif du pied par rapport au robot.

Une limitation de ce travail est la nécessité de gérer les cas des pieds joints et de la

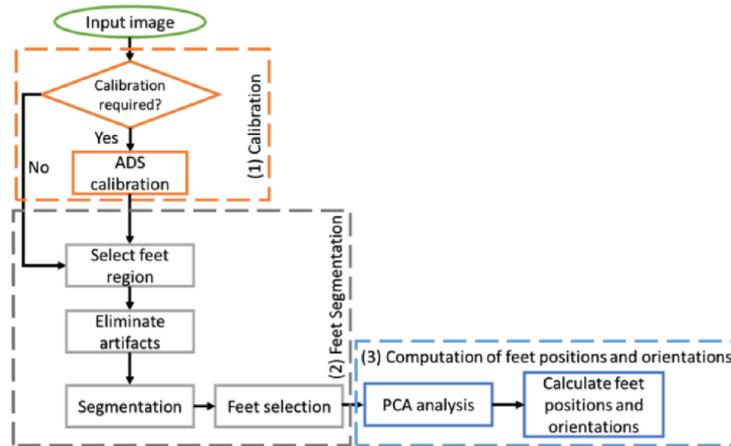


FIGURE 3.4 – Algorithme d'identification de la position et de l'orientation du pied

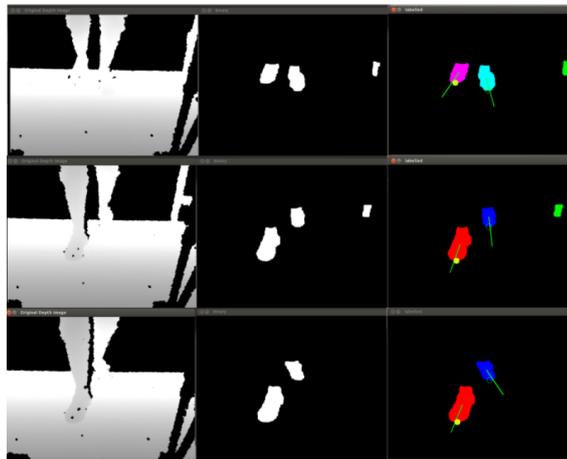


FIGURE 3.5 – Segmentation des pieds

perte d'un pied. Une heuristique inspirée du tracking qui consiste à considérer qu'un trop grand changement est une erreur (une incohérence) et donc qu'il faut attendre que les données cohérentes réapparaissent pour résoudre ces cas particuliers. On obtient ainsi un système d'évaluation de la position du pied. Il permet de mesurer la distance entre les pieds durant la marche. C'est un des critères cliniques d'évaluation de la marche des personnes âgées [Fried et al., 2001].

3.2.2 Performance de la méthode de détection des pieds

La précision de cette approche a été évaluée par rapport à un système de capture du mouvement Coda Motion. On observera que le système permet de rendre le mouvement observé. La mesure de performance a été faite sur une population de personnes âgées dans un service de rééducation gériatrique donc des sujets présentant des marches pathologiques.

Ma contribution était principalement sur la problématique de l'identification de la position des pieds, modélisation du pas pour le pilotage (logiciel en temps-réel) d'un système "sans les mains" d'abord. Puis la partie évaluation écologique du système. Cette section s'appuie sur le travail de thèse de [Page, 2018] et l'article présentant ces résultats mis en annexe C.

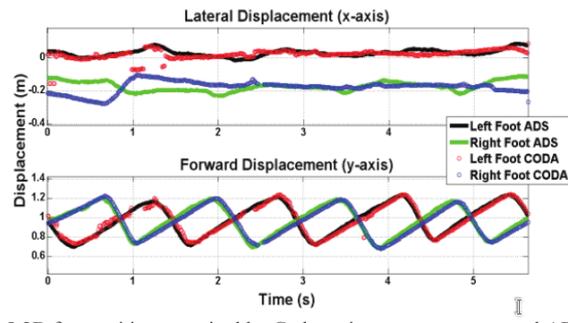


FIGURE 3.6 – Mesure des pieds projeté sur X et Y entre système de capture de mouvement (CODA) et caméra de profondeur(ADS)

	RMSD (mm)	
	X (lateral direction)	Y (forward direction)
Healthy approach [17]	28.9±2.03	30.8±2.82
Elders approach	35.2±2.87	40.1±7.03

TABLE 3.1 – Performance des pas comparés avec un système codamo-tion

3.3 Utilisation des propriétés du mouvement humain

3.3.1 Propriétés du mouvement humain sain et pathologique

Les méthodes computationnelles proposées doivent tirer avantage des propriétés connues du mouvement humain. Ces propriétés sont importantes à comprendre car c'est à partir d'elles que nous pouvons proposer des méthodes pertinentes. Il est ainsi possible de construire un modèle computationnel qui représente les propriétés du mouvement sain. Cela permet de s'appuyer sur les connaissances établies concernant le mouvement humain et d'explorer leurs limites de modélisation. Deux grandes propriétés ont été des piliers majeurs de cette recherche, il s'agit du minimum jerk de [Flash and Hogan, 1985] et des synergies articulaires de [Bernstein, 1967].

Minimum jerk – hypothèse balistique du mouvement sain. Le minimum jerk est observé lorsqu'on demande à une personne d'atteindre un point accessible dans l'espace avec sa main. Le mouvement d'atteinte présente un profil de vitesse en cloche. Une modélisation de ce profil peut être obtenue en posant que la dérivée seconde de la vitesse est nulle ou au moins constante. Cette dérivée seconde de la vitesse est aussi appelée "jerk" (secousse). En posant cette propriété on peut retrouver les paramètres d'une équation simple. Elle modélise bien la dynamique d'un mouvement balistique. C'est ainsi que Flash et Hogan ont proposé les équations du minimum jerk pour le mouvement humain. Ce modèle reste extrêmement utile car il représente assez bien cette classe de mouvement.

La synergie articulaire [Bernstein, 1967] présente une propriété fortement utile à comprendre du mouvement humain. Il a observé empiriquement qu'il existe une relation non linéaire mais invariante dans les mouvements articulaires durant un geste particulier. Cette coordination est qualifiée d'invariante car elle reste présente quelle que soit la vitesse d'exécution du mouvement. L'hypothèse est que le système de contrôle moteur optimise la coordination et, pour un geste, il enclenche une primitive

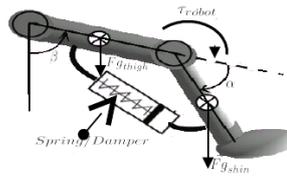


FIGURE 3.7 – Représentation de l'impédance variable du genou

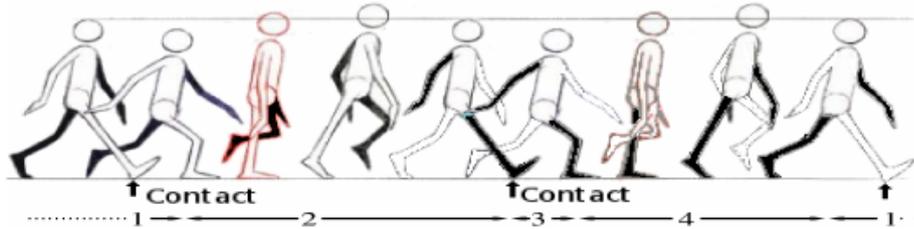


FIGURE 3.8 – Représentation des cycles d'un pas

qui déroule les consignes angulaires de manière synchronisée. Cette synergie peut être mise en valeur en regardant des diagrammes de phase entre les articulations durant un geste. Le diagramme de phase affiche la vitesse angulaire d'une articulation comparée à celle d'une autre. Les données d'un mouvement (comme atteindre une cible) à différentes vitesses ne sont pas statistiquement et visuellement séparables. Cela révèle cette propriété.

En revanche concernant les variations inter-personnelles c'est une autre affaire, plus particulièrement lorsque l'on parle de mouvements pathologiques. Durant ce travail, un intérêt a été porté sur comment ces deux propriétés sont altérées par la pathologie. Cela a donné des moyens de proposer des nouvelles approches de modélisations computationnelles.

3.3.2 Modélisation à impédance variable du mouvement de marche

Dans le cadre d'une collaboration avec l'Université de Northeastern University. Le problème rencontré consistait à identifier un modèle du mouvement pathologique le plus fin possible à partir des capacités spécifiques du dispositif. Une proposition de modélisation des caractéristiques du genou durant la marche a été proposée. Le mouvement du genou est modélisé par une relation d'impédance avec des gains variant en fonction de la phase du mouvement. Les muscles du genou sont mis en équation par une relation ressort-amortisseur dont les paramètres seraient programmables en fonction de la phase de la marche. Une simplification a été proposée comme dans la figure 3.7.

L'idée de base de ce travail consiste à regarder si en faisant varier les paramètres en fonction de la position dans le cycle de marche comme présenté dans la figure 3.8. La modélisation par impédance semble permettre de choisir la force la plus adaptée au mouvement durant la rééducation. Cela a aussi la vocation de proposer une solution capable de prendre en compte la diversité des mouvements. Ainsi cette approche permet de modéliser le mouvement avec plus d'adaptabilité.

$$\tau_{muscle} = U_{muscle} + k_{muscle}\Delta\alpha + b_{muscle}\Delta\dot{\alpha}\tau_{rob} = U_{rob} + k_{rob}\Delta\alpha + b_{rob}\Delta\dot{\alpha} \quad (3.1)$$

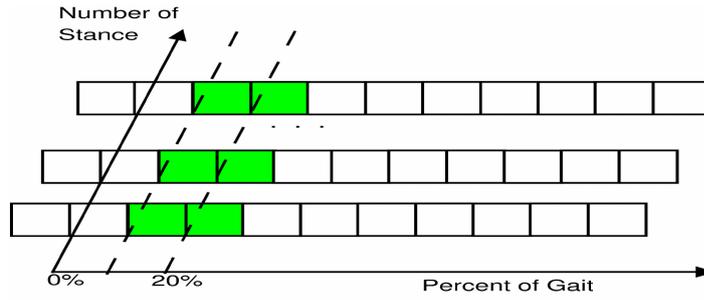


FIGURE 3.9 – Données sélectionnées avec les paramètres $\Omega = 0.2$ et $W = 0.2$

$$U_{muscle} + k_{muscle}\Delta\alpha + b_{muscle}\Delta\dot{\alpha} + U_{rob} + k_{rob}\Delta\alpha + b_{rob}\Delta\dot{\alpha} + \Phi_{\omega} = (I_{muscle} + I_{rob})\ddot{\alpha} \quad (3.2)$$

$$\Phi_{\omega}(t, \alpha, \beta) = U(t) + k_{\omega 1}(t)\alpha + b_{\omega 1}(t)\dot{\alpha} + k_{\omega 2}(t)\beta + b_{\omega 2}(t)\dot{\beta} \quad (3.3)$$

En supposant qu'il y a une impédance variable on peut poser :

$$t_{\Omega} \pm W * \frac{T_{stance}}{2} \quad (3.4)$$

$$k_{\omega m 1}(0, W) = k_{\omega m 1}(1, W) \quad (3.5)$$

$$U_{muscle}(\Omega) + U_{rob}(t) + k_{rob}\Delta U + b_{rob}\Delta \dot{U} + U_{rob} + k_{\omega m 1}(\Omega, W)\Delta\alpha + b_{\omega m 1}(\Omega, W)\Delta\dot{\alpha} + k_{\omega 2}(\Omega, W)\Delta\beta + b_{\omega m 2}(\Omega, W)\Delta\dot{\beta} + \tau_{gravity} = (I_{shin} + I_{rob})\ddot{\omega} \quad (3.6)$$

La problématique est comment identifier les paramètres de ce modèle. La méthode d'identification doit pouvoir se faire en ligne durant le mouvement. Dans ce travail, le bruit gaussien a été utilisé pour identifier les paramètres du modèle à partir de la réponse aux sollicitations.

L'intérêt de cette méthode est que le bruit gaussien n'est pas causal. Il est donc techniquement possible de réunir des morceaux de mouvements issues de différents pas dans la même phase. Les données obtenues restent le résultat d'un bruit gaussien appliqué à un système. Le risque serait le manque de spécificité des données. Si la phase n'est pas pertinente pour représenter le mouvement humain, autrement dit si cette partie de phase ne permet pas de construire un paramètre d'impédance qui soit plus précis que le groupe complet ou une sélection. De fait, on a un protocole pour vérifier que la modélisation basée phase est pertinent. Si le modèle obtenu est plus précis dans sa prédiction des couples en jeu alors l'approche par phase et la sélection gaussienne se révéleront pertinentes. Comme on peut l'observer dans les courbes de la figure 3.10, le modèle fait moins d'erreur que l'approche globale. L'impédance variable est donc capable de fournir une modélisation plus spécifique du mouvement de marche. Elle permet d'embrasser des discontinuités et des mouvements humains dans la marche à partir d'un modèle simple (une impédance). Le processus de création des données est relativement contraignant car il demande de faire marcher une personne avec un système qui aléatoirement perturbe le mouvement par une impulsion ponctuelle. Cela demande une sécurisation de l'utilisateur contre la chute et une limitation des efforts afin de rester dans un cadre sans danger.

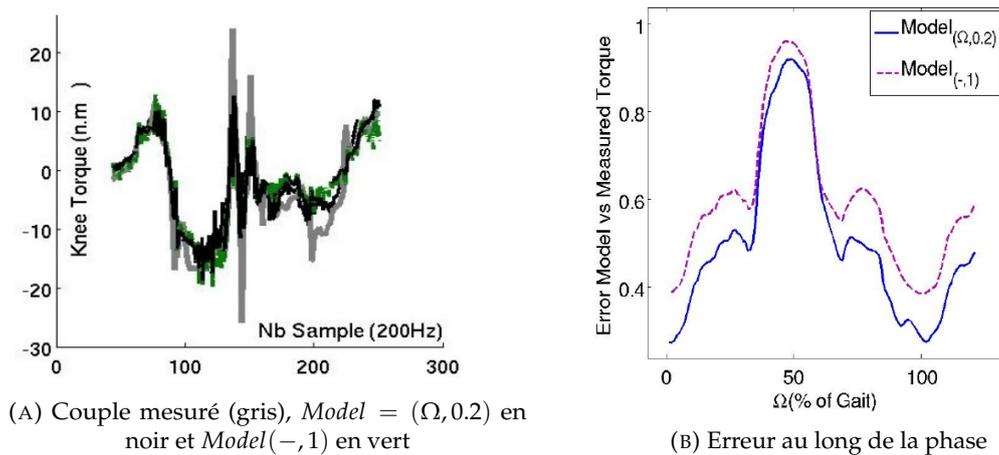


FIGURE 3.10 – Résultats du modèle dépendant de la phase comparé au modèle constant

Ma contribution dans cette collaboration a été la modélisation, la définition du protocole de mesure et l'analyse des données.
 Ce travail de collaboration avec North Eastern University a mené à la publication [Saint-Bauzel et al., 2012] aussi mis en annexe E.

3.3.3 Observation du mouvement de lever

La propriété de synergie est observable dans tous les gestes humains. Elle permet de développer des méthodes d'analyse et de modélisation. Bernstein l'avait démontré dans le mouvement des doigts durant l'écriture [Bernstein, 1967]. Cette propriété a été observée à diverses occasions, comme lors de la coordination bras avant-bras [Jarrasse et al., 2010] mais encore durant le mouvement de la jambe pour le lever [Saint-Bauzel et al., 2007b]. On peut envisager cette synergie comme une forme d'optimisation du contrôle moteur. Elle représente une solution optimisée de coordination entre les membres afin de réaliser une tâche. Cette optimalité est supposée par la répétabilité du schéma de coordination.

Le travail de modélisation computationnelle consiste à tirer avantage de cette propriété du mouvement humain. Une synergie étant d'un point de vue empirique une régularité dans un espace articulaire. Elle est une priorité d'autant plus intéressante qu'elle s'exprime dans des conditions larges. Ainsi dans cette séance d'observation, les sujets étaient assis sur une chaise et nous leurs demandions d'avoir les bras croisés sur le torse. Cette demande permet d'éviter que les bras ballants ne perturbent les trajectoires mesurées. Nous placions des goniomètres sur la cheville, le genou et au niveau du bassin. La position des goniomètres est placée pour faire en sorte de capter la rotation dans le plan sagittal des articulations citées. Une fois équipés, il est demandé aux sujets de faire des mouvements de lever par groupe de 5 avec 2 conditions sur la vitesse : normale ("le mouvement le plus naturel possible") et rapide ("le plus rapide possible sans soulever les talons"). Cet ensemble de 10 mouvements a été effectué 2 fois afin d'avoir une dizaine d'enregistrements par sujet et par condition. Les personnes expérimentées sont des doctorants du laboratoire, il y a donc une grande homogénéité d'âge dans la population. La moyenne d'âge est 26 ans.

Si on observe les diagrammes de phases présentant les données issues d'une personne saine 3.11. Ce tracé présente les données enregistrées durant un lever avec une consigne de se lever le plus vite possible, de se lever à une vitesse normale. Il

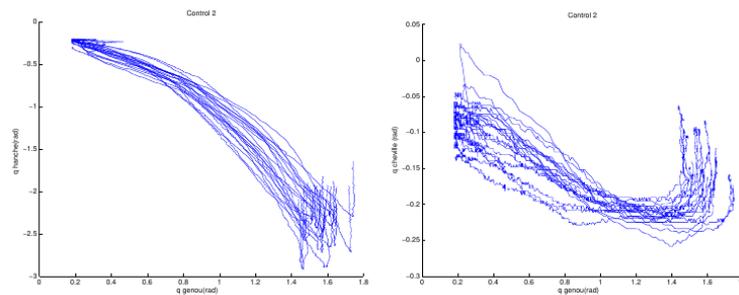


FIGURE 3.11 – Synergies articulaires de données issues d'une personne saine.

n'est pas possible de statistiquement les départager. On observe le caractère régulier du mouvement à des vitesses différentes. Toutefois une question demeure, est ce que cette propriété de régularité articulaire est présente chez des personnes ayant une pathologie liée au contrôle moteur. J'ai ainsi eu l'occasion d'enregistrer le lever de quelques patients présentant un syndrome cérébelleux. Ce type de pathologie affecte la régulation du mouvement de manière unique à chaque patient. Comme on peut

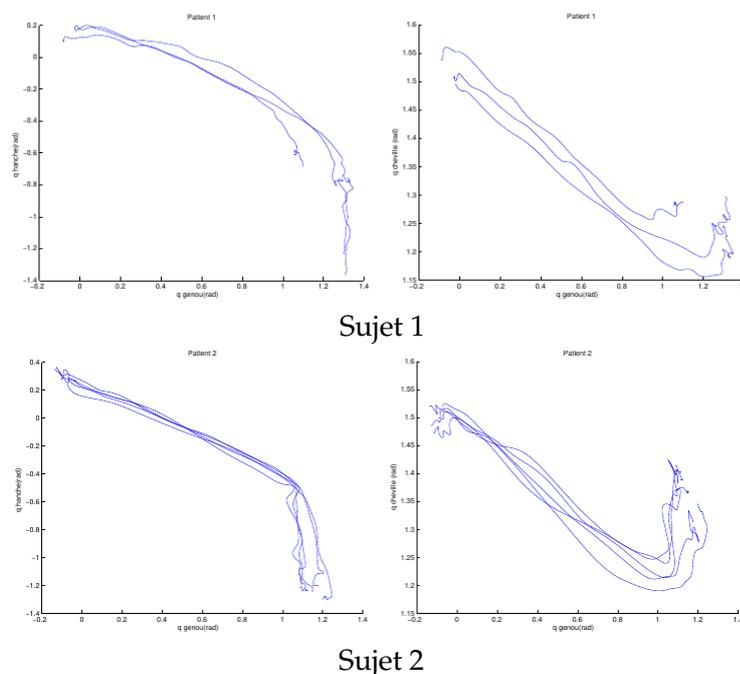


FIGURE 3.12 – Sujets cérébelleux

l'observer dans la figure 3.12 qui présentent les diagrammes de phase de deux patients atteints du syndrome cérébelleux. On peut noter que les signatures présentent bien une régularité. Toutefois ces expressions du système sont bien uniques. La fatigabilité des patients ne permet pas de faire beaucoup d'enregistrements du mouvement. C'est pourquoi il est intéressant de trouver une méthode capable d'apprendre la synergie individuelle.

Observateur prédictif par réseau de neurones partiel (PANPO) Il est possible de construire une anticipation à partir d'un modèle computationnel basé sur un réseau de neurones artificiels. Ce modèle est donc capable à partir de données présentant une

régularité d'en extraire la fonction de transfert. Il s'agit de lui présenter des données ayant une propriété intrinsèque et il sera capable par apprentissage de reconstruire la loi non linéaire cachée. Nous avons expliqué plus tôt que le réseau de neurones est un approximateur universel non linéaire. Comme observé dans la section 3.3.3, les données articulaires présentent une régularité (synergie) robuste à la vitesse. Dans cette espace la relation n'est pas linéaire mais cela ne pose pas de problème à un réseau de neurones. D'ailleurs on pourrait tout à fait construire un abaque pour représenter cette relation. C'est une fonction de cette forme que peut capter un réseau de neurones. Ainsi le mouvement humain peut être appris par un modèle computationnel. La méthode développée dans ces recherches a consisté à faire apprendre les synergies à un modèle computationnel basé sur des réseaux de neurones artificiels. La contribution consiste à poser le problème comme une approximation non pas de la fonction mais de la prédiction du mouvement (observateur prédictif). Comme ces méthodes sont des boîtes noires, l'apprentissage pourrait se résumer à une dérivée des données au lieu d'avoir un observateur prédictif des synergies. C'est pourquoi pour vérifier qu'il avait intégré les propriétés du mouvement à l'intérieur de son fonctionnement, un bouclage des données a été fait. La capacité prédictive permettant de considérer la sortie du système comme la valeur suivante du système dans le cadre discrétisé qui nous concerne. C'est ainsi que le modèle du mouvement de lever que je propose est le "PANPO" Un réseau de neurones prédictif ayant une entrée partielle durant l'exécution. Une bonne représentation de ce modèle est effectuée dans la figure 3.13. Cette modélisation computationnelle contient une part anticipatrice et incorpore la synergie intrinsèque du mouvement. Cette structure de réseau peut être qualifiée de réseau récurrent même si la récurrence n'est utilisée que durant la phase d'évaluation.

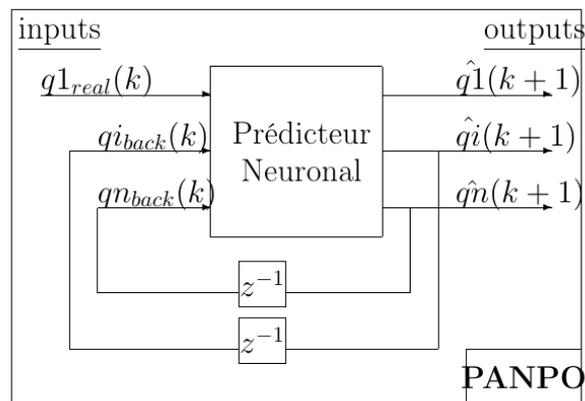


FIGURE 3.13 – Réseaux de neurones prédictifs pour apprentissage de la synergie articulaire

Ainsi en temps-réel, le système présente des propriétés proches du mouvement alors qu'il ne reçoit que la position de l'angle de la hanche dans le cas de la figure 3.14. Cette exécution montre que les synergies sont conservées tout en mettant en place un observateur prédictif. De la même manière, les mouvements de personnes qui utilisent un système d'assistance à la marche sont observables. Le risque est que le mouvement assisté n'utilise pas ses synergies articulaires car un contact et un soutien supplémentaire est fourni par le robot. Dans ce cas nous choisissons le genou pour base de mouvement. Les trajectoires de la cheville et de la hanche sont ainsi déduites et prédites par le modèle computationnel appelé (PANPO). Le PANPO est en capacité

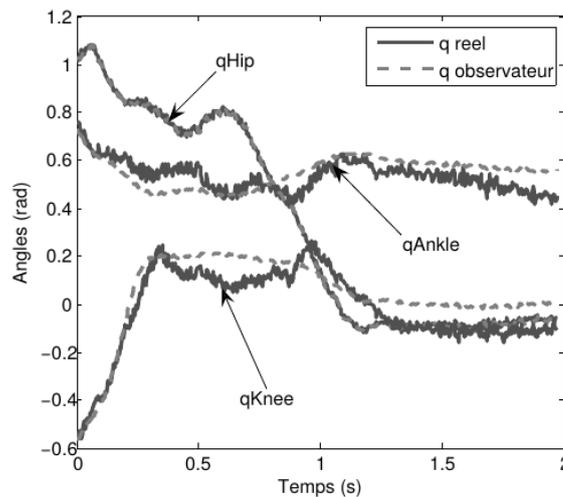


FIGURE 3.14 – Résultat du réseau de neurones partiellement observable sur personne saine durant un lever

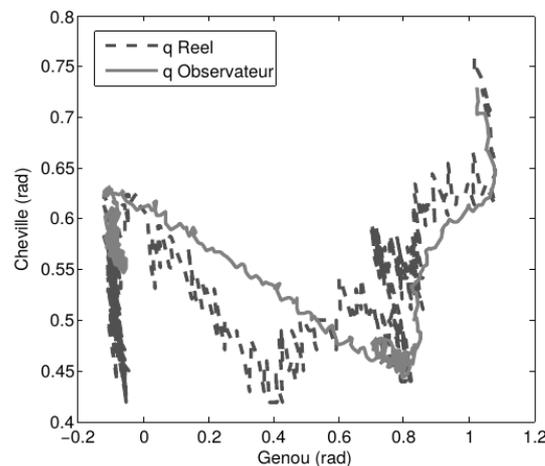


FIGURE 3.15 – Présentation d’une exécution du PANPO durant un lever assisté par un robot Genou Cheville

de fournir une prédiction des trajectoires angulaires du genou et de la hanche durant une interaction d’assistance humain-robot. On observe particulièrement cela dans les figures 3.15 et 3.16.

La modélisation NPO et PANPO, les expérimentations et les analyses sont ma contribution à ce travail.
 Cette section s’appuie sur la publication [Saint-Bauzel et al., 2007a] mise en annexe F

3.4 Bilan

Dans ce chapitre, nous avons pu voir que j’ai eu l’occasion d’explorer la modélisation du mouvement humain en utilisant les propriétés spécifiques.

Ces modélisations ont ainsi permis, à partir de modèles simples, de faire une représentation du mouvement de manière fine en termes de force et de position. L’idée de modélisation par impédance variable plus particulièrement, est une modélisation qui explore la puissance de l’utilisation du bruit gaussien dans le mouvement de la

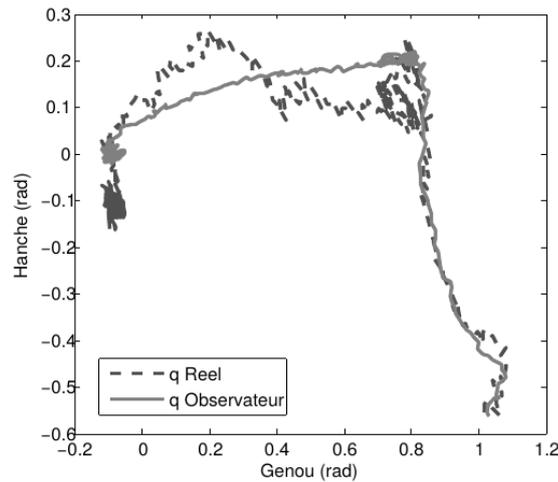


FIGURE 3.16 – Présentation d’une exécution du PANPO durant un lever assisté par un robot Genou Hanche

personne pour obtenir des paramètres d’un système. En effet le bruit gaussien étant indépendant du temps, il peut permettre de regarder les données d’une phase de mouvement à travers plusieurs mouvements. Toutefois mettre du bruit gaussien dans le mouvement d’un robot physiquement attaché à un sujet demande un niveau élevé garanti sur la sécurité des utilisateurs. Bien que je ne doute pas de la capacité de cette démarche à fonctionner avec des patients, toutefois le risque existe et est un frein à de telles modélisations fines.

Ensuite les outils de modélisation demandent de savoir adapter les paramètres en fonction de la propriété. Ainsi il a été exploré des paramètres variables en fonction de la phase, de la détection et des interpolations en fonction du modèle de marche classique. Enfin il est toujours possible d’aller vers des outils non-linéaires comme les réseaux de neurones.

Chapitre 4

Modélisation computationnelle de l'intention motrice et commande de robot.

Après avoir vu comment le dispositif peut servir à remplir une mission de mesure du mouvement, le modèle computationnel peut aussi être développé comme un système haut niveau permettant de piloter le robot. Différentes approches ont été testées (machine à état, commande, logique floue...). Le travail dans ce cas est de démontrer la précision de classification ou des prédictions du modèle. Les états étant représentés par le modèle et la confiance dans le pouvoir discriminant de ces méthodes. Cette discrimination peut se faire par classification. Elle peut aussi se faire par éloignement avec un modèle, le modèle générant une prédiction et la mesure donnant la réalité, une trop grande distance implique que le modèle n'est plus la bonne image de l'observation. Au-delà de la discrimination, on peut aussi faire évoluer des paramètres du système en appliquant des modèles prédictifs et en faisant évoluer les paramètres en fonction de la réaction du système vis-à-vis du modèle. Nous allons dans ce chapitre étudier comment les modèles peuvent aider le robot à réaliser une tâche. Dans certains cas la commande est directement connectée à la capacité du modèle à comprendre la situation. Dans d'autres cas, la modélisation permet de fournir une information complémentaire capable d'améliorer le comportement du robot. Nous verrons des approches autant adaptatives que prédictives de la commande utilisant des modèles. Des approches adaptatives qui s'appuient sur la performance mesurée et prédite par le modèle ont été évaluées. L'adaptation se faisant au niveau de la trajectoire complète (donc une réalisation de tâche) et une approche basée sur une vision réactive. Des approches appuyées sur de la classification et les commandes associées ont été développées. Elles sont basées sur une machine à état. C'est une approche de la commande plutôt haut-niveau, la capacité de détection du système de modélisation sera le critère principal. Enfin, ces commandes "haut-niveau" peuvent aussi représenter en partie le modèle qu'on souhaite explorer. En effet, la conclusion est que la machine à état est une forme d'implémentation de la séquence d'interaction.

4.1 Anticipation au cœur de l'interaction

Cette prédiction du mouvement est théoriquement intéressante en commande prédictive basée modèle (MPC). On peut faire le parallèle entre cette notion de prédiction du mouvement dans nos observations et une capacité de piloter notre système de manière optimale. On retrouve cette idée de prédiction du mouvement dans un domaine de recherche éloigné, la commande, qui a montré que la mise en place d'un modèle

prédictif dans la commande permet de découpler la régulation de la complexité du système. Autrement dit, si on prédit l'essentiel du mouvement, la régulation ne s'attache qu'à gérer les erreurs de prédiction. Cela permet d'optimiser la commande des systèmes dont on sait construire un modèle. Cette approche ne se limite pas à des modélisations linéaires comme principalement utilisées en MPC.

Il est possible de faire de la commande sur des systèmes complètement non-linéaires. C'est une approche proposée par [Slotine and Weiping, 1991] qui consiste à construire un abaque qui représente le système dans sa complexité. À partir du moment où une causalité est effective entre les entrées du système et les sorties. Cet abaque peut être utilisé dans la boucle de commande du système. Lorsque la relation est bijective alors il est possible de construire le modèle inverse du système et donc d'avoir un découplage et une régulation sur les erreurs du modèle plutôt que sur le système. Pouvoir prédire le couple utile d'après le modèle pour obtenir le mouvement attendu permet de mettre un terme anticipatif dans la commande. Elle joue alors le rôle d'une régulation de l'erreur autour du modèle quelle que soit sa nature (linéaire ou pas). L'abaque est une forme de modèle prédisant le comportement du système, la loi de commande associée peut avoir différentes implémentations en fonction des propriétés de cet abaque. Comme expliqué, il est nécessaire d'inverser ce modèle pour obtenir un système anticipateur. Si l'abaque est bijectif l'inversion est simple. S'il n'est pas bijectif, il est possible de tourner autour du modèle en explorant le résultat de la simulation directe pour trouver les entrées qui provoquent le comportement souhaité. Cela reste un modèle anticipatif par rapport au mouvement désiré. Je présenterai donc cette approche de modélisation dans la commande comme dans la figure 4.1.

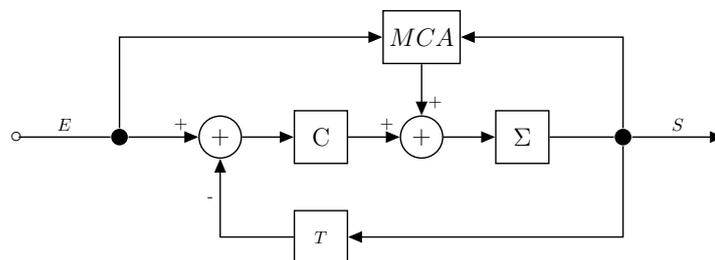


FIGURE 4.1 – Modèle Computationnel Anticipatif (MCA) dans la boucle de commande d'un système Σ avec la commande (C)

Le modèle est construit/adapté à partir des observations du système réel. Mais son usage optimal est dans son inversion pour avoir un système anticipatif régulé par la boucle de rétroaction.

L'existence d'un modèle prédisant l'intention motrice est aussi utilisable dans des architectures de commande haut-niveaux.

On parlera plutôt de prévisibilité ou d'états du système. Ainsi une commande basée sur une machine à état, implémente une forme de modèle du comportement global du système. Les critères permettant de prédire seront utilisés pour améliorer les transitions. Par exemple, on peut citer le travail sur le RT-Walker [Hirata et al., 2006] qui a une commande permettant le suivi et la sécurisation du marcheur. Le modèle de la marche est une distribution de centre de masse estimé à partir de la mesure des pieds. Si la mesure devient anormale du point de vue de cette distribution, cela enclenche le changement vers la commande sécurisant l'utilisateur d'une chute probable. Le modèle computationnel devient alors plutôt un observateur prédictif et

l'analyse du comportement du modèle donnera des informations pour un système haut-niveau (HN) comme montré dans la figure

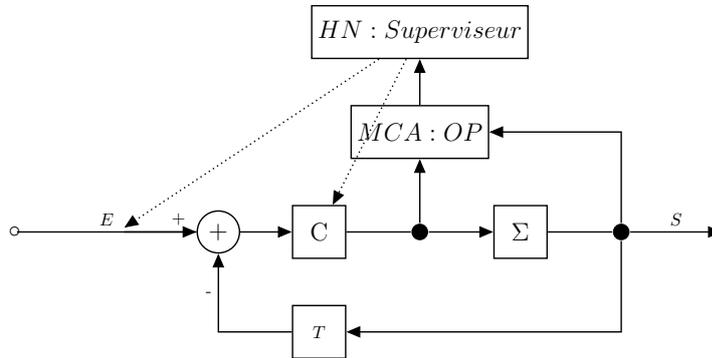


FIGURE 4.2 – Commande haut-niveau par observateur prédictif (OP) et module haut-niveau (HN)

Ces méthodes s'inscrivent dans un cadre général de modélisation computationnelle. Dans ce manuscrit, nous regardons l'ensemble des algorithmes capables de représenter le comportement de l'utilisateur comme un modèle computationnel. Cela nous permet de poser un cadre large. Ce cadre peut se présenter comme dans la figure 4.3.

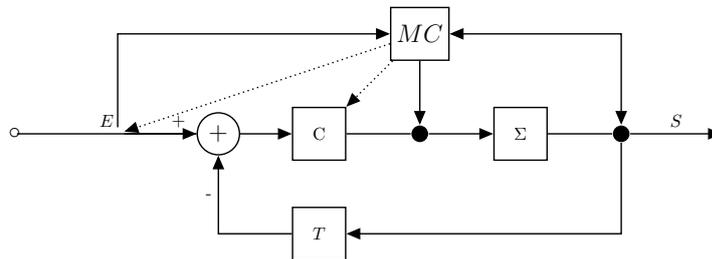


FIGURE 4.3 – Modèle Computationnel (MC), en plus d'être intégré au schéma de contrôle, il est capable de superviser les paramètres du contrôleur.

Dans ce manuscrit, ces modèles computationnels sont étudiés, comparés, choisis au regard de leurs robustesses vis-à-vis des mouvements humains. Un mouvement humain n'est pas parfait, il présente des variations intra et inter-personnelles. Le mouvement de chaque personne peut évoluer en fonction du niveau de fatigue (musculaire, émotionnelle). Il ne s'agira pas dans ce manuscrit de prendre en compte cette variabilité, cependant les protocoles d'évaluation et de mesure sont construits pour éviter que ces variations influencent les mesures. Cela demande d'autant plus d'attention que certains sujets présentent des mouvements pathologiques.

4.2 Amélioration de la commande du robot par l'anticipation du mouvement de marche

Après avoir développé un outil de mesure du pas par la mesure de la position et l'orientation du pied durant la marche, nous avons exploré la capacité de cet

observateur à être intégré dans une loi de commande qui permet le pilotage d'un robot déambulateur. Comme présenté dans la figure 4.4, nous avons défini la position de la consigne du robot comme la direction moyenne des pieds. Le centre de rotation du robot est positionné au barycentre des coordonnées des pieds. Comme le capteur est embarqué sur le robot, les coordonnées ont été définies par rapport au repère du robot. Le point de rotation H se trouve donc au barycentre des pieds. Le cap α_H est l'angle moyen des orientations des pieds. Afin d'initialiser la commande on définit les positions et orientations des pieds relativement à une position initiale d'attente avant le démarrage du système.

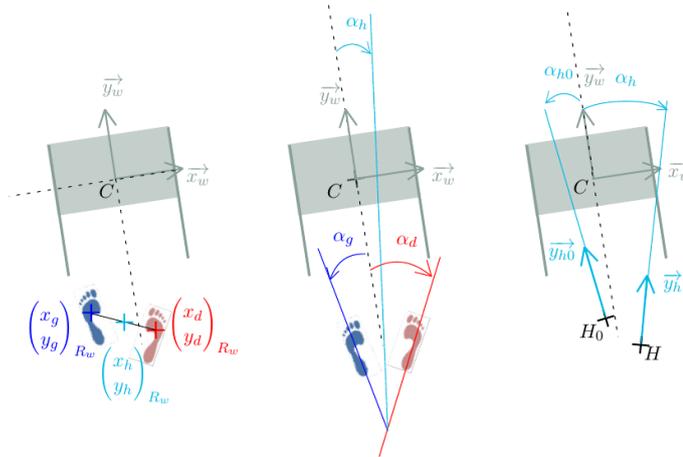


FIGURE 4.4 – Définition de la position et de l'orientation courantes et à atteindre pour l'utilisateur

Une particularité de cette loi de commande est d'intégrer une anticipation du mouvement humain qui est le fruit de la somme entre la consigne au robot et la mesure de l'estimation de position des pieds de l'humain. Cette anticipation sert d'entrée pour calculer la commande du robot. Elle se combine avec la consigne déterminant l'asservissement entre le robot et l'humain.

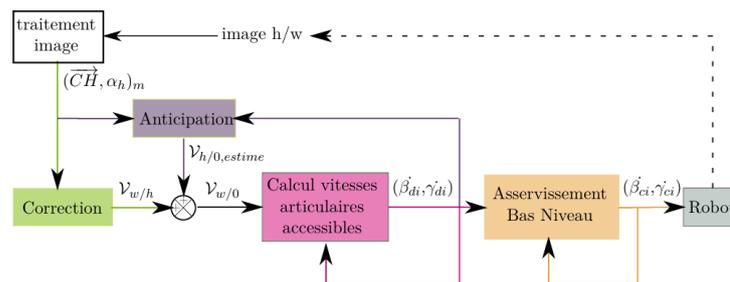


FIGURE 4.5 – Asservissement à partir de l'estimation des pieds

Le calcul des vitesses se fait par dérivation des positions des pieds relatifs. Le bloc anticipation est principalement une proposition de G. Morel mais il rentre dans mon analyse générale dans ce chapitre du rôle de la prédiction comme une clé de l'interaction humain-machine. Cette anticipation est une composante linéaire qui donne une image du mouvement de l'humain par rapport au sol. Cette connaissance permet d'avoir des stratégies dans la commande du robot plus réactives. La partie correction peut se focaliser sur une stratégie de déplacement du robot au regard du mouvement de l'humain et au lieu des interactions / distances relatives. C'est une manière de

construire un observateur prédictif de l'état du mouvement de l'humain qui est le plus important dans la construction de la loi de commande du robot déambulateur.

Ma contribution dans ce travail a été de proposer cette expérience et de participer à la définition du protocole expérimental. J'ai aussi supervisé le développement d'une partie du logiciel mis en oeuvre dans cette expérience. Cette section s'appuie sur le travail [Page et al., 2015] mis en annexe D

4.3 Détection d'intention par capteurs non invasifs - Fusion pour le lever par déambulateur

Dans la recherche d'outils d'analyse du lever après avoir mesuré directement la trajectoire articulaire des membres inférieurs d'une personne. Il a été envisagé d'essayer de reconstruire la trajectoire par une mesure non invasive. Une expérience a été construite pour évaluer la pertinence du pilotage d'un robot d'assistance au lever à partir de systèmes de mesures embarquées sur le robot. La philosophie est que lors d'usage avec des personnes âgées, il est important d'explorer la possibilité de réduire la charge cognitive en n'ajoutant pas de capteurs portés. C'est ainsi que nous avons étudié la possibilité de détecter l'intention de se lever par un système de mesure du mouvement, des forces d'interaction ou une combinaison des deux.

4.3.1 Adaptation en ligne des paramètres de trajectoire du robot (Gold-Fish)

L'idée initiale est de mettre en synergie le mouvement du dispositif avec la personne et plus particulièrement sa pathologie. L'hypothèse explorée est que s'il y a cette synergie, les efforts seront minimaux. Une étude des critères d'interaction qui sont une image des efforts d'interactions a été faite afin d'identifier quelle mesure embarquée est une image fidèle des efforts réels. Ils sont définis comme les efforts au sol dans le plan sagittal (F_x, F_z, M_y) et les efforts mesurés au niveau des poignées du robot. L'image la plus représentative de l'énergie dépensée dans le mouvement de lever est l'intégrale des forces de lever. Il a été montré que les efforts aux poignées permettaient de deviner les efforts globaux dans [Viviane Pasqui, 2010].

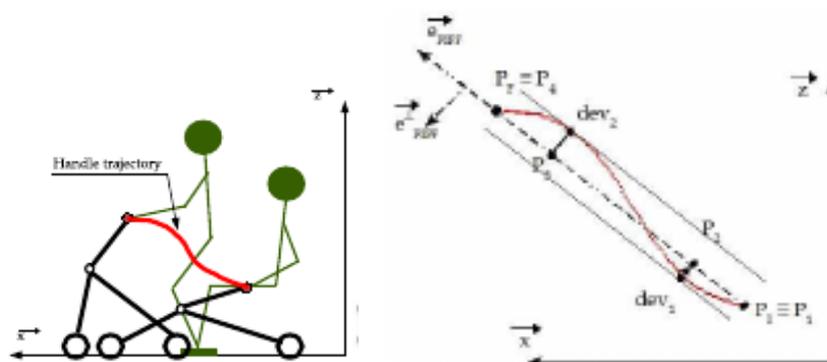


FIGURE 4.6 – A gauche, représentation de la trajectoire des poignées du robot, A droite, modélisation de cette trajectoire

Comme il est possible d'identifier le coût d'une interaction active durant le lever. Il a été possible d'étudier la possibilité d'adapter la trajectoire générée pour un robot.

Nous avons étudié la capacité à adapter les paramètres d'un mouvement de lever durant une interaction. La trajectoire a une forme de 'S'. Le système doit passer par 2 distances à l'axe principal. Les écartements en dessous (dev_2) de l'axe puis au-dessus de l'axe (dev_1) sont les paramètres du générateur ainsi que la durée de lever comme présenté figure 4.6.

Une étude a été faite pour chercher un optimal qui minimise les efforts d'interaction. Une difficulté rencontrée a été que les sujets contrôlés ont montré une très rapide adaptation. La perturbation amenée par le changement de paramètres de trajectoire ne déclenchait un changement observable que la première fois. Ainsi la méthode d'adaptation qui a réussi à capturer cette adaptation si rapide à identifier est l'utilisation d'un algorithme de recherche de minimum en ligne (GoldFish) qui propose des paramètres à chaque nouvelle interaction afin de proposer une trajectoire idéale par une mesure du gradient entre les mesures obtenues. C'est une approche qu'on peut assimiler à une dichotomie sur le gradient et non sur la valeur.

Ma contribution fut plus sur l'identification des paramètres liés aux efforts qui a permis de proposer des méthodes d'adaptation. J'ai effectué les analyses qui démontrent la relation entre les efforts aux poignées et les efforts globaux. Ensuite j'ai participé à l'encadrement de Didier Marin qui a proposé cette méthode d'adaptation "Gold Fish".

4.3.2 Supervision du mouvement de lever : étude de la fusion (force et caméra de profondeur)

Superviseur de posture basé caméra de profondeur Parmi les technologies non invasives, les systèmes de mesure de profondeur sont très utiles. Les études ont commencé avec un 'mesa 3D'¹ puis est arrivé la 'Kinect'², une technologie de capteurs de profondeur low cost. Dans la continuité des études permettant de réduire la mesure de posture à une mesure d'angle du tronc ou du genou. Ce capteur de profondeur a été utilisé pour estimer un tel angle. La mesure de la trajectoire angulaire du tronc a été choisie. L'avantage du tronc est qu'il est possible d'observer ce dernier dans tous les cas d'usage, avec un dispositif d'assistance robotisée ou dans une situation contrôlée. Étant donnée la mise en situation utilisée, il a été possible de mesurer la

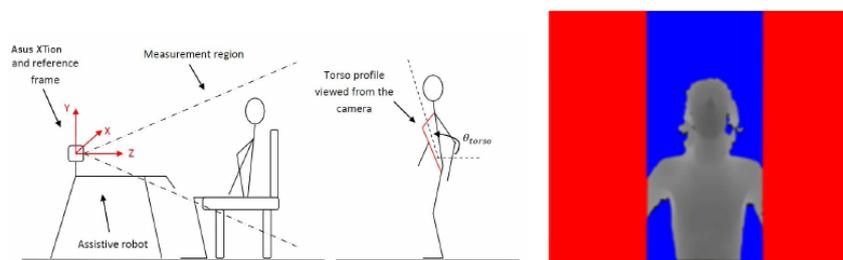


FIGURE 4.7 – Smart Walker : mesure du lever Kinect Position et image de profondeur

posture du tronc d'une personne durant un mouvement de lever comme présenté dans la figure 4.7. Pour retirer les zones problématiques comme celles où se trouvent les poignées du robot, une zone de travail a été définie avec des bornes sur les côtés de l'utilisateur ainsi qu'une limite en profondeur. Ces zones retirées sont représentées en rouge car elles sont mises à zéro durant l'acquisition. Le fond en bleu est aussi

1. Modèle de camera active de Swiss Ranger©.
2. Modèle développé par Microsoft©

obtenu en forçant à une valeur limite maximum (équivalent à 1,5m). Le calcul de l'orientation du tronc est ensuite obtenu en calculant la profondeur moyenne par ligne horizontale. La courbe résultante est ensuite interpolée à une droite. Cette droite est utilisée comme une image de l'orientation du tronc de l'utilisateur par rapport à la caméra.

Superviseur de posture basé forces d'interaction La mesure de l'intention de se lever avec un système d'assistance au lever physique comme un déambulateur suppose des efforts d'interactions entre l'utilisateur et le système. Différentes manières d'utiliser ces informations de forces d'interaction ont été proposées. La difficulté est d'obtenir une image fiable de l'intention de se lever alors que le comportement du robot n'est pas implémenté. L'approche a souvent été de mesurer les performances de l'humain et de s'en inspirer dans la loi de commande. Une poignée de mesure d'efforts d'interaction est mise en place et il a été demandé à une personne d'aider une autre à se lever. Dans le même esprit, un protocole a été mis en place avec un lever artificiellement dégradé par l'utilisation d'un plateau d'équilibre 'Freeman'.

De ces mesures, une méthode basée sur des heuristiques liées à la mesure ont été proposés. Il a été observé qu'une force dans le plan sagittal apparaît avant le lever et est maintenue jusqu'à la fin du lever. C'est donc naturellement que nous avons proposé une commande basée sur une mesure de l'amplitude de la force dans l'axe XZ.

Etude du superviseur fusionnant forces d'interaction et caméra de profondeur Ainsi en se basant sur la caméra de profondeur et la méthode basée sur l'heuristique du seuil de force, une étude a été menée pour mesurer la capacité de nos méthodes à remplir la mission d'assistance au lever de personnes âgées dans un centre de rééducation gériatrique à Charlevoix. Nous avons un protocole de lever assisté par le déambulateur robotisé avec 4 conditions : Expert, Force, Trunk et ForceTrunk. Ces conditions ont été évaluées sur des sujets âgés avec un ordre randomisé des conditions. Le robot a été testé avec 13 patients sélectionnés par l'équipe du service. La moyenne d'âge est : 84,4ans \pm 6.6. Étant dans un centre de rééducation, ils avaient chacun une pathologie liée au mouvement. Il fallait toutefois qu'ils soient en mesure de comprendre les consignes. C'est pourquoi le score de "Mini-Mental State" (MMS) est choisi élevé dans la population sélectionnée. Les patients présentent un MMS supérieur ou égal à 20. Ils sont aussi tous des utilisateurs d'une assistance technique : canne ou déambulateur.

Les conditions possibles sont les modes :

- expert : Il s'agit d'un soignant qui déclenche le système lorsqu'il juge que c'est le plus opportun
- force : Seul la force d'interaction déclenche le mouvement de lever. L'amplitude de force définie à 5N car en dessous beaucoup trop de faux départs étaient déclenchés.
- trunk : Seule la mesure de l'angle du tronc déclenche le mouvement de lever. De la même manière le meilleur angle pour ne pas capter des mouvements parasites était choisi et il est défini à la valeur de 0.9 rad par rapport à la verticale.
- forcetrunk : il s'agit d'un mode qui combine le tronc et la force d'interaction. Ce mode combiné permet de réduire la force d'interaction à 1N et l'angle est fixé à 0.8 rad.

La performance des méthodes est analysée en regardant la mesure moyenne de l'effort d'interaction. Les résultats sont présentés avec des intervalles de confiance afin de comparer les différentes conditions.

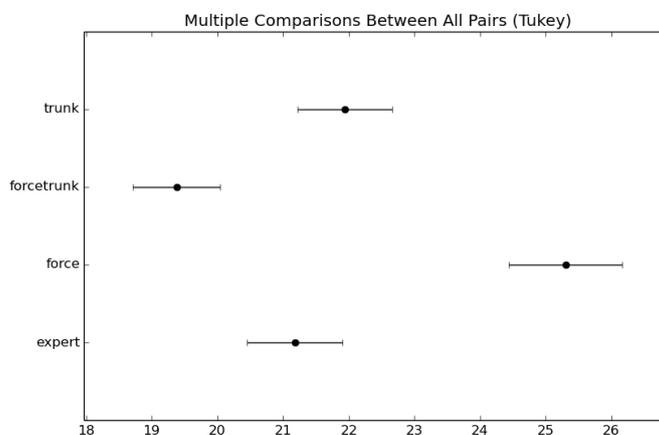


FIGURE 4.8 – Analyse de la performance du mode 'expert' versus modes de détections automatiques de lever par déambulateur.

Pour lire ces intervalles, on considère que les données sont statistiquement séparables si les bornes des intervalles ne se recouvrent pas. Dans notre cas, on observe qu'il y a recouvrement entre 'expert' et 'trunk'. En revanche, 'forcetrunk' et 'force' ne recouvrent pas ni 'expert' ni 'trunk'. Cela veut dire que les efforts d'interactions ne sont pas séparables entre trunk et expert. C'est plutôt une bonne nouvelle, cela veut dire que la méthode basée sur le calcul de l'orientation du tronc obtient une performance comparable à celle déclenchée par un expert qui aussi s'appuie sur l'observation. Le critère basé sur la force seule est très différent cependant il suppose plus d'efforts d'interaction que la méthode de base. Ainsi cette approche ne semble pas la plus pertinente car avec des personnes âgées, il faut prendre en compte la fatigabilité. Enfin l'approche qui combine les forces d'interactions et l'orientation semble présenter la meilleure solution. Elle implique moins d'efforts que la mesure de l'orientation du tronc seul.

J'ai entièrement réalisé cette expérience de la définition du protocole à la campagne de mesure expérimentale jusqu'aux analyses statistiques. La sélection des sujets a été faite par le Docteur A. Mézières.

4.4 Méthodes par classification du mouvement

4.4.1 Appliqué au smart walker

La mesure des efforts d'interactions permet d'obtenir une information fine du mouvement du lever. Pour cela il est proposé de modéliser le mouvement avec de la logique floue. Cela permet d'identifier les phases du lever que sont la position 'assise', 'préaccélération' (avec l'identification d'un léger mouvement postural anticipatif de recul), puis 'l'accélération' qui déclenche 'l'ascension'. Cette méthode permet d'englober la globalité du mouvement de lever. Nous pouvons ainsi définir la position dans le mouvement et produire une analyse précise de la posture du sujet.

On observe que les états flous de l'ensemble présenté figure 4.9 sont des catégories du mouvement. Il y a l'état assis retour qui ont beaucoup de similarités du point de

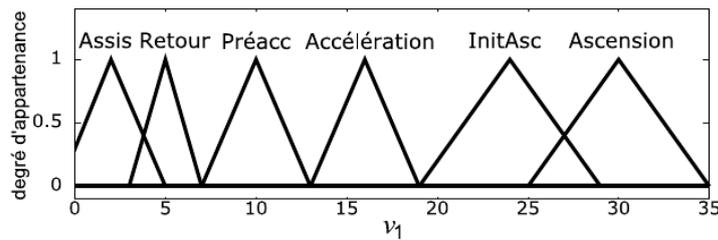


FIGURE 4.9 – Système en logique floue de détection d'état du sujet.

vue du système. Il y a ensuite l'état "Préacc" qui capture les ajustements posturaux anticipatifs. Après ces ajustements, nous observons une accélération du tronc pour charger en inertie le corps pour enfin lancer le mouvement de lever. Ce lever se fait en deux temps un premier temps de décollage de la chaise, "InitAsc", la perte du contact et le placement du centre de masse au-dessus du polygone de sustentation, puis il y a un déroulement du mouvement de lever, "Ascension" jusqu'à la position debout. Les ensembles sont généralement disjoints toutefois à l'observation des données il semblait difficile de complètement séparer l'état assis de celui de retour en position assise, de la même manière le lever et le décollage de la chaise sont des états très liés et difficiles à discriminer. L'intérêt de la logique floue est de prendre en compte de manière flexible ces ambiguïtés dans les données.

J'ai contribué en partie à l'implémentation sur le robot de ce mode en logique floue. J'ai effectué les campagnes de mesures et j'ai aussi effectué les analyses des résultats présentés dans la publication [Saint-Bauzel et al., 2009] mise en annexe A

4.4.2 Appliqué au pilotage d'exosquelette

Fort de cette expérience utilisant la prédiction du modèle computationnel comme un moyen de détecter l'intention. La possibilité de prédire les phases du mouvement de lever à partir des informations disponibles pour un exosquelette d'assistance à la marche ayant des cannes équipées est explorée. Pour réaliser cette expérimentation, j'ai fait un enregistrement d'une dizaine de lever avec des cannes équipées. Ensuite nous avons construit une simulation simplifiée du mouvement du lever. Puis avec cette dernière et les données nous avons caractérisé des trajectoires en effort du mouvement de lever. Le but est d'avoir un système permettant la simulation du mouvement de lever. Cette simulation permet de construire un évaluateur des algorithmes de détection de lever. Nous avons ensuite développé un dispositif expérimental de mesure du mouvement. Il est composé d'un accéléromètre sur les cannes et de capteurs de forces sur les cannes. Un outillage de mesure de la posture du sujet dans le plan avec les capteurs de mouvement 'optitrac©'. Ce système a permis de proposer une technologie de mesure. Afin d'envisager un calcul optimal nous avons aussi codé. Les algorithmes ont ainsi été évalués au regard de la détection du lever. Les classes du lever sont assis, en train de se lever et debout. Les données sont obtenues en équilibrant les données car la classe en train de se lever est beaucoup plus petite que les autres classes. Afin d'éviter que cette classe soit défavorisée statistiquement. Nous avons construit une base d'apprentissage qui sélectionne aléatoirement un sous-ensemble de données de la classe assis et un sous ensemble de la classe debout afin d'avoir un nombre d'exemples équivalent. Ensuite les données de la base d'apprentissage étaient dans des ensembles complètement différentes des données de la base d'évaluation. Enfin comme le nombre de données est très faible et afin de

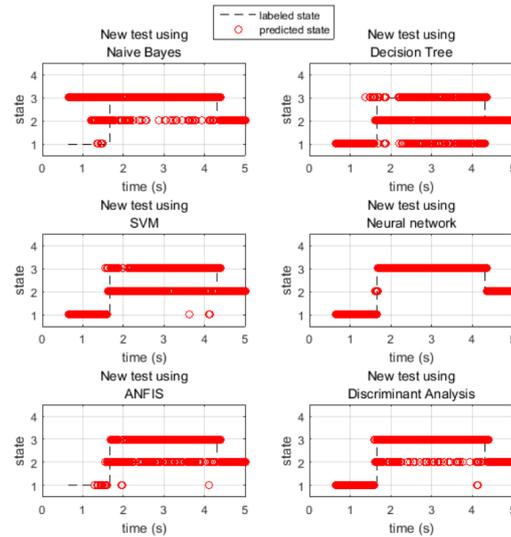


FIGURE 4.10 – Prédiction des modèles computationnels pour l'assistance au lever par exosquelette

pouvoir mieux évaluer le potentiel de ces approches, nous avons utilisé une méthode de 'bootstrapping'. Ainsi la base d'évaluation est composée d'une seule série. Et le système apprend sur les autres données. Et on répète le procédé en changeant la base d'évaluation. Ainsi dans notre cas pour 10 lever nous avons choisi un lever pour l'évaluation, 9 pour l'apprentissage puis on change le lever et on recommence le processus. L'intérêt est qu'on peut aussi mesurer la sensibilité de la méthode. Les données statistiques de ce 'bootstrapping' nous permettent d'avoir une idée des statistiques que l'on peut attendre avec cette méthode.

L'évaluation des différentes méthodes permet de mesurer que le réseau de neurones reste un outil très puissant pour identifier les différentes classes.

Ma contribution fut le pilotage de stagiaires. J'ai défini le cadre et les objectifs. Cependant les réalisations logicielles et les analyses ont été faites par Jae Hun So et Felix Nilius. Les données ont été obtenues lors du stage de Mekkih Feriel en collaboration avec ITRI. Ce travail était soumis à des contraintes sur la publication liées à la création de start-up autour de ce projet.

4.4.3 Application des méthodes de modélisation computationnelle au membre supérieur

Ces approches de prédiction de l'intention s'appliquent de manière générale au mouvement humain. Les théoriciens du contrôle moteur considèrent ce dernier comme similaire entre les mouvements des jambes et des bras. Il s'agit de systèmes avec des propriétés assez similaires. Les méthodes qui semblent montrer des résultats dans le cas du système locomoteur devraient montrer des résultats dans le système manuel. Nous avons déjà constaté que les propriétés de synergies que Bernstein observe dans un mouvement fin de la main sont aussi présentes dans le mouvement du lever. J'ai ainsi eu l'occasion d'expérimenter la réciproque en testant les méthodes de modélisation computationnelle du mouvement pour prédire l'intention du mouvement sur des données de mouvement du bras. Ces méthodes ont montré une performance et une capacité à fonctionner avec des patients ayant une pathologie

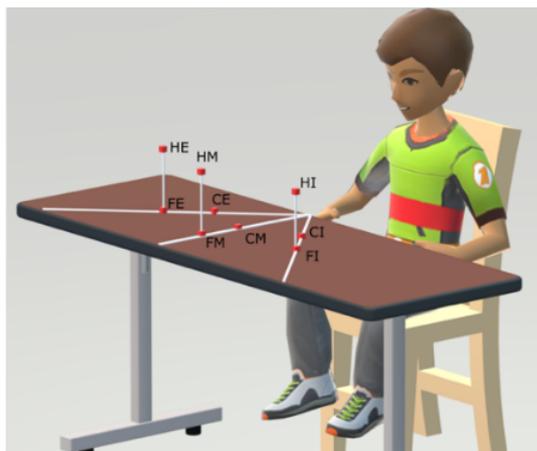


FIGURE 4.11 – Expérience de "Reaching"

du mouvement du bras suite à un accident neurologique cérébral (zone corticale, sous-corticale).

Ces constats ne sont d'une certaine manière qu'une confirmation de l'existence d'un schéma de contrôle moteur uniforme pour une personne. Dans notre cas, nous avons repris des enregistrements de personnes saines et d'autres présentant une pathologie affectant le mouvement du membre supérieur. L'expérience de "reaching" consiste à demander aux personnes d'atteindre différentes cibles sur une table. Les neuf cibles positionnées dans notre expérience permettent d'avoir des cibles proches et lointaines avec des angles différents comme présenté dans la figure 4.11. Dans cette expérience, nous avons enregistré la trajectoire du bras à l'aide d'un système de mesure 'polemusTM'. Les points mesurés sont la position et orientation de la main. Le système enregistre à une fréquence de 120Hz. La position et l'orientation de la main, du coude et de l'épaule sont capturées. Les vitesses et accélérations sont calculées. Les sujets concernés par cette expérience sont une dizaine de sujets sains (moyenne d'âge : 51 ans, dans une répartition entre 29 et 71 ans, 6 femmes, et 1 personne gauchère). Les patients sont composés de 21 sujets dont 3 sont gauchers (moyenne d'âge : 48 ans, répartition entre 20 et 71 ans ; 9 sont des femmes). Parmi les patients, 11 ont subi leur accident vasculaire cérébral dans l'hémisphère gauche (LHD).

Cette expérience permet de mesurer le mouvement des sujets. Nous avons repris ces données pour tenter de détecter la cible intentionnelle du sujet. Pour cette étude, nous avons finalement concentré l'étude sur l'utilisation de 2 méthodes computationnelles. 'LDA' (Linear Discriminant Analysis) et 'RF' (Random Forest), ces deux méthodes montrent une grande capacité à deviner la cible visée dès le début du mouvement.

En conclusion, cette évaluation a montré la capacité de ces modèles à prédire la cible visée dans les premiers centimètres du mouvement (1/7 du mouvement global) avec une précision de 79,22% dans les meilleures conditions pour 'RF' et de 82,42% pour 'LDA'.

Ma contribution a principalement été de définir les méthodes, les modèles computationnels à utiliser. J'ai aussi participé aux choix stratégiques sur la détection d'intention. Cette section s'appuie sur la publication [Ragni et al., 2021] mise en annexe G

4.5 Bilan

Nous avons donc vu dans ce chapitre que les modèles computationnels permettent de piloter des dispositifs robotiques. Ils sont capables de détecter l'intention d'utilisateurs dans des situations très diverses comme la marche, le lever ou le mouvement du bras. Ils permettent aussi d'obtenir des détections précises pour des sujets sains mais aussi des sujets présentant des mouvements pathologiques. Afin d'être cohérent avec le projet de capter un mouvement pathologique, mon travail a consisté à maintenir des performances avec un nombre faible de données. Selon moi, il est important de garder cette dimension faible quantité de données car c'est un scénario réaliste pour les mises en situations concrètes avec des patients. Vous noterez que les principales méthodes pour gérer le faible nombre de données est l'utilisation de techniques de "bootstrap" ainsi que le développement d'une méthode pertinente avec un grand nombre de données saines. Qui ensuite peut être essayé sur un patient qui fournira un nombre faible de données. Une dernière propriété des détecteurs proposés dans cette partie du manuscrit est que ces détecteurs fonctionnent toujours en ligne et en temps-réel. Les temps de calcul/ détections sont toujours inférieurs à 10 millisecondes. Ce qui suppose une compatibilité avec des robots pilotés à 100Hz. C'est d'autant plus réaliste que les mesures que nous avons noté du mouvement humain ne peuvent pas dépasser les 12Hz dans les mouvements volontaires et 20Hz comme fréquence la plus haute observée dans les mouvements mesurés. Ces détecteurs sont donc qualifiables de temps réel et aussi on peut les considérer comme des systèmes qui s'adaptent aux pathologies. Ces systèmes présentent des taux de réussites très élevés.

Chapitre 5

Modélisation computationnelle de l'interaction kinesthésique humain-robot

Après avoir étudié le lien entre la commande et la détection de l'intention, il reste à comprendre la dynamique de l'interaction. Pour cela, le travail consiste à effectuer des expériences comparant des interactions physiques humain-humain (pHHI : physical Human-Human Interaction) et des interactions physiques humain-robot (pHRI : physical Human-Robot Interaction). Toutefois, pour construire le programme de l'interaction humain-robot, il est nécessaire d'avoir analysé des interactions humain-humain. Par souci de clarté nous allons présenter les résultats seulement de la comparaison humain-humain et humain-robot. On gardera à l'esprit que les paramètres et le design du partenaire virtuel ont été fait grâce à des dyades d'humains préliminaires aux résultats présentés.

5.1 Méthode

Le dispositif pour effectuer une étude humain-humain implémente un schéma de téléopération. Le partenaire virtuel est une machine à état qui se veut une représentation fidèle de la négociation observée. La première phase de cette machine à état consiste à décider si le partenaire prend l'initiative. Pour cela, nous avons étudié les différents critères cumulatifs qui permettent de caractériser au mieux l'interaction. Nous avons étudié des paramètres géométriques comme la position, la vitesse ou l'accélération moyenne. Nous avons aussi regardé le temps auquel nous pouvions démarrer le mouvement. Nous avons intégré la propriété de minimum jerk dans le mouvement généré. Enfin nous avons regardé un critère de seuil. Tous ces critères ont été étudiés au regard de leur capacité à prédire le choix final. Il s'avère que c'est le critère que nous nommons premier croisement qui est défini comme une bascule qui définit le bon côté par le fait que le mouvement est parti dans cette direction en premier. Nous avons défini une zone morte où si le curseur affiché à l'écran dépasse cette zone alors la destination finale est définie comme celle du côté du curseur. Nous avons observé que la capacité à prédire le résultat final est de plus de 94% dans ce cas.

5.2 Protocole

Afin d'évaluer les différentes conditions, le protocole global que nous avons suivi est le suivant.

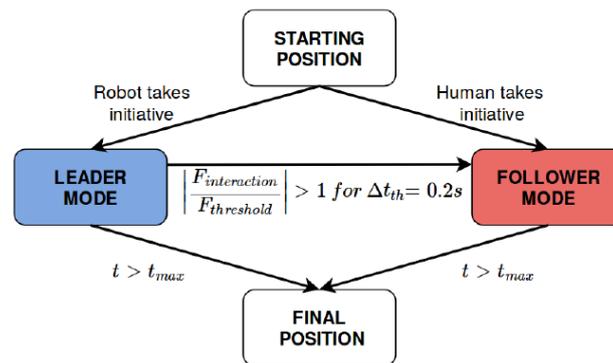


FIGURE 5.1 – Machine à état du partenaire virtuel pour la négociation gauche-droite

5.2.1 Hypothèses et conception expérimentale

La *première hypothèse* qui sera testée dans l'expérience est la validité de la métrique du seuil d'énergie. Pour ce faire, le plan expérimental doit inclure de multiples combinaisons de seuils de force et de temps qui conduisent à la même valeur de seuil d'énergie. Si nous n'observons aucune différence de comportement entre les essais avec les mêmes valeurs de E_{th} , alors que les valeurs de F_{th} et t_{th} sont différentes, alors nous pouvons considérer que le seuil d'énergie est une bonne description du mécanisme sous-jacent à la négociation haptique. Le seuil d'énergie sera donc utilisé dans le test suivant comme variable indépendante. Si au contraire cette hypothèse n'est pas validée, les seuils de force et de temps seront étudiés séparément, ainsi que leur interaction. La *deuxième hypothèse* est que, quel que soit le seuil considéré, l'augmentation de sa valeur augmentera la résistance du partenaire virtuel à passer du mode Leader au mode 'Follower' et augmentera donc sa dominance par rapport aux sujets humains. La *troisième hypothèse* est que le comportement des sujets dans des conditions d'interaction humain-humain peut servir de référence dans la tâche expérimentale. Le plan doit donc inclure des essais dans la condition où le partenaire est un humain et il est connu (KHP : Known Human Partner). De plus, afin de vérifier que la condition KHP est une ligne de base fiable, de multiples essais doivent être inclus afin de vérifier la stabilité du comportement des sujets dans l'interaction humain-humain. La *quatrième hypothèse* testée est que la connaissance par les sujets de la nature de leur partenaire n'a aucune influence sur leur comportement. Cette hypothèse a été partiellement validée dans l'expérience précédente, puisqu'aucune différence n'a été trouvée entre les essais où les sujets étaient jumelés avec le partenaire virtuel et le connaissaient (KVP : Known Virtual Partner), et les essais où les sujets étaient jumelés avec le partenaire virtuel tout en pensant qu'ils étaient jumelés avec un humain (HVP : Hidden Virtual Partner). La situation inverse n'a cependant pas encore été testée : y a-t-il une différence entre les essais où les humains sont ensemble et le savent (KHP), et les essais où les humains pensent être avec le partenaire virtuel mais sont réellement ensemble (HHP : Hidden Human Partner). La condition HHP est introduite ici afin de tester cette hypothèse. La *cinquième hypothèse* est que les valeurs seuils du partenaire virtuel ont une influence sur le comportement humain lors de ou des essais suivants. Par exemple, un sujet apparié à un partenaire extrêmement dominant aura tendance à se comporter de manière plus suivie que son comportement de base lors des essais suivants, même si le partenaire change. Afin de tester cette hypothèse, le plan expérimental doit inclure des transitions entre toutes les différentes

conditions KVP et une condition humaine-humaine. Pour des raisons pratiques, tous les sujets ne fourniront pas de données pour toutes ces transitions, et les ensembles de données seront acquis sur plusieurs dyades, au prix d'une puissance de test statistique réduite. La transition se fera de KVP à HHP plutôt que de KHP afin de prévenir l'influence potentielle de l'a priori sur la nature du partenaire, si l'hypothèse précédente se révèle fausse. La *sixième hypothèse* testée est que les sujets Leader et Follower dans les dyades humaines (KHP/HHP) se comportent différemment lorsqu'ils sont appariés avec le partenaire virtuel (KVP). On s'attend à ce que les différents profils des sujets les amènent à se comporter de manière plus ou moins dominante lorsqu'ils sont jumelés, et que ces différences se retrouvent également dans leur comportement lorsqu'ils sont jumelés à des partenaires virtuels identiques. Plus précisément, nous nous attendons à ce que, quel que soit le réglage du VP, les sujets qui ont tendance à être dominants dans les conditions interaction physique humain-humain (pHHI) le soient plus lorsque leur partenaire est un robot dans les conditions interaction physique humain-robot (pHRI). Pour résumer, six hypothèses sont testées au cours de l'expérience :

- **H1** : Les seuils d'énergie peuvent être reliés à la variation de domination dans les essais KVP.
- **H2** : L'augmentation des seuils implique une augmentation de la dominance du partenaire virtuel.
- **H3** : Le comportement des humains dans des dyades HH est constant et invariable dans le temps.
- **H4** : La connaissance de la nature virtuelle du partenaire n'a pas d'influence sur le comportement d'interaction de l'humain.
- **H5** : L'interaction avec un partenaire d'une dominance différente a des effets durables sur le comportement de l'humain.
- **H6** : Il y a une différence de niveau de dominance dans la condition KVP en fonction du comportement de leaders/followers observé dans les conditions HVP.

5.2.2 Valeurs seuils

Le plan d'expérience comprend plusieurs valeurs de $F_{threshold}$ et T_{th} . À partir d'une évaluation préliminaire, les valeurs des seuils sont choisies de manière à ce que la différence entre elles soit suffisamment perceptible au cours des essais. Comme toutes les combinaisons de ces seuils doivent être testées dans le protocole, le nombre maximal de valeurs de seuil doit rester faible, afin de garder une durée d'expérience acceptable. Trois valeurs de F_{th} sont choisies, et deux pour T_{th} , pour un total de 6 combinaisons de conditions de KVP. Afin de tester l'hypothèse H1, le plan d'expérience doit inclure des combinaisons de seuils de force et de temps qui conduisent au même seuil d'énergie. Puisque $E_{th} = F_{th} \times t_{th}$, une bonne façon d'obtenir des paires de combinaisons de seuils d'énergie similaires est de maintenir un rapport constant entre les valeurs de seuil. L'évaluation préliminaire de la sensibilité a révélé qu'un rapport de 2,5 était acceptable pour répondre à toutes les exigences. Les valeurs de seuil choisies et les conditions de KVP suivantes sont indiquées dans le tableau 5.1.

5.2.3 Déroulement de l'expérience

Les sujets sont répartis en six catégories, qui suivent un protocole similaire, à l'exception de l'ordre des conditions KVP. Chaque catégorie est testée avec 5 sujets,

F_{th} \ T_{th}	0.2	0.5	F_{th} \ T_{th}	0.2	0.5
1.00	KVP1	KVP2	1.00	0.2	0.5
2.50	KVP3	KVP4	2.50	0.5	1.25
6.25	KVP5	KVP6	6.25	1.25	3.125

TABLE 5.1 – Valeurs seuils de F_{th} et T_{th} pour différentes conditions KVP (gauche), et les valeurs d'énergie correspondantes E_{th} (droite).

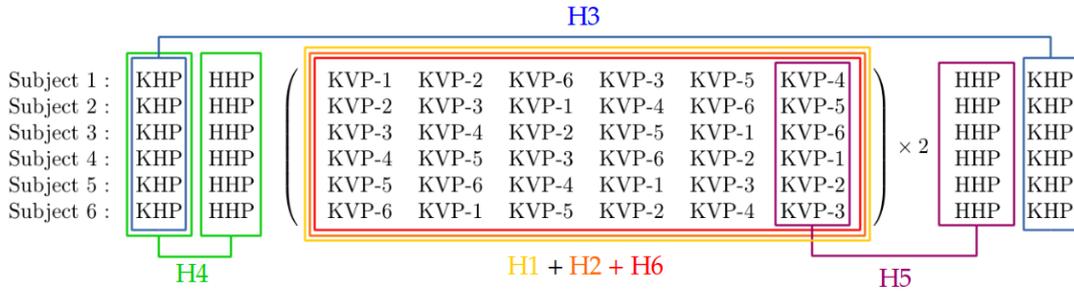


FIGURE 5.2 – Protocole expérimental et hypothèses testées.

KHP : Known Human Partner, HHP : Hidden Human Partner, KVP : Known Virtual Partner, HVP : Hidden Virtual Partner

pour un total de 30 sujets (ou 15 dyades). Le protocole expérimental final est illustré à la figure 5.2, ainsi que l'hypothèse pertinente testée.

5.3 Résultats

L'analyse statistique des résultats est effectuée à l'aide d'analyses de variance à mesures répétées (sauf indication contraire) lorsqu'il y a 3 valeurs ou plus des variables indépendantes, et à l'aide de tests-t de Student bilatéraux dans les autres cas. Les tests t de student sont corrigés en utilisant la correction de Bonferonni. Les résultats dans les sections suivantes sont donnés avec la présentation suivante : ANOVA (valeur F, valeur p), tests t (valeur p corrigée par Bonferonni, coefficient d de Cohenn pour l'effet de taille), les valeurs p inférieures à 10^{-4} sont données égales à zéro.

5.3.1 La constance du comportement des dyades Humain-Humain

Aucune différence statistique n'est trouvée entre la première et la dernière condition KHP ($p = 0.491$, $d = 0.13$). Les résultats indiquent que le comportement des dyades humaines est cohérent et invariant dans le temps, et donc que la condition KHP constitue une base de référence fiable pour l'expérience, conformément à l'hypothèse H3.

5.3.2 Croyance dans la nature du partenaire : KHP vs HHP

Le leader a remporté 73% des choix conflictuels dans la condition KHP. Le leader a remporté 67,7% des choix conflictuels dans la condition HHP. Aucune différence significative n'est trouvée dans la dominance entre KHP et HHP ($p = 0.1$, $d = 0.4$). Ce résultat réaffirme que la connaissance préalable de la nature du partenaire n'a aucune influence sur la dominance, ce qui est conforme à l'hypothèse H4.

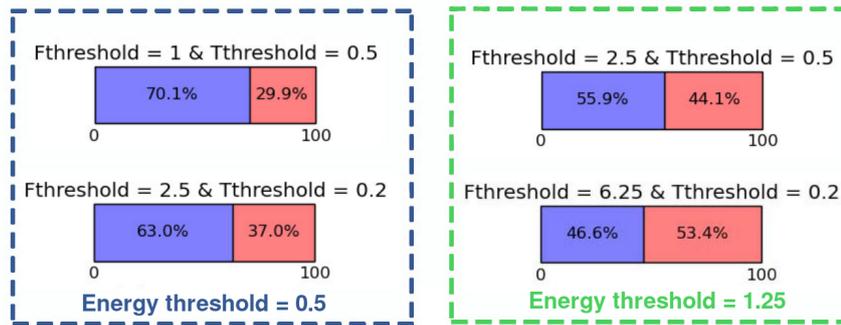


FIGURE 5.3 – Résultats de dominance pour les Leader et Follower dans les différentes conditions de seuils.

F_{th} \ T_{th}	0.2	0.5
1.00	18.3%	27.3%
2.50	33.8%	42.9%
6.25	52.3%	54.9%

TABLE 5.2 – Dominance du partenaire virtuel(VP) pour les différentes conditions KVP.

5.3.3 Pertinence dans la mesure du seuil d'énergie

Les valeurs de dominance des humains et des partenaires virtuels pour des KVP de seuils d'énergie égaux sont exposées dans la figure 5.3. Des tests t à mesures répétées sont effectués entre les conditions de KVP avec le même seuil d'énergie : KVP2 et KVP3 avec $E_{th} = 0.5$, KVP4 et KVP5 avec $E_{th} = 1.25$ (voir Tableau 5.1). Aucune différence statistique n'est trouvée entre les KVP2 et KVP3 ($t = 1.09$, $p = 0.28$), ni entre les KVP4 et KVP5 ($t = 1.96$, $p = 0.06$). Ces résultats sont cohérents avec l'hypothèse H1. Cependant, la faible p-value obtenue pour le second test, ainsi que le nombre limité de valeurs de E_{th} testées impliquent une certaine prudence quant aux conclusions des tests. Bien que le seuil d'énergie soit intéressant, une analyse plus conservatrice sur les effets des seuils de temps et de force est également menée indépendamment.

5.3.4 Influence des valeurs seuils

Les résultats de dominance pour les six conditions de KVP se trouvent dans le tableau 5.2. Une ANOVA additive à deux voies sur les six conditions de KVP montre un effet principal des variations des seuils de force ($(F(2, 492) = 22,8, p = 0)$) et de temps ($(F(2, 492) = 3,556, p = 0,04)$), sans effet d'interaction ($F(5, 492) = 0,42, p = 0,66$). L'analyse post-hoc est menée sur les effets des variations de seuil de force et de temps séparément. Les données de test sont donc agrégées pour les différentes valeurs de seuil. La dominance du partenaire virtuel pour chaque valeur seuil est exposée dans le tableau 5.3. Les résultats montrent une fois de plus que l'influence des seuils de force ($F(2, 492) = 22,9, P = 0$) et de temps ($p = 0,02, d = 0,34$) est significative. Ces résultats suggèrent également une influence plus forte du seuil de force par rapport au seuil de temps. La dominance du partenaire virtuel augmente significativement avec les valeurs des seuils, ce qui confirme l'hypothèse H2.

F_{th}	VP dominance	t_{th}	VP dominance
1.00	25.1 %	0.2	36.9 %
2.50	40.7 %	0.5	43.2 %
6.25	54.3 %		

TABLE 5.3 – Dominance du partenaire virtuel(VP) pour différentes valeurs seuils.

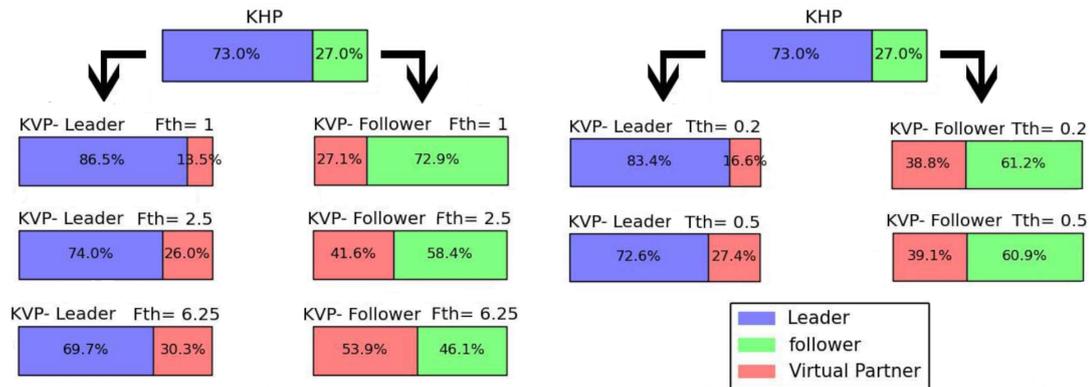


FIGURE 5.4 – Résultats de dominance pour Leader et Follower dans les différentes conditions de seuil.

5.3.5 Différences de dominance entre Leader et Follower

Les données des sujets sont séparées pour Leader et Follower, et des tests sont effectués pour observer l'influence des seuils pour les sujets Leader et Follower. Les différentes moyennes de dominance sont exposées dans la figure 5.4. L'analyse statistique montre une influence significative des seuils de force pour le Leader ($F(2,296) = 7.591, p = 0$) et le Follower ($F(2, 296) = 5.248, p = 0.005$). Au contraire, aucune influence du seuil temporel n'émerge pour le Leader ($p = 0.14, d = 0.29$) ou le Suiveur ($p = 0.97, d = 0.006$). Dans l'ensemble, il existe une différence significative de dominance entre le leader et le suiveur, à la fois en KHP ($p = 0, d = 0.255$) et en KVP ($p = 0, d = 0.92$). Les sujets qui sont des Leaders en KHP sont significativement plus dominants lorsqu'ils interagissent avec le Partenaire Virtuel. Ceci est cohérent avec l'hypothèse H6.

5.3.6 Influence résiduelle de l'interaction avec le partenaire virtuel(VP)

Pour ce test, les données des sujets sont agrégées en fonction du type de la dernière condition KVP réalisée (1 à 6, voir Tableau 5.1), avec 5 sujets dans chaque groupe. Une ANOVA à sens unique entre sujets est ensuite réalisée sur les résultats de la condition HHP suivante, avec le type d'accord VP comme variable indépendante. Les résultats ne montrent aucune différence significative entre les 6 groupes ($F(5, 24) = 1.016, p = 0.43$), ce qui indique que l'interaction avec différents types de partenaires virtuels n'induit pas de changements dans le comportement des sujets lors des essais suivants. L'hypothèse H5 est donc invalidée.

Ma contribution a été dans la définition de la problématique de recherche, la direction et la supervision des études. Cette section s'appuie sur les publications [Roche and Saint-Bauzel, 2018a] et [Roche et al., 2019] mises aussi en annexes I et J

5.4 Bilan

Dans ce chapitre, nous avons ainsi pu voir le potentiel de cette question simplifiée qu'est celle de la communication kinesthésique dans une direction. Ces études permettent de mieux approfondir l'effet sur l'humain du mouvement. Il est fait dans un environnement suffisamment précis, rapide et contrôlé pour pouvoir tirer des conclusions sur l'effet qu'ont ces systèmes artificiels sur l'humain. On notera comme résultat important la capacité du partenaire virtuel à agir aussi bien qu'un humain. Toutefois il n'est pas suffisant pour déduire que ce partenaire virtuel réussit le test de Turing. Nous verrons dans le chapitre suivant des études qui essaient de mesurer cela.

Chapitre 6

Aspects cognitifs de l'interaction kinesthésique humain-robot

Après avoir observé un partenaire virtuel relativement performant dans la négociation humain-robot, l'existence de ce robot a permis d'évaluer des dimensions plus cognitives. Dans un premier temps, nous avons évalué le partenaire virtuel et sa capacité à induire un sentiment d'agentivité. Dans une autre étude, nous avons exploré la dimension kinesthésique et sa capacité à partager la confiance de l'utilisateur.

6.1 Agentivité dans une négociation de direction

Après avoir constaté un bon fonctionnement de cette machine à état (figure 5.1), la question a été de voir si notre modèle computationnel permettait de générer un sentiment d'agentivité. Ce travail en collaboration avec Ouriel Grynszpan, Bruno Berberian et Elisabeth Pacherie partait du constat que nos réponses aux questionnaires basés sur des échelles de likert laissent entendre que les utilisateurs ne font pas la différence entre le partenaire virtuel (modèle computationnel) et un partenaire humain. Ainsi nous avons voulu approfondir l'étude de ce modèle dans des conditions expérimentales comparables aux études en sciences cognitives explorant l'interaction sociale. Ainsi la problématique soulevée par cette approche consiste à mesurer si on observe l'expression d'une agentivité collective. Fort de notre agent virtuel qui semble complètement transparent nous avons voulu observer s'il permettait de construire une agentivité collective. Cela s'exprime par l'existence de certaines propriétés dans l'action qui sont attribuées au sentiment d'agentivité. Pour mesurer ce dernier, nous mesurons 'l'intentional binding'. Fortement inspirés du travail de

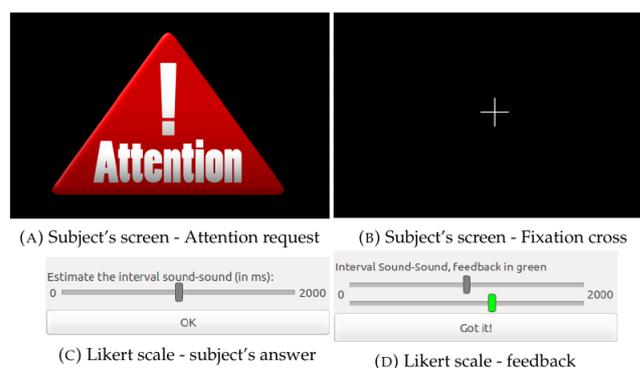


FIGURE 6.1 – Interface Graphique de l'expérience sur l'agentivité

Obhi et al., nous avons mis en place une méthode permettant d'avoir des mesures du temps comparables statistiquement. Nous avons donc choisi une interface visuelle

simple permettant d'avoir un regard focalisé mais sans surcharge liée au visuel. Nous avons principalement travaillé sur l'interaction par le dispositif et incorporé des sons dont l'intervalle entre les sons sera à mesurer. Cette expérience commence par une phase d'apprentissage de la mesure entre deux sons. Les conditions de notre expérience sont les suivantes :

- Partenaire : Il est soit virtuel soit humain
- État de connaissance de l'utilisateur : Il sait que l'utilisateur est un partenaire virtuel ou un humain

Il s'agit de demander aux utilisateurs de mesurer le temps perçu de l'expérience. Et nous savons que ce temps perçu est plus long lorsque l'agentivité est faible. L'hypothèse est que cette différence est basée sur la similitude avec le mouvement humain. Cette dernière permettrait à des modèles internes du cerveau de prédire le mouvement sans efforts et donc le temps perçu serait une image de cette charge mentale. Ainsi un mouvement prévisible qui ne demande pas d'effort sera à faible charge cognitive et donc avec un temps perçu plus court qu'un mouvement d'un système ressenti comme autre et imprévisible. Nous avons défini un initiateur comme celui qui respecte notre critère de "first crossing". Et nous avons étudié si les résultats de différence de temps perçu étaient observés et statistiquement significatifs. Cette étude montre que notre partenaire virtuel, bien que non identifié par les questionnaires, génère une durée d'expérience perçue plus longue que la durée ressentie lors d'une interaction avec un partenaire humain. Le partenaire virtuel n'a donc pas réussi à produire un sentiment d'agentivité collective. En approfondissant les résultats, on constate que notre partenaire virtuel provoque beaucoup moins de conflits liés à la négociation que le partenaire humain. Ceci peut expliquer pourquoi ce partenaire virtuel n'est pas perçu comme humain dans son interaction avec l'humain. Il y aurait un manque d'informations dans l'interaction.

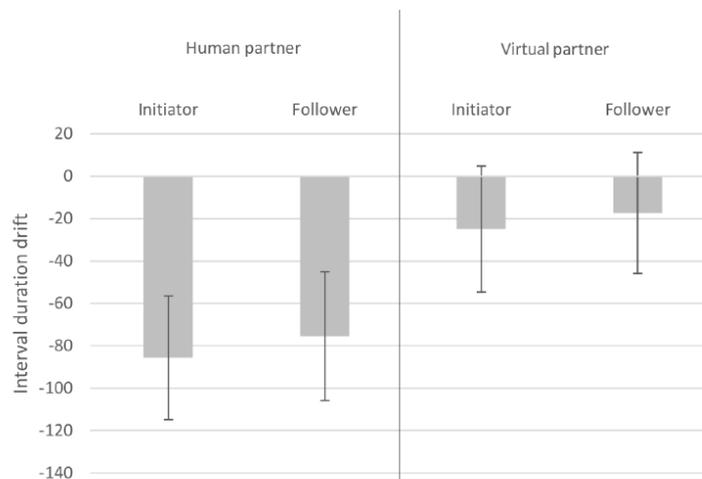


FIGURE 6.2 – Résultats du drift d'Intentional Binding

Dans cette étude, j'ai contribué à la programmation du robot et du partenaire virtuel pour réaliser l'expérience. Avec Ouriel Grynszpan nous avons initié cette expérience. J'ai participé à la supervision de la campagne de mesure et les études statistiques. Cette section s'appuie sur la publication [Grynszpan et al., 2019] mise en annexe K

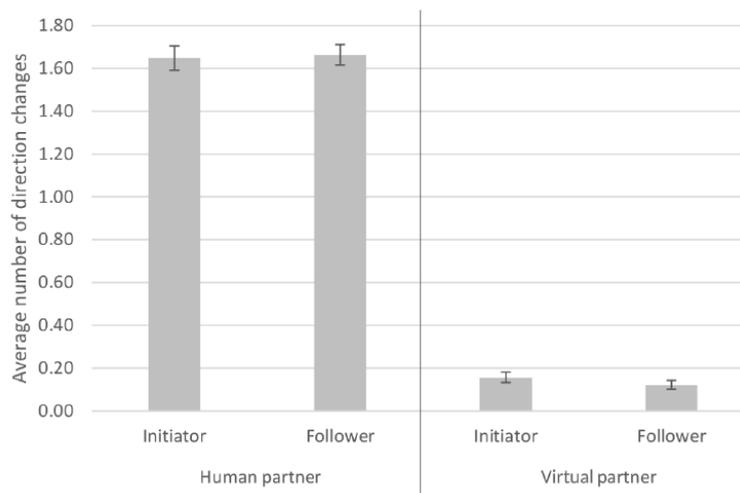


FIGURE 6.3 – Taux de changement de direction dans l'interaction

6.2 Confiance partagée dans une décision de groupe

Il est aussi envisageable d'imaginer qu'à travers la communication kinesthésique on puisse transmettre des informations plus abstraites comme la confiance. [Bahrami et al., 2010] a montré que dans une décision partagée il est possible de transmettre son niveau d'absolue confiance. Cette communication de confiance suit une courbe psychophysique expliquant que des personnes peu confiantes ne réussissent pas mieux ensemble et que des personnes avec des degrés de confiance fortement différents sont capables de s'améliorer. Ainsi notre approche sera d'essayer d'étendre le cadre de ce résultat observé dans la communication verbale pour voir si elle se répète dans le cas kinesthésique. Pour cela nous avons repris la procédure de Bahrami et al. et nous avons remplacé la phase de discussion orale par une phase de "discussion" kinesthésique.

Des couples de participants (dyades) se voient présenter une série de deux stimuli, dont l'un contient une cible bizarre. Chaque participant voit les stimuli (identiques) sur un écran d'ordinateur différent (Figure 6.4 et 6.6). Au cours de la première phase de décision, chaque participant indique lequel des stimuli (le premier ou le second) contient la cible étrange, en déplaçant un curseur vers le bouton de réponse gauche ou droit. Chaque participant contrôle son curseur de manière indépendante, à l'aide d'un dispositif haptique. Dans cette phase, les dispositifs des deux participants ne sont pas couplés et les participants ne peuvent pas communiquer. Si les décisions individuelles sont identiques, l'essai se termine. Si elles diffèrent, une deuxième phase de décision *consensus* commence, dans laquelle les participants prennent la même décision que ci-dessus, mais contrôlent conjointement la trajectoire du curseur (c'est-à-dire que la trajectoire du curseur est une moyenne des trajectoires individuelles). Contrairement à la première phase, les participants voient la trajectoire conjointe (et non individuelle) du curseur sur leur écran. En outre, les dispositifs haptiques des participants sont couplés et permettent de détecter la force que le co-acteur applique à son dispositif.

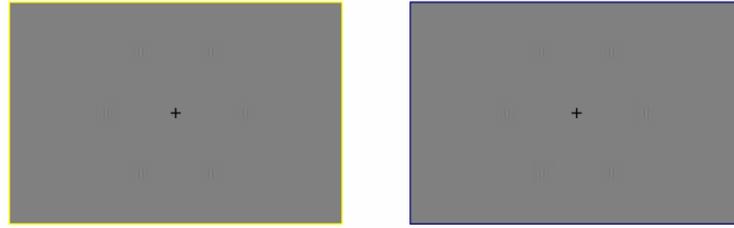


FIGURE 6.4 – Interface graphique de l'expérience de vue

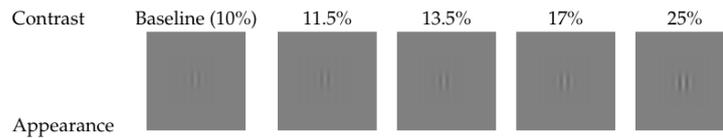


FIGURE 6.5 – Patches

6.2.1 La communication haptique optimise la décision de groupe comme la communication explicite – mais plus rapidement

Nous avons ajusté les données de réponse à l'aide du modèle *weighted confidence sharing* (WCS), qui explique avec succès les décisions de groupe utilisant la communication verbale [Bahrami et al., 2010]. Le modèle WCS suppose que les décisions de groupe pondèrent les choix individuels en fonction de leurs niveaux de confiance relatifs. Il fait la prédiction théorique que lorsque le ratio des sensibilités des membres de la dyade est supérieur à 0,4 (c'est-à-dire que les participants ont des sensibilités similaires), alors la dyade sera plus performante que chaque individu (Figure 6.6A). Le contraire se produit si le rapport est inférieur à 0,4 (c'est-à-dire si les participants ont des sensibilités différentes). Cette prédiction a été confirmée, les dyades dont les membres avaient des sensibilités similaires ($s_{min}/s_{max} > 0,4$) obtenant des résultats significativement meilleurs que leurs meilleurs membres ($t(13)=3,94, p<0.001$) et les dyades dont les membres avaient des sensibilités différentes ($s_{min}/s_{max} < 0,4$) ont obtenu des résultats significativement moins bons que leurs meilleurs membres ($t(4)=-9,89, p<0,0001$) (Figure 6.6B-D). En outre, les pentes des fonctions psychométriques des dyades et celles prédites par la WCS n'étaient pas significativement différentes ($t(17) = 0,51, p = 0,62$). Comme prédit par le WCS, la sensibilité des dyades dont les membres avaient des niveaux de sensibilité similaires (dissemblables) était significativement plus élevée (inférieure) que la sensibilité relative des membres de la dyade (Figure 6.6). Nous avons trouvé une corrélation linéaire significative entre

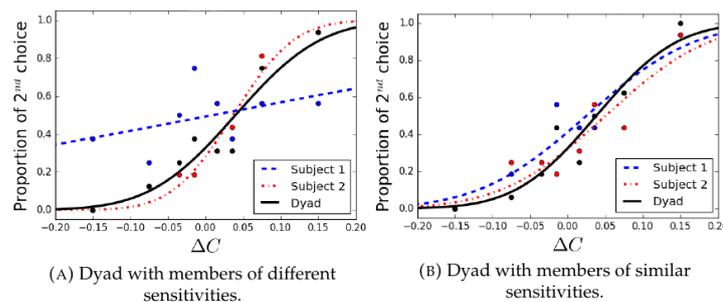


FIGURE 6.6 – Fonction psychomotrice de partage de confiance

l'amélioration des dyades par rapport aux sensibilités relatives de leurs membres ($R^2 = 0.62$, $F(1, 17) = 24.8$, $p = 0.0002$), avec une pente (0.64 ± 0.13) et une interception (0.66 ± 0.09) proches de ceux prédits par le modèle WCS (0.71 pour la pente et l'interception).

Les résultats de notre étude s'alignent très bien sur ceux de Bahrami et al, [Bahrami et al., 2010], qui ont utilisé une communication verbale explicite – et le même modèle WCS s'applique aussi bien aux deux études. Cependant, le temps de décision du groupe était significativement plus rapide dans notre étude (N=850, moyenne=2856ms, std=2022ms) que dans celle de Bahrami et al, [Bahrami et al., 2010]. (N=5 groupes, moyenne=13860ms, std=3720ms ; Dan Bang, communication personnelle).

6.2.2 Les membres de la dyade communiquent implicitement et partagent leur confiance en manipulant la vitesse et la force de leurs mouvements

Le modèle WCS (weighted confidence sharing) exige que les niveaux de confiance individuels soient partagés (car ils doivent être intégrés). Cela soulève la question de savoir comment, dans notre étude, les participants communiquent et négocient (implicitement) par le biais du canal haptique. Des études antérieures ont montré que les tâches sensorimotrices dyadiques, telles que le tapotement en synchronie ou le soulèvement d'objets ensemble, favorisent l'émergence de rôles de leader et de suiveur – le leader déterminant (par exemple) le rythme du tapotement conjoint [Pezzulo et al., 2018]. De plus, les leaders modifient souvent la cinématique de leurs actions de manière communicative, afin de signaler leur rôle et de transmettre des informations pertinentes aux suiveurs [Pezzulo et al., 2013, Sacheli et al., 2013, Candidi et al., 2015]. En accord avec cet ensemble de preuves, nous avons demandé si les participants exploitent leurs paramètres de mouvement cinématiques et cinétiques (par exemple, la vitesse et la force de leurs mouvements) pour devenir des "leaders" de la décision du groupe et pour communiquer implicitement leur leadership et leur confiance.

Nous avons considéré divers paramètres de mouvement cinématique et cinétique comme des prédicteurs des choix du groupe. **Premièrement, nous avons considéré le temps de décision initial des individus pour chaque essai comme un prédicteur du leadership dans le même essai.** La corrélation entre le fait d'être l'individu qui se déplace en premier et le fait d'être le leader (c'est-à-dire de déterminer le choix du groupe) est de 66,5% dans l'ensemble (67,7% et 63% pour les dyades ayant des sensibilités similaires et différentes, respectivement).

Comme indicateur supplémentaire de l'initiative et de l'engagement précoce dans la décision du groupe, nous avons conçu un prédicteur de premier passage (1C) : le côté (gauche ou droit) par lequel les poignées de n'importe quel participant sortent en premier d'une "petite zone" centrée sur la position de départ [Roche and Saint-Bauzel, 2016]. Nous avons paramétré la "petite zone" autour de la position de départ X_0 comme $X_0 \pm X_{thresh}$ en utilisant différents seuils. Nous avons constaté que le côté sélectionné par le (premier) participant qui se déplace de moins de 10% de la distance totale vers la cible (c'est-à-dire le seuil $X_{thresh} = 0,05$) prédit déjà 88,5% des choix du groupe.

Enfin, nous avons considéré deux paramètres cinétiques disponibles grâce au dispositif haptique : la force maximale (c'est-à-dire la force la plus élevée appliquée par un sujet sur l'interface) et le travail mécanique (c'est-à-dire, $W_i = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^n F_i(X_{i,k} -$

$X_{i,k-1}$), $i=\{0,1\}$, où F_i est la force appliquée sur l'interface i et $X_{i,k}$ est la position de l'interface i au pas de temps k . – et ont constaté que les deux sont de bons prédicteurs des choix de groupe (précision de 71,7 % et 69 %, respectivement). Les leaders étaient plus actifs que les suiveurs pendant l'interaction, les forces maximales appliquées étant toutes deux significativement plus élevées (Leader : 0,75N contre 0,43N pour le suiveur ; $t(676)=9,71$, $p<0,0001$) et un travail mécanique fourni significativement plus élevé (Leader : 0,30J vs. suiveur : -0,08J ; $t(676)=15,7$, $p<0,0001$). Les suiveurs avaient plutôt tendance à appliquer un travail mécanique négatif, exerçant effectivement une certaine (petite) résistance au mouvement du leader – voir [Melendez-Calderon, 2011, Reed et al., 2006] pour des résultats similaires sur la co-manipulation dyadique.

6.2.3 Les leaders imposent leur vitesse au groupe dans les mouvements de décision

Des études antérieures sur la communication sensorimotrice ont rapporté que les suiveurs ont tendance à s'aligner sur les mouvements des leaders pendant les tâches communes (voir [Pezzulo et al., 2018] pour une revue). Nous avons regardé si les Leaders imposaient leur rythme aux mouvements de décision du groupe (et si les Suiveurs s'y adaptaient). Nous avons considéré le rapport entre la vitesse moyenne des Leaders (VeloL) et des Followers (VeloF) pendant la première partie du mouvement de la dyade (c'est-à-dire avant que le X_{Thresh} soit franchi pour la première fois), qui est sans doute plus importante pour atteindre le consensus ; et la vitesse moyenne de la dyade (VeloD) pendant la deuxième partie du mouvement de la dyade (c'est-à-dire après que le X_{Thresh} soit franchi pour la première fois), qui est nécessaire pour terminer l'essai. Nous avons constaté que le rapport VeloL/VeloD (1,0788) était significativement plus petit que le rapport VeloF/VeloD (1,1115), ($N = 1866,0$, valeur $p : 0,00348$, valeur $t : -2,92344$, valeur $d : -0,05613$). Le fait que le premier rapport (VeloL/VeloD) soit plus proche de 1 que le second (VeloF/VeloD) indique que le Leader est plus à même d'imposer son rythme aux mouvements de décision du groupe.

6.2.4 Analyses de vérification

Afin d'exclure la possibilité que les décisions du groupe soient prises sans négociation, en suivant simplement "celui qui bouge le premier (ou qui tire le plus fort)", nous avons effectué deux analyses de contrôle, qui comparent les décisions individuelles et celles du groupe. Nous avons constaté que le temps de décision du groupe ($N=850$, moyenne=2856ms, std=2022ms) était significativement plus long que le temps de décision des membres du groupe ($N=4352$, moyenne=881ms, std=788ms) : $t(850, 4352)=-23.84$, $p<0.0001$. Ce résultat est valable aussi bien pour les dyades de sensibilité similaire ($t(626,3328) = -23.42$, $p<0.0001$) que différente ($t(224, 1024) = -10.15$, $p<0.0001$). De plus, nous avons trouvé que le temps d'initiation du groupe, indexé par le moment où le groupe atteint le paramètre 1C (c'est-à-dire que la poignée sort pour la première fois de la zone de départ X_0 comme $X_0 \pm X_{thresh}$) était significativement plus lent que le temps d'initiation des membres du groupe, mais seulement pour $T_{thresh} = 0,05$ et pour des dyades ayant des sensibilités similaires ($t(626,3328) = 4,51$, $p < 0,0001$). Au contraire, nous avons constaté que le temps d'initiation du groupe était significativement plus rapide que le temps d'initiation des membres du groupe ($t(224, 1024) = -4.78$, $p < 0.0001$) pour les dyades ayant des sensibilités différentes. Ces deux analyses de contrôle suggèrent de manière rassurante que les décisions de groupe nécessitent une négociation qui prend du

temps ; et que le temps d'initiation plus lent des groupes dont les membres ont des sensibilités similaires peut être propice à de meilleurs choix.

Dans ce travail, j'ai participé à la définition de l'expérience. J'ai supervisé la partie programmation du robot. J'ai codé les études statistiques finales. L'expérimentation a été portée par Lucas Roche. Giovanni Pezzulo est l'initiateur de cette expérience. Cette section s'appuie sur la publication [Pezzulo et al., 2021] mise en annexe L

6.3 Bilan

L'aspect cognitif de notre modèle computationnel est encourageant. On observera toutefois que l'agentivité collective (we-agency) n'est pas atteinte. Il reste du travail sur la dimension test de Turing. D'un autre côté, on observe que le canal kinesthésique est capable de concurrencer le canal conversationnel dans des situations de décisions communes. Ce travail ouvre plutôt des questions sur les dimensions cognitives de ce canal : l'aspect compréhension et compréhensibilité des algorithmes développés.

Chapitre 7

Conclusion

7.1 Généralisation des résultats

Durant ce travail, nous avons pu voir comment la modélisation pouvait être utilisée à différents niveaux de la commande d'un robot. Si on reprend ma proposition de cadrage de ce document autour du concept de modèle computationnel anticipatif, je dirais que ce dernier joue un rôle différent en fonction de son niveau d'anticipation. Lorsque l'anticipation est à **court terme** (quelques pas d'exécution jusqu'à quelques

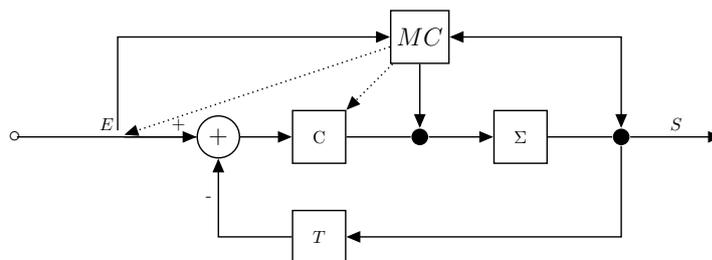


FIGURE 7.1 – Modèle Computationnel (MC)

centaines de millisecondes), elle peut remplir un rôle d'amélioration de la boucle de commande : elle peut soit découpler les non-linéarités pour que la boucle soit efficace, soit servir de comparaison avec la réalité pour adapter les paramètres de la commande (sections 3.2 et 3.3.2). Ainsi, le court terme peut intégrer les propriétés de synergies pour obtenir efficacement les coordinations articulaires.

Ce modèle à court terme permet aussi, en tant que prédictif d'un mouvement spécifique, de juger ou superviser la qualité du mouvement concerné. Il sert en lui-même d'outil de jugement de la qualité car il implémente un comportement spécifique de la personne. Cette implémentation peut embrasser des mouvements pathologiques (section 3.3.3) grâce aux modélisations non-linéaires dans la limite de l'existence d'une régularité dans le mouvement. La limite à quelques centaines de millisecondes est pilotée par les fréquences limites du mouvement volontaire humain autour de 10Hz (soit 100 millisecondes).

Lorsque l'anticipation est à **moyen terme** (entre la centaine de millisecondes et la seconde), elle prévoit plus l'intention du sujet. Prévoir l'intention permet de proposer des planifications de trajectoires du robot optimales (sections 4.3 et 4.4). On entre dans le cadre de la commande MPC (Model Predictive Control). On peut appliquer des algorithmes d'optimisation de trajectoire sur le mouvement du robot pour proposer le bon compromis entre les objectifs du robot et l'intention de l'utilisateur. Par exemple, la trajectoire pour aller sur le côté (à gauche ou à droite) dans l'algorithme détaillé section 5.1, implémente le minimum jerk pour avoir une trajectoire la plus optimale,

optimalité qui dans ce cas est : "ressembler au mouvement humain". On devient aussi capable de décrire l'interaction comme un enchaînement d'objectifs du robot. Les paramètres de ce dernier comme les consignes sont modifiables/changeables. On trouvera plus naturellement des modélisations par classification, par états. Il s'agit pour moi d'un système de superviseur qui pilotera la commande (valeurs désirées, paramètres) pour s'adapter à la situation courante.

Du point de vue de l'utilisateur du dispositif, le robot répond aux intentions et donc réagit efficacement aux changements d'avis, c'est un robot collaboratif (cobot). Cette collaboration permet d'inclure l'humain dans la boucle du robot car on intègre aussi les erreurs parmi les états du système qui peuvent être devinés par les modèles anticipatifs associés.

Enfin, une anticipation à **long terme** (quelques secondes ou plus), permet d'avoir des commandes au niveaux de l'interaction (la machine à état dans la section 5.1). Le niveau de l'interaction suppose qu'on peut inclure des changements de rôle entre l'utilisateur et le robot. Effectuer cela suppose d'avoir une forme de modèle de l'esprit¹ de l'utilisateur. Un premier niveau de modèle est celui de l'interaction souhaitée. Mon hypothèse est que la modélisation est en premier lieu une mise en algorithme/machine à état de l'interaction désirée. Le concepteur est donc complètement à la manœuvre du résultat de l'interaction.

Idéalement, le concepteur devrait avoir une maîtrise du pouvoir évocatif de l'action programmée dans le robot. Cela suppose une maîtrise de l'interprétation que fait l'utilisateur du mouvement induit par le dispositif robotique. D'autre part, cela suppose que le système est capable de comprendre les informations contenues dans le mouvement de l'utilisateur qui visent à améliorer l'interaction sans être la réalisation de l'objectif souhaité. Cette compréhension réciproque de la sémantique du mouvement initié par le robot est balbutiante. Dans le domaine de la communication kinesthésique, nous arrivons à peine à observer le rôle du temps et des seuils d'efforts pour une négociation triviale (aller à gauche ou à droite). On appellera cette négociation droite/gauche une "unité de sens kinesthésique" car elle construit dans son exécution une évocation sémantique particulière et délimitée.

Comme on a pu le voir dans le chapitre 6, au-delà de la compréhension rationnelle, il y a une dimension cognitive (la confiance, le sentiment d'agentivité) transmise dans ces interactions qui pourrait faciliter ou freiner l'adoption de ces unités de sens kinesthésiques. Celle-ci doit donc être étudiée en même temps qu'on évalue la performance de ces unités de sens kinesthésiques.

Cette dimension cognitive pourra aussi aider à mieux comprendre le fonctionnement du cerveau humain dans ces interactions. En effet, la méthode que je préconise sera de faire émerger des comportements dans des mises en situation humain-humain et de chercher comment un modèle computationnel pourra le représenter. Cette méthode semble permettre d'aborder systématiquement des propriétés humaines.

1. Au sens de la "théorie de l'esprit".

7.2 Perspectives de recherche

Dans les prochaines années, ma recherche va se concentrer à étudier méticuleusement les paramètres et les propriétés comprises et compréhensibles du mouvement kinesthésique afin d'identifier différentes unités de sens kinesthésiques. Mon objectif est de construire un catalogue de ces unités de sens kinesthésiques. Ce catalogue répertoriera le pouvoir d'évocation sémantique et cognitif de chaque unité de sens.

Après avoir construit un tel catalogue, il reste à étudier comment les unités peuvent se combiner et si elles peuvent être enchaînées comme des phrases pour construire des "conversations" kinesthésiques. Le nombre de degrés de liberté augmentant, il est aussi nécessaire d'étudier la lisibilité de telles unités dans ces situations plus complexes. Il serait aussi intéressant d'étudier la variation de lisibilité en fonction des particularités de l'utilisateur (concentration, pathologie...). Cela permettrait d'augmenter la capacité d'inclusion d'une telle approche.



FIGURE 7.2 – Extrait de Eva le film, "Alex programme un robot"

Si on se laisse aller à espérer, construire des "conversations" kinesthésiques pourrait être un nouveau paradigme de programmation des robots en interaction physique avec un humain. Comme il s'appuierait sur la description de l'intention que doit transmettre la machine, on placerait l'action de programmer à un niveau comportemental. Une métaphore artistique de cette idée est joliment représentée dans le film *Eva* de Kike Maillo, où le héros "Alex" programme les machines par des éléments de comportement (représentés par des objets 3D géométriques dans la figure 7.2). Faire cela en combinant des unités de sens kinesthésiques semble plus naturel que décider des positions et forces désirées au cours du temps, tout comme le langage naturel semble plus simple à utiliser qu'un langage de programmation. Cela pourrait rendre la programmation de la robotique en interaction physique accessible à un nombre croissant d'acteurs et améliorer la démocratisation de cet aspect de la robotique.

Bibliographie

- [Bahrami et al., 2010] Bahrami, B., Olsen, K., Latham, P. E., Roepstorff, A., Rees, G., and Frith, C. D. (2010). Optimally interacting minds. *Science*, 329(5995) :1081–1085. [6.2](#), [6.2.1](#)
- [Bernstein, 1967] Bernstein, N. (1967). The co-ordination and regulation of movements. *London : Pergamon Press*. [3.3.1](#), [3.3.1](#), [3.3.3](#)
- [Candidi et al., 2015] Candidi, M., Curioni, A., Donnarumma, F., Sacheli, L. M., and Pezzulo, G. (2015). Interactional leader-follower sensorimotor communication strategies during repetitive joint actions. *Journal of the Royal Society Interface*, 12(110) :20150644. [IF : 3.818]. [6.2.2](#)
- [Feth et al., 2009] Feth, D., Groten, R., Peer, A., and Buss, M. (2009). Control-theoretic model of haptic human-human interaction in a pursuit tracking task. In *RO-MAN 2009 - The 18th IEEE International Symposium on Robot and Human Interactive Communication*, pages 1106–1111. [1](#)
- [Flash and Hogan, 1985] Flash, T. and Hogan, N. (1985). The coordination of arm movements : an experimentally confirmed mathematical model. *The journal of Neuroscience*, 5(7) :1688–1703. [3.3.1](#)
- [Fried et al., 2001] Fried, L. P., Tangen, C. M., Walston, J., Newman, A. B., Hirsch, C., Gottdiener, J., Seeman, T., Tracy, R., Kop, W. J., Burke, G., and McBurnie, M. A. (2001). Frailty in Older Adults : Evidence for a Phenotype. *The Journals of Gerontology : Series A*, 56(3) :M146–M157. [3.2.1](#)
- [Godfrey et al., 2008] Godfrey, A., Conway, R., Meagher, D., and ÓLaighin, G. (2008). Direct measurement of human movement by accelerometry. *Medical Engineering & Physics*, 30(10) :1364–1386. Special issue to commemorate the 30th anniversary of Medical Engineering & Physics. [3.2](#)
- [Goodfellow et al., 2016] Goodfellow, I., Bengio, Y., and Courville, A. (2016). *Deep Learning*. MIT Press. <http://www.deeplearningbook.org>. [3.1](#)
- [Grynszpan et al., 2019] Grynszpan, O., Sahai, A., Hamidi, N., Pacherie, E., Berberian, B., Roche, L., and Saint-Bauzel, L. (2019). The sense of agency in human-human vs human-robot joint action. *Consciousness and Cognition*, 75. [\(document\)](#), [6.1](#), [K](#)
- [Haggard and Chambon, 2012] Haggard, P. and Chambon, V. (2012). Sense of agency. *Current Biology*, 22(10) :R390–R392. [1](#)
- [Hirata et al., 2006] Hirata, Y., Muraki, A., and Kosuge, K. (2006). Motion control of intelligent passive-type Walker for fall-prevention function based on estimation of user state. In *Robotics and Automation, 2006. ICRA 2006. Proceedings 2006 IEEE International Conference on*, pages 3498–3503. [4.1](#)
- [Jarasse et al., 2013] Jarasse, N., Sanguinetti, V., and Burdet, E. (2013). Slaves no longer : review on role assignment for human-robot joint motor action. *Adaptive Behavior*. [1](#)
- [Jarrasse et al., 2010] Jarrasse, N., Tagliabue, M., Robertson, J., Maiza, A., Crocher, V., Roby-Brami, A., and Morel, G. (2010). A Methodology to Quantify Alterations in

- Human Upper Limb Movement During Co-Manipulation With an Exoskeleton. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 18(4) :389–397. [3.3.3](#)
- [Martins et al., 2015] Martins, M., Page, S., Saint-Bauzel, L., Pasqui, V., Santos, C., and Meziere, A. (2015). Real-time gait assessment with an active depth sensor placed in a walker. In *Proceedings of the 14th IEEE/RAS-EMBS International Conference on Rehabilitation Robotics*, pages 1–6. [\(document\)](#), [C](#)
- [Melendez-Calderon, 2011] Melendez-Calderon, A. (2011). Classification of strategies for disturbance attenuation in human-human collaborative tasks. In *33rd Annual International Conference of the IEEE EMBS*. [6.2.2](#)
- [Obhi and Hall, 2011] Obhi, S. and Hall, P. (2011). Sense of agency in joint action : Influence of human and computer co-actors. *Experimental brain research. Experimentelle Hirnforschung. Expérimentation cérébrale*, 211 :663–70. [1](#)
- [Page, 2018] Page, S. (2018). *Commande d'un déambulateur robotisé par la caractérisation posturale*. Sorbonne Université. [3.2](#), [3.2.2](#)
- [Page et al., 2015] Page, S., Martins, M., Saint-Bauzel, L., Santos, C., and Pasqui, V. (2015). Fast embedded feet pose estimation based on a depth camera for smart walker. In *Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pages 1–6. [\(document\)](#), [4.2](#), [D](#)
- [Page et al., 2016] Page, S., Saint-Bauzel, L., Rumeau, P., and Pasqui, V. (2016). Smart walkers : an application-oriented review. *Robotica*, FirstView :1–20. [\(document\)](#), [B](#)
- [Pezzulo et al., 2013] Pezzulo, G., Donnarumma, F., and Dindo, H. (2013). Human sensorimotor communication : A theory of signaling in online social interactions. *PLOS ONE*, 8(11) :1–11. [1](#), [6.2.2](#)
- [Pezzulo et al., 2018] Pezzulo, G., Donnarumma, F., Dindo, H., D'Ausilio, A., Konvalinka, I., and Castelfranchi, C. (2018). The body talks : Sensorimotor communication and its brain and kinematic signatures. *Physics of life reviews*. [6.2.2](#), [6.2.3](#)
- [Pezzulo et al., 2021] Pezzulo, G., Roche, L., and Saint-Bauzel, L. (2021). Haptic communication optimises joint decisions and affords implicit confidence sharing. *Scientific Reports*, 11. [\(document\)](#), [6.2.4](#), [L](#)
- [Ragni et al., 2021] Ragni, F., Archetti, L., Roby-Brami, A., Amici, C., and Saint-Bauzel, L. (2021). Intention prediction and human health condition detection in reaching tasks with machine learning techniques. *Engineering Proceedings*. [\(document\)](#), [4.4.3](#), [G](#)
- [Reed et al., 2006] Reed, K. B., Peshkin, M., Hartmann, M. J., Patton, J., Vishton, P. M., and Grabowecy, M. (2006). Haptic cooperation between people, and between people and machines. In *2006 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pages 2109–2114. [6.2.2](#)
- [Roche et al., 2019] Roche, L., Monachan, A., and Saint-Bauzel, L. (2019). An experimental study of parameters influencing physical human-robot negotiation in comanipulative tracking task. *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*. [\(document\)](#), [5.3.6](#), [J](#)
- [Roche et al., 2018] Roche, L., Richer, F., and Saint-Bauzel, L. (2018). The semaphore haptic interface : a real-time low-cost open-source implementation for dyadic teleoperation. *ERTS 2018*. [\(document\)](#), [H](#)
- [Roche and Saint-Bauzel, 2016] Roche, L. and Saint-Bauzel, L. (2016). Implementation of haptic communication in comanipulative tasks : A statistical state machine

- model. In *2016 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, pages 2670–2675. [6.2.2](#)
- [Roche and Saint-Bauzel, 2018a] Roche, L. and Saint-Bauzel, L. (2018a). High stiffness in teleoperated comanipulation : necessity or luxury?. *IEEE International Conference on Robotics and Automation (IEEE ICRA)*. [\(document\)](#), [5.3.6, I](#)
- [Roche and Saint-Bauzel, 2018b] Roche, L. and Saint-Bauzel, L. (2018b). The semaphore haptic interface : a real-time low-cost open-source implementation for dyadic teleoperation. In *ERTS*. [2.3](#)
- [Sacheli et al., 2013] Sacheli, L. M., Tidoni, E., Pavone, E., Aglioti, S., and Candidi, M. (2013). Kinematics fingerprints of leader and follower role-taking during cooperative joint actions. *Experimental Brain Research*, 226. [6.2.2](#)
- [Saint-Bauzel et al., 2007a] Saint-Bauzel, L., Pasqui, V., Gas, B., and Zarader, J.-L. (2007a). Pathological sit-to-stand predictive models for control of a rehabilitation robotic device. In *RO-MAN 2007 - The 16th IEEE International Symposium on Robot and Human Interactive Communication*, pages 1173–1178. [\(document\)](#), [3.3.3, F](#)
- [Saint-Bauzel et al., 2007b] Saint-Bauzel, L., Pasqui, V., Gas, B., and Zarader, J. L. (2007b). Pathological Sit-To-Stand Predictive Models for Control of a Rehabilitation Robotic Device. In *Proceedings IEEE RO-MAN07*. [3.3.3](#)
- [Saint-Bauzel et al., 2009] Saint-Bauzel, L., Pasqui, V., and Monteil, I. (2009). A reactive robotized interface for lower limb rehabilitation : Clinical results. *IEEE Transactions on Robotics*, 25(3) :583–592. [\(document\)](#), [4.4.1, A](#)
- [Saint-Bauzel et al., 2012] Saint-Bauzel, L., Unluhisarcikli, O., and Mavroidis, C. (2012). Phase-dependent knee model identification in gait motion using an active knee rehabilitation orthotic device. *Field Robotics*, pages 715–722. [\(document\)](#), [3.3.2, E](#)
- [Slotine and Weiping, 1991] Slotine, J.-J. and Weiping, L. (1991). *Applied Nonlinear Control*. Prentice-Hall. [4.1](#)
- [Tsai, 2014] Tsai, Y. (2014). Advanced Walking Assistive Exoskeleton Robot Technology. [\(document\)](#), [2.4](#)
- [Unluhisarcikli et al., 2011] Unluhisarcikli, O., Pietrusinski, M., Weinberg, B., Bonato, P., and Mavroidis, C. (2011). Design and control of a robotic lower extremity exoskeleton for gait rehabilitation. *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*. [\(document\)](#), [2.3](#)
- [Viviane Pasqui, 2010] Viviane Pasqui, Ludovic Saint-Bauzel, O. S. (2010). Characterization of a least effort user-centered trajectory for sit- to-stand assistance user-centered trajectory for sit-to-stand assistance. *Symposium on Dynamics modeling and interaction control in virtual and real environments*. [4.3.1](#)
- [Wiener, 1948] Wiener, N. (1948). *Cybernetics, or control and communication in the animal and the machine*. John Wiley and sons. [1](#)

Annexe A

**A reactive robotized interface for
lower limb rehabilitation : clinical
results[Saint-Bauzel et al., 2009]**

Annexe B

**Smart walkers : an
application-oriented review.[Page
et al., 2016]**

Annexe C

Real-Time Gait Assessment with an Active Depth Sensor placed in a Walker [Martins et al., 2015]

Annexe D

Fast Embedded Feet Pose Estimation Based on a Depth Camera for Smartwalker [Page et al., 2015]

Annexe E

**Phase-dependent knee model
identification in gait motion using
an active knee rehabilitation
orthotic device [[Saint-Bauzel et al.,
2012](#)]**

Annexe F

Pathological Sit-to-stand predictive models for control of a rehabilitation robotic device[[Saint-Bauzel et al., 2007a](#)]

Annexe G

Intention Prediction and Human Health Condition Detection in Reaching Tasks with Machine Learning Techniques[Ragni et al., 2021]

Annexe H

The SEMAPHORO Haptic Interface : a real-time low-cost open-source implementation for dyadic teleoperation. [Roche et al., 2018]

Annexe I

**High stiffness in teleoperated
comanipulation : necessity or
luxury ?[Roche and Saint-Bauzel,
2018a]**

Annexe J

**An experimental study of
parameters influencing physical
Human-Robot negotiation in
comanipulative tracking task[Roche
et al., 2019]**

Annexe K

**The sense of agency in
human-human vs human-robot
joint action. [Grynszpan et al., 2019]**

Annexe L

Haptic communication optimises joint decisions and affords implicit confidence sharing. [Pezzulo et al., 2021]