



**UNIVERSITÉ
DE LORRAINE**

**BIBLIOTHÈQUES
UNIVERSITAIRES**

AVERTISSEMENT

Ce document est le fruit d'un long travail approuvé par le jury de soutenance et mis à disposition de l'ensemble de la communauté universitaire élargie.

Il est soumis à la propriété intellectuelle de l'auteur. Ceci implique une obligation de citation et de référencement lors de l'utilisation de ce document.

D'autre part, toute contrefaçon, plagiat, reproduction illicite encourt une poursuite pénale.

Contact bibliothèque : ddoc-theses-contact@univ-lorraine.fr
(Cette adresse ne permet pas de contacter les auteurs)

LIENS

Code de la Propriété Intellectuelle. articles L 122. 4

Code de la Propriété Intellectuelle. articles L 335.2- L 335.10

http://www.cfcopies.com/V2/leg/leg_droi.php

<http://www.culture.gouv.fr/culture/infos-pratiques/droits/protection.htm>

Analyse du mouvement humain pour l'assistance à la personne

Apport de la robustesse de l'observation et de l'analyse par Contrôle Optimal Inverse

THÈSE

présentée et soutenue publiquement le 5 décembre 2022

pour l'obtention du

Doctorat de l'Université de Lorraine
(mention informatique)

par

Jessica Colombel

Composition du jury

<i>Président :</i>	Philippe FRAISSE	Professeur des universités, Université de Montpellier
<i>Rapporteurs :</i>	Marie BABEL Nacim RAMDANI	Professeure des universités, INSA Rennes Professeur des universités, Université d'Orléans
<i>Examineur :</i>	Jérôme DINET	Professeur des universités, Université de Lorraine
<i>Invité :</i>	Vincent BONNET	Maître de conférence, Université de Toulouse
<i>Directeurs de thèse :</i>	François CHARPILLET David DANEY	Directeur de recherche, Inria Directeur de recherche, Inria

Mis en page avec la classe thesul.

Remerciements

Je souhaite tout d'abord remercier les membres du Jury. Merci à Marie BABEL et Nacim RAMDANI d'avoir accepté d'être les rapporteurs de cette thèse. Merci au président du Jury, Philippe FRAISSE et à Jérôme DINET d'avoir accepté d'examiner mes travaux. Merci à Vincent Bonnet, membre invité du Jury, de m'avoir accompagné sur mes premiers papiers, ce qui a été très formateur.

Merci ensuite à mes directeurs de thèse.

David, qui m'a supporté depuis ma dernière année d'école d'ingénieur, m'a appris ce qu'était la recherche et qui a bien avoir voulu monter non pas un, mais deux projets de thèse avec moi pour qu'on puisse continuer à travailler ensemble.

François, sans qui j'aurais peut-être fini par abandonner mes projets de recherche. Merci d'avoir accepté de me prendre en thèse et merci de m'avoir convaincu de venir à Nancy (alors que je n'avais vraiment pas envie!), ça a été une des meilleurs décisions que j'ai prise.

Enfin, merci à vous deux pour le sérieux, certes, mais aussi pour les rires. Ces presque quatre ans sont passés bien vite et même si ça n'a pas toujours été facile, vous avez toujours su me guider et me remonter le moral.

Merci à tous ceux, avant la thèse, qui m'ont donné envie d'en faire une. À commencer par tous les joueurs de fronton. Baptiste, Quentin, Fanny, Damien, Marie, et tous les autres que j'ai malheureusement peu vus à cause du covid. Merci également à Anna et Baptiste qui ont été mes premiers modèles en postdoc.

Merci ensuite à l'équipe Auctus, la première équipe de recherche à laquelle j'ai appartenu et dont je suis fièrement la Doyenne. Merci à Vincent (Vincenzo?), Nasser, Jean-Marc, Lucas, Antun, et puis Erwan, Nicolas, Benjamin, Gautier, Alexis, Nassim et d'autres encore. On s'est peu vu durant ses années, c'était chouette de vous voir en visio au moins toutes les deux semaines.

Merci à mes collègues de Larsen, cette énoooooorme équipe de recherche. Merci pour les échanges scientifiques, certes, mais aussi pour les jeux, les sorties, Europapark, Mario Kart, le Japon. Je pense à Lucien, Vlad, Waldez, Yassine, Eloïse, les Nicolas, les Raphs, Lina, Nima, Yoann, Timothée, Jacques, Alexandre, Jean, ... Et ceux qui n'étaient pas vraiment des Larsen ou qui sont partis trop tôt : Jimmy, Thibault, Adrien, Pauline, Brice, Clélie, ...

Merci aux permanents pour vos bons conseils : Olivier (mon super cobureau), Francis, Vincent, Pauline, Amine, Serena, Jean-Baptiste.

Merci à mes colocataires qui m'ont accueilli à Nancy et qui ont fait de cette ville un endroit si chaleureux. Ou plutôt, merci à la thèse de m'avoir permis de les rencontrer. Alex, Marina, Toun et Nico. Quelle chance j'ai eu !

Merci à tous les copains, ceux de Bordeaux (le gang des licornes : Jade, Noémie, Océane, les Nico, Charles et Alex, et bien d'autres...) et ceux de Nancy. Spécial dédicace à Jean (il l'a demandé!), sans oublier Elo, David, Léa, Soso, Xav, Piou...

Merci à Cyrielle, Anne-Sophie, Tristan, on continue de grandir, et on ne s'oublie pas, même (très) loin.

Merci à Daphné, Amandine, Thomas, que je vois trop peu.

Et merci à Florie-Anne et Alexis, toujours là.

Merci à Nicolas, pour trop de trucs.

Enfin, merci à ma famille qui m'a régulièrement fait remarquer qu'ils ne comprenaient rien mais que "ça a l'air bien quand même, hein!". Merci de m'avoir soutenue et d'être venue me voir.

Bref. Merci à tous, j'ai beaucoup de chance d'être si bien entourée.

« À sa naissance, l'écriture était la servante de la conscience humaine ;
de plus en plus, elle en est la maîtresse.
Nos ordinateurs ont du mal à comprendre comment Homo sapiens parle, sent et rêve.
Aussi apprenons-nous à Homo sapiens à parler, sentir et rêver
dans le langage des chiffres, que comprend l'ordinateur. »
Yuval Noah Harari, *Sapiens*.

Sommaire

Table des figures	xii
-------------------	-----

Liste des tableaux	xiii
--------------------	------

Chapitre 1	
Introduction générale	1
1.0.1 Contexte	1
1.0.2 Problématique et objectif	3
1.0.3 Contributions et liste des publications	4

Chapitre 2	
Mouvement Biologique	7
2.1 Introduction	7
2.2 Le mouvement humain	8
2.2.1 Définition du mouvement	8
2.2.2 Sens et mouvement	9
2.2.3 Étude du mouvement et modélisation	10
2.3 Le Mouvement Biologique	11
2.3.1 Origine du terme Mouvement Biologique	11
2.3.2 Propriétés du Mouvement Biologique	12
2.3.3 Conditions d'observation	13
2.3.4 Méthodes d'analyse du Mouvement Biologique	14
2.3.4.1 Méthodes Analyse en Composantes Principales	14
2.3.4.2 Méthodes de Fourier	15
2.3.4.3 Méthodes de Contrôle Optimal Inverse	15
2.4 Mouvement Biologique et compétences sociales	16
2.4.1 Perception du Mouvement Biologique	16
2.4.2 Empathie	18
2.4.2.1 Définition de l'empathie	18

2.4.2.2	Théories sur l'empathie	19
2.4.2.3	Empathie et Mouvement Biologique	21
2.5	Interaction Humain Robot et mouvement	23
2.5.1	Types d'interactions en robotique d'assistance	24
2.5.2	Empathie Artificielle	25
2.5.3	Mouvement comme modalité d'interaction	26
2.6	Questions éthiques	26
2.6.1	Détection automatique de l'état des individus	26
2.6.2	Attachement en robotique	27
2.7	Conclusion	28

Chapitre 3	
Observation du mouvement biologique	29

3.1	Introduction	29
3.2	Matériel pour la captation	31
3.2.1	Captation en laboratoire	31
3.2.2	Captation in situ	32
3.3	Méthodes de traitement et modélisation	33
3.3.1	Modélisation du corps humain	33
3.3.2	Traitement des données brutes	34
3.4	Observation du mouvement humain avec la Kinect	35
3.4.1	Choix de la Kinect et objectifs d'observation	35
3.4.2	Choix de modélisation	35
3.4.2.1	Modélisation pour l'expérimentation 1	36
3.4.2.2	Modélisation pour l'expérimentation 2	36
3.4.3	Extended Kalman Filter	37
3.4.3.1	Expression générale	37
3.4.3.2	Extended Kalman Filter avec contraintes	40
3.4.3.3	Extended Kalman Filter avec fusion	41
3.4.4	Expérimentations et méthodes	43
3.4.4.1	Expérimentation 1 : contraintes biomécaniques	44
3.4.4.2	Expérimentation 2 : fusion	45
3.4.5	Résultats	46
3.4.5.1	Contraintes biomécaniques	46
3.4.5.2	Fusion	52
3.4.6	Discussion	54

3.4.6.1	Limites et perspectives de l'optimisation de matrice de covariance dans le cadre d'un filtre de Kalman contraint	54
3.4.6.2	Limites des algorithmes de fusion et de la Kinect Azure	56
3.5	Conclusion	56

Chapitre 4 Mouvement Biologique et Optimalité	59
--	-----------

4.1	Introduction	59
4.2	Définition du mouvement optimal	60
4.2.1	Définition générale et objectif	60
4.2.2	Fonctions de coût pour le mouvement humain	60
4.3	Contrôle Optimal Direct	63
4.3.1	Formulations du Contrôle Optimal Direct	63
4.3.1.1	Formulation discrète	63
4.3.1.2	Formulation paramétrique	64
4.3.2	Propriétés des trajectoires optimales	66
4.3.2.1	Conditions de Karush–Kuhn–Tucker	66
4.3.2.2	Matrice d'identification et optimalité	67
4.4	Exemple d'un bras 2 barres et trajectoires optimales	68
4.4.1	Notations et modèle dynamique	68
4.4.1.1	Variables	69
4.4.1.2	Modèle dynamique	69
4.4.1.3	Contraintes	69
4.4.1.4	Matrice d'identification	70
4.4.2	Exemples de trajectoires	70
4.5	Courbe de Singularité	71
4.5.1	Définition et représentation d'une Courbe de Singularité	71
4.5.2	Courbe de Singularité et modélisation	72
4.5.3	CSs et base de fonctions de coûts	74
4.6	Conclusion	77

Chapitre 5 Contrôle Optimal Inverse pour l'analyse du Mouvement	79
--	-----------

5.1	Introduction	79
5.2	Différentes approches de résolution du Contrôle Optimal Inverse	81
5.2.1	Définition du Contrôle Optimal Inverse	81
5.2.2	État de l'art sur le Contrôle Optimal Inverse	81

5.3	Résolutions étudiées du Contrôle Optimal Inverse	83
5.3.1	Approximately Inverse Optimal Control	83
5.3.1.1	AIOC et conditions KKT	83
5.3.1.2	Résolutions classiques de l'AIOC	84
5.3.1.3	Résolution par matrice d'identification	85
5.3.2	Contrôle Optimal Inverse Bilevel	86
5.3.3	Contrôle Optimal Inverse Onelevel	86
5.4	Cas non idéal : propriétés des résolutions	87
5.4.1	AIOC et propriétés de la matrice d'identification	88
5.4.1.1	Identifiabilité des paramètres ω , λ et ν	88
5.4.1.2	Condition de Singularité	90
5.4.1.3	Condition de Faisabilité	91
5.4.2	COI Bilevel	92
5.4.3	COI Onelevel	92
5.4.4	Étude de la matrice d'identification sur trajectoires discrètes	92
5.4.4.1	Mise en simulation et expérimentation	92
5.4.4.2	Résultats	95
5.4.4.3	Discussions et limites	98
5.5	Fiabilité et Projections du COI	99
5.5.1	Définition des Projections	100
5.5.2	Projections et COI sur trajectoires paramétriques	100
5.5.2.1	Réécriture des COI avec polynôme tronqué	101
5.5.2.2	Projections et incertitudes sur la trajectoire	101
5.5.3	Proposition d'algorithme pour choix de fonctions de coût	104
5.5.3.1	Description de l'algorithme	104
5.5.3.2	Exemple d'application	106
5.5.3.3	Améliorations possibles	108
5.6	Projected Inverse Optimal Control : limites et perspectives	108
5.6.1	Choix du degré du polynôme	108
5.6.2	Erreur sur les points de départs et d'arrivées	109
5.7	Conclusion	110

Chapitre 6

Conclusion générale

113

6.1	Conclusion	113
6.2	Travaux futurs	115
6.2.1	Fatigue physique dans le mouvement du bras	116

6.2.2	Fatigue physique et cognitive dans la marche	116
-------	--	-----

Bibliographie

Annexe	136
---------------	------------

Annexe A
Protocole expérimental proposé aux participants

A.1	Objectif de la recherche	137
A.2	Méthodologie	138
A.2.1	Contenu de l'étude	138
A.2.2	Présentation générale	138
A.2.3	Matériel utilisé	140
A.3	Risque et indemnisation	141
A.3.1	Les risques potentiels prévisibles	141
A.3.2	Indemnisation et prise en charge des frais liés à l'étude	142
A.3.3	État de santé	142
A.4	Données personnelles	142
A.4.1	Traitement informatique des données personnelles	142
A.4.2	Droit à l'image	142
A.4.3	Information sur l'étude	143
A.5	Participation volontaire	143
A.6	Liste des contacts	143

Table des figures

1.1	Automate humanoïde, Philon de Byzance	1
1.2	Photo d'un cobot UR.	2
2.1	Woman Walking Down Stairs, Eadweard Muybridge	9
2.2	Capteurs sensoriels du sens du mouvement, BERTHOZ (1997)	10
2.3	Représentation par "point-light", JOHANSSON (1973)	12
2.4	Modèle en deux étapes du traitement du MB, HIRAI et SENJU (2020)	17
2.5	Modèle poupée russe de l'empathie, DE WAAL (2008)	20
2.6	Terminologie de l'empathie, GONZALEZ-LIENCRES, S. G. SHAMAY-TSOORY et BRÜNE (2013)	21
2.7	Modèle multidimensionnel d'empathie, BEKKALI et al. (2021)	22
2.8	Régions neuronales impliquées dans l'empathie humaine, DE WAAL et PRES- TON (2017)	23
3.1	Caméra Qualysis	31
3.2	Capture de posture par capteurs optoélectroniques	31
3.3	Trois générations de Kinect de Microsoft	32
3.4	Modélisation du corps humain utilisé, expérimentation 1	36
3.5	Emplacement centres articulaires et marqueurs, expérimentation 2	37
3.6	Fonctionnement EKF	38
3.7	Distribution de l'erreur articulaire, Kinect 2 (K2)	39
3.8	Installation, expérimentation 1	45
3.9	Comparaison trajectoires articulaires, expérimentation 1	47
3.10	Evolution longueurs de segments, expérimentation 1	48
3.11	Résultats du T-test SPM, expérimentation 1	51
3.12	Dispersion des longueurs, expérimentation 2	55
4.1	Schéma du bras 2 barres	68
4.2	Exemple de trajectoires cartésiennes de l'extrémité du bras	71
4.4	Valeurs de ω	72
4.3	CS pour tau	73
4.5	CS et point de départ et d'arrivée	73
4.6	CS et changement de modèle	74
4.7	CSs superposées	75
4.8	CSs et fonctions de coûts	76
5.1	Norme de ω	85
5.2	Logigramme fiabilité COI	89

Table des figures

5.3	Dix trajectoires étudiées	94
5.4	Résultat COI pour bruit constant	97
5.5	Trajectoires et effets pondérations	99
5.6	Projection AIOC	102
5.7	Iso-pondération de l'AIOC	103
5.8	Trois types de projections	105
5.9	CSs et choix de base	107

Liste des tableaux

3.1	Caractéristiques 3 générations Kinect	33
3.2	Angles articulaires et optimisation de $\mathbf{Q}$	50
3.3	Estimation position centre articulaire, K2 et K3	53
3.4	Estimation longueurs membres, K2 et K3	54
4.1	Fonctions de coûts, d'après la littérature	62
5.1	Fonctions de coûts et pondérations	93
5.2	COI et fonctions de coûts	95
5.3	Résultats algorithme pour choix de base	107
A.1	Tableau récapitulatif du déroulement des séances	138
A.2	Tableau de l'ensemble du matériel utilisé pour ce protocole expérimental.	141

Abbreviations

ACP	Analyse en Composantes Principales
AIOC	Approximately Inverse Optimal Control
ARI	Apprentissage par Renforcement Inverse
CC	Coefficient de Corrélation de Pearson
COD	Contrôle Optimal Direct
COI	Contrôle Optimal Inverse
CS	Courbe de Singularité
EA	Empathie Artificielle
EKF	Extended Kalman Filter
IHR	Interaction Humain Robot
K1	Kinect première génération
K2	Kinect 2
K3	Kinect Azure
KKT	Karush–Kuhn–Tucker
MB	Mouvement Biologique
MKO	Multibody Kinematic Optimization
PCA	Position du Centre Articulaire
PIOC	Projected Inverse Optimal Control
RMSD	Root Mean Square Deviation
SO_{ref}	Système optoélectronique de référence
SPM	Statistical Parametric Mapping
STS	Superior Temporal Sulcus
SVD	Singular Value Decomposition

Chapitre 1

Introduction générale

1.0.1 Contexte

La robotique est une science intégrative qui recourt à de nombreuses disciplines, principalement la mécanique, l'électronique et l'informatique. Mais elle est aussi incubatrice de domaines qui y voient un champ exploratoire et applicatif : de la géométrie algébrique algorithmique à la psychologie et neurosciences en passant par l'Intelligence Artificielle. Ces disciplines sont des domaines importants qui ont évolué et fait évoluer la robotique au fil des années. Cette démarche multidisciplinaire est l'un des fondements de cette thèse.

Le mot "robot" est apparu pour la première fois en 1920 dans une pièce de théâtre de CAPEK (2011). Il vient du tchèque *robota* qui signifie "travail forcé", corvée. À l'origine du terme il y a donc une notion de travail, le robot est créé pour remplacer ou assister l'homme dans des tâches pénibles, répétitives ou dangereuses. Bien que le mot n'existât pas, l'idée des robots est née bien avant le 20ème siècle et elle était nommée automate, du latin *automatus* ("qui se meut soi-même") venant lui-même du grec ancien *autómatos* (*autos* "soi-même" et *menos* "esprit" : "qui agit de sa propre volonté, de son propre esprit").

La mythologie grecque prête à Héphaïstos, dieu forgeron et créateur, la naissance des premiers automates, que ce soit des objets (e.g. tables animées) ou des "êtres" (e.g. deux servantes humanoïdes en or, l'assistant dans son travail). Il est difficile de savoir quand les premiers vrais automates ont été conçus, mais des écrits de Philon de Byzance datant du IIIème siècle av JC proposent déjà des automates humanoïdes servant du vin lorsqu'on leur donne un verre.

Aujourd'hui, nous distinguons un automate d'un robot par la présence de capteurs permettant de percevoir l'environnement et de réagir en conséquence. Là où un automate répètera sans cesse le même protocole, il est attendu d'un robot d'avoir plus d'adaptabilité à son environnement. Cette adaptabilité est extrêmement complexe à concevoir et pendant des années les robots étaient des machines industrielles cloisonnées dans des environnements contrôlés. Tout contact avec les ouvriers était empêché afin de limiter les risques. N'étant que très peu adaptables, les robots industriels n'étaient pas



FIGURE 1.1 – Reproduction de l'automate humanoïde de Philon de Byzance par Kóstas Kotsanás, Museum of ancient Greek technology.

en mesure d'assurer la sécurité des hommes par leur programmation propre. Cependant, depuis quelques années, l'industrie commence à investir dans des solutions robotiques moins cloisonnées et destinées à travailler au contact de l'homme. Ces robots, appelés "cobots" pour la contraction des mots coopération et robotique (COLGATE, EDWARD, PESHKIN et WANNASUPHOPRASIT, 1996), ont comme leur nom l'indique, l'ambition de permettre une collaboration entre humain et robot sur des tâches. L'avantage d'une telle collaboration serait de bénéficier des capacités des deux parties comme la force et la précision du robot ainsi que l'adaptation et la dextérité de l'être humain. Ces collaborations sont possibles, car la sécurité des êtres humains est de mieux en mieux assurée (BENHABIB, PADOIS et DANEY, 2020). Cela permet également d'imaginer une robotique sociale, non seulement sur le lieu de travail, mais également à la maison pour de l'aide sur des tâches quotidiennes. Toutes ces situations nécessitent d'assurer une compréhension mutuelle entre l'homme et le robot afin de permettre une interaction adéquate. En robotique, c'est un domaine de recherche spécifique appelé Interaction Humain Robot (IHR).

Mes travaux font partie d'une stratégie collaborative entre deux équipes, alliant recherche cobotique, sécurité et IHR.

L'IHR se base sur l'analyse des comportements humains, notamment dans le cadre d'interactions avec son environnement ou avec d'autres êtres vivants pour mieux comprendre comment le robot doit agir et se comporter en sa présence. L'étude des comportements humains prend en compte non seulement l'aspect physique, mais également relationnel et social de l'interaction. Ce travail est nécessaire pour garantir l'acceptabilité d'un robot. Si un robot ne satisfait pas les attentes sociales basiques, il sera rejeté par l'homme et inutilisé (DE GRAAF, ALLOUCH et VAN DIJK, 2017).

L'IHR s'intéresse également à l'analyse du mouvement humain. En robotique, le mouvement humain est utilisé pour de la prédiction (DERMY, 2018), de la reconnaissance d'actions (COUPETÉ, 2016), ou pour la génération de mouvement (KULIC, D. LEE, OTT et NAKAMURA, 2008).

Cependant, le mouvement humain est également ce qu'on appelle un Mouvement Biologique (MB). Le MB possède de nombreuses informations, qu'elles soient physiques ou cognitives. Il est possible de déterminer le genre d'une personne (TROJE, 2002a), son émotion (VENTURE et al., 2014), voire même son identité (TROJE, WESTHOFF et LAVROV, 2005). Ces caractéristiques sont accessibles à partir d'informations minimales du mouvement (i.e. le mouvement des points d'articulation), notamment grâce à leur dynamique (WESTHOFF et TROJE, 2007).

L'IHR repose sur une compréhension réciproque : l'homme comprend le comportement du robot, et l'homme croit que le robot le comprend. Or, comprendre et interpréter le comportement d'une personne et son état sont liés à l'empathie, une capacité sociale importante des hommes, et plus généralement des mammifères (DE WAAL et PRESTON, 2017). Le MB comprenant de nombreuses informations sociales, il peut être considéré comme un vecteur naturel important de l'empathie. L'étude du MB est donc intéressante pour faciliter la communication entre l'humain et le robot grâce à la compréhension de ces comportements dans le cadre de l'IHR.



FIGURE 1.2 – Photo d'un cobot UR.

1.0.2 Problématique et objectif

La thèse présentée dans ce manuscrit s'intitule "Analyse du mouvement humain pour l'assistance à la personne". Ce sujet étant très vaste, nous proposons de l'orienter à partir de plusieurs questions.

La question principale, qui met en avant la motivation de ces travaux, est :

Question 1.1

En quoi l'assistance robotique à la personne peut-elle se servir du mouvement humain, riche d'informations physiques et cognitives, comme modalité d'amélioration de l'interaction humain-robot ?

Le chapitre 2 propose un état de l'art sur les différents concepts présents dans ce manuscrit. Nous verrons ainsi les propriétés du MB et pourquoi nous le considérons comme vecteur important de communication entre humain et robot. En faisant le lien entre la perception du mouvement et l'empathie, nous évoquerons la notion d'*Empathie Artificielle* (EA) qui a pour objectif d'améliorer les interactions sociales entre les humains et les robots. Nous évoquerons également les questions éthiques liées aux notions d'EA.

Le chapitre 3, offre un état de l'art des méthodes et applications de l'observation du mouvement humain avant de détailler les apports fournis dans le domaine. Nous expliquerons alors pourquoi nous nous sommes intéressés aux capteurs Kinect et comment nous avons amélioré la précision des observations du mouvement. Ce chapitre répond au challenge suivant :

Question 1.2

Comment observer le mouvement humain dans son environnement naturel de manière robuste afin d'y extraire des informations physiques et cognitives du MB ?

Dans le chapitre 4, nous proposons d'explorer une hypothèse forte du mouvement humain : l'optimalité de celui-ci au regard d'un critère. Ce chapitre a pour objectif de répondre à la question suivante :

Question 1.3

Dans quelle mesure le MB humain peut-il être considéré comme optimal au regard d'un critère donné et quelles en sont ses propriétés ?

Nous discuterons des différentes fonctions de coût que la littérature a proposées pour être dans le critère d'optimisation du mouvement humain. Nous expliquerons alors ce qu'est l'optimalité d'une trajectoire au regard d'un critère en définissant le Contrôle Optimal Direct (COD). Cela nous mènera à présenter la notion de Courbe de Singularité, représentation de notre vision de l'optimalité.

L'optimalité du mouvement humain au regard d'un critère permet de caractériser la génération du mouvement en fonction du critère choisi et donc de ses fonctions de coût. Nous faisons alors l'hypothèse que le mouvement soit optimisé différemment selon l'état physique et/ou cognitif dans lequel l'humain se trouve. En effet, comme l'état modifie le MB, il serait possible d'observer ces changements à travers les variations du critère d'optimisation. C'est pour cette raison que nous nous intéressons au problème du Contrôle Optimal Inverse (COI). Le problème du COI se définit comme le problème de l'identification du critère d'optimisation à partir d'une trajectoire observée considérée comme optimale au regard de ce critère.

Le dernier chapitre 5 propose donc d'étudier le COI pour l'analyse du mouvement humain. Ce chapitre a pour ambition de montrer notre vision du COI en proposant de réunifier deux méthodes de résolutions : le COI Approché et le COI Bilevel. La motivation initiale de cette étude était :

Question 1.4

Dans quelle mesure la résolution du problème de Contrôle Optimal Inverse peut-elle être utilisée pour l'analyse du MB humain ?

Pour cela, nous proposons d'apporter une vision théorique du COI dans le but de mieux comprendre les mécanismes en jeux dans sa résolution. L'originalité principale de notre approche, que nous appelons Projected Inverse Optimal Control (PIOC) (Projected Inverse Optimal Control) relève de notre manière de découpler le problème du COI en trois étapes : la première en paramétrant l'espace des trajectoires afin de réduire la complexité du problème, la deuxième en caractérisant notre problème et la fiabilité de son positionnement et la troisième en choisissant une solution adaptée, qui correspond à une Projection.

Enfin, nous concluons ce manuscrit 6 par une discussion sur le travail réalisé ainsi que ses perspectives futures.

1.0.3 Contributions et liste des publications

Ce manuscrit de thèse fait l'objet de 4 publications, trois acceptées et une en soumission. Les deux premières publications font état des lieux de nos recherches sur le filtre de Kalman appliqué aux capteurs d'observation du mouvement humain, les Kinect de Microsoft 2ème et 3ème génération. Les deux suivantes présentent notre vision PIOC du COI. Dans un premier papier, nous soulevons l'importance d'étudier la fiabilité du COI et nous proposons une méthode de vérification des résultats. Dans un second papier, nous détaillons l'approche PIOC permettant de réunifier différentes méthodes de résolution du COI pour l'analyse du mouvement humain.

Voici la liste complète des papiers ainsi que leur abstract :

- **Colombel, J.**, Bonnet, V., Daney, D., Dumas, R., Seilles, A., Charpillet, F., 2020. Physically Consistent Whole-Body Kinematics Assessment Based on an RGB-D Sensor. Application to Simple Rehabilitation Exercises. Sensors 20, 2848. <https://doi.org/10.3390/s20102848>

Abstract : Ce travail propose d'améliorer la précision des estimations d'angle articulaire obtenues à partir d'un capteur RGBD. Il est basé sur un filtre de Kalman étendu contraint qui suit les centres articulaires mesurés en entrée. Comme l'approche proposée utilise un modèle biomécanique, elle permet d'obtenir des angles articulaires contraints physiquement cohérents et des longueurs de segments constantes. Une méthode pratique qui n'est pas spécifique au capteur pour le réglage optimal des matrices de covariance du filtre de Kalman étendu est fournie. Elle utilise des données de référence obtenues à partir d'un système stéréophotogrammétrique, mais elle ne doit être réglée qu'une seule fois puisqu'elle n'est spécifique qu'à une tâche. L'amélioration du réglage optimal par rapport aux méthodes classiques de définition des matrices de covariance est démontrée par une analyse statistique de cartographie paramétrique. L'approche proposée a été testée sur six sujets sains qui ont effectué quatre tâches de rééducation. La précision des estimations des angles articulaires a été évaluée avec un système stéréophotogrammétrique de référence. Même si certains angles articulaires,

comme les rotations internes/externes, n'ont pas été bien estimés, l'algorithme optimisé proposé a atteint une différence quadratique moyenne satisfaisante de $9,7^\circ$ et un coefficient de corrélation de 0,8 pour toutes les articulations. Nos résultats montrent qu'un capteur RGBD abordable peut être utilisé pour une rééducation simple à domicile lorsqu'on utilise un modèle biomécanique contraint.

- **Colombel, J.**, Daney, D., Bonnet, V., Charpillet, F., 2021. Markerless 3D Human Pose Tracking in the Wild with Fusion of Multiple Depth Cameras : Comparative Experimental Study with Kinect 2 and 3, in : Ahad, M.A.R., Inoue, S., Roggen, D., Fujinami, K. (Eds.), Activity and Behavior Computing, Smart Innovation, Systems and Technologies. Springer, Singapore, pp. 119–134. https://doi.org/10.1007/978-981-15-8944-7_8

Abstract : L'interaction homme-robot nécessite une estimation robuste du mouvement humain en temps réel. Ce travail présente un algorithme de fusion pour le suivi des positions du centre des articulations à partir de plusieurs caméras de profondeur afin d'améliorer la précision de l'analyse du mouvement humain. La contribution principale est un algorithme basé sur la fusion des mesures de suivi du corps avec un filtre de Kalman étendu et des contraintes anthropomorphiques, indépendantes des capteurs. Comme illustration de l'utilisation de cet algorithme, cet article présente la comparaison directe des positions du centre des articulations estimées avec un système stéréophotogrammétrique de référence et celles estimées avec le nouveau capteur Kinect 3 (Azure Kinect) et son ancienne version la Kinect 2 (Kinect pour Windows). L'expérience a été réalisée en deux parties, une pour chaque modèle de Kinect, en comparant les données brutes et fusionnées de 2 Kinect face à face avec notre algorithme. L'approche proposée améliore les données de suivi du corps pour la Kinect 3 qui n'a pas les mêmes caractéristiques que la Kinect 2. Cette étude montre également l'importance de définir de bonnes heuristiques pour fusionner les données en fonction du fonctionnement du body tracking. Ainsi, avec une heuristique appropriée, les estimations de la position du centre des articulations sont améliorées d'au moins 14,6%. Enfin, nous proposons une comparaison supplémentaire entre Kinect 2 et Kinect 3 qui montre les avantages et les inconvénients des deux capteurs.

- **Colombel, J.**, Daney, D., Charpillet, F., 2022. On the Reliability of Inverse Optimal Control, in : 2022 International Conference on Robotics and Automation (ICRA). Presented at the 2022 International Conference on Robotics and Automation (ICRA), pp. 8504–8510. <https://doi.org/10.1109/ICRA46639.2022.9811847>

Abstract : Le contrôle optimal inverse (COI) est un problème populaire pour l'analyse du mouvement humain. Dans le cadre de ces méthodes, il est nécessaire de prêter attention à la fiabilité des résultats. Cet article propose une approche basée sur l'évaluation des conditions de Karush-Kuhn-Tucker reposant sur une analyse complète avec la décomposition en valeurs singulières et fournit une analyse détaillée de la fiabilité. Par rapport à une vérité terrain, nos simulations illustrent comment la méthode proposée analyse la fiabilité de la résolution. Après avoir introduit une méthodologie claire, les propriétés des matrices sont étudiées avec différents niveaux de bruit et différents modèles et conditions expérimentales. Nous montrons comment mettre en œuvre la méthode, étape par étape, en expliquant les difficultés numériques rencontrées lors de la résolution et ainsi comment fiabiliser les résultats du problème du COI.

- **Colombel, J.**, Daney, D., Charpillet, F., 2022. Holistic view of Inverse Optimal Control, in : 2023 International Conference on Robotics and Automation (ICRA). [EN SOUMISSION]

Abstract : Le Contrôle Optimal Inverse (COI) est un outil utilisé dans de nombreux domaines, notamment en robotique et en analyse du mouvement humain. Dans ce contexte, de nombreuses méthodes de résolution ont été proposées dans la littérature. Cet article présente le Contrôle Optimal Inverse Projeté, PIOC, une approche qui met en avant une vision simple et complète des méthodes de COI. En particulier, nous expliquons comment la présence d'incertitudes peut être correctement prise en compte dans celle-ci. Ainsi, cet article souligne comment les méthodes classiques peuvent être comprises comme des projections de trajectoires dans l'espace des solutions du problème sous-jacent de Contrôle Optimal Direct (COD). Ce point de vue permet d'examiner des projections autres que classiques, ce qui peut être fructueux pour les chercheurs dans ce domaine. A titre d'exemple, nous présentons une projection qui permet de choisir les fonctions de coût sous-jacentes d'un problème de COI dans un ensemble. Les sous-problèmes du COI sont également abordés, tels que : la modélisation des trajectoires observées, le bruit de mesure et la fiabilité des solutions obtenues par COI. Notre proposition est soutenue par un exemple simple et canonique tout au long du papier.

Chapitre 2

Mouvement Biologique

Sommaire

2.1	Introduction	7
2.2	Le mouvement humain	8
2.2.1	Définition du mouvement	8
2.2.2	Sens et mouvement	9
2.2.3	Étude du mouvement et modélisation	10
2.3	Le Mouvement Biologique	11
2.3.1	Origine du terme Mouvement Biologique	11
2.3.2	Propriétés du Mouvement Biologique	12
2.3.3	Conditions d'observation	13
2.3.4	Méthodes d'analyse du Mouvement Biologique	14
2.4	Mouvement Biologique et compétences sociales	16
2.4.1	Perception du Mouvement Biologique	16
2.4.2	Empathie	18
2.5	Interaction Humain Robot et mouvement	23
2.5.1	Types d'interactions en robotique d'assistance	24
2.5.2	Empathie Artificielle	25
2.5.3	Mouvement comme modalité d'interaction	26
2.6	Questions éthiques	26
2.6.1	Détection automatique de l'état des individus	26
2.6.2	Attachement en robotique	27
2.7	Conclusion	28

2.1 Introduction

"L'analyse du mouvement humain pour l'assistance à la personne" est un sujet de thèse qui, au premier abord, est très large. Il fait appel à de nombreux concepts venant de disciplines différentes : robotique, biomécanique, ergonomie, psychologie et neurobiologie. Nous proposons de préciser dans ce chapitre l'objet de notre recherche, à savoir le Mouvement Biologique (MB) humain. Nous préciserons également les définitions des concepts ainsi que les hypothèses de travail impliquées dans nos travaux. Il nous permet donc de justifier l'orientation que nous avons choisie pour ce sujet. Nous avons également pour ambition de poser les fondements d'un travail de recherche avec une vision à plus long terme, amenant à des applications concrètes de notre étude sur l'analyse du mouvement humain.

Ce chapitre répond à la question 1.1 :

En quoi l'assistance robotique à la personne peut-elle se servir du mouvement humain, riche d'informations physiques et cognitives, comme modalité d'amélioration de l'interaction humain-robot ?

Dans une première section, nous donnerons une définition générale du mouvement humain 2.2. Nous aborderons par la suite la notion de MB, dont le mouvement humain fait partie 2.3. Nous verrons ainsi que le mouvement humain donne des informations à la fois physiques et cognitives sur la personne qui l'effectue. La perception de ces informations est utile d'un point de vue social et nous verrons comment le MB est lié à des capacités cognitives sociales 2.4. Cela nous amènera à la notion d'empathie, considérée comme une capacité de cognition sociale permettant de se mettre à la place de l'autre et de le comprendre. Nous discuterons ensuite de la place du mouvement dans les études sur l'Interaction Humain Robot, notamment comme vecteur de communication non verbale 2.5. Nous montrerons également que l'analyse du mouvement humain est un élément important de l'Empathie Artificielle (EA). Nous conclurons ce chapitre sur des questions éthiques que peut soulever un tel objectif 2.6.

2.2 Le mouvement humain

2.2.1 Définition du mouvement

Le thesaurus Medical Subject Headings (MeSH) (*Medical Subject Headings* 2019) définit le mouvement ainsi :

"The act, process, or result of passing from one place or position to another. It differs from LOCOMOTION in that locomotion is restricted to the passing of the whole body from one place to another, while movement encompasses both locomotion but also a change of the position of the whole body or any of its parts. Movement may be used with reference to humans, vertebrate and invertebrate animals, and microorganisms. Differentiate also from MOTOR ACTIVITY, movement associated with behavior."

que l'on peut traduire en français par :

Définition 2.1 Mouvement

"L'acte, le processus ou le résultat du passage d'un endroit ou d'une position à un(e) autre. Il diffère de la LOCOMOTION en ce que la locomotion se limite au passage du corps entier d'un endroit à un autre, tandis que le mouvement englobe à la fois la locomotion, mais aussi un changement de position du corps entier ou de l'une de ses parties. Le mouvement peut être utilisé en référence aux humains, aux animaux vertébrés et invertébrés, et aux micro-organismes. À différencier également de l'ACTIVITÉ MOTRICE, le mouvement associé au comportement."

D'après cette définition, le mouvement correspond à un changement de position dans l'espace de tout ou une partie du corps. Cette définition simple nous permet de bien faire la différence avec la locomotion qui, elle, confère la notion de déplacement du corps entier d'un endroit à un autre. Il est également important de faire la différence entre mouvement et posture. Un mouvement est constitué d'une suite de postures dynamiques.

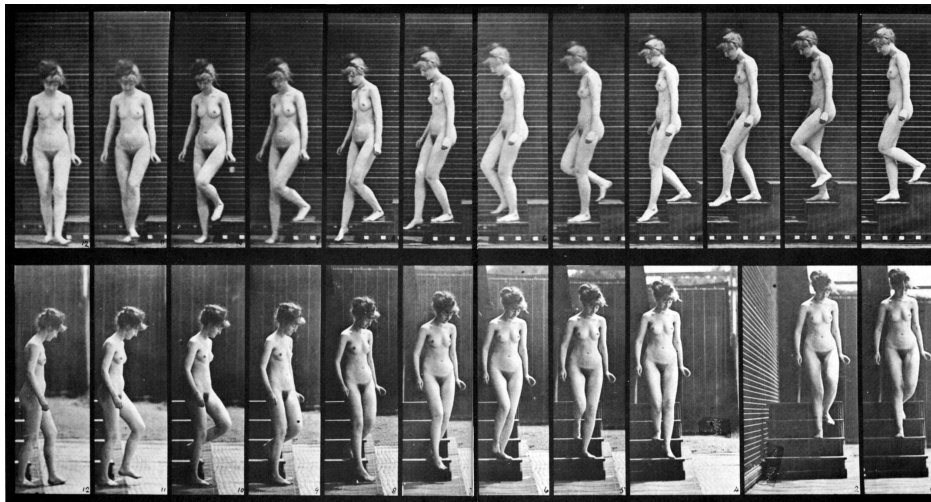


FIGURE 2.1 – *Woman Walking Down Stairs*, une étude du mouvement photographiée par Eadweard Muybridge avec la technique de chronophotographie en 1887. Le mouvement se lit de droite à gauche.

C'est en 1870 que la première mesure du mouvement apparaît avec l'invention de la chronophotographie. Cette technique photographique inventée par Eadweard Muybridge et Etienne-Jules Marey consiste à prendre une succession de photographies à intervalles de temps réguliers pour capturer les postures successives (Figure 2.1).

Dans cette définition, il est également à noter que le mouvement et l'activité motrice, liée au comportement, sont à ne pas confondre. La notion de comportement se réfère à la manière de réaliser un mouvement. C'est finalement le comportement qui nous intéressera le plus dans le cadre de cette thèse. Pour plus de simplicité, nous faisons le choix de continuer à parler d'étude de mouvement et non pas d'étude d'activité motrice.

2.2.2 Sens et mouvement

Le mouvement humain implique le corps complet. On pensera tout de suite au système musculo-squelettique qui crée l'action : squelette, muscles, tendons, etc. Cependant, bien d'autres systèmes sont en jeu dans le mouvement, comme le système nerveux qui donne l'ordre du mouvement au reste du corps, ou les sens qui captent l'état du corps et son environnement.

La figure 2.2 montre les récepteurs impliqués dans le mouvement : récepteurs visuels, récepteurs vestibulaires (associés à l'équilibre), récepteurs musculaires, récepteurs musculo-articulaires et récepteurs cutanés, selon BERTHOZ (1997).

Berthoz présente d'ailleurs le mouvement comme un sens à part entière : "Ainsi au sens du goût et de l'odorat, du toucher, de la vision, de l'audition, il faut ajouter, comme d'ailleurs le fait la langue commune, celui du mouvement, de l'espace, de l'équilibre, de l'effort [...] Le sens est ainsi resitué comme une direction qui accompagne le sujet vers un but et qui est déterminée par lui." Cette représentation du mouvement à l'état de sens nous permet de le définir à la fois comme un objet d'action, mais également comme un objet de perception.

On pourrait penser qu'il faut distinguer ces deux notions en fonction de celui qui réalise le mouvement ou de celui qui perçoit le mouvement. Cependant Berthoz affirme qu'il faut "supprimer la dissociation entre perception et action. La perception est action simultanée".

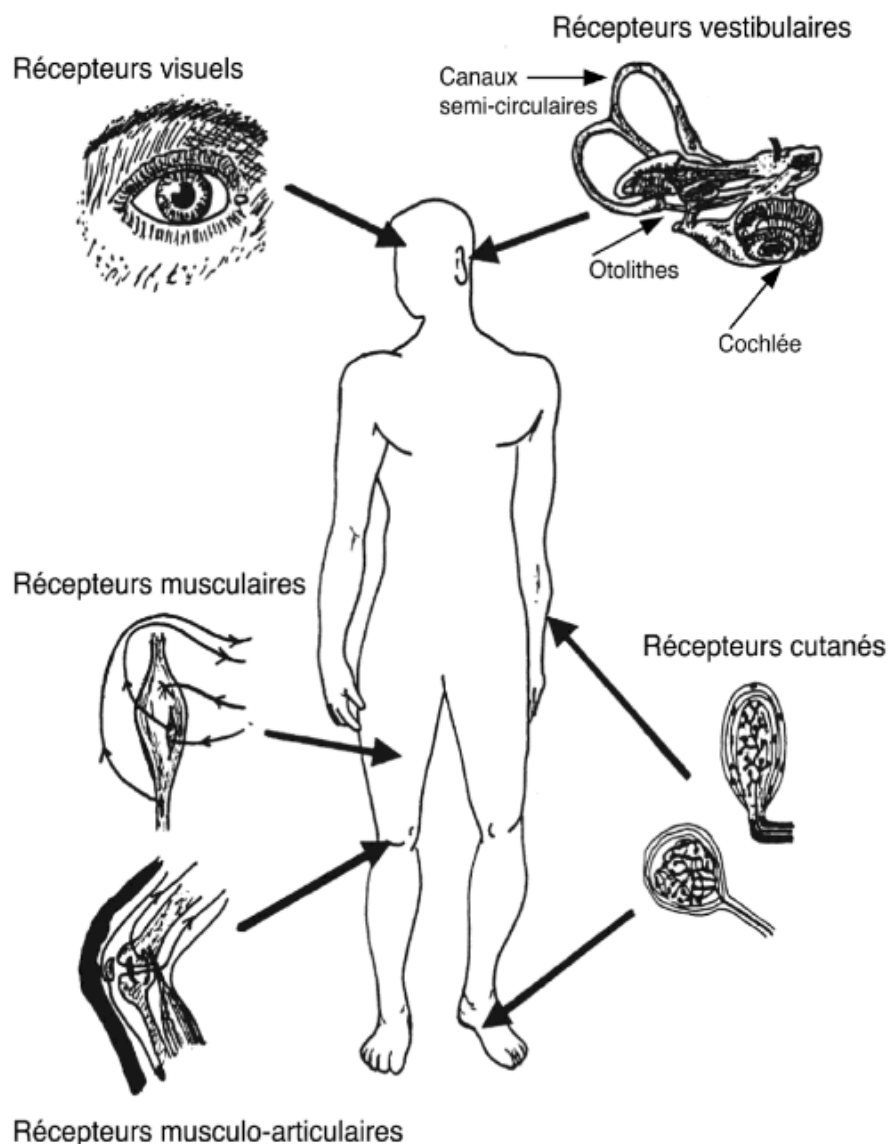


FIGURE 2.2 – Les capteurs sensoriels qui participent au sens du mouvement, selon BERTHOZ (1997)

La théorie de Berthoz considère que le corps perçoit et se meut dans un même temps. Le mouvement se génère non pas comme une boucle ouverte d'actions, mais comme une boucle fermée rétroactive afin d'ajuster le mouvement au cours du temps, en fonction de la perception.

2.2.3 Étude du mouvement et modélisation

Une des difficultés majeures de l'étude du mouvement humain est que le corps humain est particulièrement complexe. Le mouvement humain fait intervenir le système nerveux ainsi que de nombreux corps rigides et tissus mous en interaction les uns avec les autres. L'ensemble des systèmes impliqués dans la génération du mouvement est tellement complexe que le système nerveux central diminue le nombre de forces musculaires à contrôler lors de l'apprentissage d'une tâche (VEREIJKEN, WHITING et W. J. BEEK, 1992).

Ainsi, quelque soit le domaine d'étude, la modélisation du système neuromusculo-squelettique est orientée en fonction de ce qui est étudié. Pour un même objet d'étude, la modélisation utilisée sera différente en fonction de l'application. Prenons l'exemple de l'épaule : cela peut servir dans la santé pour soigner des problèmes locomoteurs (BERTHOLD, MUENCH et ELHASSAN, 2021), dans le sport pour comprendre les performances et mouvements techniques (BOURGAIN et al., 2018) ou en robotique pour la création d'exosquelettes (KLEIN et al., 2010). Chacun de ces domaines modélise donc l'épaule de manière différente et adaptée. La communauté Biomécanique a même développé un outil pour appréhender les multiples modélisations possibles du corps humain (DELP et al., 2007). La pluralité des applications de ces modélisations rend même très compliquée leur validation (HICKS et al., 2015).

Le mouvement humain est donc très complexe à analyser dans sa globalité et nécessite des simplifications permettant de ne travailler que sur l'objet d'étude. Dans le chapitre 3, deux modélisations du corps humain sont proposées pour une observation du mouvement à l'aide de capteurs Kinect.

2.3 Le Mouvement Biologique

2.3.1 Origine du terme Mouvement Biologique

Le mouvement humain est spécifique puisqu'il rentre dans la catégorie du MB. Le premier à avoir évoqué le terme de "Mouvement Biologique" est le chercheur Gunnar Johansson. L'objectif de sa thèse était de démontrer comment le système visuel humain décompose le mouvement d'objets simples en mouvement "commun", encodé dans un système de référence global, et en mouvement "relatif" représenté dans un système de référence basé sur les objets. Le premier article (JOHANSSON, 1973) qui évoque le MB ne définit pas vraiment ce terme comme technique, mais plutôt comme un concept général pouvant décrire le mouvement des humains et des animaux. Cependant, il y décrit une méthode d'observation par "point-light" (ou "points lumineux"). Elle consiste à associer à chaque partie du corps en mouvement un point, que ce soit sur les articulations ou extrémités des membres. Cette méthode restera la plus utilisée dans l'analyse du MB et de ses propriétés (RUTHERFORD et KUHLMEIER, 2013). Il est montré qu'à partir de 10 ou 12 points lumineux placés sur les membres du corps (voir figure 2.3), il nous est possible de comprendre la structure et la cinématique du mouvement. G. Johanson a prouvé que le mouvement de ses points lumineux, sans notion de silhouette ou autre aspect biologique, peut être spontanément interprété par l'homme, notamment en observant la marche (JOHANSSON, 1973).

La particularité de l'observation par point-light du MB est qu'elle permet d'étudier des mouvements hors de leur environnement ou contexte. Il n'y a pas de notion d'échelle ou de silhouette de l'individu observé. Ainsi, toutes les informations récupérées par l'observation du MB sont uniquement extraites du mouvement, de sa dynamique et de sa forme estimée.

Lorsque nous parlerons de MB dans cette thèse, nous ferons alors référence à la définition suivante :

Définition 2.2 Mouvement Biologique

Le Mouvement Biologique représente le mouvement de tout ou partie du corps d'un animal, principalement celui d'un humain. Son étude peut se faire par "points lumineux", c'est-à-dire une observation du corps représenté par des points pour chaque partie du corps (articulations, extrémité).

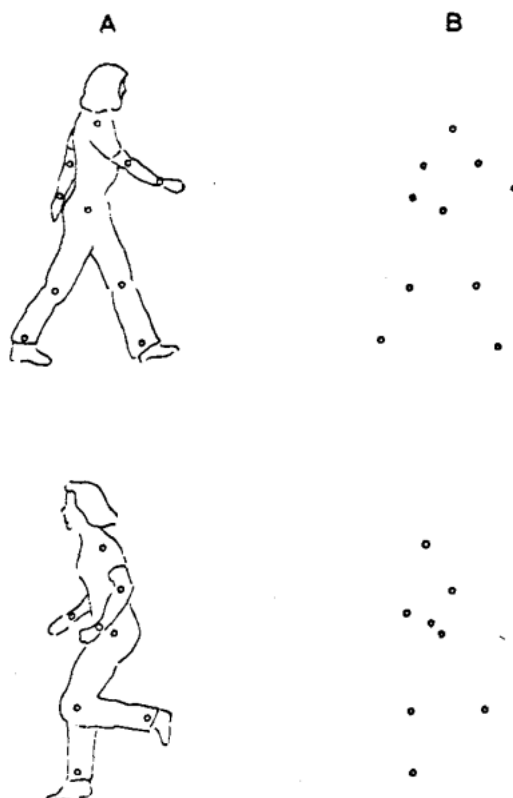


FIGURE 2.3 – Illustration des représentations par "point-light" ou "points lumineux" dans le cadre des expériences faites sur le MB (JOHANSSON, 1973)

2.3.2 Propriétés du Mouvement Biologique

Avec la naissance de la méthode d'observation du MB, G. Johanson révolutionne l'étude du mouvement humain. JOHANSSON (1973) montre que l'observation avec cette méthode du MB de la marche d'un individu est non seulement interprétée comme telle par un observateur, mais ce dernier est également en mesure de savoir dans quel sens l'individu va. Si on est capable d'interpréter dans uniquement le mouvement une marche et un sens de la marche, que peut-on extraire d'autre du MB ? Cette méthode d'observation, sans contexte, ouvre la voie à la vérification d'hypothèses concernant les informations que contient le mouvement.

En 1977, une première étude a montré que des sujets étaient aptes, dans une certaine mesure au-dessus de la chance, à reconnaître des individus qu'ils connaissaient à travers leur démarche (CUTTING et KOZLOWSKI, 1977). La reconnaissance d'individus à travers la démarche a été de nouveau étudiée en 2007 avec, cette fois, une phase d'apprentissage. Les résultats montrent que les taux de reconnaissance des démarches sont de l'ordre de 90% (WESTHOFF et TROJE, 2007).

Le MB a également très intéressé les chercheurs pour la reconnaissance du genre. Ainsi, MATHER et MURDOCH (1994) ont proposé à des individus de reconnaître le genre dans le MB. TROJE (2002a) ont proposé de reconnaître le genre dans le mouvement par classification linéaire automatique.

Il a également été avancé que le MB est en mesure de convoier des émotions. DITTRICH, TROSCIANKO, LEA et MORGAN (1996) proposent une étude de reconnaissance des émotions (peur, colère, tristesse, joie, surprise, dégoût) dans la danse. Les résultats ont montré 63% de bonne reconnaissance des émotions dans le MB (contre 88% avec une vidéo classique), ce qui est significativement au-dessus de la chance. En 2016, MEDRANO (2016) publie une thèse sur l'analyse et la synthèse de mouvements expressifs de théâtre et montre que le mouvement est capable d'exprimer des émotions.

En 2017, PARKINSON, WALKER, MEMMI et WHEATLEY (2017) montrent même que la reconnaissance d'émotion par MB est valide entre deux cultures différentes. L'étude s'est faite sur 3 expérimentations entre les États-Unis et Kreung, un village du Cambodge. Elle montre que la joie, la colère, la peur ou la tristesse sont bien reconnues inter culturellement. A contrario, la fierté est moins bien reconnue par les Kreungs tout en restant au-dessus du niveau de chance, ce qui n'est pas le cas du sentiment amoureux.

De manière plus spécifique, le MB a été utilisé pour trouver un lien entre l'attractivité perçue d'une femme dans sa démarche et son cycle menstruel (PROVOST, QUINSEY et TROJE, 2008). D'autres ont évoqué la perception de l'état de santé d'un individu à travers son mouvement (SUNDELIN et al., 2015 ; R. S. S. KRAMER, AREND et WARD, 2010).

On peut donc déduire qu'à partir d'une représentation simple comprenant un point par membre, l'homme est capable de distinguer de nombreuses informations de ces mouvements, que ce soient des caractéristiques physiques ou cognitives.

2.3.3 Conditions d'observation

Nous avons vu que le MB fournissait de nombreuses informations à partir de points répartis sur le corps, la représentation par "point-light". Des études ont été menées pour comprendre les conséquences de perturbations sur la perception du mouvement biologique.

La perception du MB est robuste aux variations du nombre de points utilisés et au temps d'exposition (NERI, MORRONE et BURR, 1998). Cependant, plus il y a de points observables, plus l'observation et l'interprétation du mouvement sont justes, même en présence de bruit. Outre le nombre de points, les chercheurs se sont intéressés à l'importance du point de vue, de la taille, de la structure et de la dynamique de ce qui est observé.

Ainsi, les travaux de TROJE (2002b) ont exploré les impacts de la dynamique, de la structure ou du point de vue. Ces différentes études ont conclu que l'élément le plus important est la **dynamique du mouvement**, avec spécifiquement un fort impact de l'amplitude du signal (WESTHOFF et TROJE, 2007). Sans les éléments dynamiques, les informations comprises dans le mouvement ne sont plus identifiables (identité ou genre).

Une autre étude a montré une réduction de la reconnaissance d'identité lors d'un changement de la fréquence et de la forme du corps, mais aucun impact de la taille globale du corps (TROJE, WESTHOFF et LAVROV, 2005). Toutes ces expériences montrent que la structure, à proprement parlé, n'a que peu d'impact, que ce soit sur la reconnaissance de genre ou d'identité.

Le point de vue a également un impact sur l'information perçue. Chacune de ces expériences montrent que le point de vue frontal a de meilleurs résultats que ceux en demi-profil ou en profil. Pour la reconnaissance d'identité (WESTHOFF et TROJE, 2007 ; TROJE, WESTHOFF et LAVROV, 2005), les points de vue frontal et profil ont relativement peu d'impact sur l'identification, c'est le demi-profil qui montre de moins bons résultats. En revanche, pour

la reconnaissance de genre, c'est la vue de profil qui montre les moins bons résultats (TROJE, 2002b). Ces derniers peuvent s'expliquer par le fait que le genre s'exprimerait essentiellement par le balancement des hanches et des épaules, qui sont peu vues de profil.

2.3.4 Méthodes d'analyse du Mouvement Biologique

L'étude du MB a amené les chercheurs à s'intéresser à de nombreuses méthodes d'analyse du mouvement. Si les premières études ont d'abord cherché à comprendre les propriétés du MB à travers l'interprétation humaine (CUTTING et KOZLOWSKI, 1977), les études qui ont suivi ont cherché à rendre l'analyse numérique et donc automatisable (TROJE, 2002a).

Dans l'interprétation du MB, outre la captation des données du mouvement, il est possible de distinguer deux types de méthodes : les méthodes d'analyse et les méthodes de classification. Les méthodes d'analyse permettent de transformer les données (= signaux) décrivant le MB vers un espace d'étude différent et souvent plus restreint. Cela permet aussi de travailler sur un spectre de représentation plus pertinent, discriminant, voire sémantique. Des méthodes d'analyse sont souvent utilisées en amont des méthodes de classification, car elles permettent d'être plus efficaces dans le traitement des données. La classification permet, comme son nom l'indique, de classer les données afin d'interpréter les observations. Il est à noter que les méthodes de classification peuvent aussi être utilisées sur des données non transformées.

Dans la littérature, le MB a proposé l'utilisation de classifieurs de type :

- Linéaire (TROJE, 2002b)
- Random Forest (RANDHAVANE et al., 2019 ; S. LI et al., 2016)
- Nearest Neighbor (KARG, KUHNLENZ et BUSS, 2010 ; DAOUDI et al., 2017)
- Deep Learning (KAZA et al., 2016).

Les méthodes d'analyse permettant l'utilisation de ces classifieurs sont variées. Par exemple, RANDHAVANE et al. (2019) proposent une analyse Long Short-Term Memory (LSTM). L'approche utilise des caractéristiques profondes apprises par LSTM sur des données labélisées en fonction des émotions avant de les classer avec un Random Forest Classifier. Une autre étude s'est penchée sur les paramètres qui sont indispensables à la reconnaissance des émotions, tels que le mouvement du bas du torse et l'inclinaison du tronc et de la tête (VENTURE et al., 2014). Elle montre, entre autres, que la reconnaissance inter-sujet est bien moins performante que celle obtenue avec de l'intra-sujet.

DAOUDI et al. (2017) utilisent des matrices de covariance pour discriminer différents états émotionnels (colère, peur, joie, tristesse et neutre). Ils montrent que les résultats de classification obtenue avec leur méthode sont proches de ceux obtenus par l'homme sur les représentations 3D des mêmes activités.

Il existe de nombreuses autres méthodes d'analyse utilisées pour l'étude du MB, mais dans cette thèse nous nous sommes particulièrement intéressés aux méthodes d'Analyse en Composantes Principales, de Fourier, et au Contrôle Optimal Inverse. Les deux premières méthodes ont été très utilisées par la littérature, tandis que la dernière nous paraît prometteuse pour ce type d'analyse.

2.3.4.1 Méthodes Analyse en Composantes Principales

La méthode de l'ACP a été utilisée par Troje pour la décomposition du mouvement biologique en 2002 afin de classer le genre (TROJE, 2002b). Dans ce papier, il présente également une génération de mouvement genrée. En 2010, KARG, KUHNLENZ et BUSS (2010). ont comparé cette méthode de décomposition avec KPCA (Kernel Principal Component Analysis)

et LDA (Linear Discriminant Analysis) dans le cadre de la reconnaissance d'émotion dans le mouvement. Cette étude conclut que l'utilisation de KPCA et ACP dépend de l'application et que LDA ne surpasse pas ACP (même s'il s'agit d'une méthode dite non supervisée). La méthode ACP a également été utilisée dans des reconnaissances d'état plus physique. SAVIN et al. (2021) ont étudié l'évolution de la fatigue dans le cadre d'un mouvement de pointage. Une autre étude propose l'analyse de la perception de la santé du genou, notamment, des mécanismes dits de compensation en cas de blessure(s) à partir d'une décomposition en ACP (FEDEROLF, BOYER et ANDRIACCHI, 2013).

2.3.4.2 Méthodes de Fourier

En 1995, UNUMA, ANJYO et TAKEUCHI (1995) proposent d'utiliser les méthodes de Fourier pour exprimer des émotions dans le mouvement de marche. TROJE (2002b) évoquent les méthodes de Fourier en les désignant comme similaires aux méthodes ACP, à condition d'être dans le cadre d'un signal périodique. La principale différence entre les deux méthodes se trouve dans l'analyse du signal qui se fait d'un point de vue fréquentiel et pas temporel, dans le cadre de l'analyse de Fourier. Des chercheurs proposent même d'utiliser les deux méthodes, d'abord Fourier pour sélectionner les paramètres puis ACP pour ne garder que les paramètres principaux (S. LI et al., 2016). Ils ont ensuite comparé différents classifieurs pour déterminer lequel discrimine le mieux les différentes émotions.

Dans le cadre de la reconnaissance d'individu, Westhoff et Troje utilisent les méthodes de Fourier afin d'identifier les paramètres essentiels dans les signaux du mouvement de marche (WESTHOFF et TROJE, 2007). Le but était de déterminer si la taille, la forme ou la fréquence avait la même importance dans la reconnaissance de l'individu (voir section 2.3.2). CRENN et al. (2017) proposent, quant à eux, une reconnaissance automatique des émotions en comparant dans le domaine fréquentiel un mouvement "neutre" avec un mouvement "expressif". Ils utilisent pour cela les méthodes de décomposition en série de Fourier et leur pertinence pour différents types de mouvement, comme le saut ou la course.

2.3.4.3 Méthodes de Contrôle Optimal Inverse

Le COI est une méthode très utilisée pour l'analyse du mouvement humain et notamment pour la locomotion (CLEVER et MOMBAUR, 2016; MOMBAUR, TRUONG et LAUMOND, 2010; PUYDUPIN-JAMIN, M. JOHNSON et BRETL, 2012). Très peu d'études ont utilisé cette approche pour déterminer des informations dans le MB d'une personne. Une étude réalisée en 2010 (S. J. LEE et POPOVIĆ, 2010) utilise l'Apprentissage par Renforcement Inverse (ARI), comparable au COI (voir 5.2.2) pour apprendre, lors d'un mouvement de locomotion dans un milieu disposant d'obstacles, différents styles de comportement : normal, joueur et vigilant. Cette première étude ouvre la voie à l'utilisation du COI pour l'analyse du MB. À notre connaissance, une seule étude s'est réellement intéressée aux propriétés du MB (et non pas de la locomotion) et aux interprétations possibles de l'état d'une personne à partir du COI. En 2019, CARRENO-MEDRANO et al. (2019) étudient la distinction des différents états émotionnels à partir d'un mouvement du bras. D'autres types d'études peuvent également être rattachés à l'étude du MB avec la prédiction d'intention. GAURAV et ZIEBART (2019) proposent de prédire l'intention d'une personne sur des mouvements de type pointer, se déplacer, manger, boire, etc.

Cette méthode nous paraît intéressante, car, en partant de l'hypothèse que le mouvement humain est optimal 4, il serait possible de déduire le critère de commande permettant de générer le mouvement 5 et donc d'en extraire des informations. C'est la méthode que nous avons décidé d'étudier dans cette thèse.

2.4 Mouvement Biologique et compétences sociales

2.4.1 Perception du Mouvement Biologique

La perception du mouvement humain et sa compréhension amènent de grandes questions en neurobiologie. A-t-on des circuits neuronaux spécifiques pour analyser le mouvement ? Comment peut-on en déduire des informations sur l'action, l'individu ou encore son état interne ? Qu'en est-il du lien entre les informations extraites du mouvement et celles extraites du visage ?

Comme vu précédemment, l'étude du mouvement biologique permet d'étudier le mouvement humain sans être biaisé par la perception du visage ou de la silhouette. L'étude de la perception du MB permet alors de mieux comprendre comment le cerveau perçoit et interprète le mouvement seul.

Il semblerait que la perception du MB s'active très tôt dans le développement des individus. Une étude a montré que les bébés de 3/5 mois peuvent distinguer un MB humain (chaîne cinématique rigide) d'un mouvement non rigide de points (BERTENTHAL, PROFFITT et S. J. KRAMER, 1987). Une autre étude montre que c'est également le cas chez les poussins à peine nés (VALLORTIGARA, REGOLIN et MARCONATO, 2005). Entre deux vidéos de mouvements, les poussins ont tendance à se diriger spontanément vers un MB, même si celui-ci est celui d'un chat (=un prédateur). Cette étude suggère que la reconnaissance du MB serait une prédisposition innée aux animaux vertébrés (VALLORTIGARA, REGOLIN et MARCONATO, 2005).

En 2000, GROSSMAN et al. (2000) propose d'étudier la perception du MB chez l'humain à l'aide d'imagerie par résonance magnétique fonctionnelle. Leur étude met en évidence l'activité de la région Superior Temporal Sulcus (STS) lors de l'observation d'un MB et non lors de versions brouillées de MB ou des mouvements de points cohérents, mais non biologiques. La région STS a été étudiée chez les macaques, y montrant également une activité pour la perception du MB (ORAM et PERRETT, 1994). De plus, SAYGIN (2007) propose en 2007 une étude sur la perception du MB sur des personnes ayant subi un AVC unilatéral (créant des lésions cérébrales). Ses résultats montrent que les aires temporelles supérieures (comprenant le STS) et prémotrices sont nécessaires à la perception du MB. L'aire prémotrice avait déjà été considérée en 2004 comme participant à la perception du MB (SAYGIN et al., 2004).

Récemment, HIRAI et SENJU (2020) proposent un modèle théorique sur la perception du MB en deux étapes : le "Détecteur de pas" (Step Detector) et l'"Évaluateur d'actions corporelles" (Bodily Action Evaluator). La figure 2.4 montre ce modèle permettant d'expliquer les différents processus en jeu dans la perception du MB.

La perception du MB est donc issue d'un processus neuronal complexe impliquant de nombreuses aires cérébrales. On notera deux points qui sont régulièrement soulevés. Le premier est que la perception du MB impliquerait des "neurones miroirs" (RIZZOLATTI, FADIGA, GALLESE et FOGASSI, 1996) des aires prémotrices. Ces neurones spécifiques sont appelés "miroirs", car ils s'activeraient à la fois lors de l'observation et lors de la réalisation d'une action. Ils seraient, en plus de cela, impliqués dans la reconnaissance d'action (GALLESE, FADIGA, FOGASSI et RIZZOLATTI, 1996). Ils ont d'abord été observés chez les macaques avant d'être

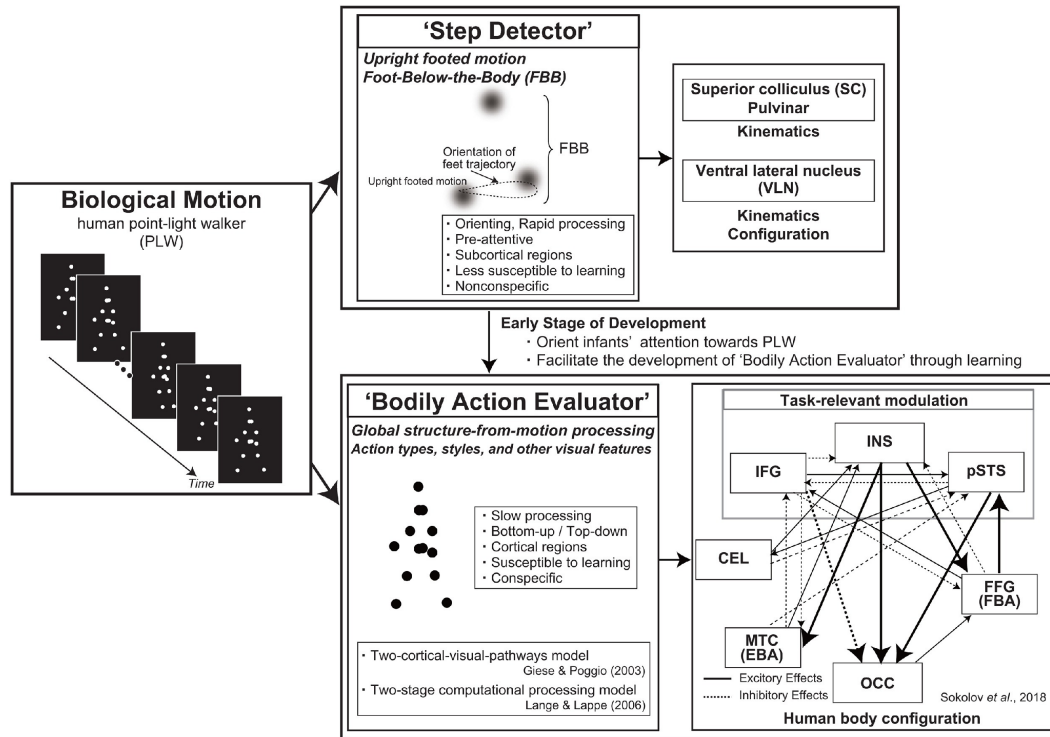


FIGURE 2.4 – Le modèle en deux étapes du traitement du mouvement biologique, d'après HIRAI et SENJU (2020). Le stimulus standard est représenté à gauche, les fonctions de traitement sont décrites au centre, et leurs substrats anatomiques respectifs sont représentés à droite, avec une répartition supplémentaire par sous-fonction et région. Les lignes pleines indiquent les effets excitateurs et les lignes pointillées les effets inhibiteurs. L'épaisseur des flèches indique la force de la connexion. La figure est basée sur l'article de A. A. SOKOLOV et al. (2018). Abréviations : sillon temporal supérieur postérieur (pSTS, posterior superior temporal sulcus) ; aire corporelle fusiforme (FBA, fusiform body area) ; aire corporelle extrastrisée (EBA, extrastriate body area) ; gyrus frontal inférieur (IFG, inferior frontal gyrus) ; cortex occipital (OCC, occipital cortex) ; cortex temporal moyen (MTC, middle temporal cortex) ; cervelet (CEL, cerebellum) ; insula (INS, insula).

étudiés chez l'homme (FABBRI-DESTRO et RIZZOLATTI, 2008). Cependant, les études sur les neurones miroirs chez l'homme et leur implication dans la reconnaissance/compréhension de l'action ne permettent pas de conclure réellement sur leur utilité (ZARKA, CEBOLLA et CHERON, 2021). D'après la revue de littérature très complète de ZARKA, CEBOLLA et CHERON (2021), il semblerait que les neurones miroirs soient plutôt utilisés pour de la "simulation prédictive", impliquant une identification de l'action, sans pour autant être le siège de la compréhension de l'action. Ils permettraient d'associer l'information visuelle avec l'information motrice et seraient en lien avec d'autres aires neuronales non-miroir pour l'interprétation de l'action.

Le deuxième point correspond au lien entre les aires responsables de la perception du MB et celles faisant partie du "cerveau social", considéré comme à l'origine de nombreuses compétences sociales (A. A. SOKOLOV et al., 2018). Nous détaillerons ce point dans la sous-section suivante.

2.4.2 Empathie

Étant donné la nature des informations que l'homme peut interpréter du MB, le lien entre le MB et les capacités de cognition sociale a été étudié. En effet, les informations telles que l'identité, les émotions, l'intention, etc., sont des données intéressantes, voire nécessaires, à comprendre dans le cadre d'interactions sociales.

Une des principales capacités de cognition sociale à laquelle les études du MB font référence est l'empathie (MATSUMOTO, TAKAHASHI, MURAI et TAKAHASHI, 2015; YILTIZ et L. CHEN, 2015; MILLER et SAYGIN, 2013; GAO, YE, SHEN et PERRY, 2016).

2.4.2.1 Définition de l'empathie

L'empathie est un concept très large qui regroupe plusieurs capacités sociales. Il existe de nombreuses définitions et théories sur l'empathie.

Le Bioethics Thesaurus de 1992 (*Bioethics Thesaurus* 1992) définit l'empathie ainsi :

"An individual's objective and insightful awareness of the feelings and behavior of another person. It should be distinguished from sympathy, which is usually nonobjective and noncritical. It includes caring, which is the demonstration of an awareness of and a concern for the good of others."

que l'on peut traduire en français par :

Définition 2.3 Empathie

"La conscience objective et perspicace qu'a un individu des sentiments et du comportement d'une autre personne. Elle doit être distinguée de la sympathie, qui est généralement non objective et non critique. Elle inclut la sollicitude, qui est la manifestation d'une conscience et d'un souci du bien d'autrui."

Le comportement peut se définir comme la réponse d'un humain ou d'un animal à une situation. D'après Damasio, un sentiment est "la perception d'un certain état du corps ainsi que celle d'un certain mode de pensée et des pensées ayant certains thèmes" (DAMASIO, 2003). Le sentiment est précédé par les émotions et font tous deux partie d'un même processus (DAMASIO, 2006). Ainsi l'empathie est à la fois liée à la compréhension des sentiments de l'autre, de ses émotions sous-jacentes et de sa réponse à une situation donnée.

L'émotion est le point de départ de l'empathie, d'après DE WAAL (2008), qui la définit comme "la capacité (a) d'être affecté par l'état émotionnel d'un autre et de le partager, (b) d'évaluer les raisons de l'état de l'autre, et (c) de s'identifier à l'autre, en adoptant son point de vue. Cette définition va au-delà de ce qui existe chez de nombreux animaux, mais le terme "empathie" [...] s'applique même si seul le critère (a) est rempli.". Il affirme qu'il est également utile de définir l'altruisme qui biologiquement se définit comme un "comportement qui améliore la condition du destinataire à un coût pour les exécutants". L'altruisme serait, d'un point de vue évolutif, très lié à l'empathie, car sans l'engagement émotionnel de l'empathie, il serait difficile d'expliquer les mécanismes altruistes extrêmement coûteux chez les animaux sociaux (DE WAAL, 2008).

Tel que le décrivent BERTHOZ et JORLAND (2004), Jean Decety (neurosciences sociales) définit l'empathie comme une simulation mentale de la subjectivité d'autrui, similaire au point (b) de De Waal. Ainsi, faire preuve d'empathie serait une capacité à imaginer comment l'autre

se sent et pense, dans sa subjectivité. Il s'agirait donc de la capacité à simuler la situation dans laquelle l'autre se trouve pour en déduire ce qu'il ressent. Par exemple, "X est dans telle situation, à sa place je penserais ça".

Une autre théorie consiste plutôt à imaginer les croyances de l'autre sans pour autant "se mettre à la place de l'autre", ce qui serait plus proche de : "Je pense que X croit cela dans cette situation". Cela fait partie de ce qu'on appelle "la théorie de l'esprit" (MITCHELL, 1997). Cela nécessite de comprendre que l'autre est différent de soi et vit une situation qui le fera réagir selon une expérience qui lui est propre. Cette distinction entre l'autre, ce qu'il vit et ressent, et soi, n'apparaît pas dès la naissance, mais plutôt aux alentours de 5 ans (MITCHELL, 1997). Cette notion d'apprentissage, HEYES (2018) la souligne en mettant en avant que l'empathie, la capacité à ressentir et comprendre les émotions de l'autre, sont en partie acquises et dépendent des expériences vécues.

Cette capacité à comprendre que l'autre ne vit pas ce que l'on vit, également liée au point (c) de De Waal, Alain Berthoz la voit comme la capacité de changer de référentiel, en passant d'un référentiel "égocentré" à celui "allocentré" (BERTHOZ et JORLAND, 2004). L'empathie serait alors un changement de référentiel, pas seulement mental, mais aussi physique.

Le lien entre le corps et le mental au sujet de l'empathie est vaste. Pour comprendre cela, il faut discuter des différents axes de l'empathie et de son lien avec le MB.

2.4.2.2 Théories sur l'empathie

Pendant des décennies, l'empathie était considérée comme une capacité sociale et émotionnelle propre à l'espèce humaine. Or les recherches récentes montrent que l'empathie serait au moins partagée par l'ensemble des mammifères (DE WAAL et PRESTON, 2017), voire aussi des oiseaux (DE WAAL, 2008). De nombreuses études ont été effectuées chez les rongeurs pour mettre en évidence les mécanismes d'entraide et de contagion émotionnelle (BEN-AMI BARTAL, SHAN et al., 2016 ; BARTAL, DECETY et MASON, 2011 ; BEN-AMI BARTAL, RODGERS et al., 2014). Par exemple, il a été prouvé que les rats sont plus enclins à aider les individus de leur espèce qui leur sont familiers plutôt que les étrangers (BEN-AMI BARTAL, RODGERS et al., 2014). Il a été également montré chez les campagnols des prairies que le taux d'ocytocine augmente lors de comportement de "consolation" (BURKETT et al., 2016). De même, des comportements altruistes, liés à l'empathie, ont été observés chez les jeunes chimpanzés (WARNEKEN et TOMASELLO, 2006).

L'éthologue De Waal, à l'origine de nombreuses recherches sur les comportements altruistes et l'origine de l'empathie dans l'évolution (DE WAAL et PRESTON, 2017 ; DE WAAL, 2008 ; DE WAAL, 2012 ; PRESTON et DE WAAL, 2002), explique la nature de l'empathie par la théorie du mécanisme de perception-action (PAM, perception-action mechanism) (PRESTON et DE WAAL, 2017 ; DE WAAL, 2008). Ce mécanisme serait "l'activation spontanée des représentations personnelles d'un individu pour une cible, son état et sa situation lors de la perception de l'état de la cible" (DE WAAL et PRESTON, 2017). La figure 2.5 montre le modèle du PAM avec d'un côté l'empathie et de l'autre l'imitation. Cette dernière prend une place particulière dans les mécanismes de l'empathie puisqu'elle semble plus liée au corps et au mouvement qu'à l'état cognitif ou émotionnel d'une personne.

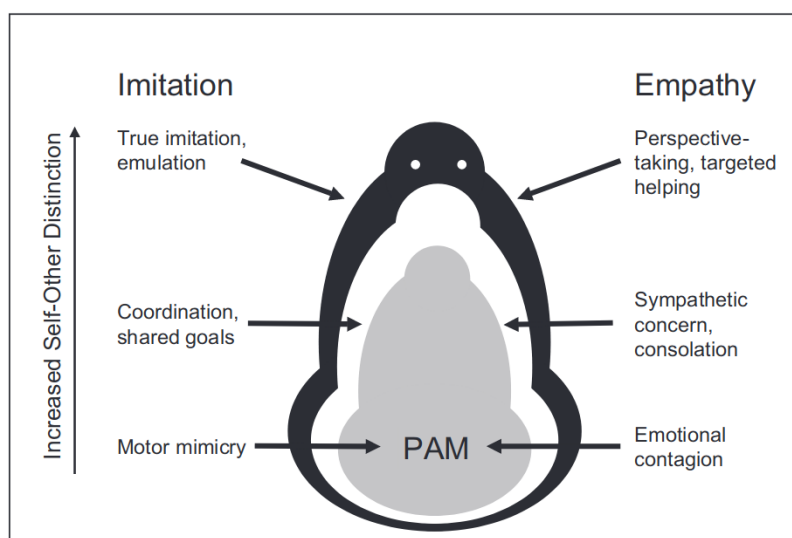


FIGURE 2.5 – D’après DE WAAL (2008) : modèle des poupées russes de l’empathie et de l’imitation. L’empathie (à droite) induit un état émotionnel similaire chez le sujet et l’objet, avec à son cœur le mécanisme de perception-action (PAM, perception-action mechanism). Les couches extérieures de la poupée, telles que la préoccupation sympathique et la prise de recul, reposent sur cette base socio affective câblée. Partageant le même mécanisme, le côté imitation de la poupée (à gauche) est en corrélation avec le côté empathie. Ici, le PAM sous-tend le mimétisme moteur, la coordination, les objectifs partagés et la véritable imitation. Même si les couches externes de la poupée dépendent du fonctionnement préfrontal et d’une distinction croissante entre soi et l’autre, ces couches externes restent connectées à son noyau interne.

Classiquement, et comme le modélise également De Waal, l’empathie est vue sous deux formes principales (PERRY et S. SHAMAY-TSOORY, 2013) :

- l’empathie cognitive : processus cognitif permettant à l’observateur d’imaginer ce que ressent l’autre, même si l’observation n’est pas directe.
- l’empathie émotionnelle : perception directe de l’état émotionnel de l’autre menant à une adaptation ou un partage de cet état émotionnel.

GONZALEZ-LIENCRES, S. G. SHAMAY-TSOORY et BRÜNE (2013) proposent un autre modèle et schématisent dans la figure 2.6 les relations entre ces deux formes de l’empathie. D’après son modèle, le mimétisme, l’imitation, la contagion émotionnelle et la sympathie ne font pas partie des deux formes d’empathie. Contrairement à De Waal qui considère la sympathie et la contagion émotionnelle comme des expressions de l’empathie. Il est également intéressant de noter que ce schéma met en avant la différence entre les processus conscients (comme la sympathie ou l’imitation) et inconscients (comme le mimétisme et la contagion émotionnelle). L’empathie émotionnelle serait plus inconsciente et l’empathie cognitive plus consciente, en restant à l’intersection des deux.

Nous pouvons évoquer un troisième modèle, celui de BEKKALI et al. (2021), qui propose de modéliser l’empathie avec une 3ème composante (figure 2.7) : l’empathie motrice, prenant en compte le mimétisme et l’imitation. Cette prise en compte de l’imitation comme empathie motrice révèle la possible importance du corps et du mouvement dans les mécanismes de l’empathie.

Par ailleurs, DE WAAL et PRESTON (2017) proposent une représentation des différentes aires cérébrales impliquées dans l’expression de l’empathie. Il est intéressant de voir que des aires cérébrales impliquées dans la perception du MB le sont également dans les mécanismes de l’empathie 2.8.

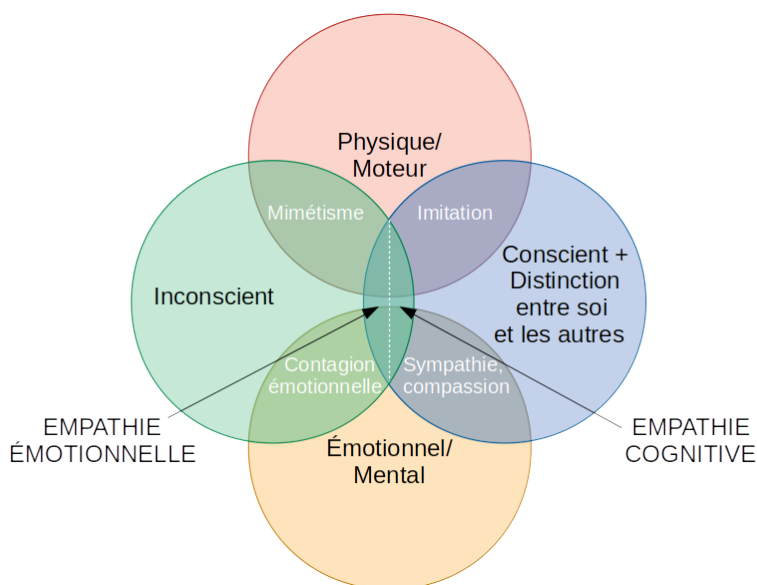


FIGURE 2.6 – Notre version traduite de la représentation schématique de la terminologie utilisée dans le contexte de l'empathie d'après GONZALEZ-LIENCRES, S. G. SHAMAY-TSOORY et BRÜNE (2013). Le cercle rouge indique les caractéristiques physiques et motrices, tandis que le jaune désigne les processus émotionnels et mentaux. Les cercles inconscient (vert) et conscient, y compris la distinction entre soi et l'autre (bleu), se chevauchent. L'empathie se situe dans les zones de chevauchement, l'empathie émotionnelle étant davantage liée au cercle vert et l'empathie cognitive au cercle bleu.

2.4.2.3 Empathie et Mouvement Biologique

Nous avons vu que l'empathie est une compétence sociale majeure pour l'espèce humaine et reflète des capacités cognitives et affectives particulières. Les sections précédentes nous ont montré que le MB véhiculait de nombreuses informations pouvant être intéressantes d'un point de vue social.

L'hypothèse d'un lien entre la perception, l'interprétation du MB et les compétences sociales ont amené à tester les capacités des personnes atteintes de troubles psychiatriques. Les études sur le MB et sur la schizophrénie, les troubles affectifs, les troubles anxieux et de la personnalité, les troubles de l'alimentation et les troubles neurodégénératifs, ont montré que les problèmes cognitifs sociaux ont moins d'impact sur la perception du MB que sur celle du visage ou de la voix (OKRUSZEK, 2018). Cependant, les capacités d'interprétation du MB permettraient quand même de mettre en avant les biais cognitifs des différents troubles observés.

Concernant la schizophrénie, MATSUMOTO, TAKAHASHI, MURAI et TAKAHASHI (2015). montrent que les mouvements oculaires erratiques des patients entraînent des déficits dans la perception du MB. Ces déficits pourraient alors être à l'origine des déficiences cognitives sociales.

D'autres études ont été menées sur les personnes atteintes du trouble du spectre de l'autisme. Les résultats se sont montrés mitigés. Les enfants atteints de troubles du spectre de l'autisme, auraient une sensibilité moindre aux MB (KLIN et al., 2009 ; BLAKE et al., 2003 ; ANNAZ et al., 2012). Cependant, chez les adultes il semblerait qu'il n'y ait pas d'association directe entre la capacité à interpréter le MB et le niveau d'autisme (VAN BOXTEL, PENG, SU et LU, 2017 ; MURPHY, BRADY, FITZGERALD et TROJE, 2009). D'après Y. WANG et al. (2018), ces différences de résultats seraient dues au fait que la perception du MB serait en

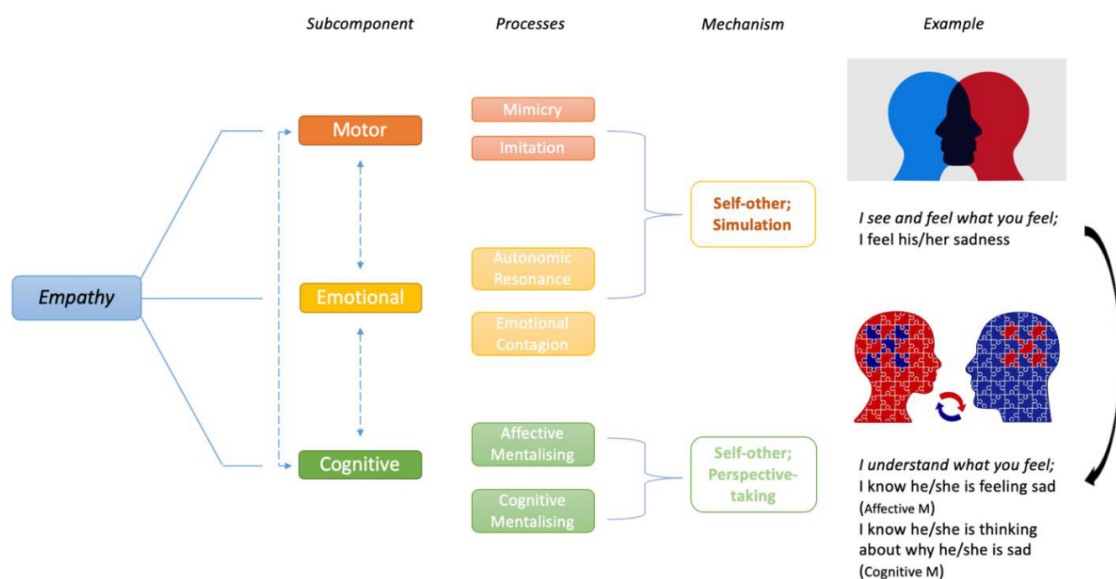


FIGURE 2.7 – Une illustration du modèle multidimensionnel d'empathie proposé par BEKKALI et al. (2021). Ce modèle est constitué de composantes motrices (orange), émotionnelles (jaune) et cognitives (vert) qui se composent chacune de leurs processus respectifs. L'empathie motrice est un processus de mimétisme ou d'imitation du comportement moteur observé, tandis que l'empathie émotionnelle est un processus de résonance autonome et émotionnelle ressentie à l'intérieur de soi lors de l'observation de la manifestation émotionnelle d'une autre personne. L'empathie cognitive est un processus d'identification et de compréhension des états mentaux cognitifs et affectifs d'une autre personne. Ces processus interagissent fonctionnellement et il est possible qu'ils soient activés par le même mécanisme de simulation, par lequel des expériences internes sont évoquées afin de stimuler l'expérience de l'empathie.

partie héritée. Ils soulèvent également les difficultés de tester la perception et l'interprétation du MB en mettant en avant les problématiques liées aux indices globaux et locaux donnés par le MB (CHANG et TROJE, 2009). Les indices globaux permettent de récupérer les informations structurelles et les locaux sont sensibles aux mouvements individuels des membres. Ces différents indices pourraient impacter différemment l'interprétation du MB (CHANG et TROJE, 2009 ; Y. WANG et al., 2018 ; VAN BOXTEL, PENG, SU et LU, 2017).

Si les liens entre capacité sociale et perception du MB montrent des résultats mitigés sur les personnes atteintes de troubles psychiques, d'autres études mettent en avant ces liens.

PAVLOVA (2012) montre qu'il y a des liens neurologiques topographiques et dynamiques entre le traitement du MB et la cognition sociale. MILLER et SAYGIN (2013) proposent d'étudier les différences dans la perception du MB en fonction de la cognition sociale (mesure d'empathie) et de l'imagerie motrice. Leurs résultats montrent que les aptitudes en cognition sociale et en imagerie motrice prédisent la sensibilité au MB, alors même que ces deux aptitudes utilisent différents aspects de la perception. ISERNIA, A. N. SOKOLOV, FALLGATTER et PAVLOVA (2020) explorent le lien entre l'interprétation du genre et des émotions dans le MB et les compétences sociales (par le test Reading The Mind in The Mind, couramment utilisé comme mesure de l'empathie). Ils montrent qu'il y a peu de différences entre les hommes et les femmes sur l'interprétation du MB. Un point intéressant est l'association entre les résultats au test Reading The Mind in The Mind, et l'interprétation du MB, chez les femmes. Une autre

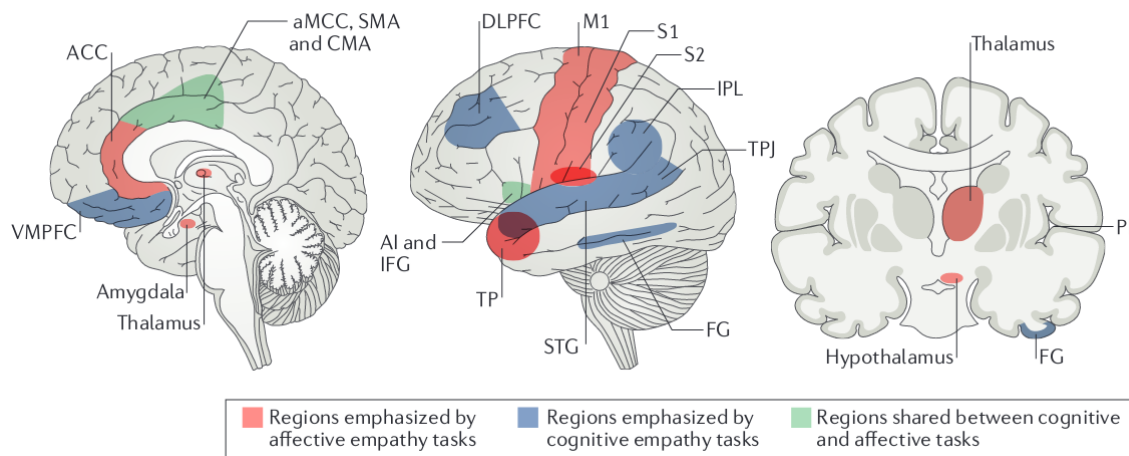


FIGURE 2.8 – Une illustration des régions neuronales impliquées dans l'empathie humaine (DE WAAL et PRESTON, 2017). La figure montre une vue sagittale médiane (à gauche), une vue latérale gauche (au centre) et une vue coronale (à droite) du cerveau humain, et indique les emplacements relatifs et les rôles des zones cérébrales qui sont impliquées dans l'empathie humaine. Les régions les plus associées aux tâches d'empathie émotionnelle (comme la perception directe de l'émotion ou de la douleur d'une autre personne) sont indiquées en rouge : le cortex cingulaire antérieur (ACC, anterior cingulate cortex), y compris les régions périgénitales et subgénitales de l'ACC, l'amygdale, le thalamus, l'hypothalamus, le cortex moteur primaire (M1), le cortex prémoteur, les cortex somatosensoriels primaires et secondaires (S1 et S2) et le pôle temporal (TP, temporal pole). Les régions cérébrales qui sont davantage associées à des formes d'empathie cognitive, de haut niveau et descendantes (comme le fait d'imaginer ce que vous ressentiriez à la place d'une autre personne ou d'adopter son point de vue) sont indiquées en bleu : le cortex préfrontal dorsolatéral (DLPFC, dorsolateral prefrontal cortex), le lobule pariétal inférieur (IPL, inferior parietal lobule), la jonction temporo-pariétale (TPJ ; temporoparietal junction), le gyrus temporal supérieur (STG, superior temporal gyrus) et le gyrus fusiforme (FG, fusiform gyrus). Deux régions couramment activées dans les tâches affectives et cognitives sont représentées en vert : l'insula antérieure (AI, anterior insula) et le cortex cingulaire moyen antérieur (aMCC, anterior middle cingulate cortex), qui s'étendent dorsalement dans l'aire motrice supplémentaire (SMA, supplementary motor area) et l'aire motrice cingulaire (CMA, cingulate motor area). Les emplacements neuronaux sont approximatifs afin que les régions puissent être visualisées en trois images seulement (par exemple, le FG est normalement trop médial pour être vu dans l'image latérale, l'amygdale est représentée dans la vue médiale comme émergeant de derrière la tranche médiane visible dans le cortex temporal droit, et les différences de latéralité selon la région et la tâche ne sont pas représentées). Gyrus frontal inférieur (IFG, inferior frontal gyrus) ; insula postérieure (PI, posterior insula) ; PFC ventromédial (VMPFC, ventromedial PFC).

étude montre que l'administration d'ocytocine améliore la perception du MB (KÉRI et BENEDEK, 2009), or l'ocytocine est connue pour supporter les comportements sociaux (BURKETT et al., 2016 ; RODRIGUES et al., 2009).

2.5 Interaction Humain Robot et mouvement

Nous avons vu dans les sections précédentes que le mouvement est une source d'informations riches. Il permet de véhiculer des états physiques et cognitifs. Leurs perceptions sont en lien avec des capacités cognitives sociales et notamment l'empathie.

Pour la robotique, l'analyse du mouvement humain permet déjà de prédire le mouvement (DERMY, 2018; RUDENKO et al., 2020; LIU et L. WANG, 2017; BÜTEPAGE, KJELLSTRÖM et KRAGIC, 2017), reconnaître une action (COUPETÉ, 2016; AGGARWAL et XIA, 2014; POPPE, 2010) ou sert d'exemple pour générer des mouvements en robotique (KULIC, D. LEE, OTT et NAKAMURA, 2008; STULP, THEODOROU et SCHAAL, 2012).

D'après la nature du MB, nous faisons donc l'hypothèse suivante :

Hypothèse 2.1 Mouvement humain et Interaction Humain-Robot

Le mouvement biologique humain peut être utilisé comme vecteur de communication non verbale dans la relation humain-robot.
--

2.5.1 Types d'interactions en robotique d'assistance

Dans l'IHR, il faut bien prendre en compte la relation réciproque entre les deux éléments de l'interaction. Dans cette interaction, chaque élément doit comprendre le but de l'interaction, les actions qui doivent être réalisées et donc comprendre le comportement global de l'autre (HELLSTRÖM et BENSCH, 2018).

Cette compréhension réciproque de l'interaction est primordiale et nécessite de la communication, qu'elle soit explicite (e.g. parole) ou implicite (e.g. direction du regard) (BONARINI, 2020; GHARBI et al., 2015; CHA, KIM, FONG et MATARIC, 2018). La compréhension du comportement du robot par l'humain peut passer par plusieurs facteurs, comme la familiarité (DRAGAN et SRINIVASA, 2014) ou l'animation du robot, sachant que plus les mouvements du robot sont "naturels", plus ils sont compréhensibles pour l'homme (SCHULZ, TORRESEN et HERSTAD, 2019). Cela correspond à des descripteurs du mouvement humain comme le *Jerk* ou le *Laban Effort System* (LARBOULETTE et GIBET, 2015). Certains proposent même de se baser sur l'éthologie pour étudier et proposer des interactions plus naturelles dans l'IHR (MIKLÓSI, KORONDI, MATELLÁN et GÁCSI, 2017; VINCZE et al., 2021; KORCSOK et al., 2018).

De manière applicative, deux grandes catégories d'interactions sont proposées (GOODRICH et SCHULTZ, 2007) :

- Interaction à distance : l'humain et le robot ne partagent pas le même espace ;
- Interaction proche : l'humain et le robot partagent le même espace, même si l'interaction n'est pas directe.

Dans les interactions proches, on distinguera :

- la coexistence : l'humain et le robot ne partagent pas de tâche ou but commun (e.g. l'humain cuisine, le robot range des courses) ;
- la coordination : le robot et l'humain doivent coordonner leurs actions et partager de mêmes ressources, sans pour autant avoir le même but (e.g. l'humain et le robot cuisinent, mais pas le même plat) ;
- la collaboration : l'humain et le robot partagent ici un même but et des actions communes à réaliser (e.g. l'humain et le robot cuisinent le même plat).

Dans le cadre de la robotique d'assistance, le robot peut être dans chacun de ces modes d'interactions, notamment si on vise une utilisation quotidienne que ce soit à la maison ou sur le lieu de travail. Le robot doit donc être en mesure de s'adapter à l'environnement, mais aussi aux situations complexes de cohabitation avec un ou des humain(s) (ROSSI, FERLAND et TAPUS, 2017; AHMAD, MUBIN et ORLANDO, 2017).

De par ces interactions proches de l'humain, il est essentiel de prendre en compte la dimension sociale des échanges (BREAZEAL, 2003 ; FEIL-SEIFER et MATARIĆ, 2011 ; FEIL-SEIFER et MATARIC, 2005). Or on ne peut parler de dimension sociale, sans évoquer l'importance des émotions (GOCKLEY, SIMMONS et FORLIZZI, 2006 ; NOVIKOVA, GAUDL et BRYSON, 2014).

2.5.2 Empathie Artificielle

Comme son nom l'indique, l'EA désigne la capacité qu'aurait un agent artificiel à faire preuve d'empathie. Cependant, comme nous l'avons vu précédemment 2.4.2.2, l'empathie nécessiterait une notion de conscience de soi et de l'autre. Sans rentrer dans le débat de la "conscience artificielle", il est intéressant de se pencher sur le sens que l'on peut donner à l'empathie chez un être artificiel.

Dans un premier temps, il faut distinguer l'empathie que l'humain peut avoir pour le robot et l'"empathie" qu'un robot pourrait "avoir" envers un humain. Il faut également prendre en considération la réaction que peut avoir l'humain face à des comportements d'un robot qu'il voit comme "empathique".

TORDO (2016), psychanalyste, propose un modèle d'empathie à 4 facteurs et donne des exemples en fonction de l'application robotique (ici, en robotique d'assistance) :

- Auto-empathie : empathie envers soi-même (par exemple, l'humain pense que le robot peut lui venir en aide, comme il s'aiderait lui-même) ;
- Empathie directe : se mettre à la place de l'autre, tout en pensant qu'il a ses propres expériences du monde (par exemple, l'humain imagine qu'il pourrait aider le robot) ;
- Empathie réciproque : accepter que l'autre puisse être empathique avec soi (par exemple, l'humain accepte que le robot puisse l'aider) ;
- Empathie intersubjective : accepter que l'autre, en se mettant à sa place, révèle des aspects inconnus de soi (par exemple, l'humain accepte que le robot puisse l'aider sur des choses qu'il ignore lui-même).

Du point de vue de l'humain, les études montrent qu'il est plus facile pour un humain d'avoir de l'empathie pour un agent artificiel s'il est physiquement incarné (e.g. robot) que si c'est juste un agent virtuel (SEO et al., 2015 ; KWAK et al., 2013). L'aspect du robot serait également important puisque le niveau d'empathie est positivement corrélé à la ressemblance à l'homme (RIEK, RABINOWITCH, CHAKRABARTI et ROBINSON, 2009). Les émotions exprimées par le robot auraient également une importance sur l'humain. Par exemple, un robot émotionnellement expressif peut permettre à l'humain de mieux le comprendre (NOVIKOVA, 2016) et d'améliorer la collaboration (NOVIKOVA, WATTS et INAMURA, 2015). D'après la vision de Tordo, cela correspondrait à de l'empathie directe. L'humain éprouve de l'empathie pour le robot en se mettant à sa place.

L'EA serait lorsque l'humain pense que le robot puisse être empathique envers lui (TORDO, 2016). Par exemple, une étude a montré que si un robot s'adapte à l'état émotionnel de l'humain, cela permet d'augmenter son utilité perçue (KÜHNLENZ et al., 2013). Un taux élevé d'empathie exprimée par le robot serait également corrélé positivement avec la confiance qu'on lui attribue (FAN et al., 2017), ou avec une impression d'amitié (LEITE et al., 2014).

De même, RENOUST (2009) voit dans l'EA un moyen d'améliorer grandement l'interaction sociale entre humain et robot, notamment grâce au partage d'émotion. Asada va plus loin en proposant de développer l'EA sur les mêmes principes que son développement dans la nature, ce qui permettrait de rendre les interactions plus naturelles (ASADA, 2015).

2.5.3 Mouvement comme modalité d'interaction

Il y a déjà des modalités d'interactions utilisées pour l'EA qui ont été utilisées pour faire comprendre au robot les émotions de l'humain. Par exemple, le langage a été testé comme modalité de communication et montre que non seulement l'humain y est sensible et voit le robot comme plus "empathique", mais en plus cela génère une préférence comparée à un langage neutre (ne comportant aucune notion d'empathie, d'émotions) (JAMES, WATSON et MACDONALD, 2018). Une autre étude propose d'utiliser la reconnaissance des expressions faciales pour déterminer l'état émotionnel de l'humain, mettant en avant une préférence pour un comportement social empathique du robot (BAGHERI et al., 2020).

Au vu des informations présentes dans le mouvement 2.3,2.4, il semble donc judicieux d'utiliser le mouvement humain comme vecteur d'information pour l'EA.

L'analyse du mouvement de la marche montre déjà qu'il est possible d'en extraire des informations émotionnelles pour la robotique (BARLIYA et al., 2013; SCHNEIDER et al., 2014; RANDHAVANE et al., 2019; KARG, KUHNLENZ et BUSS, 2010; VENTURE et al., 2014; DAOUDI et al., 2017). De plus, le mouvement humain est déjà analysé pour prédire le mouvement (DERMY, 2018) ou reconnaître une tâche ou action (COUPETÉ, 2016) lors des interactions.

Nous proposons donc, dans cette thèse, d'utiliser l'analyse du mouvement humain comme modalité d'amélioration de l'interaction humain robot, notamment dans le cadre de la robotique d'assistance. Pour cela, nous cherchons à extraire du mouvement des informations physiques et cognitives pouvant être utilisées dans le cadre d'interactions sociales, en se reposant sur les mécanismes de l'empathie.

2.6 Questions éthiques

Dans tous travaux, il est important de soulever les questions éthiques qui sont autour du sujet étudié. Dans notre cas, l'ambition est d'évaluer l'état physique et cognitif d'une personne dans son mouvement. Cela est possible, car le MB comporte des informations multiples 2.3.2. Certaines d'entre elles peuvent être d'ailleurs considérées comme personnelles. L'utilisation par des robots de ces données doit donc se faire de manière claire, et surtout pas à l'insu des personnes observées. Il est important alors de se demander ce que deviennent ces données, comment sont-elles utilisées et qui y a accès. De plus, dans nos travaux, nous souhaitons utiliser ces informations afin de faciliter les interactions sociales entre humain et robot. Nous pensons que cela peut participer au développement d'une EA 2.5.2. Rendre les robots "empathiques" changerait la perception que l'homme a des robots. Là encore, il est important de s'interroger sur les conséquences de telles interactions.

2.6.1 Détection automatique de l'état des individus

La première question concerne les données, leur accès et leur utilisations. En France comme en Europe, les lois sur les données personnelles et leur utilisations sont encore en développement avec l'essor d'internet et des objets connectés. De nombreux objets connectés sont déjà utilisés pour monitorer la vie quotidienne, allant des performances sportives à des données de santé. Si des robots sociaux entrent dans nos vies quotidiennes, il est important que les individus soient conscients et consentants des données qui sont perçues et utilisées par les robots. Dans le cadre de la robotique d'assistance, le risque principal serait la fuite de ces informations à des fins malveillantes. Dans le monde industriel, il est aussi important de s'in-

terroger sur la manière dont les informations vont être utilisées. Par exemple, si le robot est en mesure de détecter de la fatigue, des risques potentiels de blessure, il ne faut pas que ces informations soient utilisées afin de discriminer ceux qui sont plus en difficulté que les autres.

De manière plus générale, nous avons vu que le MB pouvait être utilisé pour reconnaître des individus (TROJE, WESTHOFF et LAVROV, 2005). De nombreuses technologies de surveillance se sont déjà développées, notamment avec la technologie de reconnaissance biométrique ou reconnaissance faciale. Les problèmes de confidentialité devraient s'accroître dans les années à venir avec leur développement et déploiement rapide (NOORDEN, 2020). Il est donc important de rester prudent sur l'utilisation de telles technologies et des dérives qu'elles peuvent entraîner (MEDEN et al., 2021).

2.6.2 Attachement en robotique

La deuxième question relève des conséquences d'une robotique sociale, d'interactions naturelles sur les relations humain-robot ainsi que sur les relations entre humains.

Un des dangers de l'EA est de rendre "plus humain" une machine. Les questions éthiques concernant l'attachement humain robot sont complexes. D'abord parce que l'attachement entre un humain et un robot est difficile à définir, elle se place plutôt sur un spectre (RABB, LAW, CHITA-TEGMARK et SCHEUTZ, 2021). Ensuite parce qu'il est difficile d'étudier réellement les conséquences d'un attachement aux robots sociaux, car ils sont encore trop peu présents dans nos sociétés. Cela dit, on voit déjà aujourd'hui dans certains pays des personnes se marier et/ou vivre avec des poupées, ou des robots sexuels.

D'après DE GRAAF (2016), les relations entre humains et robots peuvent apporter plusieurs problématiques. La première serait d'altérer les relations sociales entre les humains qui prendraient l'habitude d'attendre des réponses sociales et émotionnelles particulières. Notamment, un robot pourrait ne jamais dire non alors qu'un humain le pourrait. Les humains ne seraient plus habitués à des refus, des surprises ou des attentes sociales naturelles, ce qui pourrait rendre plus difficiles les relations humaines. La seconde serait d'accepter des relations émotionnelles unidirectionnelles. Comme nous l'avons vu, l'EA permet de faire croire à une réponse émotionnelle, voire affective, mais le robot n'est pas réellement en mesure d'apporter du sens à cette réponse émotionnelle. L'humain pourrait alors avoir une vision biaisée des relations humaines et ne s'habituer qu'à des relations à sens uniques. Ces deux problématiques sont particulièrement dangereuses pour les personnes à forte dépendance sociale. Les enfants, par exemple, s'ils devaient n'être qu'au contact de robot, n'apprendraient pas les mécanismes sociaux humains et seraient les premiers touchés par ces biais relationnels. Les personnes âgées, qui sont déjà en manque d'interactions sociales, pourraient être également touchées et entraîner plus d'isolement, puisque la personne resterait autonome grâce à un robot.

Afin de ne pas tomber dans ces travers, certains proposent de développer une robotique basée sur les mêmes principes que l'évolution : l'éthorobotique (MIKLÓSI, KORONDI, MATELLÁN et GÁCSI, 2017). Ils suggèrent alors quatre éléments de comportement du robot :

- Ne pas détruire les relations naturelles humaines ;
- Ne pas entrer dans des situations compétitives avec l'humain ;
- Être capable de développer un partenariat social avec les humains, qui correspond au niveau de coopération nécessaire ;
- Être plus acceptable pour l'intégration dans nos communautés.

2.7 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté un état de l'art permettant de préciser les différentes notions présentes dans ce manuscrit avec pour volonté de répondre à la question 1.1 :

En quoi l'assistance robotique à la personne peut-elle se servir du mouvement humain, riche d'informations physiques et cognitives, comme modalité d'amélioration de l'interaction humain-robot ?

Pour commencer 2.2, nous avons défini le mouvement humain comme un changement de position dans l'espace de tout ou une partie du corps (def. 2.1). Nous avons vu qu'un mouvement n'était pas vu que comme une action, mais également comme un objet de perception complexe. Berthoz propose même de voir le mouvement comme un sens à part entière.

De plus, le mouvement humain fait partie de ce qu'on peut analyser comme du Mouvement Biologique (def. 2.2) 2.3. Dans la littérature l'étude du MB s'est basée sur une représentation du mouvement d'un corps par des "points light" (points lumineux). Cette représentation a l'avantage d'observer uniquement le mouvement. Elle a permis de montrer que le MB contient des éléments qu'il est possible d'extraire comme l'action (e.g. la reconnaissance du sens de la marche) et comme des informations physiques et cognitives sur l'individu : genre, émotions ou encore identité. Ces informations sont inscrites principalement dans la dynamique du mouvement et sont sensibles aux points de vue, en fonction de l'action observée. Ainsi, il nous est possible, grâce à des capteurs spécifiques, d'observer numériquement le MB. Notamment, nous verrons dans le chapitre suivant 3 que le capteur Kinect permet d'observer cela.

Chez l'humain, la perception du MB est issue de mécanismes neurologiques complexes 2.4. Notamment elle fait intervenir le STS et le cortex prémoteur, ainsi que les "neurones miroirs". Or ces aires cérébrales sont également concernées par des capacités cognitives sociales, comme l'empathie.

L'empathie est une capacité sociale largement étudiée qui fait référence à la capacité de comprendre ce que l'autre ressent et d'en comprendre les raisons (def. 2.3). Il existe de nombreuses théories concernant l'empathie et son fonctionnement. Nous retiendrons qu'il existe différentes formes d'empathie : l'empathie émotionnelle, l'empathie cognitive, ainsi que ce qu'on peut appeler l'empathie motrice, associée à l'imitation. Cette dernière est directement liée à la perception du corps et met en avant les possibilités d'un lien entre l'empathie et le MB. Des études ont tenté d'explorer ce lien et semblent montrer que la perception du MB serait dans une certaine mesure liée à des capacités cognitives sociales.

En robotique, il serait intéressant de pouvoir utiliser cette capacité, nommée EA, afin d'améliorer les interactions entre l'humain et le robot. Le robot pourrait alors interpréter des informations physiques et cognitives de l'humain 2.5. En robotique d'assistance, cette faculté pourrait aider à améliorer la compréhension réciproque des comportements entre les deux acteurs, mais aussi améliorer l'acceptabilité du robot par l'humain.

Ainsi, nous proposons d'utiliser le mouvement humain, soumis aux propriétés du MB comme vecteur de communication, pour y extraire des informations physiques et cognitives.

Dans la suite de ce manuscrit, nous proposons d'étudier dans le chapitre 3 l'observation du mouvement humain à partir de capteurs accessibles permettant de mesurer le MB. De plus, ces dernières années, les propriétés du MB ont été utilisées pour extraire automatiquement des informations du mouvement comme le genre ou les émotions. Des méthodes d'analyse comme l'ACP ou les méthodes de Fourier ont été beaucoup étudiées. La méthode du COI est intéressante, mais ne prend pas suffisamment en compte les incertitudes dans le cadre de l'analyse du MB. Nous proposons donc de l'étudier dans les chapitres 4 et 5.

Chapitre 3

Observation du mouvement biologique

Sommaire

3.1	Introduction	29
3.2	Matériel pour la captation	31
3.2.1	Captation en laboratoire	31
3.2.2	Captation in situ	32
3.3	Méthodes de traitement et modélisation	33
3.3.1	Modélisation du corps humain	33
3.3.2	Traitement des données brutes	34
3.4	Observation du mouvement humain avec la Kinect	35
3.4.1	Choix de la Kinect et objectifs d'observation	35
3.4.2	Choix de modélisation	35
3.4.3	Extended Kalman Filter	37
3.4.4	Expérimentations et méthodes	43
3.4.5	Résultats	46
3.4.6	Discussion	54
3.5	Conclusion	56

3.1 Introduction

Avec le développement de la vision par ordinateur, de plus en plus de chercheurs se sont intéressés à l'analyse du mouvement, et à son observation (AGGARWAL et CAI, 1997). On retrouve des méthodes d'observation 2D avec ou sans silhouette, mais également 3D (GAVRILA, 1999).

Lorsque nous parlons de l'observation du mouvement, nous faisons référence aux capteurs, mais aussi aux traitements issus de ces capteurs. La partie capteur comprend plusieurs types d'information :

- la modalité : rgb, infrarouge, inertielle, etc ;
- la mobilité : stationnaire, mobile, portée ;
- la nature de la donnée : cartésienne, angulaire ;
- le nombre.

Si le système est basé modèle, il faut également choisir une modélisation pour le corps :

- la partie du corps concernée ou le corps complet ;
- le nombre de degrés de liberté ;

- modélisation rigide, non rigide ou élastique.

De plus, quel que soit le choix de captation ou de modélisation, il faut également prendre en compte un traitement interne ou externe au logiciel du capteur qui peut rendre les données :

- transformées ;
- filtrées ;
- fusionnées à d'autres données.

Suivant l'application, l'observation d'un même mouvement ne demandera pas les mêmes capteurs, modélisations ou traitements.

Comme nous l'avons vu dans le chapitre précédent (chap. 2), nous nous focalisons sur une observation du mouvement pour une analyse du mouvement biologique. Mais l'observation du mouvement humain intéresse de nombreuses disciplines : anatomique, biomécanique, physique, etc. On y trouve des applications en robotique, en santé (rééducation, ergonomie), en sport, en cinématographie ou en sécurité. Toutes ces disciplines s'entrecoupent et s'influencent.

En robotique, la compréhension du mouvement est nécessaire pour deux raisons principales. D'un côté, parce qu'il faut d'abord observer et comprendre le mouvement pour pouvoir l'imiter avec des robots, notamment pour les robots humanoïdes (BILLARD, CALINON, DILLMANN et SCHAAL, 2008). Nous citerons parmi les principales méthodes les primitives de mouvement (KULIĆ et al., 2012 ; STULP, THEODOROU et SCHAAL, 2012) et le Contrôle Optimal Inverse (COI) (T. PARK et LEVINE, p. d. ; MOMBAUR, TRUONG et LAUMOND, 2010). D'un autre côté, avec le développement de la robotique, de plus en plus de chercheurs se sont intéressés à l'Interaction Humain Robot (IHR), notamment pour la collaboration. Il est important de bien comprendre le mouvement de l'homme pour pouvoir prédire les potentielles interactions (DERMY, 2018), que ce soit pour assurer sa sécurité (BUSCH, 2018) ou pour fluidifier la collaboration (COUPETÉ, 2016). C'est dans ce contexte que nous souhaitons étudier l'observation du mouvement humain.

Dans ce chapitre, nous nous intéressons aux outils de captation et aux logiciels qui permettent de traiter les données qui en sont issues. Nous y verrons différentes méthodes d'observation qui permettraient une analyse du mouvement biologique en robotique. Ce chapitre a pour objectif de présenter nos contributions sur l'amélioration de l'observation du mouvement humain à partir de capteurs visuels de profondeurs.

Nous commencerons par exposer les principaux capteurs utilisés pour l'analyse du mouvement humain en différenciant les capteurs utilisables sur le terrain de ceux en laboratoire 3.2. Cela nous permettra d'exposer les avantages et inconvénients de ces dispositifs en fonction de nos objectifs d'observation. Nous évoquerons ensuite les différents types de méthodes de modélisation et de traitements du mouvement humain, indépendamment des capteurs utilisés 3.3. Après cet état de l'art général des éléments les plus utilisés dans le cadre d'observation du mouvement humain, nous présenterons les choix réalisés par rapport à notre problématique 1.2 :

Comment observer le mouvement humain dans son environnement naturel de manière robuste afin d'y extraire des informations physiques et cognitives du Mouvement Biologique (MB) ?

Pour répondre à cette question, nous présenterons les travaux que nous avons réalisés sur la Kinect et l'amélioration de l'observation du mouvement humain 3.4. Plus spécifiquement, nous détaillerons nos apports sur l'utilisation de filtres de Kalman de type Extended Kalman Filter : EKF avec contrainte et EKF de fusion.

3.2 Matériel pour la captation

L'observation du mouvement humain se fait depuis des années et de nombreux capteurs spécialisés sont proposés. Une des raisons qui expliquent la multiplicité des capteurs c'est la difficulté de concilier la précision de la mesure, le confort des capteurs et leur utilisabilité. La plus grosse distinction que nous faisons dans cette section est sur le lieu d'observation. Certains capteurs sont destinés à des utilisations en laboratoire à cause de leur coût ou de la difficulté de mise en oeuvre, tandis que d'autres peuvent être utilisés *in situ*, c'est-à-dire sur le lieu d'observation naturel.

3.2.1 Captation en laboratoire

Dans les laboratoires, les capteurs optoélectroniques tels que Vicon, Optitrack ou Qualisys (Fig. 3.1) sont souvent utilisés pour la mesure du mouvement humain. Ces capteurs fournissent l'observation 3D du mouvement et sont considérés comme très précis avec une estimation en position de l'ordre du mm. Ils sont régulièrement utilisés dans les expérimentations comme systèmes de référence, Gold Standard en anglais, nous les appellerons Système optoélectronique de référence (SO_{ref}). La difficulté d'utilisation de ces capteurs vient de la mise en place et de leur prix élevé. Ils sont constitués d'un ensemble de caméras infrarouges qui observent des marqueurs réfléchissants positionnés sur le corps humain (Fig. 3.2). L'installation des caméras nécessite une calibration et le positionnement des marqueurs (actifs ou passifs, suivant le modèle) peut être long. La précision des mesures dépend de la calibration des caméras, mais également du positionnement des marqueurs sur le corps humain. L'estimation des centres articulaires souffre des "artefacts de tissus mous", ou soft tissue artifact (STAGNI et al., 2000 ; CAPPOZZO et al., 1996). L'expertise nécessaire à la mise en oeuvre de ces capteurs ne les rend donc pas accessibles à tous types d'environnement, notamment les environnements complexes (comme un lieu de travail ou le domicile).

L'observation du mouvement ne passe pas que par la cinématique, mais aussi par des capteurs de force qui sont utilisés pour pouvoir étudier la dynamique du corps. Les laboratoires recourent à des capteurs tels que les dalles de forces, qui permettent d'étudier plus précisément les positionnements d'appuis et de faire des mesures de dynamique (DAVIS, ÖUNPUU, TYBURSKI et GAGE, 1991), ou d'étude du centre de masse (BARBIER et al., 2003 ; CHAN, 1999). Souvent ces dispositifs sont utilisés en complément d'autres capteurs comme les SO_{ref} . Il est aussi possible d'utiliser des capteurs d'activations musculaires, des électromyographes. Ces capteurs ont longtemps été utilisés de manière invasive avec la récupération d'un signal intramusculaire, notamment en médecine. En analyse du mouve-



FIGURE 3.1 – Photo d'une caméra Qualisys

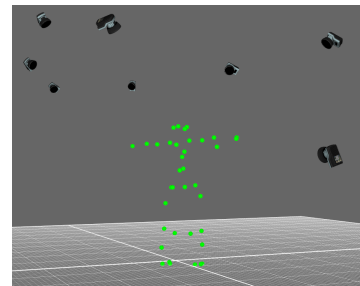


FIGURE 3.2 – Illustration représentative d'une installation de capteurs optoélectroniques et de l'observation d'une posture.

ment humain, nous utilisons des électromyographes de surface. Ils évaluent les activations de groupes musculaires, utilisés par exemple pour l'évaluation de l'efficacité des exosquelettes (MAURICE et al., 2020).

Le matériel de laboratoire apporte l'avantage d'être très précis, mais l'environnement étant contrôlé, les mouvements observés sont dans une certaine mesure biaisés. Il est important de prendre en compte les contraintes engendrées par les capteurs et les conséquences qu'elles ont sur l'authenticité du mouvement.

3.2.2 Captation in situ

L'avantage premier d'une captation *in situ* est d'observer un mouvement en condition réelle. C'est notamment ce qui nous intéresse dans le cadre de l'analyse du MB pour l'IHR. Il est donc primordial d'avoir des capteurs qui soient à la fois précis et non invasifs. Parmi tous les capteurs listés précédemment, la problématique vient du coût, mais également de l'installation. Il existe de nombreux capteurs utilisables en condition naturelle, mais le choix dépend de ce que l'on veut observer et où. Les contraintes environnementales doivent d'abord être étudiées avant de choisir sa solution. Les capteurs peuvent être de plusieurs modalités : caméra rgb, caméra infrarouge, dispositifs inertiels, etc. Avec le développement des objets connectés, de nouveaux capteurs sont apparus tels que :

- les semelles connectées, par exemple celles de Moticon (OERBEKKE et al., 2017 ; PRICE, 2018) ;
- les vêtements connectés (PUGACH et DANEY, 2018) ;
- les gants connectés (CHOUHAN, PANSE, VOONA et SAMEER, 2014).

Tous ces capteurs ont la particularité d'être des capteurs portés par celui qui est observé. L'intérêt vient de la liberté de la zone de mouvement, mais suivant le dispositif, il peut être long à installer, voire déranger dans le mouvement. Par exemple, le capteur Xsens est un capteur porté permettant une observation relative des mouvements du corps humain, mais il nécessite d'être entièrement habillé dans une combinaison équipée (ROBERT-LACHAINE, MECHERI, LARUE et PLAMONDON, 2017).

Dans cette thèse, nous nous sommes intéressés aux caméras qui pourraient éventuellement être utilisées par un robot et qui sont donc des capteurs non portés. Pour l'analyse du mouvement, certains logiciels ont réussi à déterminer des estimations de positions en 3D à partir de caméra RGB (CAO et al., 2018). Il existe aussi des capteurs infrarouges, dits RGBD (couleur et profondeur) qui ont l'avantage d'avoir une mesure de la profondeur. Ce type de capteurs souffre du même désavantage qu'une caméra classique : les occultations (objet entre le capteur et la personne observée) et auto-occultations (des parties du corps cachant d'autres parties du corps à la caméra). On peut retrouver plusieurs marques comme les Asus Xtion, Intel RealSense, Orbbec Astra ou une des plus connues, les Kinect de Microsoft.

La Kinect première génération (K1) (figure 3.3a) est sortie en 2010 sur Xbox pour des jeux vidéos, déjà à cette époque les chercheurs avaient vu de l'intérêt pour l'analyse du mouvement humain (LUN et ZHAO, 2015 ; CHARLES



FIGURE 3.3 – Représentation des trois générations de Kinect de Microsoft. (a) Kinect première génération sortie en 2010, (b) Kinect 2 sortie en 2014 et (c) Kinect Azure sortie en 2019.

	Kinect 1	Kinect 2	Kinect Azure			
			NFOV	NFOV _{binned}	WFOV	WFOV _{binned}
Camera (pixel)	640x480	512x424	640x576	320x288	1024x1024	512x512
Images par seconde	30	30		30	15	30
Distance min (m)	0.5	0.5		0.5		0.25
Distance max (m)	3.5	4.5	3.86	5.46	2.21	2.88
Horizontal FOV (degree)	57	70		75		120
Vertical FOV (degree)	43	60		65		120
Points du corps	20	25	26 (SDK v.9.2) - 32 (SDK v.1.4.1)			

TABLE 3.1 – Tableau des caractéristiques techniques des trois générations de Kinect de Microsoft.

et EVERINGHAM, 2011 ; GABEL, GILAD-BACHRACH, RENSHAW et SCHUSTER, 2012 ; CHATTOPADHYAY, SURAL et MUKHERJEE, 2013). Cependant, la fiabilité et la précision de la mesure rendaient l'utilisation relativement limitée (OBDRŽÁLEK et al., 2012 ; KHOSHELHAM et ELBERINK, 2012 ; SCHMITZ et al., 2014 ; KUSTER, HEINLEIN, BAUER et GRAF, 2016). En 2014, la Kinect 2 (K2) (figure 3.3b) est sortie avec de meilleures caractéristiques que la première version (Q. WANG, KURILLO, OFLI et BAJCSY, 2015 ; PAGLIARI et PINTO, 2015). Cette fois-ci, en plus d'une utilisation prévue pour les jeux vidéo, une API a été développée pour l'utiliser plus facilement (MICROSOFT, 2019). Enfin, en 2019, la Kinect Azure (K3) (figure 3.3c) a vu le jour sans être liée au jeu vidéo, avec là encore des promesses d'évolutions vis-à-vis de la version précédente. Le tableau 3.1 montre les caractéristiques de chacune des versions de la Kinect.

3.3 Méthodes de traitement et modélisation

Comme évoquée plus haut, l'observation du mouvement humain ne dépend pas que du ou des capteurs, mais également des méthodes de traitement et de modélisation du corps humain utilisées. Parmi les méthodes d'observation, nous nous intéresserons particulièrement aux méthodes d'estimation de position, notamment du corps complet. Il est en effet possible d'observer des mouvements humains sans saisir la position absolue des membres dans l'espace ou relatifs les uns par rapport aux autres.

3.3.1 Modélisation du corps humain

La partie modélisation du corps humain est très importante pour l'observation. Indépendamment de la précision des capteurs, plus la modélisation sera proche de la réalité, plus les données auront la possibilité de l'être aussi. Dans le cas du mouvement humain, la difficulté réside dans la retranscription d'un modèle géométrique complexe. Or une modélisation complète du système musculosquelettique pourrait rendre les traitements trop lourds, il faut donc trouver un compromis.

Comme présentée dans le chapitre précédent, la position des membres ou articulations est suffisante à l'interprétation du mouvement biologique, il n'est alors pas nécessaire de modéliser la silhouette ou la forme du corps 2.3. C'est le cas dans beaucoup d'applications de l'analyse du mouvement humain, que ce soit pour la reconnaissance d'activité ou la prédiction des mouvements, par exemple.

Dans une grande majorité de la littérature, le corps humain est modélisé grâce à un modèle géométrique d'un ensemble de corps rigides connectés par des liaisons en rotation. Là où la littérature diffère, c'est plutôt sur le nombre de degrés de liberté des différentes parties du corps, par exemple l'épaule est anatomiquement très complexe, ce qui rend la modélisation difficile (ENGÍN, 1980 ; MAUREL, 1999). Dans les années 2000, l'International Society of Biomechanics a proposé une modélisation des articulations du bas du corps et du tronc (WU, SIEGLER et al., 2002) et des membres supérieurs (WU, HELM et al., 2005). Il existe aussi différents types de représentations mécaniques. La plus connue est la convention de Denavit-Hartenberg (ou la convention modifiée (KHALIL et CREUSOT, 1997)) qui consiste à considérer que chaque référentiel local porte son axe Z sur la rotation axiale. Une fois le choix de modélisation articulaire et la représentation mécanique utilisée, il est possible de faire le modèle géométrique du corps. Le modèle géométrique direct permet de passer d'une représentation cartésienne absolue à une représentation angulaire relative. Avec le modèle géométrique, il est possible de faire des calculs cinématiques.

Si on veut pouvoir étudier la dynamique en plus de la cinématique, il faut pousser la modélisation plus loin et se baser sur des modélisations inertielles. Des modèles existent basés sur l'estimation des paramètres inertiels des segments du corps (DUMAS, CHÈZE et VERRIEST, 2007 ; C. HANSEN et al., 2014). Il existe des logiciels intéressants pour calculer la dynamique comme OpenSim (SETH et al., 2018) ou plus récemment Pinocchio (CARPENTIER et al., 2019). Toutes ces modélisations sont importantes pour faire des estimations des forces internes exercées. Pour améliorer les estimations, les dalles de force sont un plus. Et pour toutes les forces extérieures exercées, il est nécessaire de rajouter d'autres capteurs.

3.3.2 Traitement des données brutes

On retrouve dans le traitement du signal de mouvement deux grands types d'approches : les approches basées modèles et les autres. L'intérêt des approches basées modèle et de pouvoir maîtriser le degré de précision de la modélisation en fonction de ce que l'on veut observer. Parmi les autres approches, on retrouve beaucoup de machine learning. Ces méthodes ont le mérite de ne pas avoir besoin de modéliser physiquement le problème, ce qui peut être très avantageux. Nous ne le traiterons pas dans ce manuscrit.

Parmi les méthodes d'analyse, les plus importantes sont les méthodes de filtrage. Les filtres informatiques sont des algorithmes permettant d'éliminer, voire transformer tout ou partie d'un signal. Quelque soit le capteur utilisé, le filtrage est nécessaire pour éliminer le bruit des données dites "brutes". La méthode la plus simple utilisée pour filtrer les données de mouvement humain est le filtre passe-bas, ou filtre de Butterworth, pour lisser et éliminer les données aberrantes (SCHREVEN, P. J. BEEK et SMEETS, 2015 ; CAPPELLO, LA PALOMBARA et LEARDINI, 1996). On retrouve également communément les filtres de Kalman (AUGER et al., 2013), les filtres particuliers (Z. LI et KULIĆ, 2010), ou plus surprenamment les filtres à 1 € (CASIEZ, ROUSSEL et VOGEL, 2012).

Dans cette thèse, nous nous sommes particulièrement intéressés au filtre de Kalman (KALMAN, 1960). Le filtre de Kalman comprend de nombreuses variations. En voici une liste non exhaustive :

- des versions non linéaires : Extended Kalman Filter (MARINS, BACHMANN, MCGHEE et ZYDA, 2001), Unscented Kalman filter (JULIER et UHLMANN, 1997) ;
- une version pour les grandes dimensions : Ensemble Kalman filter (EVENSEN, 2003) ;
- une version pour la logique floue : Fuzzy Kalman filter (G. CHEN, XIE et SHIEH, 1998).

Dans le cadre du mouvement humain, on le retrouve dans la littérature pour l'estimation de la cinématique avec l'utilisation de marqueurs (DE GROOTE, DE LAET, JONKERS et DE SCHUTTER, 2008; BONNET et al., 2017), avec des centrales inertielles (LIGORIO et SABATINI, 2015) ou avec la Kinect (SHU, HAMANO et ANGUS, 2014; DAS et al., 2018; MOON, Y. PARK, KO et SUH, 2016). Le fonctionnement du filtre de Kalman est présenté à la section 3.4.3.

3.4 Observation du mouvement humain avec la Kinect

3.4.1 Choix de la Kinect et objectifs d'observation

Au vu de la littérature et de nos objectifs sur l'analyse du MB, nous avons décidé d'étudier les possibilités offertes par la technologie Kinect. Cette dernière nous permet une estimation de position du corps complet en 3 dimensions. Notamment, les positions observées correspondent aux centres articulaires ainsi qu'aux extrémités du corps, ce qui correspond exactement à l'observation "point-light" d'un MB.

Cependant, les capteurs Kinect de Microsoft ne sont pas parfaits. Une des premières difficultés vient de la précision des capteurs : suivant la génération, les capteurs n'ont pas les mêmes traitements internes et sont plus ou moins performants sur la reconnaissance du corps (Q. WANG, KURILLO, OFLI et BAJCSY, 2015). On notera par exemple que pour les deux premières générations de Kinect, les longueurs des membres n'étaient pas fixes sur une observation d'un même individu. Ces longueurs "molles" ne correspondent pas aux caractéristiques anthropométriques de l'humain. De même, les limites articulaires ne sont pas considérées ce qui peut créer des mesures de mouvements impossibles. Nous apportons donc une contribution à ces problématiques grâce à nos travaux. Ils se sont focalisés sur l'amélioration du traitement des données de la K2 par un EKF. Nous avons apporté une méthode d'optimisation des matrices de covariances et des contraintes biomécanique à l'observation du mouvement (COLOMBEL, BONNET et al., 2020).

Une autre difficulté vient de la nature du capteur qui est une caméra. Comme tous types de caméras, la prise de vue est importante et a un impact sur la donnée mesurée. Plus spécifiquement, les deux premières générations étaient conçues pour du jeu vidéo et étaient calibrées pour l'observation d'un mouvement de face. Les mouvements de profils, comme de dos, étaient donc particulièrement imprécis. Pour la vue de profil, cela vient également des occultations, ou auto-occultations : des parties du corps occultent d'autres parties du corps par rapport à la caméra. Face à ces difficultés, nous avons proposé une nouvelle contribution de fusion de données par EKF de plusieurs capteurs : multiplier les prises de vue permettrait de diminuer les effets d'occultations (COLOMBEL, DANAY, BONNET et CHARPILLET, 2021). Dans cette étude, nous avons également présenté une comparaison de la K2 et de la K3

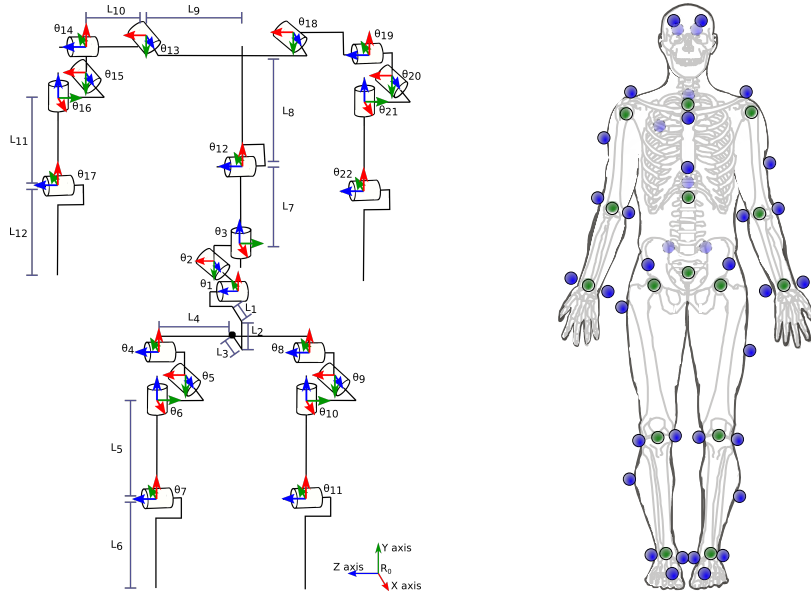
Dans la suite de ce chapitre, nous appellerons Expérimentation 1 celle qui porte sur les contraintes biomécanique et Expérimentation 2 celle sur la fusion.

3.4.2 Choix de modélisation

Les deux études comportent certaines différences de modélisation. La raison principale de ces différences vient de la modélisation interne de la K3 qui ne renvoie pas les mêmes points d'articulation que la K2. Il a donc fallu faire un choix de modélisation permettant la comparaison des deux technologies.

3.4.2.1 Modélisation pour l'expérimentation 1

Le modèle cinématique est utilisé pour mettre en relation la sortie de la K2 avec la cinématique des articulations. La figure 3.4a montre le modèle cinématique proposé composé de $N_\theta = 22$ articulations "pivôts" (θ) et de $N_L = 12$ segments. Elle représente aussi les $N_J = 15$ Positions des Centres Articulaires (PCAs) retenus estimés par le K2. Le modèle géométrique direct a été calculé pour exprimer la position de chaque centre articulaire estimé en fonction de θ ($N_\theta \times 1$) et des longueurs de segment $\mathbf{L}$ ($N_L \times 1$) en utilisant la convention de Denavit-Hartenberg modifiée (KHALIL et CREUSOT, 1997). De plus, la définition des articulations suit les recommandations de la société internationale de biomécanique (WU, SIEGLER et al., 2002; WU, HELM et al., 2005).



(a) Modèle à 22 degrés de liberté du système locomoteur. θ_i est le i^{eme} angle d'articulation correspondant à une rotation le long du i^{eme} axe Z local et L_j est la longueur du segment j .

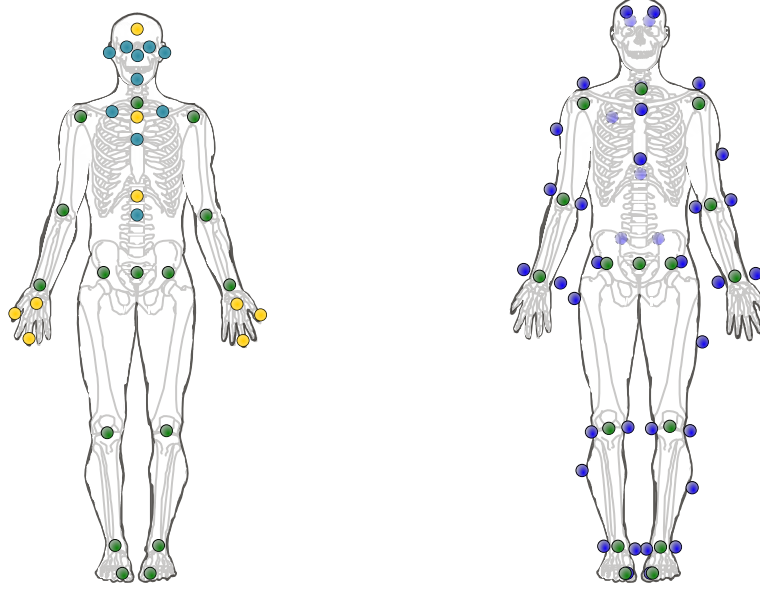
(b) Emplacement des marqueurs rétro-réfléchissants (bleu), utilisés par le Système optoélectronique de référence, et les PCAs estimées par la Kinect 2 (vert).

FIGURE 3.4 – Illustrations de la modélisation du corps humain utilisée dans l'expérimentation 1

3.4.2.2 Modélisation pour l'expérimentation 2

La modélisation cinématique est très proche de celle de l'Expérimentation 1 (sec. 3.4.2.1). Cependant les capteurs K2 et K3 ne comptent pas le même nombre de PCAs. Le capteur K2 estime 25 PCAs dont 3 points pour chaque main, tandis que K3 estimait 26 PCAs dont 5 points pour la tête et 1 pour chaque clavicule pour la version 9.4 de l'API. De plus, les positions du centre des articulations situées sur la colonne vertébrale sont différentes pour chaque marqueur corporel (à savoir le *SpineChest* et le *SpineNaval* pour K3 contre le *SpineShoulder* et le *SpineMid* pour K2). Puisque les deux Kinects ont des estimations de PCAs différentes, nous avons sélectionné 15 d'entre elles, appelées PCAs retenues, situées sur les bras (sauf

les mains), les jambes et le cou pour être comparées et analysées. La figure 3.5a montre les deux modèles de squelette et les PCAs *retenues* pour la comparaison. Les autres articulations restantes n'ont pas été prises en compte dans cette analyse.



(a) Position des PCAs de la Kinect 2 (jaune), et de la Kinect Azure (bleu clair). Les cercles verts représentent les 15 PCAs retenus qui correspondent aux PCAs communs à comparer.

(b) Position des marqueurs rétro réfléchissants utilisés pour le système stéréophotogrammétrique de référence (bleu foncé) et la position estimée du centre des articulations de référence (vert).

FIGURE 3.5 – Illustrations des emplacements des différents centres articulaires et marqueurs réfléchissants observés dans l'expérimentation 2

3.4.3 Extended Kalman Filter

L'EKF proposé avec la Kinect consiste à estimer un vecteur d'état $\mathbf{X}_k = [\boldsymbol{\theta} \ \dot{\boldsymbol{\theta}} \ \ddot{\boldsymbol{\theta}} \ \mathbf{L}]^T$ grâce aux données de PCAs 3D $\mathbf{Z}_k$ $((3N_J) \times 1)$ renvoyées par les capteurs Kinect à chaque frame k . $\dot{\boldsymbol{\theta}}$ et $\ddot{\boldsymbol{\theta}}$ sont les vecteurs de taille $N_\theta \times 1$ correspondant respectivement à la vitesse angulaire et à l'accélération angulaire. On rappelle que $\mathbf{L}$ $(N_L \times 1)$ représente le vecteur des longueurs de segments. Il est important de l'avoir dans le vecteur d'état, car les longueurs ne sont pas fixes, non seulement elles dépendent de l'individu observé, mais en plus la Kinect ne renvoie pas de longueurs fixes. La section 3.4.3.1 présente les équations de base du filtre. La partie 3.4.3.2 apporte les équations supplémentaires à rajouter pour prendre en compte les contraintes, tandis que sec. 3.4.3.2 explique comment se fait la fusion. La figure 3.6 est un schéma global du fonctionnement du filtre qui montre le déroulement des équations en fonction du filtre et des options utilisées.

3.4.3.1 Expression générale

Le vecteur d'état et le vecteur de mesure s'écrivent comme suit pour chaque temps k :

$$\begin{aligned} \mathbf{X}_k &= f(\mathbf{X}_{k-1}) + \mathbf{w}_{k-1} \\ \mathbf{Z}_k &= h(\mathbf{X}_k) + \mathbf{v}_k \end{aligned} \quad (3.1)$$

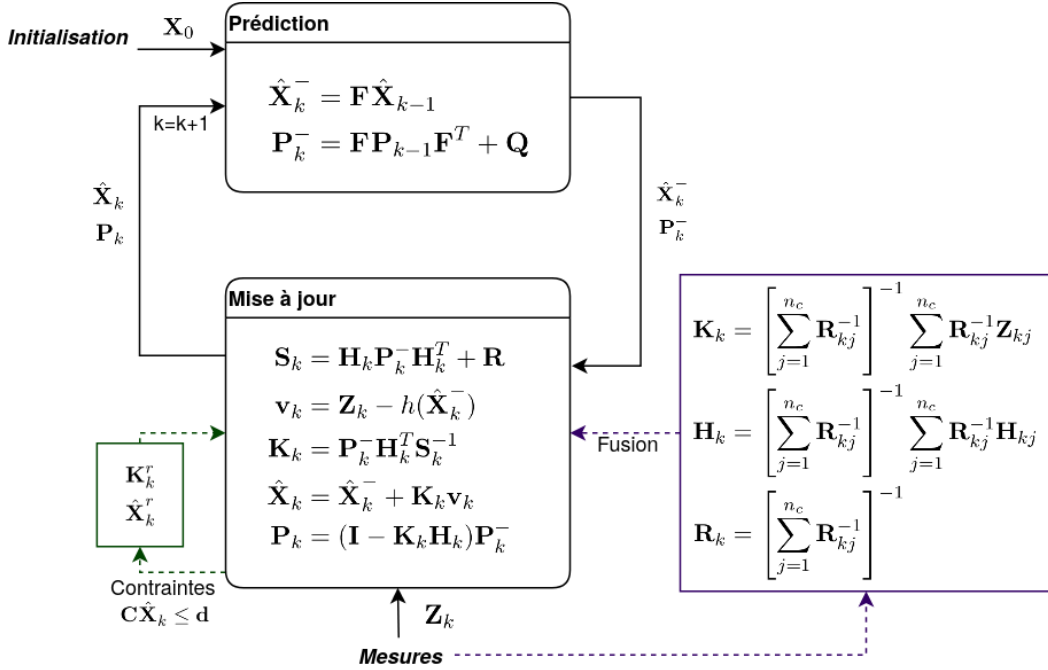


FIGURE 3.6 – Schéma global du fonctionnement de l'Extended Kalman Filter avec en option les contraintes et la fusion.

avec f le modèle d'état décrit par l'équation 3.2, h le modèle de mesure donné par le modèle de cinématique direct du modèle mécanique correspondant, w_k représente le bruit du modèle défini par $p(w) \sim \mathcal{N}(0, Q)$ avec Q la matrice de covariance du bruit de modèle et v_k représente le bruit de mesure défini par $p(v) \sim \mathcal{N}(0, R)$ avec R la matrice de covariance du bruit de mesure.

Dans nos définitions, le modèle d'état f est approximé par une forme linéaire, donc matricielle notée F . On suppose que, sur des temps courts, les angles et les vitesses des articulations évoluent linéairement et que les accélérations des articulations et les longueurs des segments sont constantes :

$$F = \begin{bmatrix} I_{N_\theta \times N_\theta} & \Delta t I_{N_\theta \times N_\theta} & \frac{\Delta t^2}{2} I_{N_\theta \times N_\theta} & 0_{3N_\theta \times N_L} \\ 0_{N_\theta \times N_\theta} & I_{N_\theta \times N_\theta} & \Delta t I_{N_\theta \times N_\theta} & 0_{3N_\theta \times N_L} \\ 0_{N_\theta \times N_\theta} & 0_{N_\theta \times N_\theta} & I_{N_\theta \times N_\theta} & 0_{3N_\theta \times N_L} \\ & 0_{N_L \times 3N_\theta} & & I_{N_L \times N_L} \end{bmatrix} \quad (3.2)$$

où Δt est le temps d'échantillonnage, 0 et I sont respectivement la matrice nulle et la matrice identité.

Prédiction A chaque pas de temps, la prédiction du vecteur d'état a priori est calculée avec :

$$\begin{aligned} \hat{X}_k^- &= F \hat{X}_{k-1} \\ P_k^- &= F P_{k-1} F^T + Q \end{aligned} \quad (3.3)$$

où P_k^- est l'estimation a priori de la matrice de covariance des erreurs.

Mise à jour Ensuite, un vecteur d'état actualisé basé sur le nouveau vecteur de mesure est estimé comme suit :

$$\begin{aligned} \mathbf{S}_k &= \mathbf{H}_k \mathbf{P}_k^- \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R} \\ \mathbf{v}_k &= \mathbf{Z}_k - h(\hat{\mathbf{X}}_k^-) \\ \mathbf{K}_k &= \mathbf{P}_k^- \mathbf{H}_k^T \mathbf{S}_k^{-1} \\ \hat{\mathbf{X}}_k &= \hat{\mathbf{X}}_k^- + \mathbf{K}_k \mathbf{v}_k \\ \mathbf{P}_k &= (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k) \mathbf{P}_k^- \end{aligned} \quad (3.4)$$

où $\mathbf{H}_k$ est la matrice Jacobienne $\frac{\partial h}{\partial \mathbf{X}_k}$, $\mathbf{S}_k$ est la matrice de covariance dite d'innovations, $\mathbf{P}_k$ est la matrice de covariance de l'erreur, $\mathbf{v}_k$ est le vecteur d'innovation de mesure et $\mathbf{K}_k$ est la matrice du gain de Kalman.

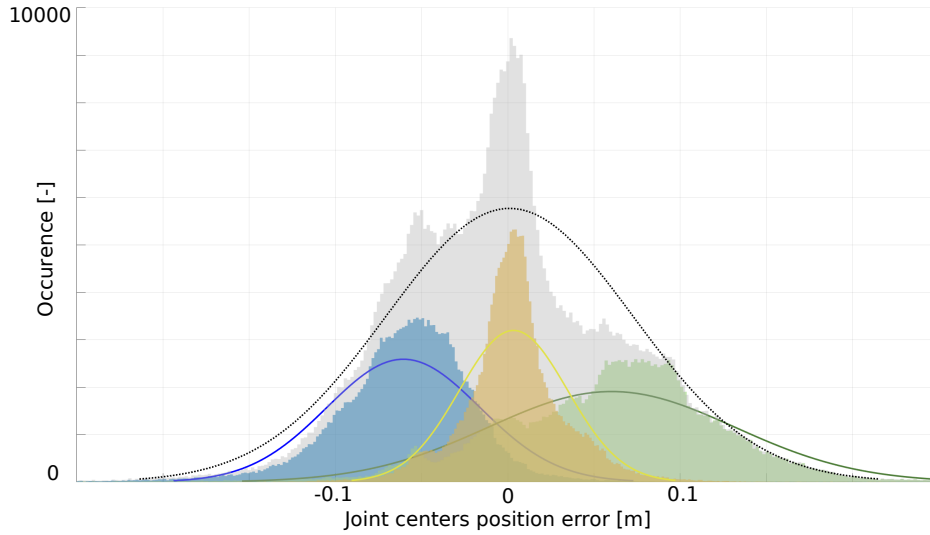


FIGURE 3.7 – Distribution de la différence entre les centres de position des articulations estimées à partir du Système optoélectronique de référence et de la Kinect 2 obtenue pour toutes les données enregistrées le long des axes x (bleu), y (vert) et z (jaune). La distribution grise indique la distribution moyenne.

Ajustement des paramètres du filtre Le taux de convergence et la stabilité du filtre de Kalman dépendent de l'ajustement de ses paramètres. Il s'agit notamment des matrices de covariance de l'état $\mathbf{Q}$ et de la mesure $\mathbf{R}$, de l'initialisation de la matrice de covariance des erreurs $\mathbf{P}_0$ et de la valeur initiale des variables d'état.

Le réglage de ces paramètres est rarement abordé dans la littérature sur l'analyse du mouvement humain. Cependant, il existe un consensus dans la méthodologie pour le réglage de $\mathbf{R}$ basé sur le fait que le bruit de mesure est supposé être distribué de manière gaussienne. Cette hypothèse est validée en calculant la différence entre l'estimation des PCAs du SO_{ref} et de la K2. La figure 3.7 montre la distribution de type gaussien du bruit de mesure moyen pour tous les PCAs sur chaque axe. L'erreur distribuée gaussienne de l'axe x a une moyenne $\mu = -0.06\text{m}$ et une variance $\sigma^2 = 0.0019\text{m}$, pour l'axe y elle est $\mu = 0.06\text{m}$ et $\sigma^2 = 0.0050\text{m}$, et pour l'axe z elle est $\mu = -0.003\text{m}$ et $\sigma^2 = 0.0009\text{m}$. Enfin, pour la distribution moyenne (c'est-à-dire pour toutes les dimensions), elle est de $\mu = 0.00\text{m}$ et $\sigma^2 = 0.0052\text{m}$.

Les valeurs initiales du vecteur d'état peuvent être estimées à partir de la première mesure (transformée en vecteur d'état avec le modèle inverse de h). Cependant pour plus de précision elles peuvent être fixées à l'aide d'un Multibody Kinematic Optimization (MKO) (BEGON,

M. S. ANDERSEN et DUMAS, 2018) visant à trouver les angles d'articulation et les longueurs de segment qui correspondent le mieux possible à l'estimation des PCAs de la K2 sur un premier échantillon. Cette initialisation du vecteur d'état est importante car les paramètres du filtre vont se baser sur cette première estimation pour démarrer le filtrage.

Pour donner la même influence à toutes les articulations, $\mathbf{P}_0$ est fixé à la matrice d'identité. Le réglage des éléments de $\mathbf{Q}$ est plus sensible et dépend de la tâche et de l'articulation (CERVERI, RABUFFETTI, PEDOTTI et FERRIGNO, 2003). Un premier ensemble de variables d'état qui sont supposées être constantes et indépendantes pendant la tâche sont les longueurs de segment. Afin d'imposer leur convergence vers une valeur constante, les éléments correspondants dans $\mathbf{Q}$ sont mis à zéro. Cela garantit la convergence de la covariance d'erreur correspondante $\mathbf{P}$ vers zéro. Pour le réglage des éléments de $\mathbf{Q}$ correspondant aux positions, vitesses et accélérations des articulations, deux méthodes de réglage sont possibles. La première que nous dirons "classique", basée sur la littérature (CERVERI, RABUFFETTI, PEDOTTI et FERRIGNO, 2003 ; DE GROOTE, DE LAET, JONKERS et DE SCHUTTER, 2008), suppose une connaissance préalable du contenu fréquentiel des variables d'état. La seconde est basée sur un processus d'optimisation spécifique à la tâche utilisant les angles articulaires de référence obtenus à partir du SO_{ref} .

La méthode classique peut être décrite comme suit :

$$\mathbf{Q}_j = \sigma_j^2 \mathbf{G}^T \mathbf{G} \text{ where : } \mathbf{G} = \begin{bmatrix} \frac{\Delta t^3}{3!} & \frac{\Delta t^2}{2} & \Delta t \end{bmatrix} \quad (3.5)$$

où j représente une articulation et σ_k^2 est le facteur de covariance du bruit défini par la formule :

$$\sigma_j^2 = \frac{((A\omega_{max}^4 e^{\omega_{max}\Delta t}/4\pi)\Delta t)^2}{3\Delta t} \quad (3.6)$$

où ω_{max} est la fréquence de coupure et A est l'amplitude de la trajectoire conjointe. L'estimation de ω_{max} et de A est obtenue grâce à une transformée de Fourier rapide sur les trajectoires conjointes obtenues à partir du SO_{ref} pour chaque tâche.

La seconde méthode correspond à ce que nous discutons dans la section 3.4.4.1.

3.4.3.2 Extended Kalman Filter avec contraintes

Une étude avec un EKF contraint avait été réalisé en 2D par BONNET et al. (2017) et avait montré une amélioration des trajectoires observées. Dans notre cas, nous nous intéressons à une représentation du corps en 3D avec la Kinect qui n'est pas en mesure de garantir des mesures anthropométriques.

Ainsi, afin d'assurer la cohérence physique de l'estimation du vecteur d'état, des contraintes d'inégalité sont ajoutées à l'EKF pour chaque angle d'articulation et pour les longueurs de segment. Chaque angle articulaire est limité par son amplitude de mouvement, donnée par des tables anthropométriques. Notez que les longueurs de segment sont également forcées de converger vers une valeur constante (voir la définition de $\mathbf{F}$ et $\mathbf{Q}$), car malgré le fait que les longueurs physiques soient constantes dans le corps humain, la K2 ne les fournit pas constantes. Pourtant, puisque $\mathbf{L}$ appartient au vecteur d'état $\mathbf{X}$, il est pratique de définir également des limites pour s'assurer que ces estimations convergent vers des valeurs physiquement cohérentes. GUPTA et HAUSER (2007) ont présenté une méthode permettant d'implémenter facilement des contraintes sur l'estimation du vecteur d'état comme suit :

$$\mathbf{C}\hat{\mathbf{X}}_k \leq \mathbf{d} \quad (3.7)$$

où $\mathbf{d} = [\boldsymbol{\theta}^- \ \boldsymbol{\theta}^+ \ \mathbf{L}^- \ \mathbf{L}^+]^T$ et $\mathbf{C}$ sont respectivement un vecteur et une matrice de contraintes d'inégalités, et $\boldsymbol{\theta}^-$, $\boldsymbol{\theta}^+$ sont les valeurs minimum et maximum des angles pris dans la littérature, ainsi que $\mathbf{L}^-$ et $\mathbf{L}^+$ les longueurs des segments estimés à $\pm 20\%$ de leur estimée initiale.

À chaque pas de temps, après l'étape de mise à jour (Eq. 3.4), on vérifie que le vecteur d'état actualisé se trouve dans les limites prescrites. Si un élément du vecteur d'état dépasse ses limites, le vecteur $\mathbf{d}$, initialement fixé à zéro, est mis à jour avec la valeur limite correspondante. Le gain de Kalman restreint $\mathbf{K}_k^r$ et le vecteur d'état restreint $\hat{\mathbf{X}}_k^r$ sont alors calculés comme suit :

$$\mathbf{K}_k^r = \mathbf{K}_k - \mathbf{C}^T(\mathbf{C}\mathbf{C}^T)^{-1}(\mathbf{C}\hat{\mathbf{X}}_k - \mathbf{d})(\mathbf{v}_k^T \mathbf{S}_k^{-1} \mathbf{v}_k)^{-1} \mathbf{v}_k^T \mathbf{S}_k^{-1} \quad (3.8)$$

$$\hat{\mathbf{X}}_k^r = \hat{\mathbf{X}}_k + \mathbf{K}_k^r \mathbf{v}_k \quad (3.9)$$

Ce vecteur d'état restreint est alors considéré comme le nouveau vecteur d'état.

3.4.3.3 Extended Kalman Filter avec fusion

Il existe deux méthodes de fusion de capteurs avec Kalman en fonction du type de variables fusionnées (ROECKER et MCGILLEM, 1988). Elles sont appelées *fusion de vecteur d'état* pour la fusion du vecteur $\mathbf{X}$ et *fusion de mesure* pour le vecteur $\mathbf{Z}$. Selon GAN et HARRIS (2001), ces deux méthodes sont fonctionnellement équivalentes lorsque les modèles de mesure h_c du capteur c sont identiques pour chaque capteur à fusionner. Cependant, en termes d'implémentation, elles sont complètement différentes. Dans le cadre de la fusion de vecteurs d'état, chaque mesure va être traitée par un filtre de Kalman avant d'être assimilées aux autres. Cela équivaut, dans le cadre d'une fusion de mêmes capteurs, à multiplier la taille du vecteur d'état par le nombre de capteurs à fusionner. À contrario, la fusion de mesures combine les observations avant de filtrer les données avec le filtre de Kalman, la taille du vecteur d'état reste donc inchangée. Ainsi, pour la fusion de vecteurs d'état, le temps de calcul augmente avec le nombre de capteurs tandis que pour la fusion de mesure, le nombre de capteurs n'a que très peu d'impact sur son fonctionnement. Comme l'algorithme proposé tend à fonctionner en temps réel avec un nombre variable de capteurs et que le modèle de mesure h_c est identique pour tous les capteurs, la fusion des mesures a été choisie. Ainsi, la méthode proposée pondère les mesures à chaque instant k sans augmenter la taille des matrices comme suit :

$$\mathbf{K}_k = \left[\sum_{j=1}^{n_c} \mathbf{R}_{kj}^{-1} \right]^{-1} \sum_{j=1}^{n_c} \mathbf{R}_{kj}^{-1} \mathbf{Z}_{kj} \quad (3.10)$$

$$\mathbf{H}_k = \left[\sum_{j=1}^{n_c} \mathbf{R}_{kj}^{-1} \right]^{-1} \sum_{j=1}^{n_c} \mathbf{R}_{kj}^{-1} \mathbf{H}_{kj} \quad (3.11)$$

$$\mathbf{R}_k = \left[\sum_{j=1}^{n_c} \mathbf{R}_{kj}^{-1} \right]^{-1} \quad (3.12)$$

avec $\mathbf{Z}_{kc}$ vecteur de mesure, $\mathbf{R}_{kc}$ la matrice de covariance de l'erreur de mesure et $\mathbf{H}_{kc}$ la Jacobienne du modèle du capteur c au temps k , et n_c le nombre de capteurs, ici le nombre de Kinects.

Heuristiques La fusion de plusieurs capteurs peut se faire sans la connaissance d'indices de confiance. Cependant, dans la littérature, plusieurs heuristiques ont été utilisées pour pondérer les mesures afin de fusionner plusieurs K1 ou K2, comme la continuité du point par rapport à la vitesse (YEUNG, KWOK et C. WANG, 2013), la stabilité de la longueur du segment (MOON, Y. PARK, KO et SUH, 2016) ou le placement par rapport à Kinect (OTTO et al., 2017). Ces heuristiques sont basées sur les spécifications techniques du fabricant en fonction des capteurs.

Afin d'améliorer le résultat de la fusion, nous proposons un nouvel ensemble d'heuristiques inspiré de ceux cités ci-dessus qui représente un indice de confiance dans chaque capteur. Même si nous fusionnons plusieurs K2 d'un côté et plusieurs K3 de l'autre, elles sont basées sur les caractéristiques de la K2 uniquement. Ces heuristiques se traduisent par des poids $w \in]0,1]$. Deux d'entre elles sont liées au placement du corps par rapport au capteur :

$$w_{dz} = \begin{cases} 0.1 & \text{si } d_z < 1.5 \\ 1 & \text{si } 1.5 \leq d_z < 3.5 \\ 0.5 & \text{si } 3.5 \leq d_z < 4.5 \\ 0.1 & \text{sinon.} \end{cases} \quad (3.13)$$

$$w_{\theta_y} = \frac{-2}{\pi} \cdot \theta_y + 1 \quad (3.14)$$

avec d_z la distance en profondeur du bassin (*SpineBase*) et avec θ_y la rotation du corps par rapport à la Kinect.

Les deux poids suivants représentent la confiance accordée au capteur pour le suivi global du corps (nombre d'articulations suivies sur le nombre total d'articulations observées avec la Kinect) et la synchronisation temporelle pour ne fusionner que les images les plus proches (les observations de différents capteurs doivent être proches dans le temps pour être synchronisées) :

$$w_{skeleton} = \frac{N_{ck}}{N_\theta} \quad (3.15)$$

$$w_{time} = \frac{-0.75}{\Delta_{maxT}} \cdot \Delta T + 1 \quad (3.16)$$

avec N_{ck} et N_θ respectivement le nombre d'articulations vues et le nombre total d'articulations de la caméra ainsi que Δ_{maxT} et Δt_k respectivement le temps maximum entre deux images acceptées et le temps entre deux images. Le nombre d'articulations vues est connu grâce à la variable d'état de suivi donnée par le body tracker de la Kinect pour savoir si l'articulation est mesurée ou estimée.

Calibration L'étalonnage des capteurs visuels est particulièrement important lors de la fusion de données provenant de plusieurs capteurs. Dans cette étude, seules les données du squelette provenant de plusieurs capteurs Kinect sont fusionnées. Les données du squelette consistent en un nuage de points labélisés représentant le corps entier à chaque instant. L'objectif du processus de calibration est d'aligner ces nuages de points.

HARALICK et al. (1989) proposent une méthode pour estimer la matrice de transformation de deux ensembles de $j = 1, \dots, N_j$ points 3D : $\mathbf{Z}_1 = [\mathbf{z}_{1,1}^T, \dots, \mathbf{z}_{1,N_j}^T]^T$ pour le capteur 1 et $\mathbf{Z}_2 = [\mathbf{z}_{2,1}^T, \dots, \mathbf{z}_{2,N_j}^T]^T$ pour le capteur 2, avec $\dim(\mathbf{z}_{c,j}) = 3 \times 1$, $c = 1, 2$.

$$\text{Soit } \mathbf{D} = \frac{1}{\sum_{j=1}^{N_j} w_j} \sum_{j=1}^{N_j} w_j (\mathbf{z}_{2,j} - \bar{\mathbf{z}}_2)(\mathbf{z}_{1,j} - \bar{\mathbf{z}}_1)^T \quad (3.17)$$

$$\text{avec } \bar{\mathbf{z}}_1 = \frac{\sum_{j=1}^{N_j} w_j \mathbf{z}_{1,j}}{\sum_{j=1}^{N_j} w_j} \text{ et } \bar{\mathbf{z}}_2 = \frac{\sum_{j=1}^{N_j} w_j \mathbf{z}_{2,j}}{\sum_{j=1}^{N_j} w_j}$$

$$\text{puis } \{\mathbf{U}, \mathbf{S}, \mathbf{V}\} = \text{SVD}(\mathbf{D}) \quad (3.18)$$

$$\text{tel que } \mathbf{D} = \mathbf{U} \cdot \mathbf{S} \cdot \mathbf{V}^T$$

$$\text{finalement } \Phi = \mathbf{U} \cdot \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & \det(\mathbf{U} \cdot \mathbf{V}^T) \end{pmatrix} \cdot \mathbf{V}^T \quad (3.19)$$

$$\rho = \bar{\mathbf{z}}_1 - \Phi \bar{\mathbf{z}}_2 \quad (3.20)$$

où w_j sont les pondérations des points j (0 ou 1 en fonction de la variable d'état de suivi donnée par le SDK de la Kinect). La matrice de rotation Φ et le vecteur de translation ρ représentent le positionnement des capteurs $c = 2$ par rapport à $c = 1$.

Une décomposition en valeurs singulières (Eq. 3.18) est utilisée pour résoudre ce problème de Procrustes orthogonal (Eq. 3.19). Pour identifier, de manière robuste, les 6 paramètres de la matrice de transformation, les informations fournies par les nuages de points sont accumulées sur plusieurs mesures. À chaque nouvelle mesure, on met à jour les paramètres de la matrice de transformation. Après suffisamment d'observations, la matrice de transformation ne changera plus, on dit qu'elle a convergé. Contrairement à la K2 qui dispose d'une variable d'état de suivi permettant de donner un indice de qualité sur chaque articulation, la K3 ne dispose pas de ce type d'indice de confiance. Ainsi, nous proposons d'utiliser une méthode de type médiane pour sélectionner les points de correspondance. Pour chaque image, les distances entre chaque articulation et le bassin (*SpineBase*) sont calculées pour le capteur et comparées. Les 50% de points présentant le moins d'erreurs de distance entre les capteurs sont retenus ($w_j = 1$).

Une fois que toutes les matrices de transformation entre les caméras sont calculées, le corps fusionné peut être exprimé dans une base commune. Cette méthode est utile lorsqu'il est nécessaire d'estimer la position absolue du corps humain dans l'environnement.

Il faut noter que, pour faciliter la correspondance entre systèmes (notamment dans le cas de multiples K2 et K3 et systèmes de référence) et éviter les erreurs dues à la calibration, la base commune choisie pour ce travail est le squelette lui-même. La base est définie par le bassin comme origine, l'axe hanche droite-hanche gauche pour l'axe x, l'axe de la colonne vertébrale pour l'axe y et l'axe z orthogonal aux deux autres axes. Pour assurer une base orthonormée, la méthode de Gram-Schmidt a été utilisée.

3.4.4 Expérimentations et méthodes

Les deux expérimentations sont basées sur le même type de protocole. Les études observent dix répétitions consécutives pour chaque mouvement des quatre tâches nécessitant l'ensemble du corps. Tous les essais commencent et se terminent dans une position de repos : debout, les bras le long du corps. Ces tâches ont été choisies pour couvrir la plupart des degrés de liberté des bras, des jambes et du tronc. Les deux expérimentations considèrent les squats avec extensions latérales des bras et la levée des deux jambes en position. L'expérimentation 1,

sépare l'inclinaison du torse en deux tâches : la première sur le plan sagittale, la deuxième sur le plan frontal. L'expérimentation 2 considère l'inclinaison du torse sur les deux plans comme une seule tâche et rajoute l'agitation des bras. Les deux expérimentations divergent dans le type de SO_{ref} utilisé et dans les méthodes d'évaluations statistiques, car elles n'évaluent pas les mêmes paramètres.

3.4.4.1 Expérimentation 1 : contraintes biomécaniques

Six participants masculins en bonne santé (âge : 32 ± 17 ans ; poids : 78 ± 9 kg ; taille : 1.77 ± 0.05 m) ont participé à l'expérience après avoir donné leur consentement éclairé par écrit et l'autorisation d'utiliser leur image. Cette étude a suivi les principes de la Déclaration d'Helsinki.

Les mouvements du corps entier ont été recueillis simultanément par un SO_{ref} composé de 8 caméras infrarouges (VICON, MX-16, Oxford metrics, 100 Hz) et par une K2 (30 Hz). Pour un champ de vision optimal, la K2 était placé devant le participant à 2,5 m et à 0,85 m au-dessus du sol, comme recommandé dans la littérature (YANG et al., 2015). De plus, l'utilisation combinée de la K2 et du SO_{ref} , tous deux étant des capteurs infrarouges, pourraient dégrader la qualité des données de la K2 (NAEEMABADI, DINESEN, O. K. ANDERSEN et J. HANSEN, 2019). Ainsi, le SO_{ref} n'était pas situé dans le champ de vision direct de la K2 et les participants étaient toujours à moins de 3 m de la K2. Les marqueurs réfléchissants du SO_{ref} peuvent aussi avoir un impact sur l'estimation des PCAs de la K2 et donc leur nombre doit être minimisé et leur position doit être aussi éloignée que possible des centres articulaires humains. Par conséquent, pour estimer les angles articulaires de référence, 39 marqueurs réfléchissants basés sur le jeu de marqueurs réduit "Plug-In Gait" (DAVIS, ÕUNPUU, TYBURSKI et GAGE, 1991) sont utilisés ici (Fig. 3.4b). La trajectoire de ces marqueurs réfléchissants est transmise à un MKO (BEGON, M. S. ANDERSEN et DUMAS, 2018) pour obtenir les trajectoires des articulations de référence. Notez que sans cette étape d'optimisation, les longueurs des segments peuvent être non-constantes dans le temps avec le SO_{ref} .

Un des apports principaux de ce papier réside également dans la paramétrisation du filtre de Kalman. Nous ne détaillerons pas dans cette thèse l'optimisation de la matrice, $\mathbf{Q}$ car elle n'a pas été réalisée par mes soins. Elle est détaillée sur le papier (COLOMBEL, BONNET et al., 2020).

La cinématique des articulations est évaluée tout d'abord en calculant le Root Mean Square Deviation (RMSD) et le Coefficient de Corrélation de Pearson (CC) entre les angles articulaires estimés et de référence. Ces calculs sont effectués pour les articulations qui présentent un intérêt pour chaque tâche. De plus, afin d'évaluer la distribution des différences entre les trajectoires articulaires estimées et de référence, une analyse Statistical Parametric Mapping (SPM) (Statistical Parametric Mapping) est réalisée (FRISTON et al., 2011). Le SPM a été développé pour évaluer les inférences sur les caractéristiques topologiques des processus statistiques qui sont des fonctions continues de l'espace et du temps. Les différences statistiques entre les courbes continues peuvent être analysées sans réduire la dimension du test à des métriques générales comme la moyenne, la médiane, les valeurs maximales ou minimales. Ce test est pertinent pour cette expérience, car elle met en avant les spécificités en fonction de la trajectoire angulaire et permet d'analyser statistiquement le passage aux limites articulaires, et donc la pertinence de notre algorithme. Dans ce cas, les tests statistiques classiques tels que le t-test, l'Anova ou la régression peuvent être effectués avec la méthode SPM afin de conserver la continuité temporelle de l'analyse. La méthode SPM est utilisée pour analyser la performance du CEKF lorsque les éléments de $\mathbf{Q}$ sont optimisés par le MKO par rapport

à leur estimation selon une méthode classique de la littérature (DE GROOTE, DE LAET, JONKERS et DE SCHUTTER, 2008). Afin de déterminer l'influence de ce réglage, la différence absolue entre les angles articulaires estimés et de référence est calculée et comparée à l'aide d'un t-test apparié 1D ($\alpha = 0.05$). Les tests sont réalisés avec le package open-source SPM1D pour MATLAB (PATAKY, 2019) qui génère la carte des valeurs de t SPM $\{t\}$, les limites de t^* et les zones pour les valeurs de p pertinentes.

3.4.4.2 Expérimentation 2 : fusion

Pour cette expérimentation, les mouvements du corps entier ont été recueillis simultanément par un SO_{ref} composé de 8 caméras infrarouges (Qualisys, 39 marqueurs, 30 Hz) et par trois Kinect 2 (SDK, 30 Hz) et trois Kinect Azure (NFOV, SDK v. 9.2, 30 Hz). Les capteurs Kinect étaient placés en triangle, avec deux Kinect en face (0°) du participant, deux sur son côté droit (80°) et deux sur son côté gauche (-80°). La figure 3.8 montre une vue d'ensemble du dispositif expérimental. Chaque Kinect était connectée à un ordinateur Windows 10 et toutes les données étaient diffusées sur un logiciel sous ROS pour être fusionnées et analysées en temps réel.

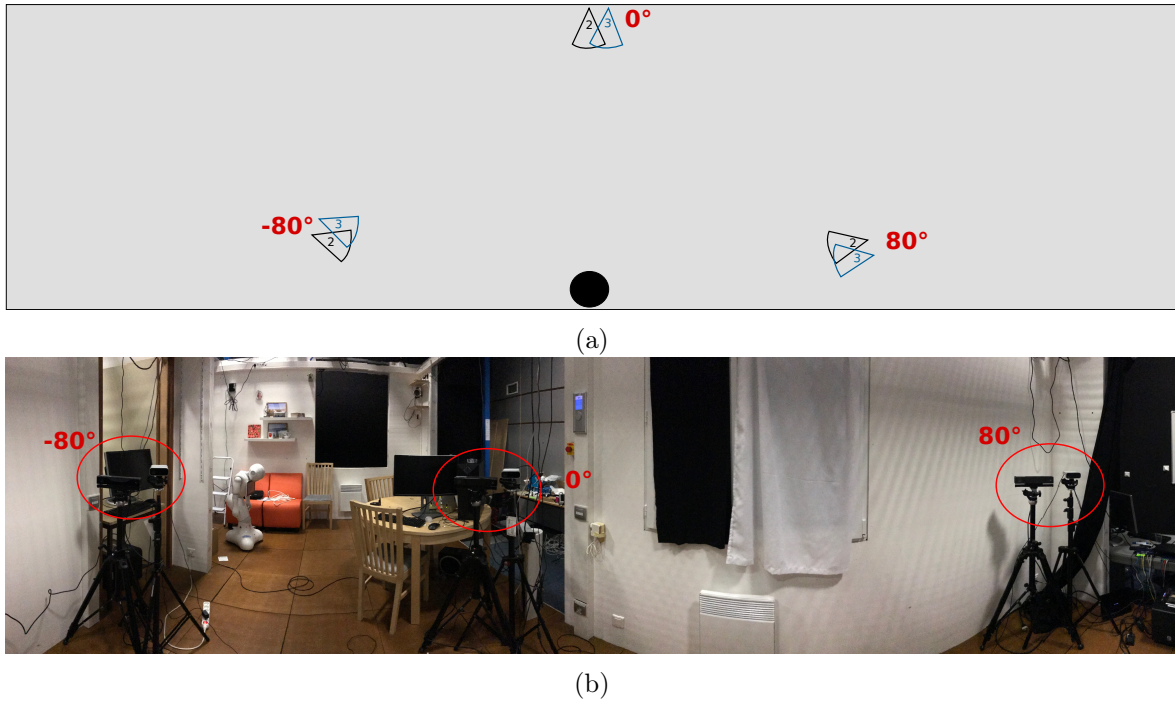


FIGURE 3.8 – Représentation de l'installation du matériel de l'expérimentation 1.

Les marqueurs du SO_{ref} ont été placés de manière à correspondre au modèle de corps complet Plug-In Gait popularisé par Vicon pour le placement des marqueurs rétro-réfléchissants (DAVIS, ÖUNPUU, TYBURSKI et GAGE, 1991), comme dans l'expérience précédente. Des marqueurs supplémentaires situés sur la face latérale des genoux, des chevilles et des coudes ont été intégrés à ce gabarit (voir figure 3.5b). Ce faisant, les PCAs de référence ont été calculés à l'aide d'équations de régression. Pour les coudes, poignets, genoux et chevilles, il s'agissait de calculer la position moyenne entre les marqueurs médiaux et latéraux. Les PCAs de la hanche ont été estimés à l'aide de l'équation de régression de Bell (BELL, BRAND et PEDERSEN, 1989) basée sur les quatre marqueurs du bassin. Les PCAs des épaules ont été estimées

en supposant un décalage sous les marqueurs de l'acromion le long de l'axe vertical défini par le segment du tronc (RAB, PETUSKEY et BAGLEY, 2002). La figure 3.5b montre l'emplacement des marqueurs rétro-réfléchissants considérés et les PCAs de référence estimée.

Les K3 étaient synchronisées avec des câbles audio de 3,5 mm dans une configuration en guirlande (daisy chain). En raison des interférences entre K3 et le SO_{ref} , le câble maître a été divisé pour déclencher le SO_{ref} avec le signal du maître K3. De plus, le SDK de suivi du corps de la K3 est fortement perturbé par les marqueurs rétro-réfléchissants de la capture de mouvement. Pour minimiser ces perturbations, des marqueurs miniatures de 2,5 mm de diamètre ont été utilisés.

La K2 a montré des résultats satisfaisants lorsque le corps humain fait face au capteur sans occlusion. Ainsi, pour mettre en évidence la contribution de l'algorithme de fusion proposé, seuls les capteurs latéraux ont été considérés (-80° et 80°), avec heuristique et sans heuristique, désormais appelés respectivement Fusion H et Fusion !H. Ceci a été fait pour les deux versions du capteur Kinect. La capacité de l'algorithme de fusion proposé a ensuite été évaluée en calculant la précision par la distance euclidienne entre les PCAs filtrées et ceux obtenus à partir du SO_{ref} . La précision des données brutes recueillies à partir des trois positions du capteur a également été étudiée pour les deux Kinect. Cela a été fait pour mieux comprendre les limites de leur logiciel spécifique de suivi du corps. De plus, la moyenne et l'écart-type des longueurs de segment ont été calculés sur les données brutes et filtrées pour attester de la prise en compte des contraintes anthropomorphiques en réduisant la variabilité des longueurs de segment.

3.4.5 Résultats

Les deux expérimentations montrent des comparaisons entre la donnée filtrée par nos différents algorithmes et une donnée considérée comme de référence. Il est important de noter que dans la première expérimentation, ce sont les angles articulaires qui importent puisque les contraintes sont sur les limites articulaires et donc, sur les angles (en $^\circ$). À l'inverse, la deuxième expérimentation propose d'évaluer l'intérêt d'une fusion sur l'estimation des PCAs, que ce soit pour la K2 ou la K3, on est donc sur une évaluation en position (en mm).

3.4.5.1 Contraintes biomécaniques

Comparaison générale des méthodes d'optimisation La figure 3.9 montre une comparaison entre les angles articulaires estimés avec l'EKF optimisé proposé et ceux obtenus à partir des SO_{ref} avec MKO de référence pour un sujet choisi au hasard sur quatre répétitions de la tâche de squat. Le RMSD correspondant est de $11.0 \pm 7.8^\circ$ et le CC est de 0.85 ± 0.19 . La capacité de l'EKF à contraindre la cinématique des articulations est clairement visible pour les rotations internes/externes de la hanche.

Pour toutes les tâches et angles d'intérêt, la moyenne de RMSD est de 9.7° et de CC est de 0.86 en utilisant le EKF optimisé. Lorsque les matrices de covariance de l'EKF sont estimées à partir des données mesurées uniquement (voir 3.4.3.1), ces valeurs sont beaucoup plus importantes (RMSD= 16.4° , CC=0.70). Par conséquent, seuls les résultats obtenus lorsque le EKF est réglé de manière optimale sont présentés dans cette section. Les RMSD et CC sont calculés pour toutes les articulations d'intérêt et tous les essais et sont rapportés séparément pour chaque tâche dans le tableau 3.2.

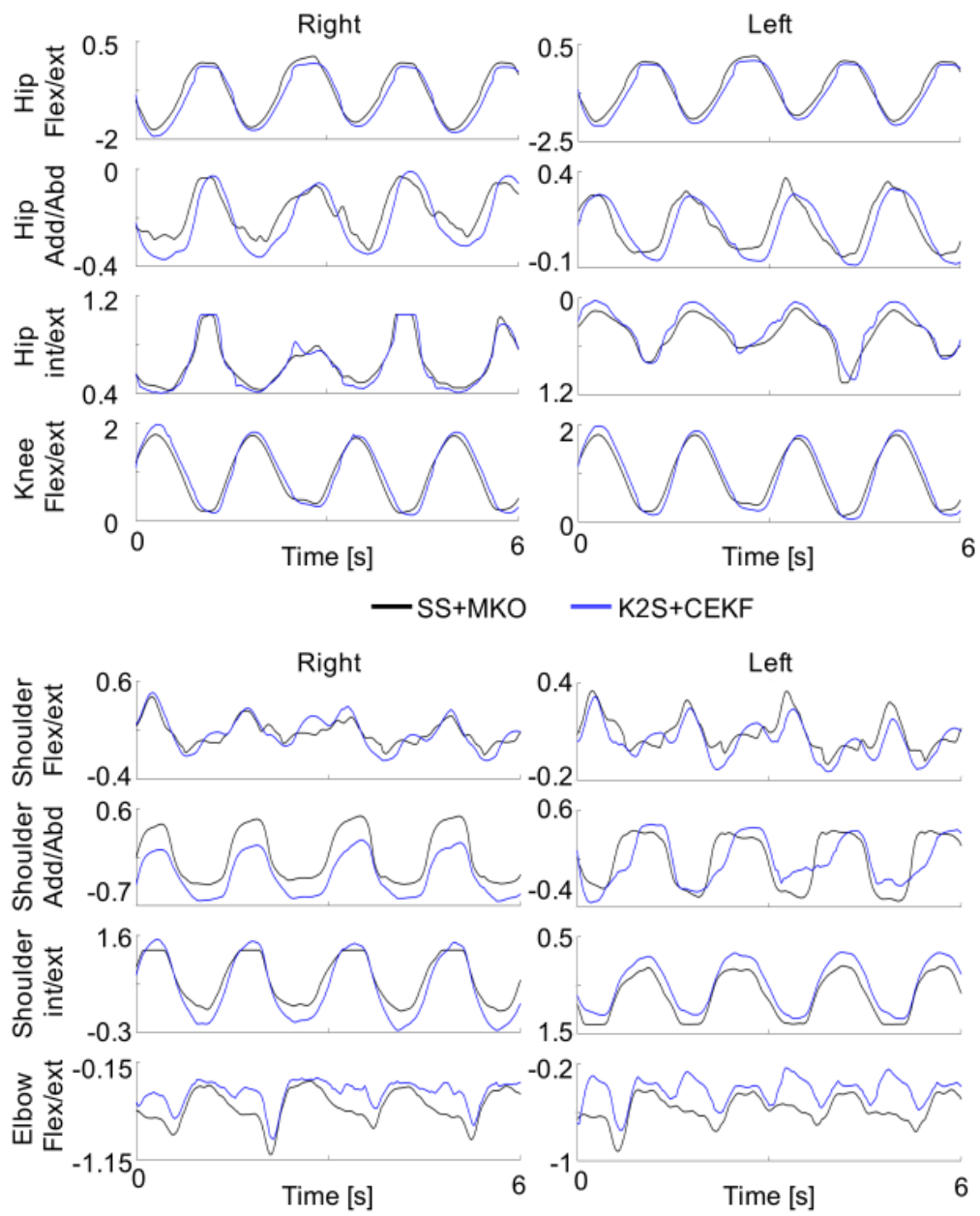


FIGURE 3.9 – Comparaison représentative des trajectoires articulaires estimées à l'aide de la Kinect 2 et de l'Extended Kalman Filter contraint proposé (bleu) et du Système optoélectronique de référence avec MKO (noir) pendant la tâche de squat. Flex/ext, int/ext et add/abd représentent respectivement la flexion/extension, la rotation interne/externe et l'adduction/abduction.

La figure 3.10 montre que, comme prévu, en mettant à zéro les éléments correspondants de $\mathbf{Q}$, les longueurs des segments convergent vers une valeur constante. De plus, on peut voir que les longueurs des segments sont toujours positives, ce qui est physiquement cohérent.

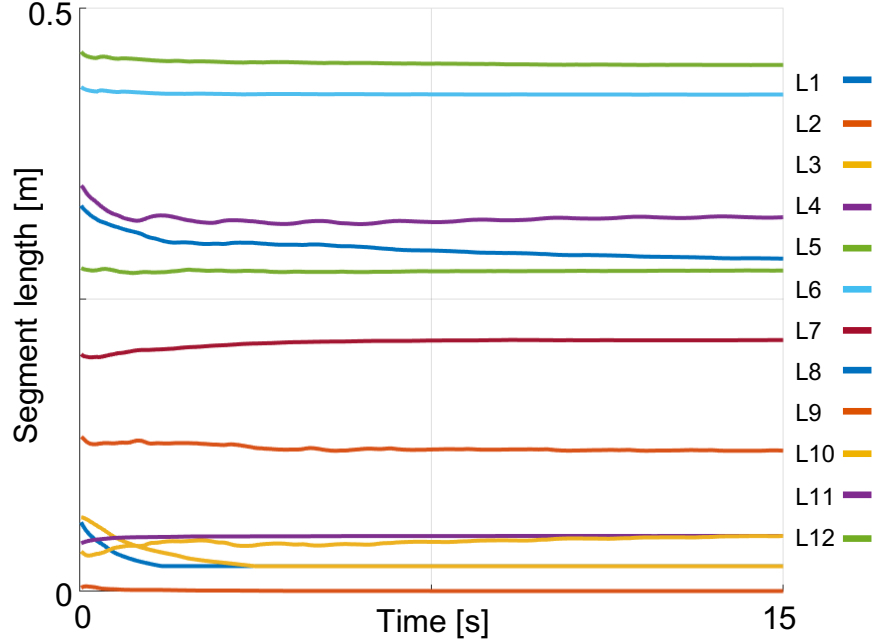


FIGURE 3.10 – Évolution représentative des longueurs de segment correspondant au modèle décrit dans la section 3.4.2.1

Pour toutes les tâches observées, les rotations internes/externes des hanches et de l'épaule présentent le plus grand RMSD. Cela peut s'expliquer par le fait qu'avec les données d'entrée sélectionnées (c'est-à-dire les positions des centres des articulations), il existe, en théorie, un nombre infini de solutions pour résoudre la cinématique inverse pour ces angles. L'estimation de l'orientation du segment, fournie sous forme de quaternions par la K2, n'est pas suffisamment fiable pour être utilisée comme donnée d'entrée supplémentaire. Avec un seul degré de liberté aux genoux et aux coudes, et en utilisant l'état précédent dans l'EKF, une solution raisonnable peut être trouvée sauf lorsque la flexion reste proche de 0 pour ces articulations. L'ajout des articulations de la cheville et du poignet dans le modèle cinématique et de l'EKF des doigts et des pieds dans les données d'entrée aurait également eu un impact négatif sur les résultats puisque leur fiabilité est discutable.

Un grand RMSD peut également être observé pour la flexion/extension de l'épaule, notamment lors de l'exécution de l'exercice du squat. Ceci est dû au fait que les élévations du bras et de l'épaule sont partagées entre la clavicule et la flexion/extension de l'épaule. En fait, contrairement au système de référence qui repose sur un ensemble redondant de marqueurs rétro-réfléchissants, l'EKF contraint proposé ne peut dissocier la contribution de chaque articulation. De plus, seule la PCA de l'épaule est fournie par la K2. Pourtant, le segment de la clavicule est nécessaire en raison de la nature des tâches étudiées et des futures tâches potentielles impliquant des élévations élevées du bras. Néanmoins, comme le montrent le CC moyen de 0,88 et la figure 3.9, la forme de l'angle articulaire est relativement bien préservée.

Enfin, une revue récente a rapporté les erreurs typiques pour les rotations gléno-humérales dérivées du modèle (BEGON, M. S. ANDERSEN et DUMAS, 2018) et a montré que les erreurs sont maximales pour les rotations internes/externes et atteignent 10° par rapport à la vérité terrain (c'est-à-dire les broches osseuses ou la fluoroscopie). Ce résultat est proche de celui obtenu dans cette étude avec une moyenne de 14° RMSD et 0,80 CC, sur l'ensemble des données recueillies en considérant la SS avec MKO comme référence.

Pour les membres inférieurs, les tâches 1 et 2 donnent des résultats similaires malgré le fait que les PCAs de la cheville se déplacent dans la tâche 2. Le RMSD le plus élevé est obtenu pour les articulations de la hanche θ_4 , θ_6 , θ_8 et θ_{10} . Il est intéressant de noter que les angles des articulations du genou sont bien estimés avec un RMSD moyen de 7° et un excellent CC de 0,985. Comme l'illustre la figure 3.9, la différence pour l'angle de l'articulation du genou provient essentiellement de l'amplitude qui est systématiquement réduite lors de l'utilisation des données K2. La rotation interne/externe de la hanche donne de moins bons résultats dans la tâche 2 (au-dessus de 17° de RMSD) que dans la tâche 1 (au-dessous de 13° de RMSD). La différence pour la rotation interne/externe entre ces deux essais peut s'expliquer par la position de la cheville qui est fixée dans les exercices de squat, mais pas dans la tâche de marche en position. De plus, ces articulations peuvent être comparées à l'épaule et souffrent du même type d'erreur que celui mentionné ci-dessus.

Dans la littérature sur la K2, les meilleurs résultats ont été souvent obtenus pour le tronc. Par conséquent, comme prévu, les tâches 3 et 4 ont présenté des résultats très satisfaisants pour les estimations de l'angle des articulations du tronc et de la hanche avec un RMSD moyen de $3,6^\circ$ et $5,5^\circ$ pour la tâche 3 et $3,5^\circ$ et $5,5^\circ$ pour la tâche 4, respectivement.

Comparaison temporelle des méthodes d'optimisation Comme chaque tâche contient dix répétitions, un total de 40 *t*-tests appariés 1D différents sont effectués sur les angles d'intérêt. Des exemples représentatifs de ces tests sont présentés à la figure 3.11. Les figures du haut montrent les statistiques descriptives tandis que celles du bas présentent les résultats du *t*-test obtenu avec la méthode SPM. Un grand nombre de tests (33/40) ont montré des différences significatives en faveur de la méthode optimisant les matrices de covariance de l'EKF. Cela signifie que lors de l'optimisation des matrices de covariance de l'EKF, les angles articulaires estimés sont significativement plus proches des angles de référence que lors de l'utilisation de la méthode classique de réglage des matrices de covariance de l'EKF. Cependant, l'évolution de ces différences au cours du cycle de mouvement doit être évaluée. L'utilisation de l'analyse SPM permet de montrer quand les différences sont significatives pendant le mouvement.

La figure 3.11.a, obtenue pour la flexion/extension de l'épaule droite (θ_{14}) pendant la tâche 1, montre le seul cas où une différence significative entre les méthodes de réglage optimales et estimées par les données est observée pendant tout le mouvement. La figure 3.11.b, obtenu pour la flexion/extension de la hanche droite (θ_4) pendant la tâche 1, illustre les 22 cas sur 33 où des différences significatives sont observées pour plus de 60% du mouvement. Les différences les plus significatives sont systématiquement observées au début et à la fin du mouvement. Quatre tests illustrent des différences significatives en faveur des deux méthodes de réglage. La figure 3.11.c montre cela pour l'abduction/adduction de la hanche droite (θ_5) de la tâche 4. Ce test obtient une *p*-value = 0.043 au début du mouvement en faveur de l'approche d'optimisation (positive supra-threshold), une *p*-value = 0.003 à 25% du cycle de mouvement en faveur de la méthode d'estimation classique, une *p*-value < 0.0001 à 50% et une *p*-value = 0.021 à la fin du mouvement. Des résultats similaires sont trouvés pour les première et troisième tâches, pour les angles articulaires θ_{15} , θ_{21} et θ_5 . La figure 3.11.d, obtenu pour l'abduction/adduction de la hanche droite (θ_5) de la tâche 2, présente le seul

Task1										

TABLE 3.2 – Estimation des angles articulaire obtenus en utilisant l'optimisation de $\mathbf{Q}$. La précision pour l'angle d'intérêt a été rapportée comme la moyenne $\pm$ l'écart-type sur l'ensemble des essais analysés.

test où la méthode classique d'ajustement des matrices de covariance de l'EKF donne un meilleur résultat que lorsqu'un processus d'optimisation est utilisé. Par conséquent, les "supra-threshold clusters" sont négatifs, mais avec une faible amplitude et seulement pour certaines phases limitées du mouvement. Deux tests ne montrent aucune différence significative entre les deux méthodes de réglage des matrices de covariance de l'EKF. La figure 3.11.e, obtenu pour l'abduction/adduction de la hanche gauche (θ_9) de la tâche 3, illustre encore mieux cette observation. Sur cette figure, on peut voir que la courbe SPM{t} est toujours située entre les lignes pointillées horizontales indiquant le t^* critique ($\alpha = 0,05$). Il est intéressant de noter que les résultats non significatifs et significatifs du t -tests SPM en faveur de la méthode d'estimation classique présentaient de faibles RMSD (environ 5°). Cette analyse montre que la méthode est effectivement sensible à la définition des **Q** et **R**. Dans la présente étude, les matrices de covariance, optimisées ou non, sont déterminées à partir des données provenant du SO_{ref} . Les résultats montrent qu'il est préférable de se référer au SO_{ref} avec MKO pour ajuster ces paramètres pour chaque tâche.

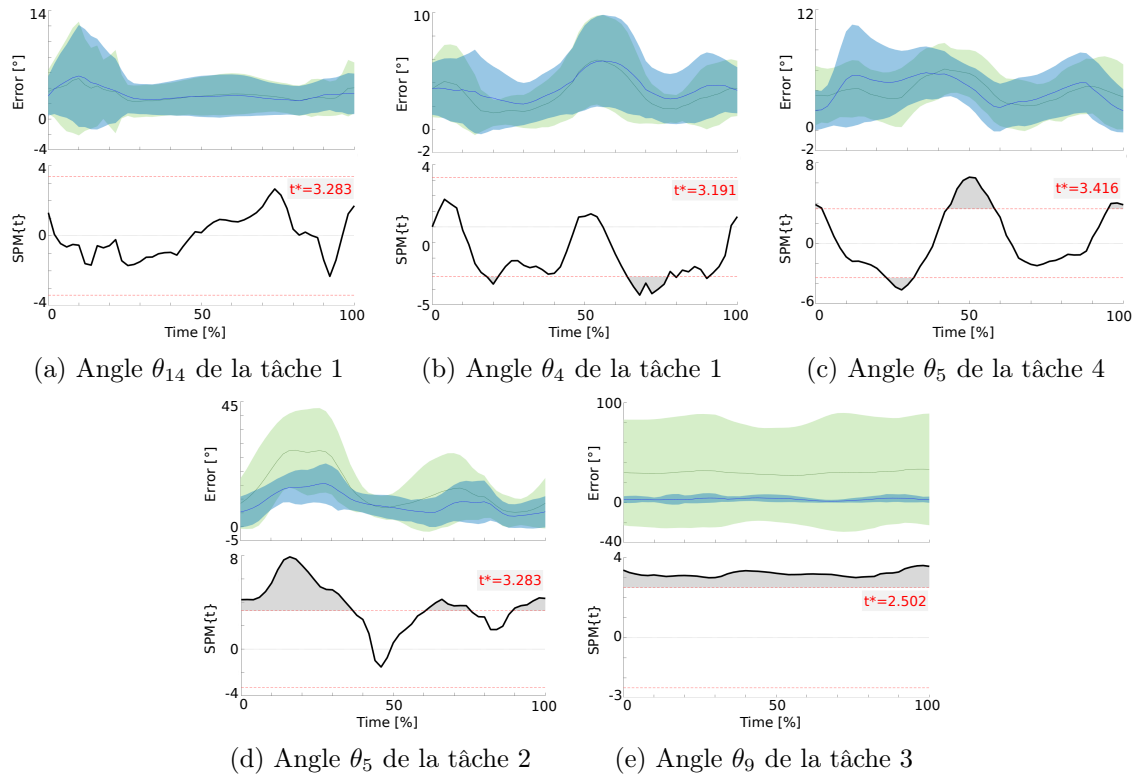


FIGURE 3.11 – Résultats représentatifs obtenus avec le t-test SPM apparié. Les figures du haut montrent les statistiques descriptives de chaque mouvement (moyenne ± 1 écart-type d'erreur de la variabilité entre les sujets) lorsque les matrices de covariance de l'EKF contraint sont optimisées (vert) et lorsque des méthodes classiques sont utilisées pour les régler (bleu). Les figures du bas montrent les inférences fréquentistes. La ligne noire épaisse représente le continuum des statistiques ou le SPM{t}. Les lignes pointillées horizontales rouges illustrent le t^* critique basé sur $\alpha = 0.05$. Toutes les zones situées en dehors des lignes pointillées rouges (grises) représentent une valeur p inférieure à 5%.

3.4.5.2 Fusion

Évaluation de la précision de l'estimation de la position des centres articulaires

Tout d'abord, la précision des estimations des PCAs est évaluée en calculant la distance euclidienne entre les PCAs obtenus à partir du système de référence et les PCAs estimés avec les capteurs Kinect. Cette précision correspond à une erreur absolue de position. Le tableau 3.3 rapporte la distance moyenne et l'écart-type pour chaque articulation. Ces données sont calculées pour les deux types de Kinect lors de l'utilisation de données brutes avec différentes positions de capteurs (0° , -80° et 80°) et lors de l'utilisation de données fusionnées avec et sans heuristique.

Comme prévu pour la K2, la Fusion H montre une meilleure précision avec une distance moyenne légèrement plus courte (106 ± 41 mm) que la Fusion !H (114 ± 36 mm). La fusion H améliore en moyenne de 14,6% les résultats du K2 à gauche (-80°) et de 28,9% à droite (80°). Lorsque la Fusion !H est utilisé, l'amélioration est de 8,0% et 23,4% pour le capteur gauche et droit, respectivement. Globalement, les algorithmes de fusion ont tendance à améliorer la précision de chaque articulation et semblent être légèrement équivalents. Cependant, le coude et le poignet gauches présentent une grande différence entre la fusion H et la fusion !H avec respectivement 121 mm pour la fusion H, et 201 et 183 mm pour la fusion !H. Pour ces deux articulations, les résultats sont particulièrement différents entre les capteurs droit et gauche, plus de deux fois la moyenne et l'écart-type. La différence sur ces deux articulations conduit à la différence globale entre les placements. Elle peut s'expliquer par le fait que le mouvement n'était pas exactement symétrique et que l'auto-occlusion a affecté davantage ces articulations pour le capteur droit que pour l'autre.

Contrairement à la génération précédente, la K3 présente de meilleurs résultats avec la Fusion !H (84 ± 36 mm) plutôt qu'avec la Fusion H (99 ± 206 mm). Les résultats de la K3 des deux côtés sont améliorés par la Fusion !H avec 21,4% et 16,8% pour la gauche et la droite, respectivement. L'amélioration des données brutes par Fusion H est moins bonne avec 7,6% pour le capteur gauche et seulement 2,2% pour le capteur droit. Enfin, la précision de la position des pieds obtenue lorsque l'algorithme Fusion H est utilisé diminue fortement. Ceci peut être observé avec les écarts-types très élevés des pieds (1187 mm et 1259 mm).

Variation des longueurs de segments La communauté s'accorde à dire que le suivi du corps de K2 n'est pas basé sur l'anthropométrie, ce qui entraîne des variations de la longueur des segments. Ainsi, de nombreux chercheurs ont essayé de prévenir les variations de longueur des segments pour améliorer le suivi du corps humain (TRIPATHY, CHAKRAVARTY et SINHA, 2018 ; SKALS et al., 2017). L'EKF proposé a utilisé la covariance de la matrice de processus $\mathbf{Q}$ pour forcer la longueur à converger vers une valeur constante. La Fig. 3.12 représente la dispersion sur tous les essais de la longueur du segment. Elle montre que les longueurs de segment de K2 ont une plus grande dispersion et plus de valeurs aberrantes que K3 pour les données brutes. De plus, elle illustre les contraintes sur la longueur du segment obtenues avec le filtre de Kalman proposé. La stabilité de la longueur des segments s'améliore considérablement avec l'EKF. Ceci est visible sur la comparaison entre les données brutes et filtrées pour la jambe droite. On constate également une forte réduction des valeurs aberrantes. Le tableau 3.4 confirme ces observations avec un écart-type moyen obtenu pour K2 de 19 mm au lieu de 8 mm ou 9 mm lors du filtrage.

Il est intéressant de noter que l'EKF améliore également légèrement la précision de l'erreur absolue moyenne de l'estimation de la longueur des segments (37 mm pour les données brutes au lieu de 35 mm pour la fusion H). Au contraire, les résultats obtenus avec le K3 montrent

Joint name	Kinect 2				Kinect 3			
	0°	-80°	80°	Fusion H	Fusion !H	0°	-80°	80°
Neck	63 ± 29	111 ± 27	106 ± 33	101 ± 17	97 ± 19	67 ± 34	52 ± 29	42 ± 26
Shoulder R	42 ± 28	69 ± 31	59 ± 36	43 ± 25	37 ± 23	55 ± 36	51 ± 32	42 ± 24
Elbow R	54 ± 30	135 ± 107	124 ± 55	107 ± 42	103 ± 37	69 ± 54	63 ± 55	63 ± 38
Wrist R	53 ± 32	186 ± 162	132 ± 87	110 ± 53	102 ± 49	123 ± 125	124 ± 146	104 ± 93
Shoulder L	43 ± 29	63 ± 39	93 ± 57	62 ± 24	76 ± 38	65 ± 29	47 ± 30	48 ± 26
Elbow L	55 ± 28	94 ± 45	270 ± 165	121 ± 70	201 ± 54	67 ± 43	60 ± 36	91 ± 79
Wrist L	73 ± 57	115 ± 76	315 ± 176	121 ± 85	183 ± 48	116 ± 108	105 ± 104	185 ± 149
Hip R	33 ± 3	35 ± 7	34 ± 8	22 ± 6	18 ± 6	23 ± 2	20 ± 1	19 ± 2
Knee R	119 ± 35	122 ± 41	143 ± 53	115 ± 52	111 ± 48	155 ± 121	126 ± 51	101 ± 51
Ankle R	125 ± 56	176 ± 58	214 ± 94	148 ± 32	150 ± 30	193 ± 142	163 ± 72	131 ± 66
Foot R	155 ± 50	239 ± 63	217 ± 80	190 ± 42	185 ± 33	230 ± 166	203 ± 91	168 ± 86
Hip L	36 ± 2	41 ± 10	38 ± 8	22 ± 7	17 ± 6	32 ± 3	28 ± 2	27 ± 2
Knee L	124 ± 40	149 ± 43	141 ± 77	122 ± 54	121 ± 56	155 ± 138	125 ± 71	109 ± 56
Ankle L	131 ± 59	185 ± 58	178 ± 80	162 ± 46	166 ± 44	215 ± 164	183 ± 89	156 ± 60
Foot L	148 ± 57	193 ± 48	244 ± 78	191 ± 54	199 ± 45	249 ± 169	223 ± 108	197 ± 74
Total	82 ± 36	124 ± 54	149 ± 71	106 ± 41	114 ± 36	121 ± 85	107 ± 59	101 ± 53
							99 ± 206	84 ± 36

TABLE 3.3 – Estimation des positions des centres articulaires obtenus avec la Kinect 2 et la Kinect Azure pour les données brutes (0°, -80° and 80°) et filtrées de l'algorithme de fusion avec (Fusion H) et sans heuristique (Fusion !H). La précision en tant qu'erreur absolue est rapportée en tant que moyenne ± écart-type (mm) sur tous les essais analysés. Les résultats en gras présentent la meilleure précision pour chaque jointure entre les algorithmes de fusion et les données brutes (sauf pour la caméra de face (0°)).

Joint name	Kinect 2			Kinect 3		
	raw	Fusion H	Fusion !H	raw	Fusion H	Fusion !H
Clavicle R	13 ± 15	9 ± 4	8 ± 4	5 ± 4	10 ± 36	3 ± 2
Upper Arm R	33 ± 18	53 ± 8	58 ± 9	9 ± 7	19 ± 25	19 ± 5
Arm R	14 ± 12	7 ± 6	9 ± 7	8 ± 6	20 ± 24	23 ± 8
Clavicle L	16 ± 19	9 ± 4	8 ± 4	8 ± 5	10 ± 35	3 ± 2
Upper Arm L	31 ± 16	52 ± 8	57 ± 9	10 ± 8	18 ± 25	18 ± 5
Arm L	14 ± 14	7 ± 6	9 ± 7	9 ± 7	20 ± 24	23 ± 8
Hip R	18 ± 10	4 ± 2	3 ± 2	21 ± 3	40 ± 73	23 ± 1
Upper Leg R	85 ± 35	83 ± 11	87 ± 12	42 ± 15	66 ± 67	57 ± 5
Lower Leg R	41 ± 34	30 ± 14	31 ± 11	22 ± 12	31 ± 84	9 ± 3
Foot R	53 ± 13	59 ± 14	62 ± 10	5 ± 4	100 ± 4275	9 ± 4
Hip L	25 ± 10	4 ± 2	3 ± 2	30 ± 3	40 ± 73	23 ± 1
Upper Leg L	94 ± 31	82 ± 11	86 ± 12	40 ± 15	66 ± 67	56 ± 5
Lower Leg L	24 ± 22	29 ± 14	30 ± 10	20 ± 12	32 ± 84	10 ± 3
Foot L	53 ± 14	57 ± 9	62 ± 9	15 ± 7	108 ± 4650	7 ± 4
Total	37 ± 19	35 ± 8	37 ± 9	17 ± 8	41 ± 691	20 ± 4

TABLE 3.4 – Estimation de la longueur des segments obtenues par la Kinect 2 et la Kinect Azure pour les données brutes (indépendamment du placement) et les données filtrées de l’algorithme de fusion avec (Fusion H) et sans heuristique (Fusion !H) en les comparant à la référence de longueur du segment. La précision en tant qu’erreur absolue de la longueur du segment d’intérêt a été rapportée par la moyenne ± écart-type (mm) sur tous les essais analysés.

que la Fusion !H dégrade l’estimation de la longueur avec une erreur absolue de 20 mm au lieu de 17 mm sans filtrage. Enfin, la Fusion H a des résultats terribles sur l’écart-type, en particulier pour les pieds.

Résultats supplémentaires Ces expérimentations avec les deux capteurs ont donné lieu à des résultats supplémentaires qui ont mis en évidence les différentes caractéristiques entre K3 et K2. Comme mentionné précédemment et confirmé par les résultats du tableau 3.3, la K2 central présente une précision bien plus élevée que celles situées sur les côtés (82 ± 36 mm contre 124 ± 54 et 149 ± 71 mm). Il est intéressant de noter que la K3 présente des résultats opposés. La précision est plus faible pour la Kinect centrale (121 ± 85 mm) que pour celles situées sur le côté (107 ± 59 et 101 ± 53 mm).

3.4.6 Discussion

3.4.6.1 Limites et perspectives de l’optimisation de matrice de covariance dans le cadre d’un filtre de Kalman contraint

Les matrices de covariance de l’EKF contraint proposé sont réglées de manière optimale pour chaque tâche étudiée à partir des données d’un sujet. En appliquant les paramètres identifiés aux autres sujets, l’analyse de la précision montre une estimation relativement bonne des angles articulaires, à l’exception des rotations internes/externes des articulations de la hanche et de l’épaule. Cela montre que la méthode de réglage proposée dépend de la tâche et que les mêmes valeurs de **Q** et **R** peuvent être utilisées pour tout autre individu sain. Si un nouvel exercice est étudié ou si l’emplacement de la K2 est largement modifié, le réglage optimal doit être effectué à nouveau. Le réglage de **Q** permet également d’obtenir des longueurs de segment constantes qui sont robustes à la perturbation des estimations des PCAs de la K2. En plus

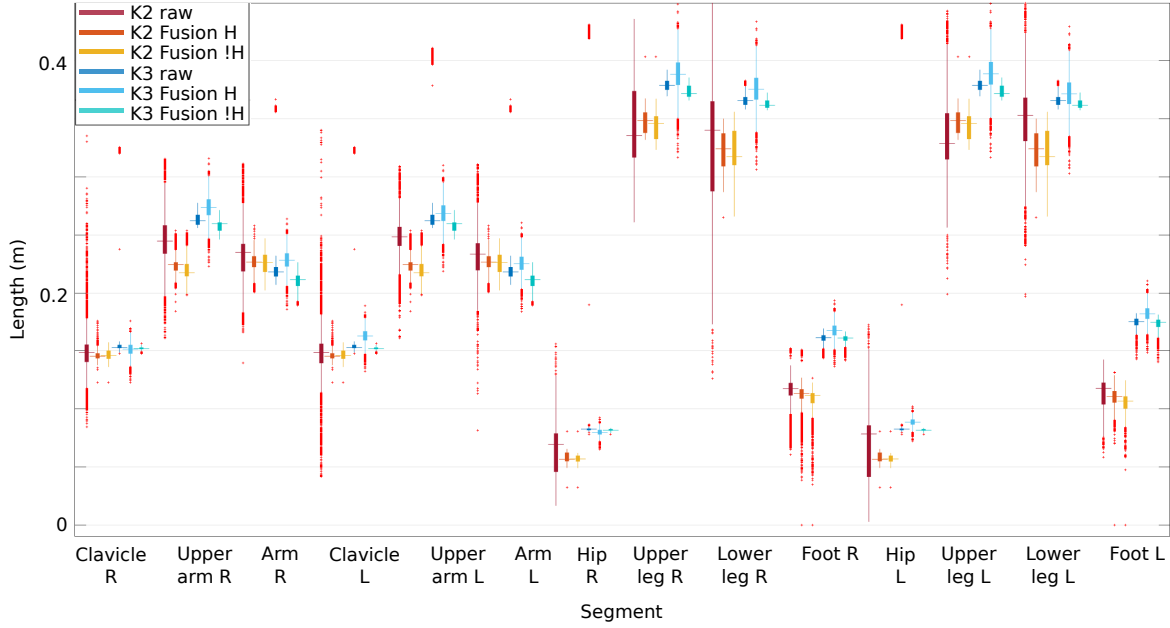


FIGURE 3.12 – Boxplot représentant la dispersion de la longueur sur tous les essais pour la K2 et la K3 avec les données brutes et les données filtrées. La K2 brute est rouge foncé, la K2 de fusion H est orange, la K2 de fusion !H est jaune, la K3 brute est bleue, la K3 de fusion H est bleu clair et la K3 de fusion !H est turquoise.

d’obtenir des longueurs de segment toujours positives, les contraintes physiques décrites dans l’équation 3.9 garantissent que les estimations de l’angle d’articulation sont physiquement réalisables, comme le montre la figure 3.9. Comme le montre la littérature, il est essentiel de disposer d’une estimation physiquement cohérente des longueurs de segment et des angles d’articulation pour transmettre des informations significatives en fonction de l’application.

L’approche proposée peut être facilement transférée à la pratique quotidienne en dehors du laboratoire et son utilisation ne requiert aucune compétence particulière. Une des limites de l’approche proposée est qu’elle ne s’appuie pas sur l’ensemble des informations fournies par la K2. Les analyses ne sont effectuées qu’avec 15 des 24 PCAs estimés par la K2 et les quaternions utilisés pour représenter les orientations des segments ne sont pas inclus. En effet, de grandes variations et discontinuités dans les données des quaternions sont observées au cours des tâches étudiées. De même, les angles des chevilles ne sont pas estimés en raison de la position bruitée des pieds obtenue par l’extracteur de squelette de la K2. Cependant, grâce à la formulation simple des contraintes dans l’EKF proposé, il est possible d’obtenir les angles de cheville en ajoutant des contraintes sur les positions des pieds. Il faudrait ajouter à l’EKF proposé un estimateur d’état contrôlant la hauteur des PCAs des chevilles et des pieds.

L’un des avantages de la solution proposée est qu’un changement de capteur n’aura d’impact que sur le réglage de l’algorithme. Les matrices de covariance devront être optimisées pour chaque tâche avec un SO_{ref} et un MKO de référence. Cependant, contrairement aux algorithmes basés sur l’apprentissage automatique, qui dépendent du capteur et nécessitent une grande quantité de données, seul un sujet par tâche peut être utilisé pour régler les paramètres de la méthode proposée.

3.4.6.2 Limites des algorithmes de fusion et de la Kinect Azure

Les algorithmes de fusion proposés montrent une meilleure précision sur la K2 et la K3. Les différences dues au choix des heuristiques étaient attendues puisque les deux capteurs Kinect ne présentent pas les mêmes caractéristiques techniques, par exemple le champ de vision et la résolution en profondeur. De plus, la K2 a été conçu pour visualiser les personnes faisant face au capteur pour les jeux vidéo, alors que la K3 est présenté comme un capteur industriel avec un algorithme de suivi du corps conçu pour de multiples usages, y compris la reconnaissance de l'arrière et de l'avant. Plusieurs autres différences comme la synchronisation temporelle directement incluse pour la K3 et l'absence d'une variable d'état de suivi pour chaque articulation rendent au moins deux des heuristiques inutiles. On peut conclure que l'algorithme proposé améliore le suivi du corps, mais qu'il peut encore être amélioré en utilisant des heuristiques spécifiques au capteur.

Comme prévu, grâce à l'utilisation du filtre de Kalman et des contraintes anthropomorphiques, les estimations de longueur varient moins, bien que leur estimation puisse être moins précise. L'approche proposée est vraiment intéressante pour la K2 mais semble être moins utile pour la K3. Contrairement à la K2, la K3 promet de fournir un suivi de squelette anatomiquement cohérent.

Malgré ces améliorations sur la K3, elle ne semble pas augmenter grandement la précision de l'observation du squelette. Les résultats obtenus avec la K3 centrale sont assez surprenants étant donné qu'ils sont particulièrement mauvais par rapport à ceux obtenus avec les capteurs latéraux. Cependant, même si la reconnaissance du corps s'améliore, la fusion sera toujours nécessaire pour contrer l'effet de l'occlusion. Ces expériences ont permis d'obtenir des résultats supplémentaires sur la nouvelle K3 tels que l'interférence avec les SO_{ref} et les marqueurs réfléchissants. L'utilisation de marqueurs miniatures de 2,5 mm de diamètre réduit l'effet d'interférence avec la K3. De plus, la synchronisation entre les capteurs contraint le système Qualisys à travailler à 30 Hz au lieu de 300 Hz. NAEEMABADI, DINESEN, O. K. ANDERSEN et J. HANSEN (2018) ont étudié cette question avec la K2, mais la K3 semble être beaucoup plus sensible aux interférences. Un autre point à souligner est le coût de calcul pour faire fonctionner la K3. Il nécessite un bon GPU (NVIDIA GEFORCE GTX 1070 ou mieux) pour fonctionner à 30 Hz. Ces résultats pourraient remettre en question la portabilité du capteur pour les systèmes embarqués. Il est intéressant de noter que, si la portabilité du système est critique et que le système visuel comme la caméra de profondeur n'est pas adapté à l'application (c'est-à-dire que la personne doit être observée lorsqu'elle se déplace dans une grande zone), une autre approche peut être utilisée (BANOS et al., 2012).

3.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons vu qu'il existe de nombreuses méthodes d'observation numérique du mouvement. Ces méthodes dépendent en partie des capteurs utilisés, de la nature des données et de la précision recherchée. Il existe par exemple des capteurs très précis, mais difficiles à installer et très envahissants, tandis que d'autres capteurs plus discrets et moins chers apportent des données intéressantes, mais plus bruitées. Nous avons également vu qu'en plus de la captation, il était important de travailler sur la modélisation du corps humain et sur les méthodes de traitement.

Au vu des caractéristiques du MB et des hypothèses énoncées quant à l'extraction d'information physique ou cognitive, les capteurs RGBD nous ont particulièrement intéressés. Étant donné la nature peu précise de ces capteurs, nous avons présenté dans ce chapitre un

Extended Kalman Filter dans deux versions différentes : un EKF contraint avec optimisation des matrices de covariance et un EKF de fusion. Ces deux filtres correspondent à deux contributions :

- La première correspond à la mise en place d'un EKF contraint par des données anthropométriques ainsi qu'une méthode d'optimisation des matrices de covariance afin d'améliorer la précision angulaire (RMSD est de 9.7° avec matrice optimisée plutôt RMSD de 16.4° sans optimisation) (COLOMBEL, BONNET et al., 2020)
- La deuxième contribution propose à la fois un algorithme de fusion de données avec un EKF et une comparaison des deux dernières générations de Kinect : K2 et K3 (COLOMBEL, DANEY, BONNET et CHARPILLET, 2021). Les résultats montrent une amélioration des mesures cartésiennes d'au moins 14% lors d'une fusion avec de bonnes heuristiques par rapport à une Kinect avec une vue de profil seule, pour les deux générations de Kinect.

Les deux articles ont donc montré que la précision des données s'améliorait, que ce soit en angulaire ou en cartésien. On notera également que la Kinect Azure apporte des résultats plus précis et plus intéressants que la version précédente. D'autant plus que le logiciel de body tracking était dans une préversion au moment des expérimentations et qu'il est à prévoir de bien meilleurs résultats aujourd'hui.

Nous avons donc répondu dans ce chapitre à la question 1.2 en étudiant les capteurs Kinect, permettant une mesure en milieu écologique, et en travaillant sur leur robustesse.

Cependant, il est à noter que malgré ces améliorations, il n'est pas prouvé que la précision soit suffisante pour extraire les données physiques et cognitives qui nous intéressent dans le MB. Notamment, nous verrons que le bruit de mesure est particulièrement impactant pour la méthode d'analyse choisie. Les chapitres suivants (chap. 4-5) proposent donc d'aborder cette méthode d'analyse du mouvement humain appelée Contrôle Optimal Inverse. Le chapitre 4 présentera l'hypothèse d'optimalité du mouvement humain. Le chapitre 5 discutera de la mise en oeuvre de la méthode de COI et notamment des problématiques de robustesse liées à l'analyse du mouvement humain.

Chapitre 4

Mouvement Biologique et Optimalité

Sommaire

4.1	Introduction	59
4.2	Définition du mouvement optimal	60
4.2.1	Définition générale et objectif	60
4.2.2	Fonctions de coût pour le mouvement humain	60
4.3	Contrôle Optimal Direct	63
4.3.1	Formulations du Contrôle Optimal Direct	63
4.3.2	Propriétés des trajectoires optimales	66
4.4	Exemple d'un bras 2 barres et trajectoires optimales	68
4.4.1	Notations et modèle dynamique	68
4.4.2	Exemples de trajectoires	70
4.5	Courbe de Singularité	71
4.5.1	Définition et représentation d'une Courbe de Singularité	71
4.5.2	Courbe de Singularité et modélisation	72
4.5.3	CSs et base de fonctions de coûts	74
4.6	Conclusion	77

4.1 Introduction

Dans les chapitres précédents, nous avons vu que le mouvement humain était un Mouvement Biologique (MB) (chap. 2) et qu'il était observable à partir de capteurs accessibles de type Kinect (chap. 3). Une fois l'observation réalisée, il faut pouvoir décomposer le mouvement pour en tirer les informations voulues, dans notre cas, des informations physiques et cognitives.

Nous proposons alors deux hypothèses :

Hypothèse 4.1 Optimalité du mouvement humain

Le MB humain est issu d'une optimisation d'un ensemble de fonctions de coûts.

Hypothèse 4.2 État et critère

L'état interne, qu'il soit physique ou cognitif, influe sur le mouvement et donc sur le critère optimisé.

Ces deux hypothèses nous amène à la problématique 1.3, qui sera le sujet de ce chapitre :

Dans quelle mesure le MB humain peut-il être considéré comme optimal au regard d'un critère donné et quelles en sont ses propriétés ?

Pour répondre à cette question, nous verrons dans une première section 4.2 la définition d'un mouvement optimal. Nous ferons également l'état de l'art des différents critères, aussi appelés *fonctions de coûts*, utilisés pour la modélisation des trajectoires humaines. Ensuite, nous aborderons le problème du Contrôle Optimal Direct (COD) (sec. 4.3) en détaillant les équations et en mettant en avant les différentes propriétés des trajectoires optimales. Nous présenterons ensuite un exemple d'un bras 2 barres qui sera utilisé pour nos simulations (sec. 4.4). Cet exemple sera utilisé également dans le chapitre suivant (chap. 5). Enfin, nous présenterons le concept de Courbe de Singularité (CS) (sec. 4.5). Ces courbes sont des supports à la compréhension du COD et de ses différentes propriétés. Nous montrerons qu'elles sont dépendantes de nombreux facteurs comme les fonctions de coûts, les contraintes de départ et d'arrivée ainsi que la modélisation même de l'observation. Ce chapitre sert de base théorique pour le chapitre suivant 5 sur le Contrôle Optimal Inverse (COI).

4.2 Définition du mouvement optimal

4.2.1 Définition générale et objectif

Le concept de mouvement optimal, comme son nom l'indique, fait référence à l'ensemble des trajectoires de chaque élément (e.g. articulation, membre) prenant part au mouvement, qui sont optimales au regard d'un certain critère. Ici, l'optimalité du mouvement est liée au Contrôle Optimal qui s'inscrit dans ce qu'on appelle la théorie du contrôle. Classiquement, elle a pour but d'analyser les propriétés des systèmes dynamiques qui sont dépendants de variables dites de "contrôle" (TRELAT, 2005). Ces systèmes sont contraints par un état initial et doivent atteindre un état final, pas nécessairement défini, en respectant d'autres contraintes d'égalité et/ou d'inégalité. Dans le cadre du Contrôle Optimal, l'objectif est de trouver les solutions qui minimisent un critère d'optimisation en respectant les contraintes du système. Ces problèmes sont appelés Contrôle Optimal Direct. Autrement dit, dans notre cadre d'étude, le COD génère une/des trajectoire(s) définissant un mouvement à partir d'un critère composé de la pondération linéaire de ce que nous appellerons *fonctions de coûts*. Un ensemble de fonctions de coûts est aussi nommée "base de fonctions de coûts".

4.2.2 Fonctions de coût pour le mouvement humain

Dans cette thèse, nous faisons l'hypothèse 4.1 :

Le MB humain est issu d'une optimisation d'un ensemble de fonctions de coûts.

Cette hypothèse a déjà été formulée, par exemple en 1989 par UNO, KAWATO et SUZUKI (1989) qui montre que la trajectoire de la main suit une trajectoire optimale minimisant le critère de variation de couple. Non seulement il est supposé que le mouvement suit une trajectoire optimale, mais également que le contrôle sensorimoteur biologique est régi par des lois optimales (TODOROV, 2004).

La méthode du COD nécessite la définition d'une base de fonctions de coûts. Cependant, il est difficile de savoir quelle est la base de fonctions de coûts optimisée lors de la génération d'un mouvement. Il est alors intéressant de savoir comment est composé le critère d'optimisation utilisé pour la génération du mouvement humain biologique.

Dans la littérature, il existe de nombreuses propositions de fonctions de coûts en fonction de l'observation du corps comme pour la locomotion (T. PARK et LEVINE, 2013), le mouvement d'une partie du corps (BERRET, CHIOVETTO, NORI et POZZO, 2011) ou le corps complet (LIN et al., 2016); de même que pour des données 2D (REBULA, SCHAAL, FINLEY et RIGHETTI, 2019) ou 3D (CLEVER, MALIN SCHEMSCHAT, FELIS et MOMBAUR, 2016). Il y a également des propositions de fonctions de coûts dépendant de l'objectif de l'analyse du mouvement, tel que pour la prédiction de mouvement (MAINPRICE, HAYNE et BERENSON, 2015), l'imitation (CLEVER et MOMBAUR, 2016) ou l'extraction d'information (CARRENO-MEDRANO et al., 2019).

Le tableau 4.1 liste quelques fonctions de coûts parmi les plus citées dans la littérature.

Il existe en effet de nombreuses fonctions de coûts proposées dans la littérature qui sont spécifiques à des tâches. Pour la locomotion, on peut trouver la longueur et la fréquence des pas (CLEVER, MALIN SCHEMSCHAT, FELIS et MOMBAUR, 2016; MOMBAUR, OLIVIER et CRÉTUAL, 2013), la distance entre les pieds à certaines phases de la marche ou la durée de certaines phases (CLEVER et MOMBAUR, 2016), l'écart à la droite entre le point de départ et d'arrivée ou l'écart à une vitesse de confort (ALBRECHT, BASILI et al., 2012) ou encore la distance au "Zero Moment Point" (CLEVER, HATZ et MOMBAUR, 2014). D'autres auteurs proposent des fonctions de coûts très spécifiques à la situation observée, par exemple MAINPRICE, HAYNE et BERENSON (2015) proposent d'utiliser des fonctions de coûts basées sur la proxémie (distance à d'autres personnes) dans le cadre d'un mouvement dans un espace partagé.

Comme décrit dans ce tableau (4.1), il semble y avoir des fonctions de coûts majoritairement utilisées, quelle que soit l'activité observée : le couple, le jerk (angulaire et cartésien), l'accélération et la variation du couple. La plupart de ces fonctions de coûts sont associées au "smoothing" (lissage) du mouvement (ALBRECHT, 2013; MAINPRICE, HAYNE et BERENSON, 2015).

D'après la littérature, les fonctions de coûts peuvent être associées soit à l'ensemble des articulations/membres humains observées, soit indépendamment pour chacun(e) des articulations/membres (A. M. PANCHEA, RAMDANI, BONNET et FRAISSE, 2018). Il est intéressant de noter que les articulations observées et leurs fonctions de coûts associées sont choisies en fonction du mouvement généré. La plupart du temps, seuls les points d'articulation du membre concerné par le mouvement sont étudiés, par exemple, ces études (BERRET, CHIOVETTO, NORI et POZZO, 2011; OGUZ, ZHOU, GLASAUER et WOLLHERR, 2018) ne proposent des fonctions de coûts que pour le bras. L'analyse de la locomotion offre, quant à elle, des fonctions de coûts associées au corps complet et propose également des fonctions de coûts concernant le déplacement du centre de masse (CLEVER, MALIN SCHEMSCHAT, FELIS et MOMBAUR, 2016).

Notons que CARRENO-MEDRANO et al. (2019) propose d'utiliser des descripteurs du mouvement moins classiques, comme des fonctions de coûts telles que les "efforts de Laban". Ces descripteurs ont été développés pour l'analyse du mouvement, notamment celui de la danse (LABAN et ULLMANN, 1971). Ils ont depuis été utilisés pour la génération de mouvement dit "émotionnel" en robotique (THOMAZ, HOFFMAN et ÇAKMAK, 2016). L'état de l'art de LARBOULETTE et GIBET (2015) liste un ensemble de descripteurs du mouvement humain qui pourrait éventuellement être utilisé comme fonctions de coûts. On y retrouve des fonctions de "bas niveau" classiques de cinématique et dynamique ainsi que des fonctions géométriques, mais également des fonctions de "haut niveau" basées sur les efforts de Laban avec des fonctions décrivant le corps, l'espace, la forme ou l'effort (BARTENIEFF et LEWIS, 2013).

	Nom	Définition	Référence(s)
Variable articulaire	Vitesse/stabilisation	$\dot{\theta}_i^2$	<i>a</i>
	Accélération	$\ddot{\theta}_i^2$	<i>b</i>
	Jerk	$\dddot{\theta}_i^2$	<i>c</i>
	Couple	τ_i^2	<i>d</i>
	Variation du couple	$\dot{\tau}_i^2$	<i>e</i>
Variable cartésienne	Effort	$\ddot{\tau}_i^2$	<i>f</i>
	Géodésique	$\sqrt{M(\theta)} \dot{\theta}_i^2$	<i>g</i>
	Pouvoir angulaire	$(\dot{\theta}_i \tau_i)^2$	<i>h</i>
	Vitesse/Stabilisation	$\dot{x}_j^2 + \dot{y}_j^2 + \dot{z}_j^2$	<i>i</i>
	Jerk	$\ddot{x}_j^2 + \ddot{y}_j^2 + \ddot{z}_j^2$	<i>j</i>
	Accélération	$\ddot{x}_j^2 + \ddot{y}_j^2 + \ddot{z}_j^2$	<i>k</i>

TABLE 4.1 – Tableau des fonctions de coûts proposées par la littérature pour l'analyse du mouvement humain.

- a.* A. PANCHEA, 2015; CARRENO-MEDRANO et al., 2019; CLEVER, MALIN SCHEMSCHAT, FELIS et MOMBAUR, 2016; CLEVER et MOMBAUR, 2016.
- b.* A. PANCHEA, 2015; CARRENO-MEDRANO et al., 2019; ALBRECHT, BASILI et al., 2012; BERRET, CHIOVETTO, NORI et Pozzo, 2011; Lin et al., 2016; MOMBAUR, OLIVIER et CRÉTUAL, 2013.
- c.* A. PANCHEA, 2015; CARRENO-MEDRANO et al., 2019; ALBRECHT, BASILI et al., 2012; ALBRECHT, 2013; BERRET, CHIOVETTO, NORI et Pozzo, 2011; Lin et al., 2016; OGUZ, ZHOU, GLASAUER et WOLLHERR, 2018.
- d.* A. PANCHEA, 2015; CARRENO-MEDRANO et al., 2019; CLEVER, MALIN SCHEMSCHAT, FELIS et MOMBAUR, 2016; CLEVER et MOMBAUR, 2016; BERRET, CHIOVETTO, NORI et Pozzo, 2011; Lin et al., 2016; MOMBAUR, OLIVIER et CRÉTUAL, 2013; REBULA, SCHAL, FINLEY et RICCHETTI, 2019.
- e.* A. PANCHEA, 2015; CARRENO-MEDRANO et al., 2019; ALBRECHT, 2013; BERRET, CHIOVETTO, NORI et Pozzo, 2011; Lin et al., 2016; OGUZ, ZHOU, GLASAUER et WOLLHERR, 2018.
- f.* A. PANCHEA, 2015; CARRENO-MEDRANO et al., 2019; ALBRECHT, 2013; BERRET, CHIOVETTO, NORI et Pozzo, 2011; Lin et al., 2016.
- g.* A. PANCHEA, 2015; CARRENO-MEDRANO et al., 2019; BERRET, CHIOVETTO, NORI et Pozzo, 2011; Lin et al., 2016.
- h.* A. PANCHEA, 2015; CARRENO-MEDRANO et al., 2019; BERRET, CHIOVETTO, NORI et Pozzo, 2011; Lin et al., 2016; OGUZ, ZHOU, GLASAUER et WOLLHERR, 2018.
- i.* A. PANCHEA, 2015; MOMBAUR, OLIVIER et CRÉTUAL, 2013.
- j.* A. PANCHEA, 2015; CARRENO-MEDRANO et al., 2019; ALBRECHT, 2013; BERRET, CHIOVETTO, NORI et Pozzo, 2011; Lin et al., 2016; OGUZ, ZHOU, GLASAUER et WOLLHERR, 2018.
- k.* CARRENO-MEDRANO et al., 2019; Lin et al., 2016.

La question des fonctions de coûts reste une question ouverte. La littérature ne semble pas proposer de norme quant à leur utilisation et ne semble pas non plus affirmer que telle fonction de coûts est réservée à tel mouvement.

4.3 Contrôle Optimal Direct

Le COD est la méthode utilisée pour générer des trajectoires optimales comme définies dans la section précédente 4.2. Nous verrons dans cette section comment ce problème d'optimisation se formule. Nous aborderons deux représentations différentes des trajectoires : les *trajectoires discrètes*, définies par un ensemble de variables discrètes et les *trajectoires paramétriques*, définies par des paramètres décrivant les trajectoires fonctionnellement. Nous verrons également quelles sont les propriétés des trajectoires optimales à partir de la définition du COD.

4.3.1 Formulations du Contrôle Optimal Direct

4.3.1.1 Formulation discrète

Soit $\mathbf{s}$ une trajectoire discrète et $\mathbf{s}^*$ celle résultant de l'optimisation de critères $C(\mathbf{s})$, sous n_f contraintes d'égalité $f_i(\mathbf{s})$ ($i = 1, \dots, n_f$) et sous n_h contraintes d'inégalité $h_i(\mathbf{s})$ ($i = 1, \dots, n_h$) qui peut se modéliser en COD, comme suit :

$$\begin{aligned} \mathbf{s}^* &= \operatorname{argmin} C(\mathbf{s}) \\ \text{tel que } f_{1,\dots,n_f}(\mathbf{s}) &= 0 \\ h_{1,\dots,n_h}(\mathbf{s}) &\leq 0 \end{aligned} \quad (4.1)$$

où $\mathbf{s} \in \mathbb{R}^{n_s \times n_t}$ est une trajectoire discrète composée de n_t frames (idem pour $\mathbf{s}^*$) ; chacune définie par $\mathbf{x}_t$ de dimension n_s , tel que $\mathbf{s} = [\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_t, \dots, \mathbf{x}_{n_t}]^T$. Dans cette thèse, on notera l'état $\mathbf{x}_t = [x_1(t) \dots x_{n_s/3}(t), \dot{x}_1(t) \dots \dot{x}_{n_s/3}(t), \ddot{x}_1(t) \dots \ddot{x}_{n_s/3}(t)]^T$ (étant donné que l'état comprend 3 degrés de dérivation, chaque degré de dérivation est de taille $n_s/3$). Il est important de noter que dans l'expression du COD, il est attendu d'avoir des paramètres d'état, mais également des paramètres de contrôle. Nous faisons le choix de ne pas représenter ces paramètres de contrôle étant donné que nous travaillons avec le mouvement humain. Ils sont cependant implicitement présents dans les paramètres d'état, les contraintes, la modélisation ainsi que les fonctions de coûts (sec. 4.2.2).

Les contraintes : Nous définissons les contraintes f en fonction de plusieurs critères :

- l'état initial ($\mathbf{x}_{start}$) ;
- l'état final ($\mathbf{x}_{goal}$) ;
- la cinématique du mouvement qui relie les variables et leur dérivée que nous appellerons g (e.g. $g_t : \dot{x}_{t+1}\delta_t - x_{t+1} + x_t = 0$ avec $t \in [1, n_t]$)

Cette dernière contrainte dépend de la modélisation du système et des variables étudiées. Nous faisons le choix dans cette thèse de représenter l'ensemble des contraintes d'égalité ainsi :

$$\begin{aligned} f : g(\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_{n_t}) &= \mathbf{0} ; \\ \mathbf{x}_1 - \mathbf{x}_{start} &= \mathbf{0} ; \\ \mathbf{x}_{n_t} - \mathbf{x}_{goal} &= \mathbf{0}. \end{aligned} \quad (4.2)$$

Des exemples de contraintes d'inégalités peuvent être trouvés dans les travaux de A. PANCHEA (2015), nous ne les détaillerons pas dans cette thèse.

Les fonctions de coûts : Soit C l'ensemble des fonctions de coûts à minimiser :

$$C(\mathbf{s}) = \sum_{k=1}^{n_c} \omega_k \sum_{t=1}^{n_s n_t} C_k(\mathbf{x}_t) \quad (4.3)$$

avec ω_k le k^{ieme} composant du vecteur de pondération normalisé $\boldsymbol{\omega}$, associé à C_k . Afin de faciliter l'étude du problème, nous nous plaçons dans le cadre d'un système d'optimisation convexe. La convexité de la fonction C permet d'assurer la présence d'un minimum global. Pour garantir cette convexité, nous proposons de contraindre $\omega_k \geq 0$ et C_k quadratique pour $k \in [1, n_c]$. Notons que dans le cadre d'une maximisation, le problème devrait être concave.

4.3.1.2 Formulation paramétrique

Classiquement, les trajectoires observées dans le cadre du mouvement humain sont issues de capteurs apportant des mesures discrétisées dans le temps. Mais les trajectoires peuvent également être représentées par des polynômes ou des séries de Fourier. Nous présentons, entre autres, cette représentation dans notre article (COLOMBEL, DANEY et CHARPILLET, 2023).

Définition 4.1 Paramétrisation d'une trajectoire

Nous appelons "discrète", une trajectoire dont l'état est représenté par des mesures discrétisées.

Nous appelons "paramétrique", une trajectoire dont l'état est représenté par un ensemble de paramètres pouvant la décrire.

L'utilisation de trajectoires paramétriques amène plusieurs avantages.

L'avantage le plus attendu est une diminution de l'espace de représentation, ce qui permet de diminuer le nombre d'inconnues ainsi que la complexité du problème. En plus de la réduction de la complexité, les temps de calcul sont aussi impactés. En effet, ils peuvent s'avérer longs dans un contexte d'optimisation. Réduire l'espace de recherche permet alors de diminuer les temps de résolution.

Le deuxième avantage est d'obtenir une trajectoire continue plutôt que discrète. La paramétrisation permet de s'affranchir des problématiques d'échantillonnage de données.

Dans cette thèse, il y a un autre avantage majeur concernant un apport théorique : en diminuant le nombre de paramètres à observer, il est possible d'écrire les équations et d'afficher des résultats dans une dimension facilement observable. Cela nous permet d'apporter une représentation humainement compréhensible d'un problème complexe.

Grâce à l'expression paramétrique du problème, nous proposons une analyse poussée et détaillée des propriétés du contrôle optimal.

Écriture polynomiale Posons $A(t)$ un polynôme décrivant la trajectoire d'une variable d'état q de $\mathbf{s}$, telle que $A(t) = x_q(t)$ (par exemple, un angle θ ou une coordonnée d'un point p_x), et $A(t) = \sum_{k=0}^{n_d} \alpha_k t^k$, avec n_d le degré du polynôme.

Nous utilisons la paramétrisation pour changer l'expression de la trajectoire $\mathbf{s}$ dans les équations précédemment définies (Éq. 4.1-4.3). Cependant, nous suggérons d'aller plus loin et d'utiliser ce que nous appellerons les *polynômes tronqués* qui permettent non seulement de réduire encore les paramètres, mais également de ne plus prendre en compte certaines contraintes.

En effet, pour chaque paramètre d'état, nous avons des contraintes associées aux conditions de départ et d'arrivée. Pour simplifier les calculs, nous faisons le choix de définir $A(t = start) = A(t = 0)$ et $A(t = goal) = A(t = 1)$. Prenons l'exemple de $A(t)$ un polynôme de degré $n_d = 6$ dont nous voulons calculer les coefficients. Une méthode est d'utiliser les dérivées successives ainsi que des points spécifiques du polynôme pour trouver les coefficients. Par exemple, $A(t = 0) = \alpha_0 = x_q(start)$, $A(t = 1) = \alpha_0 + \alpha_1 + \alpha_2 + \alpha_3 + \alpha_4 + \alpha_5 + \alpha_6 = x_q(goal)$ ou $\frac{\partial A}{\partial t}(t = 0) = \alpha_1 = \dot{x}_q(start)$. Nous pouvons alors écrire le système d'équations matricielles suivant en utilisant les coefficients de dérivations polynomiales :

$$\begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 2 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 2 & 3 & 4 & 5 & 6 \\ 0 & 0 & 2 & 6 & 12 & 20 & 30 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \alpha_0 \\ \alpha_1 \\ \alpha_2 \\ \alpha_3 \\ \alpha_4 \\ \alpha_5 \\ \alpha_6 \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} x_q(start) \\ \dot{x}_q(start) \\ \ddot{x}_q(start) \\ x_q(goal) \\ \dot{x}_q(goal) \\ \ddot{x}_q(goal) \end{pmatrix} = \mathbf{0} \quad (4.4)$$

Ce système est formé de 6 équations pour 7 inconnues. Il est donc possible de définir 6 paramètres en fonction du 7ème. Nous pouvons alors exprimer le polynôme A uniquement en fonction de α_6 , comme ci-après :

$$A(t) = a + bt + ct^2 + (d - \alpha_6)t^3 + (e + 3\alpha_6)t^4 + (f - 3\alpha_6)t^5 + \alpha_6 t^6 \quad (4.5)$$

avec a, b, c, d, e, f des scalaires dépendant uniquement du point de départ et d'arrivée. Ils se définissent ainsi :

$$\begin{aligned} a &= x_q(start), \\ b &= \dot{x}_q(start), \\ c &= 0.5 \ddot{x}_q(start), \\ d &= 0.5 \ddot{x}_q(goal) - 4 \dot{x}_q(goal) + 10 x_q(goal) - 1.5 \ddot{x}_q(start) - 6 \dot{x}_q(start) - 10 x_q(start), \\ e &= -\ddot{x}_q(goal) + 7 \dot{x}_q(goal) - 15 x_q(goal) + 1.5 \ddot{x}_q(start) + 8 \dot{x}_q(start) + 15 x_q(start), \\ f &= 0.5 \ddot{x}_q(goal) - 3 \dot{x}_q(goal) + 6 x_q(goal) - 0.5 \ddot{x}_q(start) - 3 \dot{x}_q(start) - 6 x_q(start). \end{aligned} \quad (4.6)$$

On obtient alors un polynôme ne dépendant que du coefficient α_6 , on l'appelle paramètre libre.

Définition 4.2 Polynôme tronqué

Un *polynôme tronqué* est uniquement défini par le(s) paramètre(s) libre(s) du polynôme. Les autres paramètres du polynôme sont fixes : ils sont déterminés par les contraintes de départ et d'arrivée. Les trajectoires sont alors vues comme des points de l'espace des paramètres libres.

Il est important de noter que le choix du degré du polynôme ne doit pas être arbitraire. Le nombre de contraintes sur une variable détermine son degré minimal. Dans l'exemple ci-dessus, 6 points de la variable x_q sont contraints : $x_q(start)$, $x_q(goal)$, $\dot{x}_q(start)$, $\dot{x}_q(goal)$, $\ddot{x}_q(start)$, $\ddot{x}_q(goal)$. Si l'on veut pouvoir déterminer une trajectoire optimale à partir de variables paramétriques, il est essentiel d'avoir une trajectoire de degré égal ou supérieur au nombre de contraintes de départ n_{c0} et d'arrivée n_{c1} sur la trajectoire : $n_d \geq n_{c0} + n_{c1}$. Le nombre de paramètres libres n_ρ correspond alors à : $n_\rho = (n_d + 1) - (n_{c0} + n_{c1})$. $n_d + 1$ car le nombre de paramètres d'un polynôme est égal à son degré plus 1.

Ici, pour 6 contraintes, avec une paramétrisation polynomiale de degré 6, il y a un seul paramètre libre : α_6 . Si on utilise un polynôme de degré 5, il n'y a aucun paramètre libre et la trajectoire n'est pas optimisable, elle est uniquement définie par ses points de départs et d'arrivées. Il est aussi possible d'augmenter le degré du polynôme, mais attention, un degré polynomial trop élevé peut rendre le problème plus complexe et introduire de l'incertitude (HAIRER, WANNER et ABDULLE, 2005). Nous discuterons du choix du degré du polynôme dans le chapitre suivant 5.6.1.

L'expression du COD paramétrique à partir de *polynômes tronqués* apporte quelques modifications par rapport à l'expression classique du COD (eq. 4.1) :

- les variables $\mathbf{x}_t$ de la trajectoire $\mathbf{s}$ sont remplacées par les paramètres des polynômes les décrivant. Nous l'appellerons $\mathbf{s}_\rho$ pour distinguer les deux écritures ;
- les contraintes d'égalité f ayant servi à déterminer les paramètres polynomiaux sont supprimées.

On obtient alors :

$$\begin{aligned} \mathbf{s}_\rho &= \operatorname{argmin} C(\mathbf{s}_\rho) \\ \text{tel que } h_{1,\dots,n_h}(\mathbf{s}_\rho) &\geq 0 \end{aligned} \quad (4.7)$$

Notons que $\mathbf{s}_\rho$ ne correspond qu'aux coefficients libres du/des polynôme(s) décrivant la/les trajectoire(s).

4.3.2 Propriétés des trajectoires optimales

4.3.2.1 Conditions de Karush–Kuhn–Tucker

Rappelons que $\mathbf{s}^*$ est la trajectoire optimale qui est la solution de l'équation 4.1. Soit L le Lagrangien associé au COD, alors $\mathbf{s}^*$ est le minimum de ce Lagrangien :

$$\begin{aligned} \mathbf{s}^* &= \operatorname{argmin} L(\mathbf{s}, \boldsymbol{\lambda}, \boldsymbol{\nu}) \\ L(\mathbf{s}, \boldsymbol{\lambda}, \boldsymbol{\nu}) &= \sum_{k=1}^{n_c} \omega_k C_k(\mathbf{s}) + \sum_{i=1}^{n_f} \lambda_i f_i(\mathbf{s}) + \sum_{j=1}^{n_h} \nu_j h_j(\mathbf{s}) \end{aligned} \quad (4.8)$$

avec $\boldsymbol{\lambda} \in \mathbb{R}^{n_f}$ le multiplicateur de Lagrange des contraintes d'égalités f et $\boldsymbol{\nu} \in \mathbb{R}^{n_h}$ le multiplicateur de Lagrange des contraintes d'inégalités h .

La dérivée partielle $\frac{\partial L}{\partial \mathbf{s}}(\mathbf{s}, \boldsymbol{\lambda}, \boldsymbol{\nu})$ s'annule donc en la trajectoire optimale $\mathbf{s}^*$. La trajectoire $\mathbf{s}^*$ sera alors appelée point optimal primaire associé au point optimal secondaire $(\boldsymbol{\lambda}, \boldsymbol{\nu})$. Cela s'écrit :

$$\frac{\partial L}{\partial \mathbf{s}}(\mathbf{s}^*, \boldsymbol{\lambda}, \boldsymbol{\nu}) = \sum_{k=1}^{n_c} \omega_k \frac{\partial C_k}{\partial \mathbf{s}}(\mathbf{s}^*) + \sum_{i=1}^{n_f} \lambda_i \frac{\partial f_i}{\partial \mathbf{s}}(\mathbf{s}^*) + \sum_{j=1}^{n_h} \nu_j \frac{\partial h_j}{\partial \mathbf{s}}(\mathbf{s}^*) = \mathbf{0} \quad (4.9)$$

De plus, comme $\mathbf{s}^*$ est générée sous les contraintes de l'équation 4.1, les conditions KKT s'écrivent comme suit :

$$\begin{aligned} \sum_{k=1}^{n_c} \omega_k \frac{\partial C_k}{\partial \mathbf{s}}(\mathbf{s}^*) + \sum_{i=1}^{n_f} \lambda_i \frac{\partial f_i}{\partial \mathbf{s}}(\mathbf{s}^*) + \sum_{j=1}^{n_h} \nu_j \frac{\partial h_j}{\partial \mathbf{s}}(\mathbf{s}^*) &= \mathbf{0} \quad \text{stationnaire} \\ f_i(\mathbf{s}^*) &= 0, \quad i = 1, \dots, n_f \quad \text{faisabilité primaire} \\ h_j(\mathbf{s}^*) &\leq 0, \quad j = 1, \dots, n_h \\ \nu_j &\geq 0, \quad j = 1, \dots, n_h \quad \text{faisabilité duale} \\ \nu_j h_j(\mathbf{s}^*) &= 0, \quad j = 1, \dots, n_h \quad \text{relâchement complémentaire} \end{aligned} \quad (4.10)$$

Les conditions de faisabilité primaire, duale et relâchement complémentaire, sont des conditions liées aux contraintes du problème, de ses variables et montres sa faisabilité. La condition stationnaire, la dérive du Lagrangien, est quant à elle la condition d'optimalité de la trajectoire au regard de la base choisie et de ses contraintes. De plus, comme nous l'avons précisé précédemment, la base C est convexe, ce qui rend ces conditions nécessaires, mais également suffisantes pour l'optimalité du problème (HANSON, 1981).

À noter que lorsqu'il n'y a pas de contraintes d'inégalités, les conditions sont appelées conditions de Lagrange et deviennent :

$$\sum_{k=1}^{n_c} \omega_k \frac{\partial C_k}{\partial \mathbf{s}}(\mathbf{s}^*) + \sum_{i=1}^{n_f} \lambda_i \frac{\partial f_i}{\partial \mathbf{s}}(\mathbf{s}^*) + \sum_{j=1}^{n_h} \nu_j \frac{\partial h_j}{\partial \mathbf{s}}(\mathbf{s}^*) = \mathbf{0} \quad \text{stationnaire} \quad (4.11)$$

$$f_i(\mathbf{s}^*) = 0, \quad i = 1, \dots, n_f \quad \text{faisabilité primaire}$$

4.3.2.2 Matrice d'identification et optimalité

Nous nous intéressons à la condition stationnaire qui, comme évoquée précédemment, est la condition déterminant l'optimalité du problème. Nous proposons de réécrire sous forme matricielle cette condition comme un système d'équations linéaires classique de type $\mathbf{A} \mathbf{x} = \mathbf{0}$:

$$\underbrace{[\mathbf{J}_\omega, \mathbf{J}_\lambda, \mathbf{J}_\nu]}_{\mathbf{J}} \underbrace{\begin{pmatrix} \omega \\ \lambda \\ \nu \end{pmatrix}}_{\mathbf{z}} = \mathbf{0} \quad (4.12)$$

On appellera **J matrice d'identification** et les sous-matrices $\mathbf{J}_\omega$, $\mathbf{J}_\lambda$ et $\mathbf{J}_\nu$ les matrices d'identification des paramètres ω , λ et ν , respectivement.

En algèbre linéaire, cette équation soulève deux remarques :

- Si $\mathbf{J}$ n'est pas singulière, c'est à dire que son déterminant n'est pas égal à zéro, alors l'équation 4.12 n'admet que la solution dite triviale : $\mathbf{z} = \mathbf{0}$. Cela signifie que la trajectoire observée $\mathbf{s}$ ne correspond pas à une trajectoire qui minimise le critère $C(\mathbf{s})$ (équation 4.3).
- Si $\mathbf{J}$ est une matrice singulière, cela signifie que $\mathbf{z}$ est un vecteur du noyau de $\mathbf{J}$.

Ainsi, pour la trajectoire optimale $\mathbf{s}^*$, la matrice $\mathbf{J}$ doit être singulière. La singularité de $\mathbf{J}$ peut se calculer de plusieurs manières :

- Si $\mathbf{J}$ est carrée, le déterminant de $\mathbf{J}$ doit être nul ;
- Si $\mathbf{J}$ n'est pas carrée, ces conditions sont équivalentes :
 - le déterminant de $\mathbf{J}^T \mathbf{J}$ doit être nul ;
 - la dernière valeur singulière doit être nulle.

Rappelons que la singularité d'une matrice est directement liée à son rang. Une matrice de rang complet n'est pas singulière. Inversement une matrice dont le rang n'est pas complet est une matrice singulière.

Ces équations sont également utilisées dans le Contrôle Optimal Inverse Approché et nous les développerons dans le chapitre suivant 5.3.1.3.

Cas paramétrique Comme vu dans la section précédente, l'expression paramétrique du COD agit surtout sur la dimension du problème, et notamment sur les contraintes d'égalités. Ainsi, d'après l'équation 4.7, la matrice d'identification s'écrirait :

$$\underbrace{[\mathbf{J}_\omega, \mathbf{J}_\nu]}_{\mathbf{J}} \underbrace{\begin{pmatrix} \omega \\ \nu \end{pmatrix}}_{\mathbf{z}} = 0 \quad (4.13)$$

Plus précisément, $\mathbf{J}$ s'écrit en fonction des paramètres (en ligne) et des fonctions de coûts et contraintes (en colonne).

$$\mathbf{J} = \begin{bmatrix} \sum_{t=1}^T \frac{\partial C_1}{\partial \rho_1}(t) & \cdots & \sum_{t=1}^T \frac{\partial C_{n_c}}{\partial \rho_1}(t) & \sum_{t=1}^T \frac{\partial h_1}{\partial \rho_1}(t) & \cdots & \sum_{t=1}^T \frac{\partial h_{n_h}}{\partial \rho_1}(t) \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \sum_{t=1}^T \frac{\partial C_1}{\partial \rho_{n_\rho}}(t) & \cdots & \sum_{t=1}^T \frac{\partial C_{n_c}}{\partial \rho_{n_\rho}}(t) & \sum_{t=1}^T \frac{\partial h_1}{\partial \rho_{n_\rho}}(t) & \cdots & \sum_{t=1}^T \frac{\partial h_{n_h}}{\partial \rho_{n_\rho}}(t) \end{bmatrix} \quad (4.14)$$

avec $\rho_k, k \in [1, \dots, n_\rho]$ le k^{me} paramètre libre de la trajectoire étudiée.

À noter que si les polynômes choisis sont de degré 6 comme présenté précédemment, la trajectoire observée comprend donc n_ρ variables d'états. Si le degré du polynôme choisi est 7, il n'y a plus un, mais deux paramètres libres par variable d'état : on a alors $n_\rho/2$ variables d'états.

4.4 Exemple d'un bras 2 barres et trajectoires optimales

Nous proposons d'illustrer les différentes notions abordées dans ce chapitre et dans le suivant avec une simulation d'un bras 2 barres plan. Nous verrons ainsi les notations ainsi que le modèle.

4.4.1 Notations et modèle dynamique

Nous prenons l'exemple d'un bras 2 barres plan. C'est un système à 2 degrés de liberté, illustré dans la figure 4.1. Les trajectoires étudiées dans ce manuscrit seront optimisées à partir de fonctions de coûts C variables. Elles seront soumises aux contraintes d'égalités de l'équation 4.2 et ne seront soumises à aucune contrainte d'inégalité.

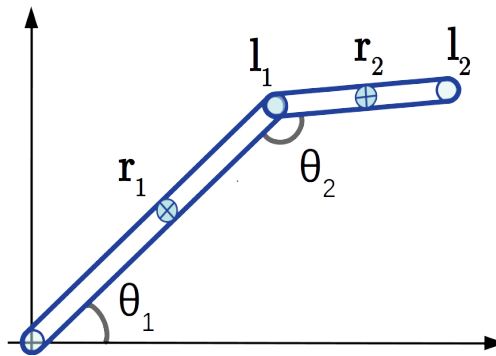


FIGURE 4.1 – Schéma du bras 2 barres utilisées dans nos simulations.

4.4.1.1 Variables

Variables de trajectoire discrète Soient $\mathbf{s}_t = [\theta_{1,t}, \theta_{2,t}, \dot{\theta}_{1,t}, \dot{\theta}_{2,t}, \ddot{\theta}_{1,t}, \ddot{\theta}_{2,t}]^T$ l'état d'un bras 2 barres à l'instant t et $\mathbf{s} = [\mathbf{s}_1, \dots, \mathbf{s}_{n_t}]^T$ la trajectoire du système allant d'un point de départ ($\mathbf{s}_{start}$) à un point d'arrivée ($\mathbf{s}_{goal}$).

Variables de trajectoire paramétrique D'après la section 4.3.1.2, l'écriture paramétrique de la trajectoire permet de transformer les variables d'états discrètes en paramètres. Dans le cadre de notre exemple, $\mathbf{s}_t = [\theta_{1,t}, \theta_{2,t}, \dot{\theta}_{1,t}, \dot{\theta}_{2,t}, \ddot{\theta}_{1,t}, \ddot{\theta}_{2,t}]^T$ comprend les deux angles θ_1 et θ_2 , leur vitesse et leur accélération, pour toutes valeurs discrètes de l'échantillonnage observé.

Nous poserons $\theta_{1,t} = A(t) = \sum_{k=0}^{n_d} \alpha_k t^k$ et $\theta_{2,t} = B(t) = \sum_{k=0}^{n_d} \beta_k t^k$, ainsi que $n_d = 6$. Étant donné que les variables de vitesse et d'accélération sont directement liées au polynôme, nous n'avons pas besoin de les garder dans $\mathbf{s}$. Ainsi, comme exprimé par l'équation 4.5, il est possible de représenter les polynômes A et B, et donc les variables θ_1 et θ_2 , à partir d'un seul coefficient par polynôme : α_6 et β_6 . Ainsi, dans le cadre de cette simulation, $\mathbf{s} = [\alpha_6, \beta_6]^T$.

4.4.1.2 Modèle dynamique

Le modèle dynamique inverse du bras robotique à deux articulations est exprimé comme suit :

$$\boldsymbol{\tau}_t = \mathbf{M}(\boldsymbol{\theta}_t) \ddot{\boldsymbol{\theta}}_t + \mathbf{R}(\boldsymbol{\theta}_t, \dot{\boldsymbol{\theta}}_t) \dot{\boldsymbol{\theta}}_t + \mathbf{g}(\boldsymbol{\theta}_t) \quad (4.15)$$

avec $\boldsymbol{\tau}_t = [\tau_1, \tau_2]^T$ le couple appliqué à chaque articulation, $\mathbf{M}$ la matrice d'inertie définie positive, la matrice $\mathbf{R}$ et le vecteur $\mathbf{g}$, respectivement des couples associés aux effets de Coriolis et de gravité.

On a également :

$$\begin{aligned} \mathbf{M}(\boldsymbol{\theta}) &= \begin{bmatrix} a_1 + 2a_2 \cos(\theta_2) & a_3 + a_2 \cos(\theta_2) \\ a_3 + a_2 \cos(\theta_2) & a_3 \end{bmatrix} & \begin{aligned} a_1 &= m_1 r_1^2 + m_2 (l_1^2 + r_2^2) + I_1 + I_2 \\ a_2 &= m_2 l_1 r_2 \end{aligned} \\ \mathbf{R}(\boldsymbol{\theta}, \dot{\boldsymbol{\theta}}) &= \begin{bmatrix} -a_2 \dot{\theta}_2 \sin(\theta_2) & -a_2 (\dot{\theta}_1 + \dot{\theta}_2) \sin(\theta_2) \\ a_2 \dot{\theta}_1 \sin(\theta_2) & 0 \end{bmatrix} & \begin{aligned} a_3 &= m_2 r_2^2 + I_2 \\ b_1 &= l_1 m_2 + r_1 m_1 \end{aligned} \\ \mathbf{g}(\boldsymbol{\theta}) &= \begin{bmatrix} b_1 b_3 \cos(\theta_1) + b_2 b_3 \cos(\theta_1 + \theta_2) \\ b_2 b_3 \cos(\theta_1 + \theta_2) \end{bmatrix} & \begin{aligned} b_2 &= r_2 m_2 \\ b_3 &= g = 9.81 \text{ m.s}^2 \end{aligned} \end{aligned}$$

avec m_1 et m_2 les masses en kg, l_1 et $l_2 = 1.2$ les longueurs en mètre, r_1 et r_2 la distance entre le centre de l'articulation et le centre de masse en mètre et I_1 et I_2 les inerties en kg.m².

4.4.1.3 Contraintes

Les contraintes associées à cet exemple correspondent aux contraintes des points de départ et d'arrivée :

$$\begin{bmatrix} \theta_{1,1} \\ \theta_{2,1} \\ \dot{\theta}_{1,1} \\ \dot{\theta}_{2,1} \\ \ddot{\theta}_{1,1} \\ \ddot{\theta}_{2,1} \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} \theta_{1,start} \\ \theta_{2,start} \\ \dot{\theta}_{1,start} \\ \dot{\theta}_{2,start} \\ \ddot{\theta}_{1,start} \\ \ddot{\theta}_{2,start} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} ; \quad \begin{bmatrix} \theta_{1,1} \\ \theta_{2,1} \\ \dot{\theta}_{1,1} \\ \dot{\theta}_{2,1} \\ \ddot{\theta}_{1,1} \\ \ddot{\theta}_{2,1} \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} \theta_{1,stop} \\ \theta_{2,stop} \\ \dot{\theta}_{1,stop} \\ \dot{\theta}_{2,stop} \\ \ddot{\theta}_{1,stop} \\ \ddot{\theta}_{2,stop} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad (4.16)$$

ainsi que des contraintes cinématiques, de sorte que pour tout $t \in [1, n_t[$:

$$\begin{aligned}\dot{\theta}_{1,t+1}\delta_t - \theta_{1,t+1} + \theta_{1,t} &= 0; \\ \dot{\theta}_{2,t+1}\delta_t - \theta_{2,t+1} + \theta_{2,t} &= 0; \\ \ddot{\theta}_{1,t+1}\delta_t - \dot{\theta}_{1,t+1} + \dot{\theta}_{1,t} &= 0; \\ \ddot{\theta}_{2,t+1}\delta_t - \dot{\theta}_{2,t+1} + \dot{\theta}_{2,t} &= 0;\end{aligned}\tag{4.17}$$

À noter que dans le cadre paramétrique, ces contraintes sont totalement intégrées à l'expression du polynôme. Elles ne sont donc plus nécessaires à l'expression du COD.

4.4.1.4 Matrice d'identification

Matrice d'identification de trajectoire discrète Dans le cadre d'une trajectoire discrète, cet exemple conduit à une matrice d'identification $\mathbf{J}$ composée de deux sous-matrices $\mathbf{J}_\omega$ et $\mathbf{J}_\lambda$. Avec :

$$\mathbf{J}_\omega = \begin{bmatrix} \frac{\partial C_1}{\partial \theta_{1,1}} & \cdots & \frac{\partial C_{n_c}}{\partial \theta_{1,1}} \\ \frac{\partial C_1}{\partial \theta_{2,1}} & \cdots & \frac{\partial C_{n_c}}{\partial \theta_{2,1}} \\ \frac{\partial C_1}{\partial \theta_{1,1}} & \cdots & \frac{\partial C_{n_c}}{\partial \theta_{1,1}} \\ \frac{\partial C_1}{\partial \theta_{2,1}} & \cdots & \frac{\partial C_{n_c}}{\partial \theta_{2,1}} \\ \frac{\partial C_1}{\partial \theta_{1,1}} & \cdots & \frac{\partial C_{n_c}}{\partial \theta_{1,1}} \\ \frac{\partial C_1}{\partial \theta_{2,1}} & \cdots & \frac{\partial C_{n_c}}{\partial \theta_{2,1}} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial C_1}{\partial \theta_{2,n_t}} & \cdots & \frac{\partial C_{n_c}}{\partial \theta_{2,n_t}} \end{bmatrix}; \quad \mathbf{J}_\lambda = \begin{bmatrix} \frac{\partial f_1}{\partial \theta_{1,1}} & \cdots & \frac{\partial f_{n_f}}{\partial \theta_{1,1}} \\ \frac{\partial f_1}{\partial \theta_{2,1}} & \cdots & \frac{\partial f_{n_f}}{\partial \theta_{2,1}} \\ \frac{\partial f_1}{\partial \theta_{1,1}} & \cdots & \frac{\partial f_{n_f}}{\partial \theta_{1,1}} \\ \frac{\partial f_1}{\partial \theta_{2,1}} & \cdots & \frac{\partial f_{n_f}}{\partial \theta_{2,1}} \\ \frac{\partial f_1}{\partial \theta_{1,1}} & \cdots & \frac{\partial f_{n_f}}{\partial \theta_{1,1}} \\ \frac{\partial f_1}{\partial \theta_{2,1}} & \cdots & \frac{\partial f_{n_f}}{\partial \theta_{2,1}} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial f_1}{\partial \theta_{2,n_t}} & \cdots & \frac{\partial f_{n_f}}{\partial \theta_{2,n_t}} \end{bmatrix}\tag{4.18}$$

Matrice d'identification de trajectoire paramétrique Pour cet exemple, la matrice d'identification d'une trajectoire paramétrique ne comporte pas de sous-matrices puisque l'ensemble des contraintes associées sont comprises dans l'expression du polynôme.

$$\mathbf{J} = \begin{bmatrix} \sum_{t=1}^T \frac{\partial C_1}{\partial \alpha_6}(t) & \cdots & \sum_{t=1}^T \frac{\partial C_{n_c}}{\partial \alpha_6}(t) \\ \sum_{t=1}^T \frac{\partial C_1}{\partial \beta_6}(t) & \cdots & \sum_{t=1}^T \frac{\partial C_{n_c}}{\partial \beta_6}(t) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \sum_{t=1}^T \frac{\partial C_1}{\partial \beta_{5+n_\rho}}(t) & \cdots & \sum_{t=1}^T \frac{\partial C_{n_c}}{\partial \beta_{5+n_\rho}}(t) \end{bmatrix}\tag{4.19}$$

n_ρ étant le nombre de paramètres libres par polynôme, $n_\rho + 5$ est l'indice du paramètre libre le plus élevé. Pour rappel, le degré du polynôme ne peut être inférieur à 6, sinon il n'y a pas de paramètres libres dans ce problème, et donc rien à optimiser.

4.4.2 Exemples de trajectoires

Prenons un exemple de modélisation du bras précédemment défini tel que : $m_1 = 1\text{kg}$, $m_2 = 1\text{kg}$, $l_1 = 1\text{m}$, $l_2 = 1\text{m}$, $r_1 = 0.5\text{m}$, $r_2 = 0.5\text{m}$ et $I_1 = 0.5\text{kg.m}^2$, $I_2 = 0.5\text{kg.m}^2$.

La figure 4.2 montre différents exemples de trajectoires ayant les mêmes contraintes de départ et d'arrivée : $\mathbf{s}_{start} = [0, 0, 0, 0, 0, 0]$ et $\mathbf{s}_{goal} = [120, 40, 0, 0, 0, 0]$, le tout en degrés. Les trajectoires optimales correspondent à l'optimisation de deux fonctions de coûts : $C = \{\tau_1^2, \tau_2^2\}$ avec trois ω différents ($\omega = [0.9, 0.1]$, $\omega = [0.5, 0.5]$ et $\omega = [0.1, 0.9]$). Les trajectoires non optimales sont des trajectoires ayant les mêmes contraintes de départ et d'arrivée, mais sans optimisation de fonctions de coûts.

Comme on peut le voir sur la figure, il n'y a pas de propriétés visibles de l'optimalité dans les courbes en elles-mêmes.

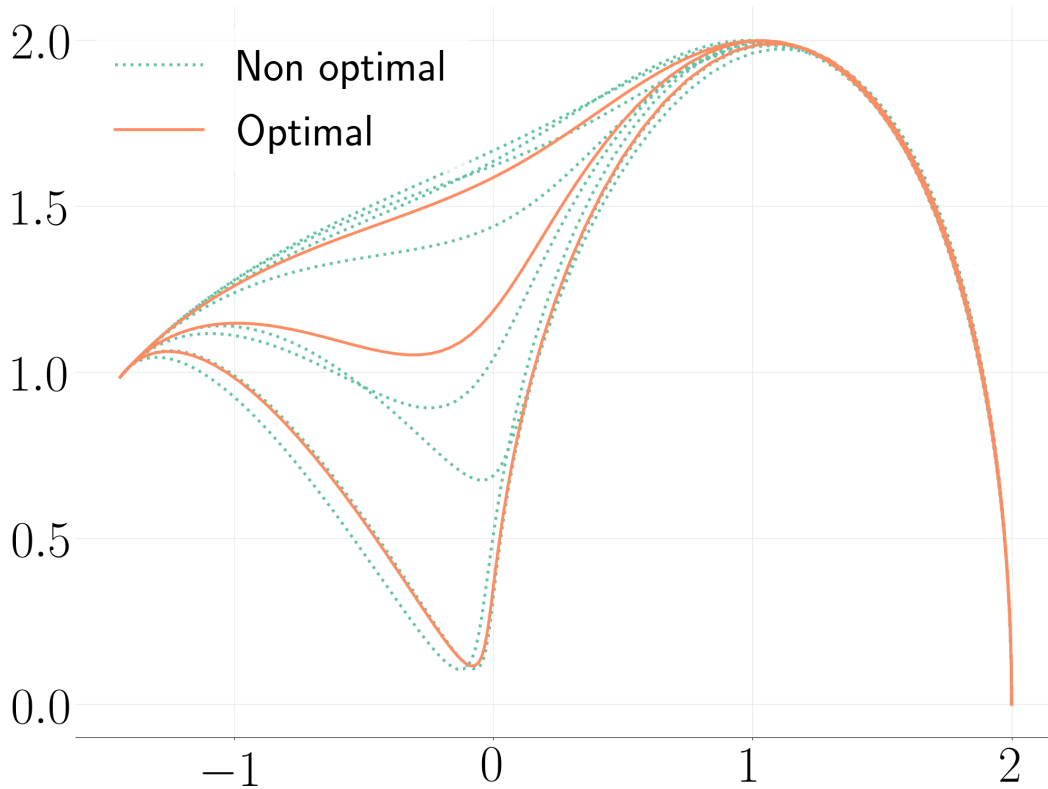


FIGURE 4.2 – Exemple de trajectoires cartésiennes de l'extrémité du bras. En trait vert pointillé, des trajectoires non optimales ; en trait rouge plein, des trajectoires optimales.

4.5 Courbe de Singularité

4.5.1 Définition et représentation d'une Courbe de Singularité

Dans la section précédente 4.3.2.2, nous avons vu que la singularité de la matrice d'identification $\mathbf{J}$ est une condition nécessaire à l'optimalité de la trajectoire. Nous faisons l'hypothèse que la singularité de cette matrice d'identification est une condition forte de l'optimalité de la solution et qu'elle est donc un indice intéressant sur l'optimalité de la trajectoire.

Définition 4.3 Courbe de Singularité

Ainsi, nous appelons Courbe de Singularité (CS) l'ensemble des solutions $\mathbf{s}$ de l'espace des trajectoires de l'équation :

$$\det(\mathbf{J}(\mathbf{s})^T \mathbf{J}(\mathbf{s})) = 0 \quad (4.20)$$

Cela correspond à l'ensemble des trajectoires rendant la matrice d'identification $\mathbf{J}$ singulière.

Nous présentons les CSs dans notre article (COLOMBEL, DANÉY et CHARPILLET, 2023).

À noter : les CSs peuvent également être trouvées à partir du déterminant de la matrice d'identification $\mathbf{J}$ si elle est carrée ou à partir de la dernière valeur singulière de $\mathbf{J}$. Par souci de généralisation, nous la définissons comme étant le déterminant de la matrice transposée multipliée par la matrice. Cela permet d'aborder de la même manière les cas des matrices carrées et non carrées. De plus, comme nous allons le voir dans les exemples suivants, l'échelle des déterminants est une échelle très large. L'utilisation d'un logarithme permet de mieux afficher ses différences d'échelles. Pour l'utilisation d'une échelle logarithmique, il est essentiel d'avoir des valeurs de déterminant uniquement positives. La dernière valeur singulière est strictement équivalente, mais contrairement au déterminant, elle ne peut pas s'exprimer analytiquement.

Nous proposons d'utiliser la représentation paramétrique de $\mathbf{s}$ pour pouvoir observer ces CSs. Nous prenons également la simulation présentée dans la section précédente (4.4) avec le modèle présenté en section 4.4.2. Cet exemple à deux degrés de liberté permet, grâce à l'écriture paramétrique, de représenter les trajectoires $\mathbf{s}$ en fonction des seuls paramètres du problème, soit α_6 et β_6 .

La figure 4.3 montre la CS du modèle proposé, avec comme fonctions de coûts $C_k = \{\tau_1^2, \tau_2^2\}$, pour les paramètres α_6 et β_6 compris entre $[-250, 250]$. Ces CSs sont issues du logarithme du déterminant de la matrice de représentation $\mathbf{J}^T \mathbf{J}$.

Attention, ce que nous appelons CS ne correspond pas à toutes les trajectoires optimales que l'on peut obtenir avec un COD.

Par exemple, si nous générons un ensemble de 90 trajectoires optimales obtenues avec le COD en fonction des pondérations $\boldsymbol{\omega}$, nous obtenons les trajectoires illustrées dans le zoom de la figure 4.3. L'ensemble des trajectoires optimales est donc sur une petite portion de la CS. Cette portion correspond à des $\boldsymbol{\omega} = [\omega_1, \omega_2]$ positifs pouvant être représentés par la figure 4.4 de sorte que :

$$\left. \begin{array}{l} \omega_1 = \cos(a) \\ \omega_2 = \sin(a) \end{array} \right\} a = \left[0, \frac{\pi}{2}\right] \quad (4.21)$$

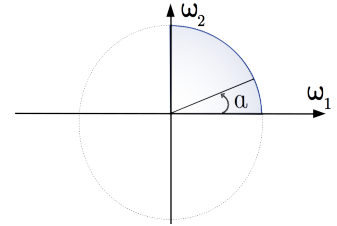


FIGURE 4.4 – Représentation géométrique des valeurs que peuvent prendre $\boldsymbol{\omega} = [\omega_1, \omega_2]$. Le quartier en bleu correspond à l'ensemble des couples de $\boldsymbol{\omega}$ à valeurs positives.

Sans oublier que le vecteur $\boldsymbol{\omega}$ est ensuite normalisé. Cela balaie l'ensemble des trajectoires optimales obtenues avec des pondérations positives.

4.5.2 Courbe de Singularité et modélisation

Un point important à comprendre sur les CSs est qu'elles changent de forme en fonction de nombreux facteurs.

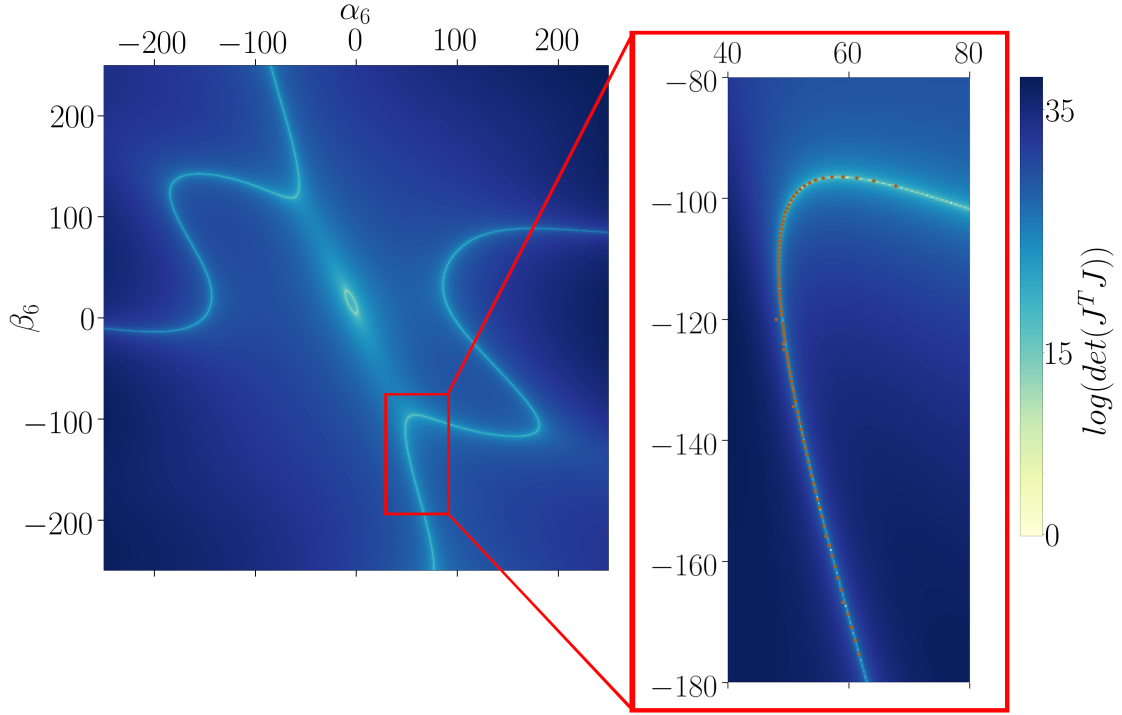


FIGURE 4.3 – Représentation du logarithme du déterminant de la matrice d'identification pour des fonctions de coûts τ_1 et τ_2 en fonction des coefficients des polynômes tronqués α_6 et β_6 . Zoom sur la partie de la courbe correspondant aux trajectoires issues de COD pour $\omega \in [0, 1]^2$.

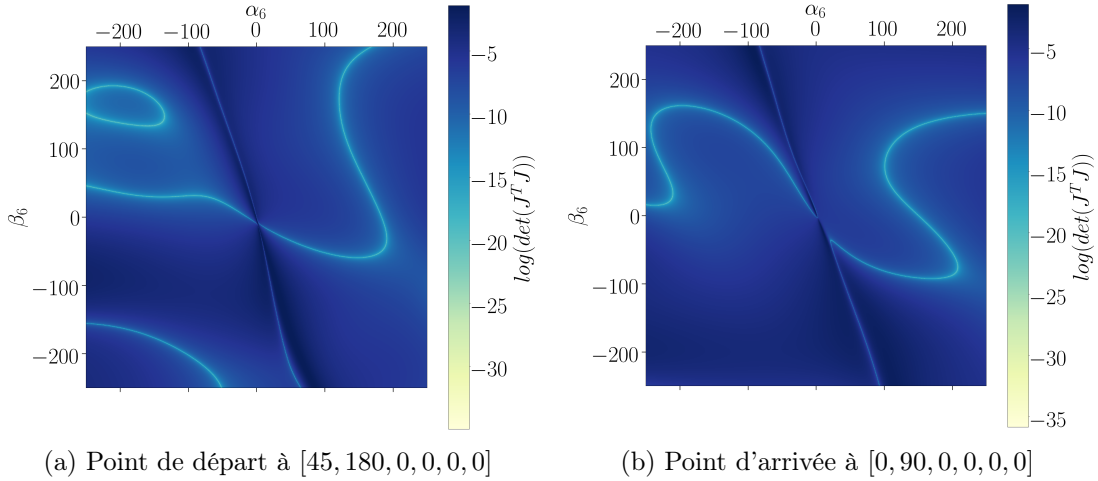


FIGURE 4.5 – Représentation des CSs en fonctions de leur point de départ et d'arrivée

Point de départ et d'arrivée Les critères les plus évidents sont les contraintes des points de départ et d'arrivée. En effet, comme le montre l'équation 4.6, les polynômes et donc les paramètres libres (dans notre exemple, α_6 et β_6) ne sont dépendants que des points de départ et d'arrivée. Ainsi, par rapport à la figure de base présentée 4.3, on obtient :

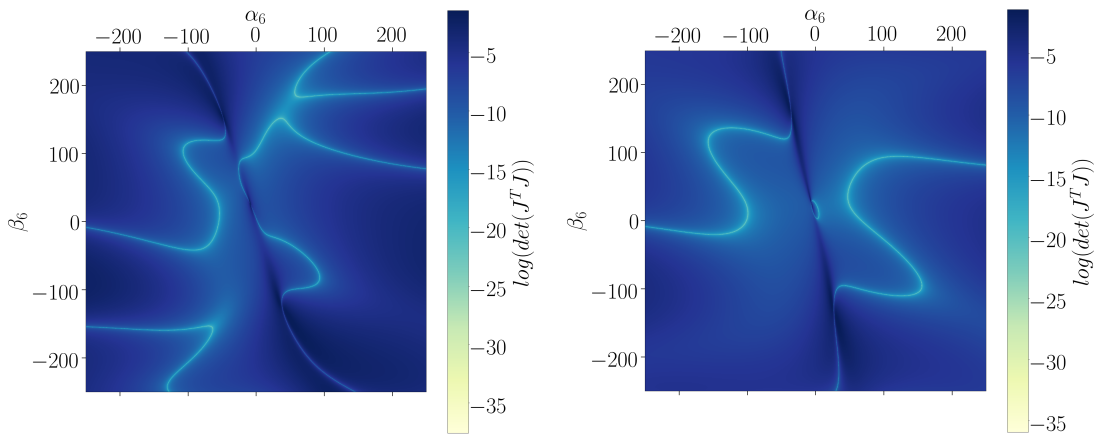
- pour un point de départ à $[45, 180, 0, 0, 0, 0]$ au lieu de $[0, 0, 0, 0, 0, 0]$ en degrés, la figure 4.5a ;

- pour un point d'arrivée à $[0, 90, 0, 0, 0, 0]$ au lieu de $[120, 40, 0, 0, 0, 0]$ en degrés, la figure 4.5b.

Modélisation Un critère qui agit également sur les CSs est la modélisation de ce qu'on observe. Dans notre cas, la longueur des barres, leur inertie, leur position du centre de masse ou leur poids. Ces critères ont plus ou moins d'impact dans la modification des CSs.

Voici deux exemples de modifications :

- en orange, une modification de l'inertie des deux barres avec $I_1 I_2 = 5 \times 10^{-5} \text{kg.m}^2$ au lieu de $I_1 I_2 = 5 \times 10^{-1} \text{kg.m}^2$ 4.6a ;
- en vert, une modification de la barre 1 en longueur et en poids avec $l_1 = 2\text{m}$ et $m_1 = 1.5\text{kg}$ au lieu de $l_1 = 1\text{m}$ et $m_1 = 1\text{kg}$ 4.6b.



(a) Inertie à $I_1 I_2 = 5 \times 10^{-5} \text{kg.m}^2$ au lieu de $I_1 I_2 = 5 \times 10^{-1} \text{kg.m}^2$ (b) Longueur et poids $l_1 = 2\text{m}$ et $m_1 = 1.5\text{kg}$ au lieu de $l_1 = 1\text{m}$ et $m_1 = 1\text{kg}$

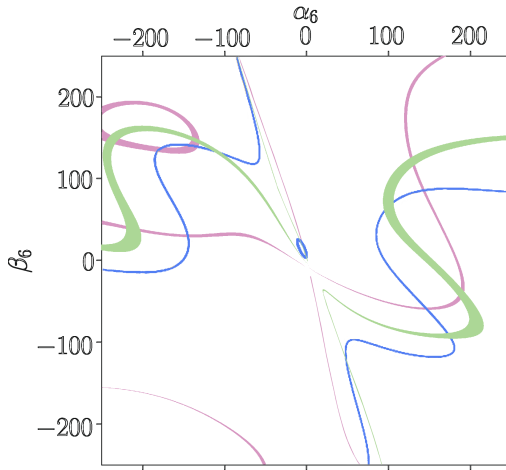
FIGURE 4.6 – Représentation des CSs en fonctions du modèle du 2 barres étudiées.

Superposition des CSs La figure 4.7 montre la différence la superposition de CS en fonction de différents éléments. Dans le chapitre suivant, nous montrerons que cette visualisation en superposition apporte une vision intéressante pour résoudre des problèmes de robustesse ainsi que le choix de fonctions de coûts 5.5.3.

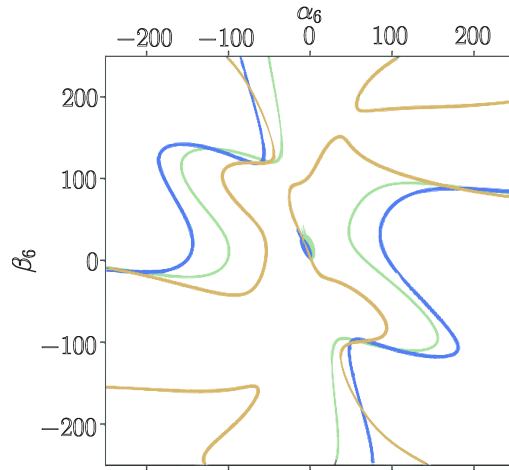
4.5.3 CSs et base de fonctions de coûts

Les CSs présentées précédemment montrent des différences en fonction des contraintes et de la modélisation de ce qu'on observe. Nous avons jusqu'alors présenté des CSs avec une même base : $C_1 = \tau_1^2$ et $C_2 = \tau_2^2$, or il existe de nombreuses fonctions disponibles pour décrire le mouvement (voir section 4.2.2). La figure 4.8 montre des exemples de CSs issues de combinaison de différentes fonctions de coûts.

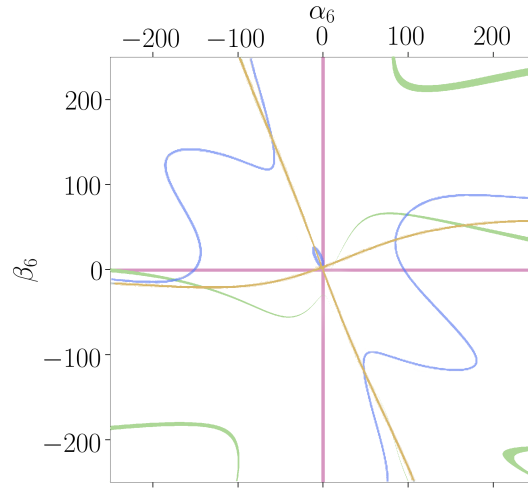
- La figure 4.8a utilise les accélérations comme fonctions de coûts ($C_1 = \ddot{\theta}_1^2$ et $C_2 = \ddot{\theta}_2^2$) : le résultat montre des CSs très particulières ($\alpha_6 = 0$ ou $\beta_6 = 0$).
- La figure 4.8b utilise à la fois les couples et les accélérations comme fonctions de coûts ($C_1 = (\tau_1 + \tau_2)^2$ et $C_2 = (\ddot{\theta}_1 + \ddot{\theta}_2)^2$).
- La figure 4.8c utilise à la fois les couples et les pouvoirs angulaires comme fonctions de coûts ($C_1 = (\tau_1 + \tau_2)^2$ et $C_2 = (\dot{\theta}_1 \tau_1 + \dot{\theta}_2 \tau_2)^2$).



(a) Représentation des superpositions de 3 CSs correspondant à des modifications de points de départ et d'arrivée. En bleu, la courbe d'origine 4.3, en vert avec une modification du point d'arrivée et en rose une modification du point de départ.



(b) Représentation des superpositions de 3 CSs correspondant à des modifications de modèles. En bleu, la courbe d'origine 4.3, en vert avec une modification en longueur et poids de la barre 1 et en orange une modification de l'inertie.



(c) Représentation des superpositions de 4 CSs correspondant à des modifications des fonctions de coûts. En bleu, la courbe d'origine 4.3, en vert couples et pouvoirs angulaires, en rose accélérations et en orange couples et accélérations.

FIGURE 4.7 – Représentation des CSs superposées en fonction des facteurs de modification.

Au même titre que les modifications de modèles ou de points de départ et d'arrivée, les fonctions de coûts ont un impact sur les CSs. La paire de fonctions de coûts la plus notable est celle utilisant l'accélération : cela oblige un des paramètres à être nul. En effet, lorsqu'un COD essaie de générer une trajectoire uniquement avec des accélérations, l'algorithme n'admet pas de convergence.

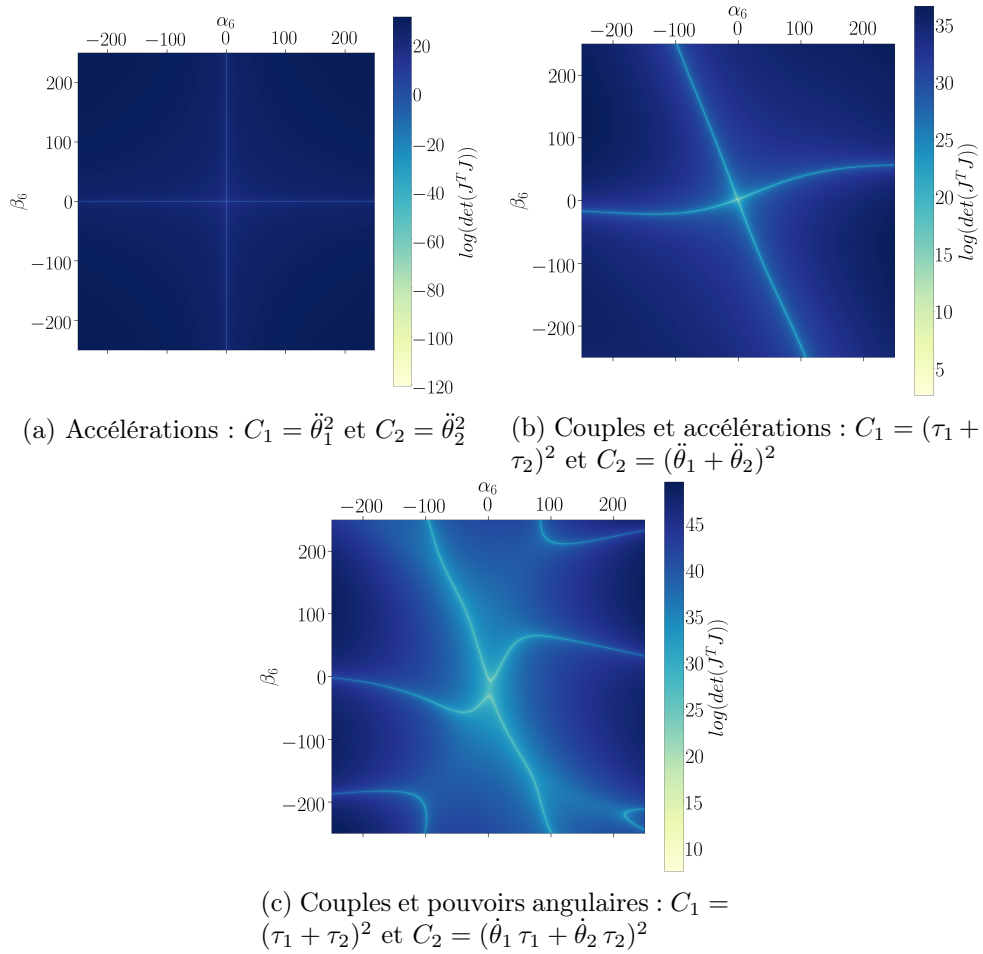


FIGURE 4.8 – Représentation des CSs liées à leurs fonctions de coûts

4.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons vu le mouvement optimal que l'on définit comme étant une trajectoire issue d'une optimisation. Nous présentons ensuite le Contrôle Optimal Direct en fonction de deux représentations, une représentation classique de trajectoire discrète et une simplification de la trajectoire par une courbe paramétrique (ici, polynomial). Cette simplification s'explique par la diminution du nombre de paramètres à considérer, d'autant plus que la modélisation polynomiale du mouvement humain est déjà utilisée pour filtrer les observations. Cette représentation des trajectoires fait partie de notre vision originale de la résolution du COI (COLOMBEL, DANEY et CHARPILLET, 2023).

Nous montrons ensuite, grâce aux conditions de Karush–Kuhn–Tucker, que les trajectoires optimales ont des propriétés spécifiques. Nous mettons notamment en évidence une matrice d'identification dont la singularité est une condition nécessaire à l'optimalité de la trajectoire étudiée. Après avoir présenté un exemple en simulation d'un bras 2 barres plan, nous utilisons la singularité de la matrice d'identification comme base pour présenter la notion de CS. Les CSs sont des courbes qui représentent, dans une certaine mesure, l'optimalité des trajectoires. Nous proposons de visualiser ces CSs avec notre exemple en simulation et une représentation paramétrique des trajectoires.

Le concept de CS est original et est présenté dans l'article (COLOMBEL, DANEY et CHARPILLET, 2023). Cet article met en avant une vision holistique du COI dont nous parlerons plus en détail au chapitre suivant 5.

Nous avons vu que le COD est donc une méthode très intéressante pour analyser le problème d'optimalité des trajectoires. Cependant, si nous souhaitons observer des trajectoires et comprendre comment elles ont été générées, il faut s'intéresser au Contrôle Optimal Inverse. Nous étudierons les différentes méthodes du COI appliquées au mouvement humain dans le chapitre suivant.

Chapitre 5

Contrôle Optimal Inverse pour l'analyse du Mouvement

Sommaire

5.1 Introduction	79
5.2 Différentes approches de résolution du Contrôle Optimal Inverse	81
5.2.1 Définition du Contrôle Optimal Inverse	81
5.2.2 État de l'art sur le Contrôle Optimal Inverse	81
5.3 Résolutions étudiées du Contrôle Optimal Inverse	83
5.3.1 Approximately Inverse Optimal Control	83
5.3.2 Contrôle Optimal Inverse Bilevel	86
5.3.3 Contrôle Optimal Inverse Onelevel	86
5.4 Cas non idéal : propriétés des résolutions	87
5.4.1 AIOC et propriétés de la matrice d'identification	88
5.4.2 COI Bilevel	92
5.4.3 COI Onelevel	92
5.4.4 Étude de la matrice d'identification sur trajectoires discrètes	92
5.5 Fiabilité et Projections du COI	99
5.5.1 Définition des Projections	100
5.5.2 Projections et COI sur trajectoires paramétriques	100
5.5.3 Proposition d'algorithme pour choix de fonctions de coût	104
5.6 Projected Inverse Optimal Control : limites et perspectives	108
5.6.1 Choix du degré du polynôme	108
5.6.2 Erreur sur les points de départs et d'arrivées	109
5.7 Conclusion	110

5.1 Introduction

Nous avons vu dans le chapitre précédent 4, que le Contrôle Optimal Direct (COD) était le problème permettant de générer des trajectoires optimales au regard d'un ensemble de fonctions de coût et contraintes. Le Contrôle Optimal Inverse (COI) est, comme son nom l'indique, le problème inverse de celui-ci : à partir d'une trajectoire, il cherche à retrouver comment elle a été générée en connaissant les fonctions de coût et contraintes.

Pour rappel, dans cette thèse nous souhaitons extraire des informations physiques et cognitives du Mouvement Biologique (MB) d'un individu. D'après le chapitre 2, ces informations sont observables, car elles influent la réalisation du mouvement, principalement en modifiant sa dynamique (TROJE, 2002b). La résolution du COI permettrait de comprendre comment le mouvement a été généré et d'interpréter l'état physique et cognitif du MB d'un individu. Pour cela, nous avons vu dans le chapitre 4 qu'il fallait faire l'hypothèse que le MB était un mouvement issu d'une optimisation, au regard d'un critère : un ensemble de fonctions de coût pondérées. Nous faisons également l'hypothèse (hyp. 4.2) que c'est en étudiant ce critère, et notamment l'évolution des pondérations, que nous serons en mesure de détecter l'état d'une personne.

Cependant appliquer le COI sur des données réelles n'est pas aussi simple. Un des challenges clés de l'analyse du mouvement humain par un COI vient de la difficulté à poser le problème et notamment à choisir les fonctions de coût associées au mouvement observé. Un autre problème concerne la nature du mouvement et de son observation. Nous avons vu dans le chapitre 3, que l'observation du mouvement humain était empreinte d'incertitudes, surtout dans le cadre d'une observation in situ.

Il nous semble donc important d'étudier l'effet d'un écart aux conditions idéales que requièrent les méthodes de résolution du COI. Nous proposons dans ce chapitre de répondre à la problématique 1.4 :

Dans quelle mesure la résolution du problème de Contrôle Optimal Inverse peut-elle être utilisée pour l'analyse du MB humain ?

Ce chapitre est un chapitre majeur de cette thèse en termes de contributions. Notamment, il propose une approche originale et holistique du problème de COI, nommée Projected Inverse Optimal Control (PIOC), soit Contrôle Optimal Inverse Projeté. Elle comprend plusieurs éléments :

- la paramétrisation des espaces de représentation des trajectoires, que nous introduisons dans le chapitre précédent 4.3.1.2 ;
- le découplage des conditions, permettant de mieux poser le problème et de donner des indices de fiabilité sur la solution ;
- le choix de la solution, basée sur le concept de Projections et apportant une meilleure compréhension des différentes méthodes de résolution du COI.

Dans la première section 5.2, nous définissons le problème du COI avant de faire un état de l'art sur les différentes méthodes de résolution de ce problème. Nous proposons ensuite de détailler trois de ces méthodes (5.3) : l'Approximately Inverse Optimal Control (AIOC), le COI Bilevel ainsi que le COI Onelevel. Ces premières sections ne font état que des cas idéaux de résolution : le problème est bien posé et les données sont parfaites. Dans la section suivante 5.4, nous abordons les cas non idéaux correspondant aux challenges évoqués précédemment. Nous détaillons les propriétés des différentes méthodes de résolution du COI pour comprendre comment éviter une mauvaise expression du problème et obtenir des indices sur l'existence et l'unicité de la solution. Ces indices font partie de notre approche et de ce qu'on appelle le découplage des conditions, pour mieux appréhender le problème du COI. Enfin, dans la dernière section 5.5, nous proposons une vision originale permettant de réunifier les différentes méthodes de résolution. Nous montrons qu'elles sont équivalentes à des projections sur des Courbes de Singularité (CSs) présentées au chapitre précédent 4.5. Cette approche s'appuyant sur des projections nous permet de proposer un algorithme simple et original de choix des fonctions de coût.

5.2 Différentes approches de résolution du Contrôle Optimal Inverse

5.2.1 Définition du Contrôle Optimal Inverse

Le Contrôle Optimal Inverse est défini comme le problème de l'identification des pondérations associées à des fonctions de coût à partir d'une trajectoire connue considérée comme optimale au regard de ces fonctions. Au même titre que pour le Contrôle Optimal Direct, les contraintes et fonctions de coût du problème sont connues. La formulation du COI repose sur plusieurs problématiques : le choix de la modélisation du système, le choix des fonctions de coût ainsi que la résolution du problème en lui-même.

La modélisation ainsi que les fonctions de coût dépendent des connaissances a priori du système étudié. En ce qui concerne la résolution, il existe de nombreuses méthodes différentes que nous verrons dans les sections suivantes.

5.2.2 État de l'art sur le Contrôle Optimal Inverse

Dans la littérature, le problème du Contrôle Optimal Inverse est régulièrement comparé avec celui de l'Apprentissage par Renforcement Inverse (ARI). Ces méthodes se correspondent sur plusieurs points, mais ne se formulent pas de la même manière et ne proposent pas les mêmes méthodes de résolution. Une étude très complète sur les similitudes et différences des deux approches est présentée dans (AB AZAR, SHAHMANSOORIAN et DAVOUDI, 2020). Une des principales différences entre ces approches vient de l'expression même du problème direct : l'ARI se base sur l'hypothèse d'un processus de décision de Markov et plutôt orienté données que modèle (ABBEEL et NG, 2004) alors que le COI se pose comme un problème de contrôle. D'après AB AZAR, SHAHMANSOORIAN et DAVOUDI (2020), les méthodes COI sont des méthodes dites classiques utilisées sur des systèmes de contrôle stables tandis que les méthodes ARI sont des méthodes modernes basées sur du Machine Learning.

Au sein même de la communauté de l'analyse du mouvement humain et du contrôle, la distinction entre COI et ARI est floue. Pour ne pas créer plus de confusion, nous ne parlerons dans cette thèse que des méthodes de résolution. Nous utiliserons le terme COI même si la méthode a été utilisée pour de l'ARI également.

Nous présenterons deux groupes de méthodes de résolution que nous avons principalement étudiée de la communauté de l'analyse du mouvement :

- COI Bilevel : ces méthodes utilisent deux "niveaux" de calcul (COD et distance à la trajectoire observée) qui bouclent jusqu'à converger vers le résultat : la trajectoire optimale la plus proche de celle observée (ALBRECHT, BASILI et al., 2012 ; MOMBAUR, TRUONG et LAUMOND, 2010) ;
- AIOC : ces méthodes utilisent les propriétés du problème d'optimisation directe pour estimer la solution au problème sans avoir à itérer pour converger vers un résultat (A. PANCHEA, 2015 ; PUYDUPIN-JAMIN, M. JOHNSON et BRETL, 2012).

Remarque : nous considérons dans cette thèse que les méthodes AIOC ne sont dites approchées que parce qu'elles se basent sur une résolution équivalente aux moindres carrés. Elles ne sont pas moins pertinentes à utiliser pour la résolution d'un problème de COI. Nous verrons d'ailleurs dans cette thèse une vision englobante qui réunifie ces deux méthodes (sec. 5.5).

Approximately Inverse Optimal Control Dans cette thèse, nous visons une analyse du mouvement humain qui est en mesure d'apporter une amélioration de l'Interaction Humain Robot (IHR). Nous recherchons donc une approche qui soit accessible en temps réel. Cependant, les méthodes dites *Bilevel* sont très lourdes en calcul comparé aux méthodes dites *approchées* (M. JOHNSON, AGHASADEGHI et BRETL, 2013).

Les méthodes Approchées se basent sur le principe d'optimalité du problème direct. Comme nous l'avons vu dans le chapitre précédent (Chap. 4.3.2.1), il est possible de le formuler avec les conditions Karush–Kuhn–Tucker (KKT) ou les équations de Lagrange. Ces conditions ont été utilisés de nombreuses fois dans la littérature (A. M. PANCHEA et RAMDANI, 2015; ENGLERT, VIEN et TOUSSAINT, 2017; PUYDUPIN-JAMIN, M. JOHNSON et BRETL, 2012; CARRENO-MEDRANO et al., 2019; LIN et al., 2016; AGHASADEGHI et BRETL, 2014). Dans sa thèse, Panchea (A. PANCHEA, 2015) travaille sur la résolution de l'AIOC à partir des "résidus" issus des conditions KKT. Minimiser les "résidus" revient à minimiser les conditions KKT pour retrouver les pondérations inconnues (A. M. PANCHEA et RAMDANI, 2015; PUYDUPIN-JAMIN, M. JOHNSON et BRETL, 2012; CARRENO-MEDRANO et al., 2019; LIN et al., 2016). Le principe de minimisation des "résidus" est également utilisé lorsque l'optimalité du problème est exprimée par les équations de Hamilton-Jacobi-Bellman (PAUWELS, HENRION et LASSERRE, 2014; MOLLOY, FORD et PEREZ, 2018; M. JOHNSON, AGHASADEGHI et BRETL, 2013).

Il existe d'autres méthodes de résolution que celle basée sur la minimisation directe des conditions KKT. ENGLERT, VIEN et TOUSSAINT (2017) proposent d'utiliser les conditions KKT comme base pour construire ce qu'ils nomment un "KKT inverse" permettant de résoudre le COI. Les travaux de JIN, KULIĆ, MOU et HIRCHE (2019) apportent une méthode centrée sur une "matrice de récupération", également construite à partir des conditions KKT. Cette matrice de récupération a l'ambition de pouvoir à la fois résoudre des problèmes avec des mesures incomplètes (JIN, KULIĆ, MOU et HIRCHE, 2019) et des mouvements consistants en plusieurs phases (un exemple est donné sur le mouvement de squat) (JIN, KULIĆ, LIN et al., 2019).

Contrôle Optimal Inverse Bilevel Contrairement à l'AIOC qui propose plusieurs méthodes de résolution, le COI Bilevel n'a que peu de variantes. Le Bilevel est une méthode d'optimisation à deux niveaux dont le niveau inférieur est une contrainte du niveau supérieur. Cette contrainte est un problème de COD qui génère une trajectoire optimale au regard du critère proposé, en faisant varier les pondérations recherchées (ALBRECHT, 2013). Le niveau supérieure cherche alors à minimiser l'écart entre la trajectoire observée et la trajectoire optimale du bas niveau.

Le COI Bilevel a été proposé par MOMBAUR, TRUONG et LAUMOND (2010) pour l'analyse du mouvement humain. Cette méthode a été appliqué aux mouvements du bras (ALBRECHT, ULBRICH et LEIBOLD, 2012; BERRET, CHIOVETTO, NORI et POZZO, 2011; OGUZ, ZHOU, GLASAUER et WOLLHERR, 2018), à la marche (CLEVER, MALIN SCHEMSCHAT, FELIS et MOMBAUR, 2016; CLEVER et MOMBAUR, 2016; NGUYEN, R. T. JOHNSON, SUP et UMBERGER, 2019), et à la course (MOMBAUR, OLIVIER et CRÉTUAL, 2013).

REBULA, SCHAAL, FINLEY et RIGHETTI (2019) proposent un COI proche du Bilevel consistant en un ensemble de minimisations successives permettant de converger vers un résultat. Contrairement au Bilevel, il n'y a pas de niveau inférieur ou supérieur, il y a une boucle de rétroaction.

Également proche du Bilevel, une méthode dite Onelevel a été proposée par HATZ, SCHLÖDER et BOCK (2012). Les auteurs présentent deux approches pour le COI Onelevel : la première basée sur le principe maximum de Pontryagin et la seconde sur les conditions KKT. Cette méthode est plus efficiente que le Bilevel et a été utilisée sur l'analyse de la marche (CLEVER et MOMBAUR, 2017 ; HATZ, 2014).

5.3 Résolutions étudiées du Contrôle Optimal Inverse

Comme nous avons pu voir dans l'état de l'art, il existe plusieurs méthodes pour résoudre le problème du COI. Malgré les différences mathématiques dans les approches, ces méthodes de résolution amènent au même résultat dans un *cas idéal*.

Définition 5.1 Cas idéal

Nous appelons *cas idéal*, le cas de résolution parfait. La trajectoire étudiée est optimale au regard d'un critère et elle est complète et non bruitée. Le problème est bien posé : le critère, i.e. les fonctions de coût, les contraintes et la modélisation sont connus.

Dans cette section, nous détaillons trois méthodes de résolution : l'AIOC, le COI Bilevel et le COI Onelevel.

5.3.1 Approximately Inverse Optimal Control

Comme évoqué dans la section précédente (5.2.2), les méthodes de l'AIOC utilisent les propriétés du problème d'optimisation directe pour estimer la solution au problème inverse sans avoir à itérer pour obtenir un résultat. Nous avons vu qu'il existait différentes manières de définir les propriétés du COD comme, par exemple, les équations de Hamilton-Jacobi-Bellman (PAUWELS, HENRION et LASSERRE, 2014) ou celles de KKT (A. M. PANCHEA et RAMDANI, 2015). Nous ne détaillerons que la méthode KKT dans cette thèse.

5.3.1.1 AIOC et conditions KKT

Dans le chapitre précédent, nous avons vu que les conditions KKT permettaient d'exprimer un certain nombre de propriétés du COD 4.3.2.1. Il s'avère que ces conditions permettent également de résoudre le problème de l'AIOC.

Pour rappel, l'objectif du COI est de trouver les pondérations ω associées aux fonctions de coût à partir d'une trajectoire considérée optimale $\mathbf{s}^*$. Pour cela, il faut choisir au mieux la base des fonctions des coûts C_k pour $k = 1, \dots, n_c$ et modéliser le système à travers des contraintes d'égalités f_i pour $i = 1, \dots, n_f$ et d'inégalités f_j pour $j = 1, \dots, n_h$.

Au même titre que dans le chapitre précédent, pour résoudre un problème de COI, il faut considérer la trajectoire observée comme optimale. A noter que dans un cadre non idéal, la trajectoire observée a peu de chance d'être optimale, nous discuterons de ce cas à la section suivante 5.4.

Pour estimer l'optimalité d'une trajectoire, nous pouvons reprendre les conditions KKT vues dans le chapitre précédent 4.10.

$$\begin{aligned}
 \sum_{k=1}^{n_c} \omega_k \frac{\partial C_k}{\partial \mathbf{s}}(\mathbf{s}^*) + \sum_{i=1}^{n_f} \lambda_i \frac{\partial f_i}{\partial \mathbf{s}}(\mathbf{s}^*) + \sum_{j=1}^{n_h} \nu_j \frac{\partial h_j}{\partial \mathbf{s}}(\mathbf{s}^*) &= \mathbf{0} \quad \text{stationnaire} \\
 f_i(\mathbf{s}^*) &= 0, \quad i = 1, \dots, n_f \quad \text{faisabilité primaire} \\
 h_j(\mathbf{s}^*) &\leq 0, \quad j = 1, \dots, n_h \\
 \nu_j &\geq 0, \quad j = 1, \dots, n_h \quad \text{faisabilité duale} \\
 \nu_j h_j(\mathbf{s}^*) &= 0, \quad j = 1, \dots, n_h \quad \text{relâchement complémentaire}
 \end{aligned} \tag{5.1}$$

5.3.1.2 Résolutions classiques de l'AIOC

Classiquement, la résolution du système d'équations donné par les conditions KKT (eq. 5.1) est transformée en un problème de minimisation sous contrainte de ce qui est appelé "résidu". On notera $r_s(\boldsymbol{\omega}, \boldsymbol{\lambda}, \mathbf{s}) = \mathbf{J}(\mathbf{s}) [\boldsymbol{\omega}, \boldsymbol{\lambda}, \boldsymbol{\nu}]^T$ le résidu stationnaire associé à la condition stationnaire.

Il faut savoir que les conditions KKT concernant les contraintes d'inégalités peuvent se réécrire de manière plus compacte (A. PANCHEA, 2015). En effet, les trois conditions sont :

$$\begin{aligned}
 h_j(\mathbf{s}^*) &\leq 0, \quad j = 1, \dots, n_h \\
 \nu_j &\geq 0, \quad j = 1, \dots, n_h \\
 \nu_j h_j(\mathbf{s}^*) &= 0, \quad j = 1, \dots, n_h
 \end{aligned} \tag{5.2}$$

Pour tout $j = 1, \dots, n_h$, si $\nu_j > 0$ alors $h_j(\mathbf{s}^*) = 0$ et si $h_j(\mathbf{s}^*) < 0$ alors $\nu_j = 0$. Ces trois conditions peuvent alors s'exprimer en une seule :

$$\nu_j h_j(\mathbf{s}^*) = 0, j = 1, \dots, n_h \tag{5.3}$$

Ces conditions sont alors utilisées comme résidus complémentaires $r_{c,j} = \nu_j h_j(\mathbf{s}^*)$, $j = 1, \dots, n_h$.

Le but de la méthode des résidus est de trouver $(\boldsymbol{\omega}, \boldsymbol{\lambda}, \boldsymbol{\nu})$ en minimisant la norme au carré de l'ensemble des résidus, tel que :

$$\begin{aligned}
 \min_{\boldsymbol{\omega}, \boldsymbol{\lambda}, \boldsymbol{\nu}} \quad & \|r_s(\boldsymbol{\omega}, \boldsymbol{\lambda}, \boldsymbol{\nu}, \mathbf{s})\|^2 + \sum_{j=1}^{n_h} \|r_{c,j}(\boldsymbol{\omega}, \boldsymbol{\lambda}, \boldsymbol{\nu}, \mathbf{s})\|^2 \\
 \text{tel que} \quad & \nu_j \geq 0, j = 1, \dots, n_h \\
 & \omega_k \geq 0, k = 1, \dots, n_c.
 \end{aligned}$$

La contrainte supplémentaire ($\omega_k \geq 0$) assure la convexité du critère utilisé dans le COD (section 4.3). Il existe plusieurs méthodes pour résoudre ce problème, comme la factorisation de Cholesky, la factorisation QR, la Singular Value Decomposition (SVD) et la méthode des moindres carrés (PUYDUPIN-JAMIN, M. JOHNSON et BRETL, 2012).

Cependant cette formulation masque certains problèmes. Le problème majeur provient du fait de *minimiser* les résidus. Ce n'est pas parce que les résidus sont minimaux que la solution trouvée est satisfaisante. Le *cas idéal* demande que ceux-ci soient nuls. Il est donc important de questionner la fiabilité d'une solution quand les conditions ne sont pas idéales, i.e. dans un cadre applicatif réel. Nous aborderons plus amplement ces questions dans les sections suivantes 5.4-5.5.

5.3.1.3 Résolution par matrice d'identification

Contrairement à la méthode des résidus (sec. 5.3.1.2), nous préférons aborder la résolution du problème à partir des équations KKT et de la matrice d'identification (eq. 4.12) (COLOMBEL, DANEY et CHARPILLET, 2022). Cette approche permet de caractériser la trajectoire observée en fonction des choix de modélisation et fonctions de coût.

Nous avons vu dans le chapitre précédent 4.3.2.2, que la matrice d'identification $\mathbf{J}$ doit être singulière pour admettre une solution au problème $\mathbf{J} \mathbf{z} = \mathbf{0}$. Si $\mathbf{J}$ est singulière, $\mathbf{z}$ est un vecteur du noyau de $\mathbf{J}$.

Ainsi, $\mathbf{z}$ peut facilement être obtenu à partir d'une SVD de $\mathbf{J}$ de sorte que $\mathbf{U} \mathbf{S} \mathbf{V}^T = \mathbf{J}$. $\sigma_1, \dots, \sigma_L$ sont les valeurs singulières décroissantes, données par la diagonale de $\mathbf{S}$, et $V_1, \dots, V_L$ sont les vecteurs singuliers à droite associés à $\sigma_1, \dots, \sigma_L$ avec $\mathbf{V}^T = [V_1^T, \dots, V_L^T]^T$. Enfin $\mathbf{U}$, comme $\mathbf{V}$ sont des matrices orthogonales.

Alors, si la chute de rang de $\mathbf{J}$ est égale à 1 (i.e. $\sigma_L = 0$, la matrice est singulière), la solution pour $\mathbf{z}$ est V_L .

Si $\mathbf{z} = V_L$ alors

$$\underbrace{\mathbf{U} \mathbf{S} \mathbf{V}^T}_{\mathbf{J}} \mathbf{z} = \mathbf{U} \mathbf{S} \begin{pmatrix} V_1^T V_L \\ \vdots \\ V_L^T V_L \end{pmatrix} = \mathbf{U} \begin{pmatrix} 0 \\ \vdots \\ 0 \\ \sigma_L \end{pmatrix}$$

(5.4)

et $\|\mathbf{J} \mathbf{z}\|^2 = \sigma_L$

Notons que la renormalisation de $\mathbf{z} = V_L$ est nécessaire pour déterminer $\boldsymbol{\omega}$, qui ne correspond qu'aux n_c premiers éléments de $\mathbf{z}$. On a alors : $\boldsymbol{\omega} = (V_{L1}, \dots, V_{Ln_c})^T / \|(V_{L1}, \dots, V_{Ln_c})^T\|^2$.

Il est important de comprendre que le vecteur de pondération $\boldsymbol{\omega}$ (que nous cherchons) est valide à un réel près. La figure 5.1 montre l'exemple d'un vecteur $\boldsymbol{\omega}$ de dimension 2. Tous les couples ω_1, ω_2 sur la ligne sont solutions du COI. La norme 2 représente l'intersection entre la droite et le cercle. Nous suggérons d'utiliser celle-ci.

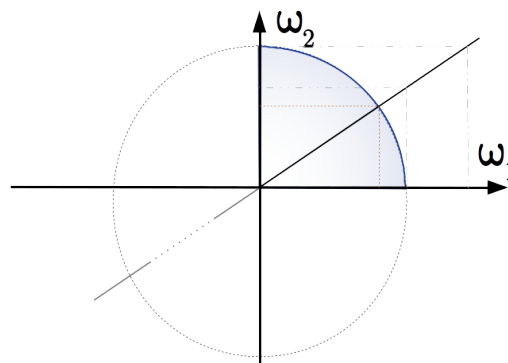


FIGURE 5.1 – Représentation des solutions possibles de $\boldsymbol{\omega} = [\omega_1, \omega_2]$. La normalisation correspondant à la norme 2 est restreinte à un cercle de rayon 1. Elle correspond ici à l'intersection entre la droite et le cercle.

Si plus d'une valeur singulière est égale à zéro, toute combinaison linéaire de vecteurs singuliers associés à ces valeurs singulières nulles est solution de $\mathbf{z}$ pour l'équation 4.12. Cependant, l'interprétation mathématique de ce cas est problématique et sera discutée dans la section 5.4.1.1.

Remarque : contrairement à la méthode des résidus, les conditions associées aux contraintes ne sont pas exploitées dans cette méthode. Nous expliquerons pourquoi nous faisons le choix de ne pas tenir compte de ces contraintes dans la résolution de l'AIOC dans la section suivante 5.4.1.

5.3.2 Contrôle Optimal Inverse Bilevel

Le COI en Bilevel utilise une toute autre méthode de résolution que l'AIOC. Cette méthode résout le problème du COI avec une optimisation sur deux niveaux (ALBRECHT, 2013). Le bas niveau effectue un COD générant $\mathbf{s}^*$ tandis que le haut niveau consiste à minimiser la distance entre la trajectoire obtenue au bas niveau et la trajectoire mesurée $\mathbf{s}_M$. Ainsi, le COI se résout en prenant la trajectoire la plus proche d'une trajectoire optimale correspondant aux contraintes du problème.

Le COI Bilevel s'écrit donc comme suit :

$$\begin{aligned}
 \min_{\omega} \quad & \|\mathbf{s}^* - \mathbf{s}_M\|^2 \\
 \text{tel que } \mathbf{s}^* = & \arg \min \sum_{k=1}^{n_c} \omega_k \sum_{t=1}^{n_s n_t} C_k(\mathbf{x}_t) \\
 \text{tel que } & f_{1,\dots,n_f}(\mathbf{s}) = 0 \\
 & h_{1,\dots,n_h}(\mathbf{s}) \leq 0
 \end{aligned} \tag{5.5}$$

avec pour rappel, n_t le nombre de frame observé et n_s la dimension du vecteur $\mathbf{x}_t$, composant la trajectoire $\mathbf{s}$.

Le principal inconvénient de ce type de résolution est le temps de calcul, étant donné la double boucle d'optimisation.

Il est important de comprendre que les méthodes d'AIOC et de COI Bilevel résolvent différemment le problème du COI. La première consiste à exploiter les conditions d'optimalité du système pour résoudre l'inverse. La seconde consiste à trouver la trajectoire optimale la plus proche de celle observée.

5.3.3 Contrôle Optimal Inverse Onelevel

Basée sur le même principe que le Bilevel, la méthode dite "Onelevel" cherche également à minimiser l'écart entre la trajectoire recherchée et une trajectoire optimale. Cependant, plutôt que d'effectuer un "bas niveau" d'optimisation pour trouver une trajectoire optimale, cette méthode utilise des contraintes d'optimalité.

D'après HATZ, SCHLÖDER et BOCK (2012), le COI Onelevel KKT s'écrit ainsi :

$$\begin{aligned}
 & \min_{\boldsymbol{\omega}} \quad \|\mathbf{s}^* - \mathbf{s}_M\|^2 \\
 & \text{tel que} \quad \sum_{k=1}^{n_c} \omega_k \frac{\partial C_k}{\partial \mathbf{s}}(\mathbf{s}^*) + \sum_{i=1}^{n_f} \lambda_i \frac{\partial f_i}{\partial \mathbf{s}}(\mathbf{s}^*) + \sum_{j=1}^{n_h} \nu_j \frac{\partial h_j}{\partial \mathbf{s}}(\mathbf{s}^*) = \mathbf{0} \\
 & \quad f_i(\mathbf{s}^*) = 0, \quad i = 1, \dots, n_f \\
 & \quad h_j(\mathbf{s}^*) \leq 0, \quad j = 1, \dots, n_h \\
 & \quad \nu_j \geq 0, \quad j = 1, \dots, n_h \\
 & \quad \nu_j h_j(\mathbf{s}^*) = 0, \quad j = 1, \dots, n_h \\
 & \quad \omega_k \geq 0, \quad k = 1, \dots, n_c \\
 & \quad \sum_{k=1}^{n_c} \omega_k - 1 = 0, \quad k = 1, \dots, n_c
 \end{aligned} \tag{5.6}$$

Pour HATZ, SCHLÖDER et BOCK (2012), $\boldsymbol{\omega}$ est contraint à être un vecteur de norme 1. Cependant, comme évoqué plus haut 5.3.1.3, tout multiple de $\boldsymbol{\omega}$ est solution, choisir une norme permet d'en fixer une.

Onelevel et CSs Dans le chapitre précédent (sec. 4.5), nous avons vu les CSs et leurs liens avec les propriétés du COD. Les CSs sont l'illustration de la condition nécessaire sur l'optimalité d'une trajectoire. Nous utilisons ce même principe dans notre résolution de l'AIOC 5.3.1. Étant donné que le COI Onelevel reprend les équations KKT, nous proposons de réécrire le COI Onelevel en prenant en compte uniquement la contrainte primaire, de singularité (illustrée par les CSs). Ainsi, nous voyons le COI Onelevel comme une méthode hybride entre le COI Bilevel et l'AIOC : l'optimisation identique au haut niveau du COI Bilevel et les contraintes remplacées par les propriétés de la matrice d'identification de l'AIOC.

Le Onelevel devient alors :

$$\begin{aligned}
 \mathbf{s}^* &= \arg \min_{\mathbf{s}} \quad \|\mathbf{s} - \mathbf{s}_M\|^2 \\
 &\text{s.t. } \det(\mathbf{J}(\mathbf{s})^T \mathbf{J}(\mathbf{s})) = 0
 \end{aligned} \tag{5.7}$$

avec $\mathbf{J} = [\mathbf{J}_\omega, \mathbf{J}_\lambda, \mathbf{J}_\nu]$.

Attention, il faut comprendre que cet algorithme permet de récupérer une trajectoire singulière et non pas les pondérations $\boldsymbol{\omega}$, comme spécifié dans le problème du COI. Pour obtenir le $\boldsymbol{\omega}$ désiré, il suffit alors d'utiliser la trajectoire obtenue $\mathbf{s}^*$ dans un AIOC pour récupérer les pondérations (cf. 5.3.1.3).

Remarque : au même titre que pour la résolution de l'AIOC 5.3.1.3, nous faisons le choix de ne pas ajouter de contraintes autre que celle du déterminant, malgré les contraintes supplémentaires proposées par les conditions KKT. Nous détaillerons les raisons de ce choix dans la section suivante 5.4.1.

5.4 Cas non idéal : propriétés des résolutions

Dans la section précédente, nous avons présenté trois méthodes de résolution du COI. Dans le *cas idéal*, i.e. le cas d'étude parfait d'une trajectoire optimale, ces trois méthodes donneraient des résultats similaires. Cependant, dans le cadre de l'analyse du mouvement humain, les conditions d'application de ces méthodes ne sont jamais idéales.

C'est dans ce cadre précis que s'inscrit notre approche PIOC.

Dans cette section, nous détaillerons les propriétés des différentes méthodes de résolution du COI pour comprendre comment éviter une mauvaise expression du problème et obtenir des indices sur l'existence et l'unicité de la solution.

A noter que dans cette section, tout ce qui est présenté est valable dans le cadre de trajectoires discrètes, mais également paramétriques.

5.4.1 AIOC et propriétés de la matrice d'identification

Comme détaillé dans la section précédente, que nous proposons d'utiliser la matrice d'identification $\mathbf{J}$ pour la résolution de l'AIOC 5.3.1.3, plutôt que la résolution basée sur les résidus 5.3.1.2.

Mathématiquement parlant, une des principales différences entre ces deux méthodes vient de la prise en compte ou non de contraintes supplémentaires lors de la résolution. Nous suggérons de ne pas utiliser de contraintes supplémentaires, notamment une contrainte sur la positivité de ω , afin d'utiliser ces contraintes comme vérification des résultats obtenus.

Comme évoqué précédemment, il est pertinent de pouvoir détecter les limites d'application d'une méthode de résolution du problème du COI.

Ainsi, nous proposons d'étudier la matrice d'identification ainsi que le résultat obtenu comme indices de fiabilité de la solution vis à vis de la formulation du problème de COI donné. Cette méthodologie fait partie de notre approche PIOC du COI (COLOMBEL, DANNEY et CHARPILLET, 2023). Elle consiste à découpler les conditions de résolutions du COI en trois sous-conditions :

- condition d'Identifiabilité,
- condition de Singularité,
- condition de Faisabilité.

Ces trois conditions sont détaillées dans l'article (COLOMBEL, DANNEY et CHARPILLET, 2022).

La figure 5.2 résume les différentes étapes d'analyse et de résolution de l'AIOC.

5.4.1.1 Identifiabilité des paramètres ω , λ et ν

Nous avons vu dans le chapitre précédent que la singularité de la matrice était directement liée à l'existence d'une solution (sec. 4.3.2.2). Mais le rang de la matrice et de ses sous-matrices donne également des informations sur le problème et notamment si le problème est mal posé.

L'identifiabilité des paramètres est étudiée sur les sous-matrices $(\mathbf{J}_\omega, \mathbf{J}_\lambda, \mathbf{J}_\nu)$. Réécrivons l'équation 4.12 de manière à ce que le paramètre ω soit isolé :

$$\underbrace{[\mathbf{J}_\omega, \mathbf{J}_\lambda, \mathbf{J}_\nu]}_{\mathbf{J}} \underbrace{\begin{pmatrix} \omega \\ \lambda \\ \nu \end{pmatrix}}_{\mathbf{z}} = \mathbf{0}$$

$$\equiv \mathbf{J}_\omega \omega = -[\mathbf{J}_\lambda, \mathbf{J}_\nu] \begin{pmatrix} \lambda \\ \nu \end{pmatrix} \quad (5.8)$$

$$\equiv \mathbf{J}_\lambda \lambda = -[\mathbf{J}_\omega, \mathbf{J}_\nu] \begin{pmatrix} \omega \\ \nu \end{pmatrix} \quad (5.9)$$

$$\equiv \mathbf{J}_\nu \nu = -[\mathbf{J}_\omega, \mathbf{J}_\lambda] \begin{pmatrix} \omega \\ \lambda \end{pmatrix} \quad (5.10)$$

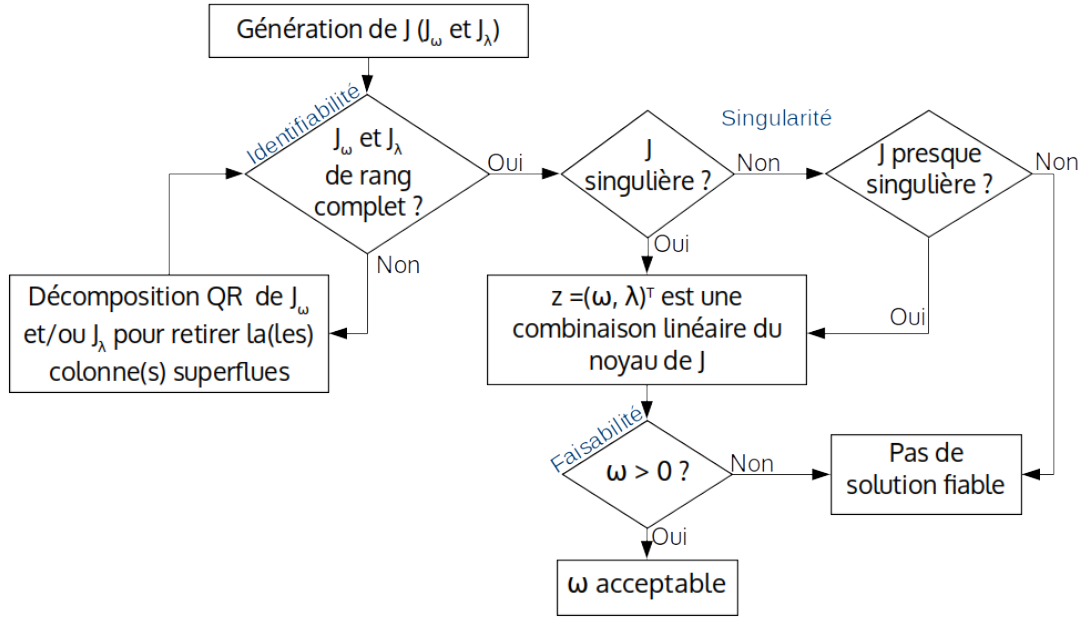


FIGURE 5.2 – Logigramme de la méthodologie de vérification de la fiabilité du COI proposée, comprenant les trois conditions : identifiabilité, singularité et faisabilité.

Ces équations sont toutes de la forme $Ax = b$, or si b n'est pas le vecteur nul, le vecteur x n'est identifiable que dans certaines conditions (LLIBRE, 2008) :

- Si A est bien déterminée (matrice carrée) ou surdéterminée (plus d'équations que d'inconnues, équivalent à plus de lignes que de colonnes), alors il existe une solution si A est de rang plein ;
- Si A est sous-déterminée (plus d'inconnues que d'équations), il existe une infinité de solutions.

Supposons que notre problème soit correctement posé et que la matrice d'identification $\mathbf{J}$ est bien ou surdéterminée, alors toutes les sous-matrices associées aux paramètres sont surdéterminées. Il n'est donc possible d'identifier les paramètres ω (resp. λ , ν) que si le rang de la matrice $\mathbf{J}_\omega$ (resp. $\mathbf{J}_\lambda$, $\mathbf{J}_\nu$) est égal à $\dim \omega$ (resp. $\dim \lambda$, $\dim \nu$), et donc que les sous-matrices associées sont de rang plein. Ce cas est classique dans l'identification des paramètres et doit être vérifié.

Si une sous-matrice n'est pas de rang plein, il faut alors vérifier les dépendances entre ses différentes équations. Cela peut être fait par une décomposition QR de la sous-matrice correspondante ($\mathbf{J}_\omega$, $\mathbf{J}_\lambda$ ou $\mathbf{J}_\nu$) pour détecter et calculer les dépendances entre les composantes de ω (ou λ , ν). Cette décomposition permet de mettre en avant les colonnes, et donc les équations, des matrices étant linéairement liées les unes aux autres. L'algorithme de décomposition QR est proposé dans l'annexe A de (BESNARD et KHALIL, 2001).

Soit $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{l \times c}$ une matrice surdéterminée ($l \gg c$) de rang r . Si $r < c$, il existe $c - r$ colonnes dépendantes. Si on fait une décomposition QR de la matrice $\mathbf{A}$, on obtient :

$$\mathbf{Q}^T \mathbf{A} = \begin{bmatrix} \mathbf{R} \\ \mathbf{O} \end{bmatrix} \quad (5.11)$$

avec $\mathbf{Q} \in \mathbb{R}^{l \times l}$ une matrice orthogonale, $\mathbf{R} \in \mathbb{R}^{c \times c}$ une matrice triangulaire supérieure et $\mathbf{0} \in \mathbb{R}^{l-c \times c}$ une matrice nulle. Les colonnes dépendantes correspondantes aux paramètres non identifiables correspondent aux colonnes dont la valeur sur la diagonale de $\mathbf{R}$ est zéro. On peut alors supprimer ces colonnes du problème, de sorte que le nombre de colonnes soit égal au rang.

Dans le cas d'une chute de rang de $\mathbf{J}_\omega$, ce phénomène peut avoir plusieurs origines. Un premier cas peut s'expliquer par les fonctions de coût C_k qui sont linéairement dépendantes, générant une information redondante sur le coût des trajectoires. Cette dépendance peut être formelle, due à une mauvaise définition ou sélection de la base C ou ponctuellement numérique pour une trajectoire particulière $\mathbf{s}$ (par exemple, une trajectoire constante avec une accélération égale à zéro avec des fonctions de coût d'accélération et de jerk). Un autre cas peut se produire si une base n'est pas dépendante des paramètres de la trajectoire. L'identifiabilité faible est un cas complexe qui apparaît lorsqu'une (ou plusieurs) des fonctions de coût de C n'est pas assez excitée par la trajectoire évaluée. Dans ces conditions, la valeur de la plus petite valeur singulière de $\mathbf{J}_\omega$ est faible, mais pas nulle. Dans ce cas, un critère de sélection, souvent associé à une normalisation de la matrice $\mathbf{J}_\omega$, est nécessaire pour exclure correctement la ou les fonctions. Certaines stratégies peuvent être implémentées comme pour un problème de calibration (GAYRAL et DANEY, 2014).

La chute de rang de $\mathbf{J}_\lambda$ (resp. $\mathbf{J}_\nu$) est lié à une mauvaise paramétrisation décrite par f (resp. h), c'est-à-dire que le nombre de contraintes n'est pas minimal pour représenter l'ensemble des trajectoires. Cela signifie que la dimension de λ (resp. ν) est trop grande et que le nombre de contraintes doit être réduit pour atteindre la taille $\text{rank}(\mathbf{J}_\lambda) = n_f$ (resp. $\text{rank}(\mathbf{J}_\nu) = n_h$).

Dans les deux cas, l'identifiabilité totale de ω , λ et ν doit être vérifiée avant de traiter la résolution du COI. Pour cela, les sous-matrices $\mathbf{J}_\omega$, $\mathbf{J}_\lambda$, $\mathbf{J}_\nu$ doivent être de rang plein. Cela permet d'éviter une trop grande chute de rang de la matrice $\mathbf{J}$ dû à un problème d'identifiabilité des paramètres.

Attention, dans le cadre paramétrique, il est possible qu'il n'y ait pas de sous-matrice associée à des paramètres, comme dans l'exemple proposé dans ce manuscrit (voir la matrice d'identification à l'éq. 4.19). Dans ce cas, il n'est pas nécessaire de vérifier la condition d'identifiabilité des paramètres sur les sous-matrices.

5.4.1.2 Condition de Singularité

$\mathbf{J}$ est (presque) singulière En raison des incertitudes liées à l'observation de la trajectoire en conditions réelles, il est difficile de déterminer si la matrice $\mathbf{J}$ est singulière ou non. Par conséquent, nous proposons un critère de décision qui est l'une des contributions de cette thèse. La quantification des valeurs singulières est problématique, car le zéro numérique dépend de la précision relative en virgule flottante et de la taille des matrices. De plus, nous devons intégrer la tolérance admise entre la trajectoire observée et la trajectoire reconstruite à partir du résultat du COI (ω_k). Cependant, cette approche est incompatible avec les exigences du calcul en temps réel.

Dans le chapitre précédent, nous avons admis que la singularité d'une matrice pouvait se détecter sur le déterminant de la transposée de la matrice multiplié à la matrice ($\det(\mathbf{J}(\mathbf{s})^T \mathbf{J}(\mathbf{s}))$). Or si un doute existe quant à la singularité de la matrice dans le cas où le déterminant n'est pas tout à fait nul, il est intéressant de vérifier le rang des matrices. Pour cela, nous proposons d'évaluer la chute entre les valeurs singulières de la matrice $\mathbf{J}$ comme un bon critère pour interpréter le problème et les résultats. Un algorithme simple est utilisé pour

détecter la chute entre les valeurs singulières. Tout d'abord, l'ensemble des valeurs singulières est calculé successivement (σ_{k-1}/σ_k pour $k=1..L$). Ensuite, l'écart le plus grand donne la chute de rang : si c'est la k ème, la chute est de $L - k$.

De plus, la normalisation des matrices permet d'amplifier l'écart entre les valeurs singulières clarifiant le critère sur le rang. Dans ces conditions, si une chute des valeurs singulières est détectée, nous considérons que la matrice est singulière. Attention, cela n'est pas le cas si l'écart le plus grand correspond aux premières valeurs singulières, à ce moment-là, nous considérons la matrice comme non singulière.

Comme nous l'avons vu précédemment (sec. 5.3.1.3), la solution est dans le noyau de $\mathbf{J}$:

- Si la chute de rang est égale à 1, la solution de $\mathbf{z}$ est le vecteur singulier inférieur droit $\mathbf{V}_L$. On déduit ensuite les poids ω_k .
- Si cette chute est supérieure à 1 et que l'identifiabilité de ω , λ et ν a été vérifiée ($\mathbf{J}_\omega$, $\mathbf{J}_\lambda$ et $\mathbf{J}_\nu$ sont de rang plein), toute combinaison linéaire des vecteurs singuliers associés aux valeurs singulières considérées comme nulles est une solution pour $\mathbf{z}$. Ainsi, le problème du COI aurait des solutions multiples avec une dimension égale à la chute du rang. Nous pensons que ce cas est dû à l'approximation du rang dans des conditions spécifiques et que seule la valeur singulière nulle inférieure est significative. Un exemple sera donné dans la section, 5.4.4 mais la question reste ouverte.

Rang plein de $\mathbf{J}$ Dans ce cas, l'équation 4.10 n'admet pas de solution (à part la solution triviale $\mathbf{z} = \mathbf{0}$). La trajectoire testée n'est pas optimale en ce qui concerne $C(\mathbf{s})$ quel que soit le choix de ω . Dans ce cas, nous préférons ne pas fournir de solution au problème du COI car sa fiabilité est douteuse.

5.4.1.3 Condition de Faisabilité

Comme précisé en amont, nous faisons le choix de ne pas utiliser les contraintes de faisabilité dans la résolution du problème. Nous proposons plutôt de les utiliser comme vérification du résultat.

Contrainte de positivité de ω La positivité de ω vient de la nécessité du COD d'être convexe. Cette contrainte est donc utilisée pour la résolution du COI afin de contraindre l'espace des solutions. Nous proposons d'utiliser cette information comme indice de fiabilité de la solution. Ainsi, nous acceptons ω comme solution si et seulement si leurs valeurs sont positives afin de certifier que le critère $C(\mathbf{s})$ est convexe ; sinon il est préférable ne pas fournir de solution.

Contraintes d'égalités ou d'inégalités Nous avons vu dans les conditions KKT que les conditions associées aux contraintes d'égalité et d'inégalité sont vues comme des contraintes de faisabilité. Dans le cadre de données bruitées, il est difficile de savoir si la violation d'une contrainte est due à la non-faisabilité du problème ou plutôt au bruit présent. Nous faisons l'hypothèse que la violation des contraintes d'égalité ou d'inégalité est peu importante dans le cadre de la résolution du COI. Au contraire, nous pensons que maintenir ces contraintes, au même titre que la positivité de ω conduirait à une solution biaisée. Nos résultats présentés 5.4.4 vont dans ce sens.

5.4.2 COI Bilevel

Pour le COI Bilevel, le seul indice de fiabilité correspond à la distance entre la trajectoire de départ et la trajectoire optimale dont on récupère les pondérations. C'est l'algorithme d'optimisation qui renvoie cette distance. Cela permet d'avoir un bon indice de l'écart à la trajectoire optimale la plus proche. Cependant, il est à noter qu'il est difficile de donner un seuil d'erreur à partir duquel on considère que la trajectoire optimale récupérée est trop éloignée de celle mesurée.

5.4.3 COI Onelevel

Comme le COI Onelevel correspond, selon nous, à une méthode hybride du COI Bilevel et de l'AIOC, il est en mesure d'utiliser les indices de fiabilités des deux méthodes. D'un côté, la distance entre la trajectoire mesurée et celle obtenue, d'un autre en étudiant l'optimalité réelle de la trajectoire obtenue à travers les propriétés de la matrice d'identification.

Contrairement à la méthode du Bilevel, la trajectoire obtenue par le COI Onelevel avant de déterminer les ω , peut ne pas être optimale vis-à-vis d'un COD puisque seul le déterminant est pris en compte. Il est alors important de vérifier l'identifiabilité des paramètres et la fiabilité de la solution trouvée (càd la positivité de ω).

5.4.4 Étude de la matrice d'identification sur trajectoires discrètes

5.4.4.1 Mise en simulation et expérimentation

Notre objectif avec cette expérimentation est de mettre en avant les propriétés de la matrice d'identification et du COI ainsi que les difficultés rencontrées dans sa mise en oeuvre. Cette expérimentation ainsi que ces résultats sont publiés (COLOMBEL, DANAY et CHARPILLET, 2022). Nous évoquerons deux difficultés majeures dans l'utilisation du COI : le choix des fonctions de coût ainsi que l'effet du bruit de mesure. Pour cela, nous nous baserons sur l'étude de fiabilité proposée par la matrice d'identification 5.4.1.

Nous utilisons un modèle de bras 2 barres 4.4 avec $m_1 = 1, m_2 = 1.5\text{kg}$ les masses, $l_1 = 1, l_2 = 1.2\text{m}$ les longueurs, $r_1 = 0.5, r_2 = 0.6\text{m}$ la distance entre le centre de l'articulation et le centre de masse et $I_1 = 0.5, I_2 = 0.7\text{kgm}^2$ les inerties.

Les fonctions de coût des 10 trajectoires de simulation sont présentées avec leur pondération dans le tableau 5.1 avec $C_k = \left\{ \tau_1^2, \tau_2^2, \ddot{\theta}_1^2, \ddot{\theta}_2^2, \ddot{\theta}_1^2, \ddot{\theta}_2^2, (\dot{\theta}_1 \tau_1)^2, (\dot{\theta}_2 \tau_2)^2 \right\}$. Elles sont également représentées dans la figure 5.3. Ces pondérations ont été choisies empiriquement pour représenter différents types de trajectoires et comportements.

Les contraintes d'égalités f sont définies par :

$$\mathbf{f}(\mathbf{s}) \begin{cases} \mathbf{s}_1 - \mathbf{s}_{start} \\ \mathbf{s}_{n_t} - \mathbf{s}_{goal} \\ \forall i \in [1, n_t - 1] \\ \begin{bmatrix} \theta_{i+1} \\ \dot{\theta}_{i+1} \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} \theta_i \\ \dot{\theta}_i \end{bmatrix} - \Delta t \begin{bmatrix} \dot{\theta}_i \\ \ddot{\theta}_i \end{bmatrix} \end{cases} = \begin{pmatrix} 0 \\ \vdots \\ 0 \end{pmatrix}_{(2n_s + n_t(n_s - 2)) \times 1}$$

avec les mêmes valeurs pour chaque trajectoire $\mathbf{s}_{start} = [0, 0, 0, 0, 0, 0]$ et $\mathbf{s}_{goal} = [\pi/2, \pi/2, 0, 0, 0, 0]$.

ω_{ref}	Couple		Jerk		Accélération		Pouvoir Angulaire	
	τ_1^2	τ_2^2	$\ddot{\theta}_1^2$	$\ddot{\theta}_2^2$	$\ddot{\theta}_1^2$	$\ddot{\theta}_2^2$	$(\dot{\theta}_1\tau_1)^2$	$(\dot{\theta}_2\tau_2)^2$
Traj 1	0.981	0.196	0	0	0	0	0	0
Traj 2	0.196	0.981	0	0	0	0	0	0
Traj 3	0.196	0.981	0.002	0.010	0	0	0	0
Traj 4	0.117	0.078	0	0	0.971	0.194	0	0
Traj 5	0.0002	0.001	0.002	0.010	0.981	0.196	0	0
Traj 6	0.004	0.004	0.007	0.007	0.707	0.707	0	0
Traj 7	0.019	0.097	0.002	0.010	0.971	0.194	0.019	0.097
Traj 8	0.096	0.172	0.010	0.002	0.957	0.191	0.019	0.096
Traj 9	0.019	0.097	0	0	0.971	0.194	0.097	0.019
Traj 10	0.019	0.097	0	0	0.971	0.194	0.019	0.097

TABLE 5.1 – Tableau des fonctions de coût et de son vecteur de pondération ω associé pour chaque trajectoire générée en simulation. Les pondérations sont normalisées.

Remarque : Les simulations sont réalisées avec Matlab R2019a. Le COD est réalisé avec *fmincon*. La matrice $\mathbf{J}$ est choisie pour être normalisée avec une norme 1 qui correspond à la somme absolue maximale des colonnes de la matrice. Elle s’est avérée plus robuste que les autres types de normes pour les exemples proposés (2, infini et frobenius, proposée par (JIN, KULIĆ, LIN et al., 2019)). La normalisation de ω est faite avec une norme 2.

Conditions expérimentales Nous proposons d’étudier différents facteurs grâce à la simulation du 2 barres 4.4 : l’effet du choix des fonctions de coût ainsi que l’effet du bruit de mesure sur le COI. Les différentes étapes de simulation sont présentées ci-dessous :

Pour chaque trajectoire du tableau 5.1 :

1. Générer une trajectoire de référence $\mathbf{s}_{ref}$ à partir d’un COD et $\omega = \omega_{ref}$;
2. Pour chaque test :
 - (a) Modifier les fonctions de coût OU ajouter du bruit de mesure ;
 - (b) Résolution de l’AIOC comme présenté dans la section 5.3.1.3 pour obtenir ω_{sol} ;
 - (c) Générer de nouvelles trajectoires $\mathbf{s}_{sol}$ avec un COD à partir des pondérations trouvées par le vecteur ω_{sol} ;
 - (d) Analyse des résultats (5.4.4.2) en comparant les trajectoires $\mathbf{s}_{sol}$ avec celles de référence $\mathbf{s}_{ref}$ ainsi que les pondérations ω_{ref} et ω_{sol} .

Une des premières difficultés du COI est de définir les fonctions de coût qui auraient pu être utilisées pour générer le mouvement humain, ses variables d’état et les contraintes associées. Pour le mouvement humain, c’est d’autant plus difficile que nous ne savons pas vraiment quelles fonctions de coût sont associées à chaque type de mouvement (voir 4.2.2). Nous proposons alors de tester différents types de choix de fonctions de coût pour simuler un certain nombre de problèmes ou d’erreurs qui peuvent affecter la mise en œuvre du COI. Ils correspondent au cas décrit dans la section 5.4.1.1 :

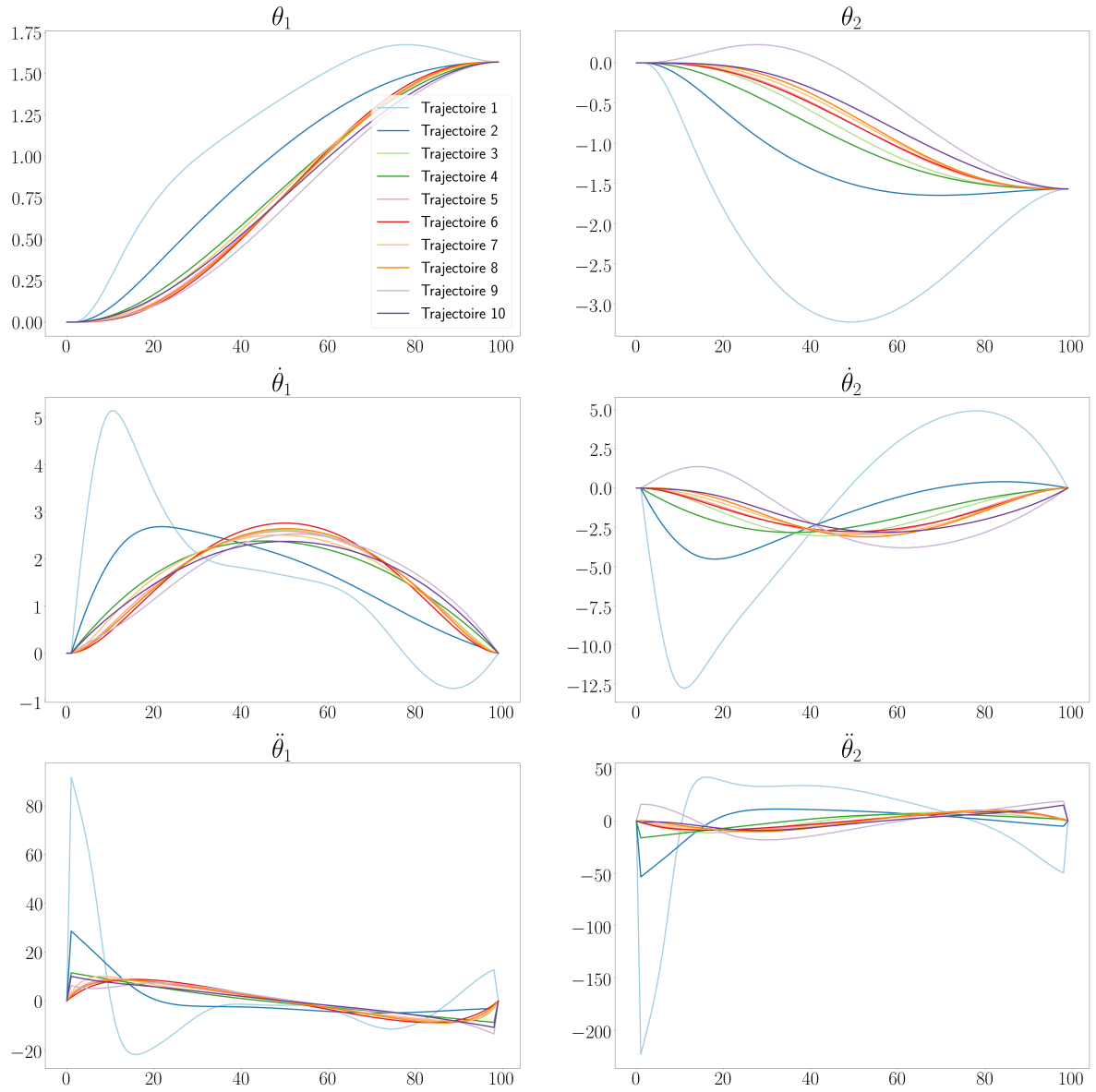


FIGURE 5.3 – Représentation des 10 trajectoires générées correspondant aux optimisations présentées dans le tableau 5.1.

- Fonctions de coût symboliquement corrélées parmi toutes les fonctions de coût proposées (par exemple, $(2\tau_1)^2$ corrélée à τ_1^2);
- Une fonction de coût manquante parmi celles utilisées pour générer le mouvement (par exemple, τ_1^2);
- Fonctions de coût ajoutées sans liens symboliques avec les fonctions initiales, dans les résultats elles sont appelées fonctions "inutiles" (par exemple, θ_1^2).

La deuxième difficulté que l'on peut retrouver dans l'analyse du mouvement humain correspond au bruit de mesure. Nous proposons alors d'explorer les effets des incertitudes liées au bruit sur la fiabilité des résultats. Les incertitudes sont générées sous la forme d'un bruit blanc gaussien avec une moyenne $\mu = 0$ et différentes valeurs de variance σ_2 . Deux types de bruits seront testés. Le premier test est ce que l'on appelle un "bruit constant" : le même niveau de bruit (σ_2) sera appliqué à tous les états observés (c'est-à-dire l'angle, la vitesse et l'accélération). Ce test nous permettra d'étudier le problème de la violation des contraintes d'égalité. Le second test est appelé "bruit réel". Il n'est ajouté qu'une fois sur les angles, les autres variables d'état sont obtenues par dérivation sans aucun bruit supplémentaire. Cette méthode a pour but de simuler le type de données que l'on peut obtenir dans la vie réelle à l'aide de capteurs simples (comme ceux vus dans le chapitre précédent 3). De plus, elle permet de conserver les contraintes, alors que les fonctions de coût sont plus impactées. Pour les deux tests, les dix trajectoires sont évaluées pour 8 niveaux de bruit avec σ_2 de 1×10^{-7} à 1 avec 10 répétitions de chacune avec un bruit aléatoire.

Critères d'évaluation Pour calculer l'erreur entre le ω_{ref} utilisé pour générer la trajectoire de référence par un COD et celle identifiée par le COI ω_{sol} le produit scalaire est évalué. Il donne la similarité avec le ω_{ref} . Il est important de noter que tous les ω sont normalisés et que tous les ω_k ont le même signe (condition nécessaire pour la convexité, $\omega \geq 0$). En plus de la comparaison des ω , on évalue l'erreur quadratique moyenne Root Mean Square Deviation (RMSD) entre la trajectoire initiale s_{ref} et s_{sol} , la trajectoire générée par ω_{sol} . La trajectoire signifie ici le vecteur d'état composé de la position angulaire, de la vitesse et de l'accélération. Enfin, la chute de rang par les valeurs singulières est évaluée, comme décrite dans la section précédente 5.4.1.2.

5.4.4.2 Résultats

Identification des fonctions de coût Les différents tests d'identification de la base sont calculés sur toutes les trajectoires et les RMSD résultants sont évalués. Les résultats sont présentés dans le Tableau 5.2. La première ligne de ce tableau montre les résultats dans le *cas idéal*. La moyenne et l'écart-type du RMSD sont de $3.3 \times 10^{-5} \pm 5.0 \times 10^{-5}$. Avec l'ajout de 6 fonctions de coût "inutiles", le RMSD est presque égal à celui du *cas idéal* avec une moyenne de 3.6×10^{-5} et un écart type de 3.8×10^{-5} . Pour le *cas idéal* et avec des fonctions de coût inutiles, la moyenne sur 10 trajectoires de la chute de rang de J_ω est de 1.1 ± 0.32 . Elle n'est

	RMSD	Erreur sur ω	Chute de rang de J	Chute de rang de J_ω
Cas idéal	$3.3E^{-5} \pm 5.0E^{-5}$	$1 \pm 2.3E^{-9}$	1.1 ± 0.32	0 ± 0
Fonctions inutiles	$3.6E^{-5} \pm 3.8E^{-5}$	$1 \pm 8.6E^{-6}$	1.1 ± 0.32	0 ± 0
Fonction corrélée	$1.4E^2 \pm 2.2$	0.15 ± 0.27	1.8 ± 0.42	1 ± 0
Fonction manquante	$2.8E^{51} \pm 8.9E^{51}$	0.78 ± 0.33	0.1 ± 0.32	0 ± 0

TABLE 5.2 – Tableau des résultats des tests sur les fonctions de coûts. Les résultats sont exprimés en tant que moyenne $\pm$ standard déviation sur les dix trajectoires testées.

pas de moyenne 1, car la trajectoire 5 a avec notre algorithme un rang de 2 alors que $\mathbf{J}_\omega$ et $\mathbf{J}_\lambda$ sont de plein rang. Cependant l'autre indice de fiabilité est $\omega \geq 0$ et dans ce cas ω ne répond pas à ce critère.

Comme présenté précédemment 5.4.1, le nombre de fonctions corrélées est lié à la chute de rang de $\mathbf{J}$ mais surtout de $\mathbf{J}_\omega$. Dans l'exemple d'une fonction corrélée à une autre, la chute de rang de $\mathbf{J}_\omega$ est de 1 pour toutes les trajectoires, alors que la moyenne de $\mathbf{J}$ est de 1.8 ± 0.42 . Une fois l'algorithme QR utilisé et les fonctions colinéaires repérées, la sous-matrice $\mathbf{J}_\omega$ devient de rang plein et l'approche proposée permet de déterminer un ω juste. Sans l'algorithme QR, le RMSD moyen est de $1.4 \times 10^2 \pm 2.2$.

Lorsqu'une fonction de coût est manquante, le RMSD augmente à $2.8 \times 10^{51} \pm 8.9 \times 10^{51}$ avec un rang plein pour $\mathbf{J}$ (chute de rang de 0.1 ± 0.32) et $\mathbf{J}_\omega$. Ces énormes RMSD sont obtenus par des signes différents dans ω résultant en des trajectoires récupérées absurdes.

Il faut noter que le rang de $\mathbf{J}_\lambda$ est toujours plein avec le même rapport minimum (0.26). En effet, cette sous-matrice est constante pour les exemples qui ont été fournis.

Niveau de bruit Les tests effectués sur l'étude du bruit de mesure propose deux types de bruits : le "bruit constant" ainsi que le "bruit réel".

Bruit Constant : Toutes les trajectoires indiquent ce que nous appellerons un *point d'inflexion* où le bruit est si élevé que l'évolution du RMSD est erratique et qu'elle dépasse 1×10^4 . Avant ce point, les trajectoires montrent une corrélation entre l'augmentation du bruit et l'augmentation du RMSD sur la trajectoire reconstruite $\mathbf{s}_{sol}$. Pour les trajectoires 6 et 8, le *point d'inflexion* se situe à un niveau de bruit de 1×10^{-3} . La trajectoire 1 a son *point d'inflexion* à un niveau de bruit de 1×10^{-1} . Toutes les autres trajectoires ont un *point d'inflexion* à un niveau de bruit de 1×10^{-2} . Après ces points, le rang est systématiquement considéré comme complet et ω est irrécupérable. Pour la moitié des trajectoires, ce *point d'inflexion* correspond également à un changement dans la chute du rang. Les trajectoires ont encore une chute de rang de 1 à ce point, puis elle devient de rang plein au-delà. L'autre moitié se divise en deux catégories. La première, qui comprend les trajectoires 1 et 3, passe au rang plein au *point d'inflexion*, mais elles dépassent l'erreur RMSD de 1×10^{-1} . La deuxième catégorie comprend les trajectoires 5, 6 et 7 qui passent également par le rang plein avant leur *point d'inflexion*, mais cela ne correspond pas à des erreurs RMSD élevées ($\leq 1 \times 10^{-1}$). La figure 5.4 montre l'exemple de trois des trajectoires (1, 6, 9) pour mettre en évidence ces trois types de comportements et pour explorer les résultats plus en détail. Nous pouvons y voir l'évolution de l'erreur ω_{sol} en fonction du niveau de bruit. Pour la trajectoire 1, la similarité de ω_{sol} avec ω_{ref} est de 1 jusqu'au niveau de bruit 1×10^{-1} où elle commence à diminuer avec 0.995. La trajectoire 6 montre une diminution de la similarité de 1 à 0.782 à 1×10^{-3} ce qui correspond à un RMSD de 6.9×10^{-2} . Enfin, la trajectoire 8 a une erreur en ω_{sol} qui diminue sur la chute de rang au niveau d'erreur de 1×10^{-2} (0.774385) avant d'augmenter à nouveau après sur les deux derniers niveaux de bruit (0.89794, 0.95311). Ces erreurs correspondent à une erreur RMSD sur la trajectoire supérieure à 1×10^{12} .

Bruit réel : Les résultats obtenus avec du bruit réel sont clairs. Quel que soit le niveau de bruit, le RMSD dépasse rapidement 1×10^{10} . Les trajectoires les plus robustes à ce type de bruit de mesure sont les trajectoires 1, 2, 9 et 10, dont le RMSD est de l'ordre de 1×10^{-2} pour un niveau de bruit de 1×10^{-6} avant de dépasser 1×10^4 pour un niveau de bruit de 1×10^{-5} ; ainsi que la trajectoire 4, qui obtient même un RMSD de 4.9×10^{-3} pour un niveau de bruit de 1×10^{-6} .

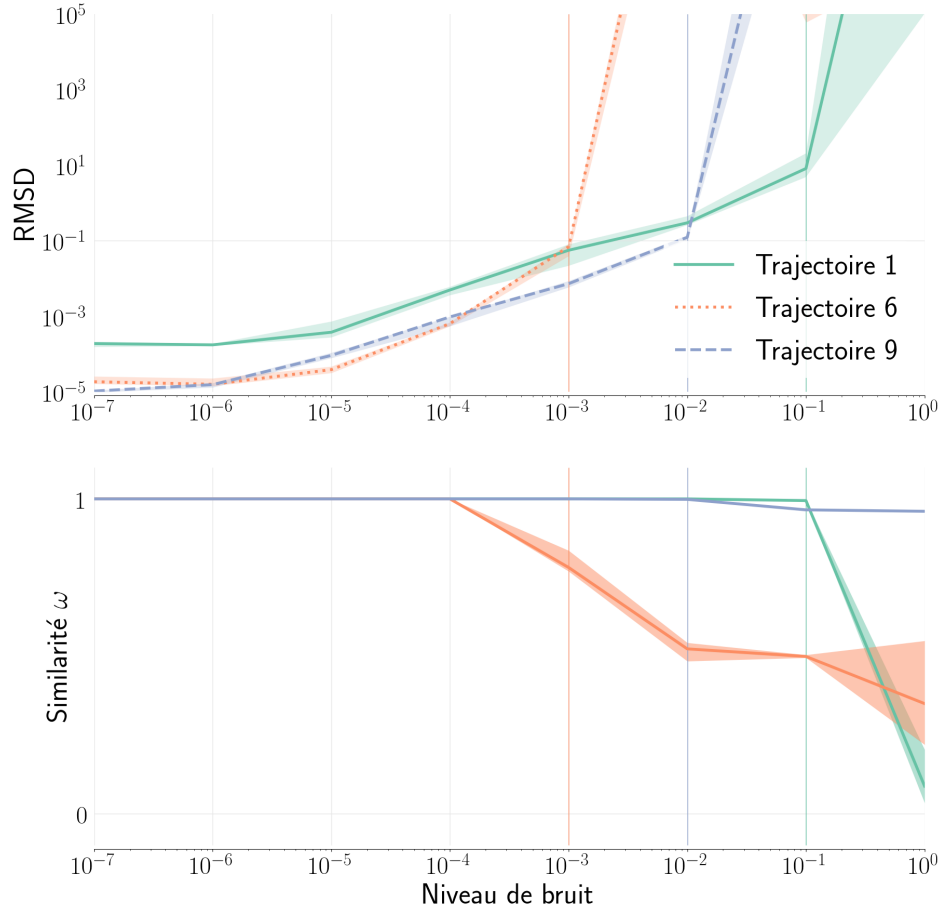


FIGURE 5.4 – Cette figure montre les résultats sur 3 trajectoires pour un bruit constant. La figure A illustre la médiane du RMSD et la figure B l'erreur médiane de ω , en fonction du niveau de bruit. Les ombres sur les deux graphiques représentent les percentiles 25 et 75. Les lignes verticales colorées qui traversent les deux graphiques montrent la médiane des changements de rang (avant la barre, la déficience du rang est de 1, à partir de la barre, le rang est complet). Aucun percentile n'est illustré pour le changement de rang, car il est égal à la médiane.

5.4.4.3 Discussions et limites

Nous montrons avec cette expérimentation l'intérêt de l'analyse de la matrice d'identification ainsi que de sa (ou ses) sous-matrice(s). Les indices proposés permettent de mettre en avant à la fois une mauvaise expression du problème (concernant l'identification des fonctions de coût), mais également la fiabilité des données observées. Le point clé de cette démarche est de comprendre quand il est intéressant de considérer que le résultat n'est pas exploitable. Il est à noter que ces résultats sont transposables également au COI Onelevel qui fait également appel à la matrice d'identification.

Identification des fonctions de coût Les résultats montrent que même dans le *cas idéal*, la résolution de l'AIOC ne génère pas exactement la même trajectoire $\mathbf{s}_{sol}$ à partir de ω que la trajectoire de référence $\mathbf{s}_{ref}$: le RMSD n'est pas nul. Ceci peut être expliqué par la précision numérique et arithmétique des algorithmes utilisés. Par conséquent, tous les résultats de fiabilité doivent se référer à ce résultat du *cas idéal*. Il est ensuite important de noter que l'ajout de fonctions de coût affecte peu les résultats, à condition que les fonctions ajoutées ne soient pas corrélées. En revanche, si une fonction est manquante, les trajectoires ne sont pas récupérables.

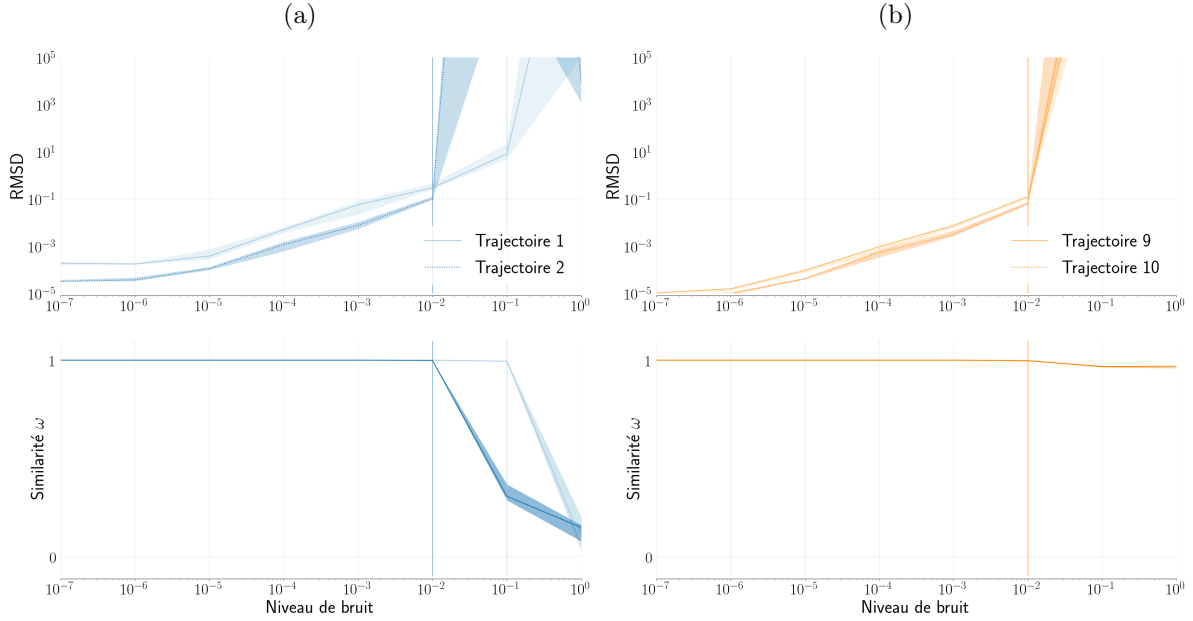
Au vu de ses résultats, on peut donc recommander de mettre autant de fonctions de coût que possible, en faisant attention aux corrélations symboliques. Attention cependant, en fonction de la taille du modèle et du nombre de variables, l'ajout de fonctions de coût peut-être préjudiciable au temps de calcul. Il est ensuite indispensable de regarder les rangs des deux sous-matrices pour vérifier qu'il n'y a pas de problème d'identifiabilité. Si la ou les sous-matrices ne sont pas de plein rang, il est alors possible de faire une décomposition QR qui permettra de trouver la ou les colonnes, et donc variables, superflues des sous-matrices.

Enfin, même si la chute de rang est de 1, la dernière vérification porte sur ω . S'il ne remplit pas la condition de positivité, le résultat est automatiquement considéré comme faux. Cela peut signifier qu'il manque une ou plusieurs fonctions de coût expliquant le mouvement.

Niveau de bruit Comme le montrent les résultats, le bruit constant a beaucoup moins d'impact que le bruit réel. Cela peut s'expliquer par le fait que les dérivées successives de premier ordre augmentent le bruit sur les hauts degrés de dérivations, et notamment sur les accélérations. Cela a un impact direct sur le niveau de bruit sur les couples et les jerk, par exemple. Il est donc très important d'assurer la qualité des mesures sur les variables aux dérivées supérieures. Les types de capteurs utilisés dans les expériences peuvent influencer les résultats du COI lors de l'analyse du mouvement humain. De plus, un bruit constant viole les contraintes d'égalités KKT (Équation 5.1), mais permet tout de même de récupérer des informations jusqu'à un certain niveau de bruit. On peut en déduire qu'il est plus important de garantir la qualité des variables des fonctions de coût que de maintenir les contraintes. Ce résultat nous amène à la conclusion qu'il est essentiel de filtrer, voire paramétrer les trajectoires observées afin de garantir un niveau de bruit faible sur l'évaluation des fonctions de coût.

Il est également intéressant de noter que l'erreur sur ω n'indique pas précisément l'erreur faite sur la trajectoire reconstruite. C'est-à-dire que le RMSD de la trajectoire et l'erreur sur ω ne sont pas directement liés. Ceci peut poser problème pour l'utilisation du COI Bilevel. En effet, son seul indice de fiabilité correspond à l'erreur entre les trajectoires or si celle-ci n'est pas directement liée à l'erreur sur ω , il est difficile d'évaluer l'erreur faite sur ce que l'on cherche. Ceci peut être dû au fait que les différentes fonctions de coût n'ont pas le même impact sur la génération de la trajectoire. Cela dit, cela n'explique pas pourquoi les trajectoires

FIGURE 5.5 – Exemple de comparaison des paires de trajectoires ayant les mêmes ensembles de fonctions de coût, mais dont les pondérations ω sont différentes.



qui ont les mêmes ensembles de fonctions de coût ne réagissent pas de la même manière au bruit. Par exemple, la figure 5.5 met bien en valeur les différences entre les trajectoires 1 et 2, et notamment que la trajectoire 1 est plus robuste que la trajectoire 2. Cependant, de différentes pondérations n'impliquent pas forcément des différences de robustesses, comme le montrent les trajectoires 9 et 10, illustrées par la figure 5.5. Les différences de robustesse de trajectoire en fonction des ω posent la question de la réalité physique de ces optimalités.

Enfin, il est important de remarquer que la sensibilité au bruit limite les applicatifs réels. Par exemple, les capteurs Kinect étudiés dans le chapitre précédent 3 ne pourraient pas être utilisés pour l'analyse du mouvement avec une telle méthode de COI. Cette étude se limite par l'utilisation de trajectoires discrètes. Nous faisons l'hypothèse que l'utilisation de trajectoires paramétriques pourrait nous aider à limiter l'impact du bruit en ayant une propagation du bruit similaire à un "bruit constant" et non pas un "bruit réel".

5.5 Fiabilité et Projections du COI

Dans la section précédente, nous avons vu des indices permettant d'appréhender des cas de mauvaise expression du problème inverse. Nous avons également commencé à voir l'impact du bruit de mesure sur les trajectoires discrètes pour l'AIOC. Dans cette section, nous proposons de détailler notre vision des différentes résolutions du COI. Pour rappel, PIOC est basée sur trois éléments. Tout d'abord, nous proposons de paramétrer les trajectoires afin de réduire l'espace de recherche et la complexité du problème (sec. 4.3.1.2). Il faut ensuite caractériser la trajectoire observée en termes d'identifiabilité des paramètres et d'optimalité au regard de la base choisie. C'est le découplage des conditions. Enfin, il faut résoudre le problème en choisissant une des solutions possibles. Nous montrons que ce choix de solution correspond à un choix de *Projections*. C'est de cette notion de projection que vient le nom

de l'approche : Projected Inverse Optimal Control (PIOC). Nous proposons d'étudier les différentes méthodes de résolution et d'illustrer en quoi elles correspondent à des projections, dans les cas paramétriques (sec. 4.3.1.2).

Nous nous intéresserons à l'incertitude des données. Comme vu dans le chapitre 3, toutes mesures du mouvement humain est bruitée, il est donc important d'étudier la fiabilité des méthodes de résolution du COI en fonction du bruit de mesure. De plus, nous montrerons que cette vision permet de proposer un algorithme de choix de base de fonctions de coût.

5.5.1 Définition des Projections

Nous avons vu dans la section précédente des méthodes permettant de résoudre le COI. Ces méthodes ne sont pas identiques en termes de résolution, mais apportent des solutions identiques dans un *cas idéal* : trajectoires parfaites optimales, contraintes et fonctions de coût connues. C'est à dire que la trajectoire étudiée est issue d'un COD.

Dans le cadre de l'analyse du mouvement humain, la trajectoire est corrompue par plusieurs facteurs. D'abord, le corps humain est modélisé et donc simplifié ce qui rend les contraintes inexactes. De plus, les fonctions de coût ne sont pas connues (sec. 4.2.2). Enfin, les mesures sont toujours dans une certaine mesure bruitées (chap. 3). Cela nous amène donc à la question primordiale de la fiabilité des solutions obtenues en fonction de la méthode de résolution choisie.

Nous proposons d'explorer ces différences à partir de ce qu'on appelle les Projections. De manière générale, on peut voir toutes résolutions d'un système d'équations comme une projection dans un espace particulier. Dans notre cas, pour résoudre un COI, il faut considérer que la trajectoire observée est optimale au regard d'un critère (chap. 4), il faut donc la "projeter" sur une trajectoire solution d'un COD. Nous avons vu dans le chapitre précédent que les CSs s'exprimaient dans l'espace des trajectoires permettant d'observer leur possible optimalité 4.5.

Définition 5.2 Projection

Nous appelons Projection la manière qu'une méthode de résolution a de choisir la solution au problème du COI.

Il est important de comprendre que nous distinguons les Projections des méthodes de résolution. De plus, on ne parle de Projection que dans un cadre "non-idéal". Si le problème est bien posé et que les trajectoires ne sont pas bruitées, les trajectoires sont optimales et, quelle que soit la méthode de résolution, la solution trouvée sera la même : la trajectoire optimale recherchée.

Le terme de Projection s'applique de la même façon aux trajectoires paramétriques et discrètes. La seule différence vient du dimensionnement et notamment de l'affichage de ces projections. Dans le cadre de l'exemple proposé au chapitre précédent 4.4, nous sommes en mesure d'illustrer les CSs 4.5 et donc les Projections. Nous verrons ensuite la généralisation de ces notions à un cas discret.

5.5.2 Projections et COI sur trajectoires paramétriques

Dans le chapitre précédent, nous avons vu les notions de trajectoires paramétriques et discrètes 4.3.1.2. Rappelons que dire d'une trajectoire qu'elle est paramétrique correspond à la représenter et l'approximer par un petit nombre de paramètres pouvant décrire son état.

Cette représentation a l'avantage d'être très compacte. Dans cette partie, nous utiliserons cette représentation pour nous aider à illustrer la notion de Projection. Les CSs permettent d'avoir un affichage clair des trajectoires optimales possibles dans l'espace de recherche défini par le COD. Afin de mieux comprendre les conséquences du bruit de mesure sur la fiabilité du COI nous avons rajouté du bruit sur des trajectoires issues de COD et nous avons affiché les trajectoires obtenues ainsi que les trajectoires récupérées du COI. Cela nous a permis de mettre en avant les Projections faites par les algorithmes de résolutions de COI.

5.5.2.1 Réécriture des COI avec polynôme tronqué

Le COI paramétrique se base sur les mêmes équations que les méthodes de COI présentées précédemment 5.3. Comme vu dans le chapitre précédent, l'utilisation de trajectoire paramétrique agit surtout sur le dimensionnement du problème 4.3.1.2.

AIOC Comme vu dans la section précédente 5.3.1.3, l'AIOC utilise les conditions KKT pour résoudre le problème. Dans le chapitre précédent, nous avons vu que l'expression de la matrice d'identification $\mathbf{J}$ changeait dans le cas paramétrique (eq. 4.13), notamment avec l'élimination des contraintes d'égalité.

La résolution de l'AIOC paramétrique utilise donc la matrice d'identification $\mathbf{J}$ décrite dans le chapitre précédent à l'eq. 4.14. Le même principe de résolution par SVD est ensuite utilisé pour retrouver les pondérations ω .

COI Bilevel L'utilisation de trajectoires paramétriques permet de ne plus avoir besoin de contraintes d'égalités puisqu'elles sont comprises dans la définition des paramètres (sec. 4.3.1.2).

Le COI Bilevel paramétrique se réécrit donc comme suit :

$$\begin{aligned} \min_{\omega} \quad & \|\mathbf{s}^*_{\rho} - \mathbf{s}_{\rho M}\|^2 \\ \text{tel que } \mathbf{s}^*_{\rho} = & \arg \min_{\mathbf{s}^*_{\rho}} \sum_{k=1}^{n_c} \omega_k \sum_{t=1}^{n_s n_t} \sum_{i=1}^{n_{\rho}} C_k(\rho_i, t) \\ & \text{tel que } h_{1, \dots, n_h}(\mathbf{s}_{\rho}) \leq 0 \end{aligned} \quad (5.12)$$

avec, pour rappel, $\mathbf{s}^*_{\rho}$ la trajectoire paramétrique optimale, et ρ_i le i^{me} paramètre libre de la trajectoire paramétrique, sur un total de n_{ρ} paramètres libres.

COI Onelevel Cette méthode de résolution étant assez proche des deux méthodes précédentes, les modifications faites pour les trajectoires paramétriques sont les mêmes que précédemment expliquées. Nous obtenons alors :

$$\begin{aligned} \min_{\omega} \quad & \|\mathbf{s}^*_{\rho} - \mathbf{s}_{\rho M}\|^2 \\ \text{tel que } & \det(\mathbf{J}(\mathbf{s}^*_{\rho})^T \mathbf{J}(\mathbf{s}^*_{\rho})) = 0 \end{aligned} \quad (5.13)$$

5.5.2.2 Projections et incertitudes sur la trajectoire

Afin de pouvoir faciliter la compréhension des projections et leurs propriétés, nous proposons de reprendre l'exemple en simulation décrit dans le chapitre précédent 4.4.

Pour rappel, les projections sont des types de résolutions dans le cadre d'une analyse de trajectoire non idéale. Nous proposons d'illustrer la notion de projection avec la présence de bruit de mesures sur les trajectoires.

Nous verrons deux types de projections différentes. Les projections orthogonales et les projections iso-pondération.

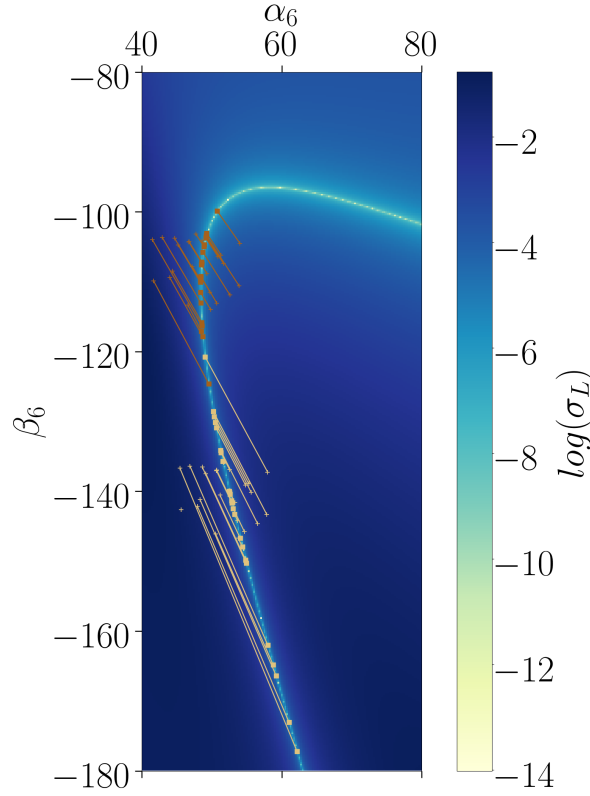


FIGURE 5.6 – Représentation des projections de l'AIOC à partir d'une erreur gaussienne d'une variance de 0.01. En marron, les erreurs sont issues de $\omega = [0.39, 0.92]$ et en beige $\omega = [0.92, 0.39]$

AIOC La figure 5.6 montre un exemple d'un ensemble de projections correspondant à deux trajectoires de départ avec des bruits de mesures différents. Nous pouvons facilement remarquer que les Projections du COI forment des sortes de droites presque parallèles amenant une réponse dépendant fortement du bruit de mesure. Nous appelons ces droites des droites iso-pondération.

La figure 5.7 représente les zones iso-pondération qui sont mises en avant par la matrice d'identification et l'AIOC. Cette figure permet de montrer plusieurs phénomènes. La première zone correspond à des pondérations ω positives ($a \in [0, 90]$). Nous pouvons remarquer que cette zone suit la courbe de COD. Elle représente la zone dans laquelle une trajectoire peut obtenir un résultat avec l'AIOC. Remarquons également qu'il y a une sorte de symétrie dans les résultats obtenus, suivant la CS.

COI Bilevel Contrairement à la méthode précédente, le COI Bilevel n'apporte pas de Projection iso-pondération. Sa projection est intuitivement plus facile à comprendre.

Si nous reprenons la définition du COI Bilevel nous avons :

- Haut-niveau : minimisation de la distance entre la trajectoire mesurée et une trajectoire optimale ;
- Bas-niveau : COD permettant de générer une trajectoire optimale.

Le bas-niveau limite, par définition, les trajectoires optimales à des solutions issues du COD. Le haut-niveau prend la plus petite norme au carré entre les deux trajectoires. Or l'erreur entre deux trajectoires est directement liée à l'erreur sur les paramètres polynomiaux.

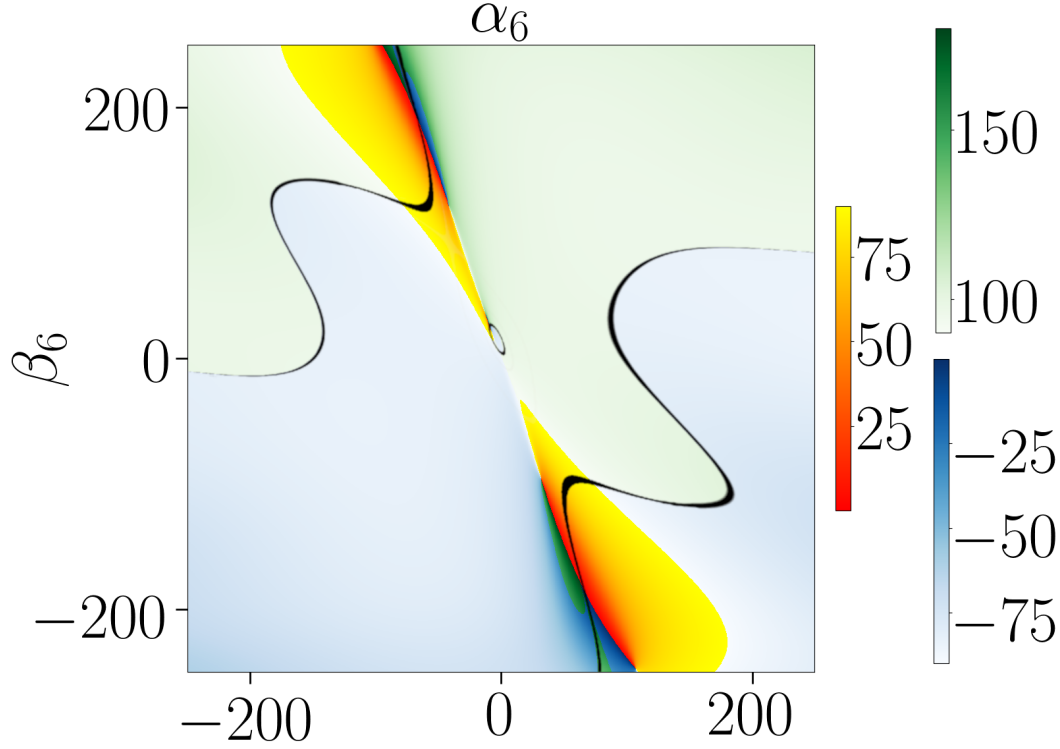


FIGURE 5.7 – Représentation matricielle des iso-pondérations de l’AIOC en fonction des paramètres libres α_6 et β_6 des trajectoires. Les couleurs pour représenter les iso-pondération sont fonctions d’un seul paramètre a , l’angle représentant ω .

Soit ξ_p l’erreur de trajectoire entre deux polynômes $A(t)$ et $A'(t)$, tel que :

$$\xi_p = \int_0^1 (A(t) - A'(t)) dt \quad (5.14)$$

Si les contraintes du modèle et si le départ et l’arrivée sont identiques, d’après l’équation 4.5, on obtient :

$$\begin{aligned} \xi_p(A) &= \int_0^1 (-(\alpha_6 - \alpha'_6) t^3 + 3(\alpha_6 - \alpha'_6) t^4 - 3(\alpha_6 - \alpha'_6) t^5 + (\alpha_6 - \alpha'_6) t^6) dt \\ &= \int_0^1 (-\Delta_\alpha t^3 + 3\Delta_\alpha t^4 - 3\Delta_\alpha t^5 + \Delta_\alpha t^6) dt \\ &= \Delta_\alpha \int_0^1 (-t^3 + 3t^4 - 3t^5 + t^6) dt \\ &= \Delta_\alpha \left[-\frac{t^4}{4} + 3\frac{t^5}{5} - 3\frac{t^6}{6} + \frac{t^7}{7} \right]_0^1 \\ &= -\frac{\Delta_\alpha}{140} \end{aligned} \quad (5.15)$$

avec $\Delta_\alpha = \alpha_6 - \alpha'_6$. Dans notre exemple, nous avons deux degrés de liberté et donc deux variables d’état exprimées sous forme de polynômes. L’application du même raisonnement se fait donc avec $B(t)$, tel que $\xi_p(B) = -\frac{\Delta_\beta}{140}$ avec $\Delta_\beta = \beta_6 - \beta'_6$. On obtient alors la relation

suivante :

$$\xi p(A, B) = -\frac{1}{140} \begin{bmatrix} \Delta_\alpha \\ \Delta_\beta \end{bmatrix} = -\frac{1}{140} \Delta_{\alpha\beta} \quad (5.16)$$

On a donc une erreur qui est linéaire entre l'erreur sur la trajectoire et l'erreur sur les paramètres.

Ainsi, reprenons le haut-niveau du Bilevel :

$$\begin{aligned} & \| \mathbf{s}_\rho^* - \mathbf{s}_{\rho M} \|^2 \\ &= \left\| \int_0^1 \begin{bmatrix} A^*(t) - A_M(t) \\ B^*(t) - B_M(t) \end{bmatrix} dt \right\|^2 \\ &= \left\| -\frac{1}{140} \begin{bmatrix} \Delta_{\alpha^*} \\ \Delta_{\beta^*} \end{bmatrix} \right\|^2 \end{aligned} \quad (5.17)$$

et

$$\min \left\| -\frac{1}{140} \begin{bmatrix} \Delta_{\alpha^*} \\ \Delta_{\beta^*} \end{bmatrix} \right\|^2 \equiv \min \left\| \begin{bmatrix} \Delta_{\alpha^*} \\ \Delta_{\beta^*} \end{bmatrix} \right\|^2 \quad (5.18)$$

avec $\Delta_{\alpha^*} = \alpha_6^* - \alpha_{M6}$ (resp. β).

Or dans l'espace des paramètres α_6, β_6 , la norme minimum au carré est la distance la plus courte, ce qui correspond à une Projection orthogonale entre les paramètres de la trajectoire mesurée et ceux des trajectoires optimales.

La figure 5.8 montre des exemples de Projections Orthogonales que peut fournir le COI Bilevel. On remarquera qu'en dehors des solutions possibles du COD, la Projection se fait sur la trajectoire optimale la plus proche et non sur le reste de la CS.

COI Onelevel D'après les équations d'optimisation du COI Onelevel, on peut suivre exactement le même raisonnement que pour la méthode Bilevel. Le haut-niveau étant identique, le Onelevel correspond également à des projections orthogonales. Cependant, contrairement à la méthode du COI Bilevel, les projections ne se font pas uniquement sur les trajectoires optimales issues du COD, elles se font sur les CSs.

La figure 5.8 montre bien que les Projections orthogonales sont identiques sur la portion correspondant au COD, cependant, en dehors de celle-ci, la projection reste orthogonal sur les CSs, contrairement au COI Bilevel qui projette sur la trajectoire optimale la plus proche. Cela à des conséquences sur les pondérations ω récupérées.

5.5.3 Proposition d'algorithme pour choix de fonctions de coût

Le choix des fonctions de coût pour résoudre un COI est complexe dans le cadre du mouvement humain. Comme vu dans le chapitre précédent 4.2.2, la littérature propose de nombreuses fonctions de coût, mais elle peine à expliquer lesquelles sont intéressantes en fonction des mouvements observés. Il est donc nécessaire d'avoir des outils permettant de choisir les fonctions de coût.

5.5.3.1 Description de l'algorithme

À partir des résultats présentés dans ce manuscrit, nous proposons un algorithme 1 simple permettant de choisir une base de fonction de coût. Cet algorithme repose sur les propriétés de la matrice d'identification $\mathbf{J}$ et des CSs.

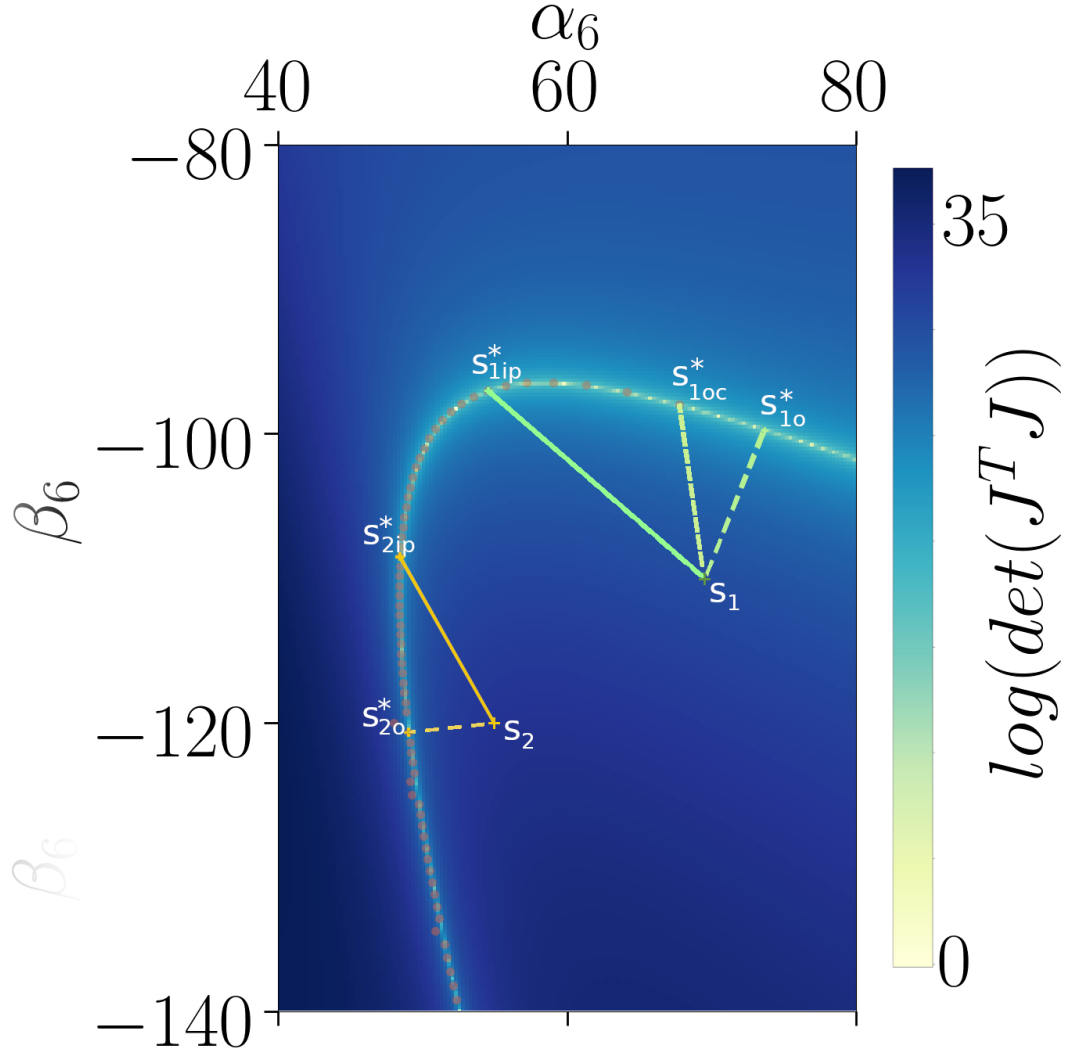


FIGURE 5.8 – Illustration de projections orthogonales des méthodes de COI Bilevel et COI Onelevel et de projections iso-pondération de la méthode AIOC, sur deux trajectoires observées $\mathbf{s}_1$ (vert) et $\mathbf{s}_2$ (jaune). En trait plein, les projections iso-pondération, qui donnent respectivement $\mathbf{s}_{1ip}^*$ et $\mathbf{s}_{2ip}^*$ pour les trajectoires 1 et 2. En tirets les projections orthogonales. Pour la trajectoire 1, il y a deux projections orthogonales différentes : en vert foncé celle du COI Onelevel qui est purement orthogonale ($\mathbf{s}_{1o}^*$) et en vert clair celle du COI Bilevel qui contraint les pondérations ω positives ($\mathbf{s}_{1oc}^*$). Pour la trajectoire 2, les deux projections orthogonales se confondent et on obtient $\mathbf{s}_{2o}^*$.

Attention, pour simplifier, on suppose ici qu'il n'y a pas de sous-matrice. S'il y a des sous-matrices, il faut également vérifier qu'elles sont de rang plein (voir 5.4.1.1). Notons également que cet algorithme fonctionne, quelle que soit la représentation de la trajectoire choisie.

Dans un premier temps, l'algorithme propose de calculer les déterminants de chacune des matrices d'identification associées à leur base. Une fois fait, les bases sont triées dans l'ordre croissant des déterminants, de sorte que le déterminant le plus petit soit d'abord testé avec un COI. Faire le COI en priorité sur le déterminant le plus petit permet à l'algorithme d'être plus rapide, surtout si de nombreuses bases sont testées. Cependant, ce critère ne peut pas

Algorithm 1 Algorithme de choix des base

Require: $\mathbf{s}$ une trajectoire et $E(C)$ ensemble des bases à tester

Ensure: ω avec une base C ou "Pas de solution"

```

 $l \leftarrow \text{length}(E(C))$ 
for  $i \leftarrow 1$  to  $l$  do
     $\mathbf{J}_i \leftarrow$  matrice d'identification de  $\mathbf{s}$  pour  $E_i(C)$ 
     $D_i \leftarrow \det(\mathbf{J}_i^T \mathbf{J}_i)$ 
end for
 $i \leftarrow 1$ 
Trier  $E(C)$  avec  $D$  croissant
while True do
     $C \leftarrow E_i(C)$ 
     $\omega \leftarrow \text{COI}(\mathbf{s}, C)$ 
    if  $\omega \geq 0$  then return  $\omega$  et  $C$ 
    else if  $i == l$  then return "Pas de Solution"
    else
         $i \leftarrow i + 1$ 
    end if
end while

```

être unique, car les ω donnent aussi des indices sur la fiabilité du résultat. Ainsi, si ω n'est pas positif, la base suivante est testée. La première base testée ayant le vecteur ω positif correspond à la base choisie.

Si aucune base testée ne donne de ω positifs, l'algorithme renvoie alors qu'il n'y a pas de base associée à cette trajectoire.

5.5.3.2 Exemple d'application

Reprenons la simulation des 2 barres 4.4 pour des trajectoires paramétriques. Dans cet exemple, nous proposons d'observer 5 trajectoires et d'essayer de trouver la base qui correspond le mieux à la trajectoire observée en utilisant l'algorithme proposé.

Dans une volonté de clarification, nous ferons le choix entre seulement deux bases de fonction de coût. La première est représentée par le couple $C = [\tau_1, \tau_2]$ et la seconde sur le pouvoir angulaire $C' = [\dot{\theta}_1 \tau_1, \dot{\theta}_2 \tau_2]$ de chaque articulation. La méthode de résolution du COI utilisé est le COI Onelevel, soit la projection orthogonale.

La figure 5.9 montre en superposition les CSs associées en bleu à C et en jaune à C' . Les étoiles représentent les 5 trajectoires testées. Pour rappel, dans le cadre paramétrique, si nous prenons un degré 6 pour chacun des angles observés, nous pouvons décrire la trajectoire par $[\alpha_6, \beta_6]$.

Résultats Le tableau 5.3 présente les résultats que nous obtenons avec l'algorithme proposé. La base choisie par l'algorithme pour chaque trajectoire est en pourpre. Pour chaque trajectoire, on peut voir que l'algorithme permet de trouver systématiquement une solution s'il y en a une.

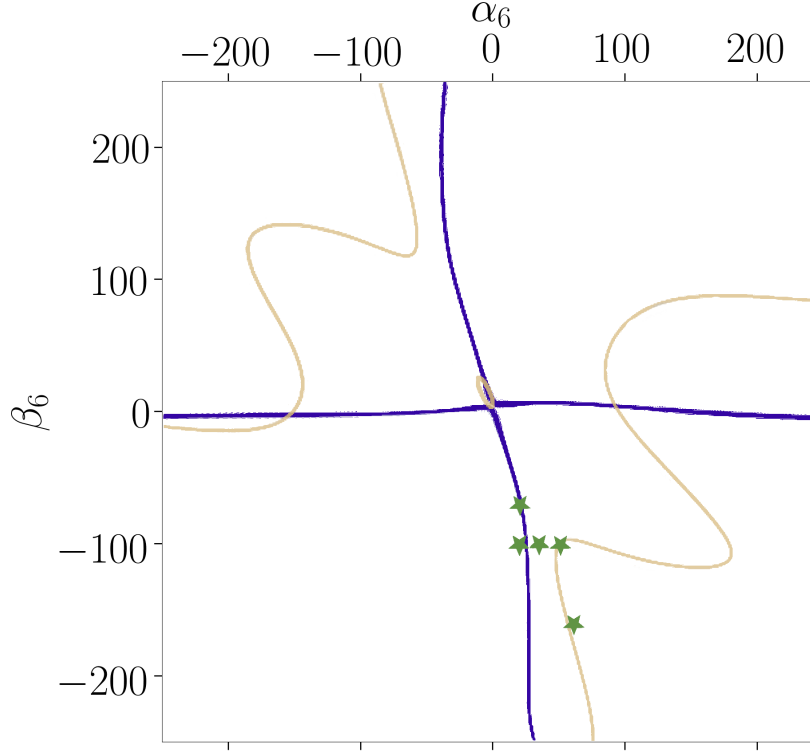


FIGURE 5.9 – Représentation des CSs associés à la base $C' = [\dot{\theta}_1 \tau_1, \dot{\theta}_2 \tau_2]$ en bleu et la base $C = [\tau_1, \tau_2]$ en jaune. Les 5 étoiles vertes représentent chacune une trajectoire paramétrique étudiée.

	Base 1 C		Base 2 C'	
	D_1	$\omega \geq 0$	D_2	$\omega \geq 0$
Traj a. $[20, -70]$	$1.2E - 1$	True	$1.1E - 2$	True
Traj b. $[20, -100]$	$5.9E - 2$	True	$8.9E - 2$	True
Traj c. $[35, -100]$	$2.1E - 1$	True	$9.4E - 2$	True
Traj d. $[50, -100]$	$7.4E - 6$	True	$2.2E - 2$	True
Traj e. $[60, -160]$	$1.1E - 2$	True	$1.7E - 1$	False

TABLE 5.3 – Tableau des déterminants et positivité de ω des deux bases en fonction des 5 trajectoires prises en exemple illustré par la figure 5.9. Les déterminants en gras correspondent au plus petit déterminant de chaque trajectoire. Pour chaque trajectoire, la base en pourpre correspond à la base choisie par l'algorithme.

La trajectoire a ($[20, -70]$) et c ($[35, -100]$) très proche de la CS associée à C' est directement choisie par l'algorithme. La trajectoire b ($[20, -100]$), pourtant très proche de la CS associée à C' , est testée par le COI avec C (le déterminant étant plus petit), et étant donné la nature positive de ω , la base C est choisie. Les trajectoires d ($[50, -100]$) et e ($[60, -160]$) sont elles, associées directement à la base C' .

5.5.3.3 Améliorations possibles

Comme nous l'avons vu, cet algorithme très simple se base sur les déterminants pour évaluer l'optimalité possible d'une solution. Afin d'optimiser l'algorithme, le déterminant le plus faible donnera une solution en premier.

Ce fonctionnement naïf apporte un problème majeur : la **normalisation des déterminants**, et donc des matrices d'identification. Comme dans de nombreux problèmes, pour pouvoir comparer des éléments, il faut qu'ils soient de même nature. Or, la taille de la matrice de covariance ainsi que la nature des fonctions de coût influent le calcul du déterminant. Il serait pertinent d'étudier ces problèmes de normalisation plus profondément avant de proposer un algorithme de choix de fonction de coût plus développé.

De plus, il est à noter qu'avec cet algorithme, l'erreur entre la trajectoire de départ et la trajectoire projetée n'est pas prise en compte. Si une projection orthogonale est choisie comme résolution du COI, la distance entre la trajectoire de départ et la trajectoire projetée peut être utilisée comme indicateur supplémentaire de la pertinence de la base trouvée.

5.6 Projected Inverse Optimal Control : limites et perspectives

Dans cette thèse, notre approche PIOC apporte une nouvelle vision du problème du Contrôle Optimal Inverse et de trois méthodes de résolution : l'AIOC, le COI Bilevel et le COI Onelevel. Ces résolutions peuvent être vues comme deux types de projections : projection iso-pondération et projection orthogonale.

Nous proposons également de transformer ces problèmes en travaillant sur des trajectoires paramétriques et non pas discrètes. Comme évoqué précédemment, cette manière d'exprimer la trajectoire permet, entre autres, de réduire la dimension du problème.

Ces apports comportent certaines limites qui ouvrent la porte à des travaux supplémentaires pour l'amélioration de la compréhension ainsi que de la robustesse du COI.

5.6.1 Choix du degré du polynôme

Le choix du degré d'un polynôme pour représenter une trajectoire est un problème connu. Dans le cadre d'un problème de COI avec le point de départ et d'arrivée fixés, le degré du polynôme est minimum de 6 (sec. 4.3.1.2). Cependant, ce n'est qu'un minimum et théoriquement il est possible de choisir un degré supérieur.

D'autant plus qu'il peut être nécessaire d'augmenter le degré des polynômes pour résoudre le problème du COI. En effet, pour pouvoir résoudre le problème avec une solution unique, il faut qu'il y ait plus de paramètres observés que de fonctions de coût ou contraintes. Cela est dû à la taille de la matrice d'identification qui doit avoir plus de lignes que de colonnes et $\dim(J) = (n_d - 5) * n_q \times n_c + n_f + n_h$. Autrement dit, $(n_d - 5) * n_q \geq n_c + n_f + n_h$.

L'exemple choisi dans ce manuscrit pour illustrer notre vision 4.4 possède 2 paramètres si on utilise un degré 6. Cela veut dire qu'on ne peut avoir que 2 fonctions de coût pour résoudre le COI. Si l'on veut avoir une fonction de coût supplémentaires, il faut avoir des paramètres supplémentaires et donc augmenter le degré à 7, minimum.

Cependant, plus on augmente le degré d'un polynôme, plus l'interpolation devient incertaine. C'est le phénomène de Runge, très bien illustré dans ce court chapitre 2 sur "Interpolation et Approximation" (HAIRER, WANNER et ABDULLE, 2005). Ainsi, plus on augmente

le degré du polynôme, moins la trajectoire paramétrique sera proche de la trajectoire discrète observée. Cela poserait évidemment problème pour la résolution du COI étant donné sa sensibilité aux erreurs de mesures.

Cette question du choix du degré du polynôme nécessiterait des travaux supplémentaires, notamment dans le cadre de l'analyse du mouvement humain.

5.6.2 Erreur sur les points de départs et d'arrivées

L'écriture paramétrique de la trajectoire repose sur les points de départ et d'arrivée. Une erreur sur ces contraintes peut donc mener à une mauvaise évaluation des polynômes et donc poser des problèmes lors de la résolution du COI. La section 4.5.2 montre par ailleurs que les CSs sont sensibles au point de départ et au point d'arrivée.

Avec les équations de la définition des polynômes, nous pouvons exprimer l'erreur sur la trajectoire en fonction des points de départ et d'arrivée. Comme lors de la définition des trajectoires paramétriques, nous ferons le raisonnement sur un seul polynôme de degré 6 4.3.1.2.

Reprenons l'équation 4.4 en ajoutant des erreurs :

$$\begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 2 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 2 & 3 & 4 & 5 & 6 \\ 0 & 0 & 2 & 6 & 12 & 20 & 30 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \alpha_0 \\ \alpha_1 \\ \alpha_2 \\ \alpha_3 \\ \alpha_4 \\ \alpha_5 \\ \alpha_6 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x_q(start) \\ \dot{x}_q(start) \\ \ddot{x}_q(start) \\ x_q(goal) \\ \dot{x}_q(goal) \\ \ddot{x}_q(goal) \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} \epsilon_1 \\ \epsilon_2 \\ \epsilon_3 \\ \epsilon_4 \\ \epsilon_5 \\ \epsilon_6 \end{pmatrix} \quad (5.19)$$

avec ϵ_i , $i \in [1, 6]$, une erreur associée à un point de départ ou d'arrivée. Nous pouvons à nouveau résoudre les équations, en prenant en compte les erreurs.

$$A_\epsilon(t) = a_\epsilon + b_\epsilon t + c_\epsilon t^2 + (d_\epsilon - \alpha_6) t^3 + (e_\epsilon + 3\alpha_6) t^4 + (f_\epsilon - 3\alpha_6) t^5 + \alpha_6 t^6 \quad (5.20)$$

avec $a_\epsilon, b_\epsilon, c_\epsilon, d_\epsilon, e_\epsilon, f_\epsilon$ des scalaires dépendant des points de départ et d'arrivée ainsi que des erreurs qui leur sont associées. Ils se définissent ainsi :

$$\begin{aligned} a_\epsilon &= (x_q(start) - \epsilon_1), \\ b_\epsilon &= (\dot{x}_q(start) - \epsilon_2), \\ c_\epsilon &= 0.5 (\ddot{x}_q(start) - \epsilon_3), \\ d_\epsilon &= 0.5 (\ddot{x}_q(goal) - \epsilon_6) - 4 (\dot{x}_q(goal) - \epsilon_5) + 10 (x_q(goal) - \epsilon_4) - 1.5 (\ddot{x}_q(start) - \epsilon_3) \\ &\quad - 6 (\dot{x}_q(start) - \epsilon_2) - 10 (x_q(start) - \epsilon_1), \\ e_\epsilon &= -(\ddot{x}_q(goal) - \epsilon_6) + 7 (\dot{x}_q(goal) - \epsilon_5) - 15 (x_q(goal) - \epsilon_4) + 1.5 (\ddot{x}_q(start) - \epsilon_3) \\ &\quad + 8 (\dot{x}_q(start) - \epsilon_2) + 15 (x_q(start) - \epsilon_1), \\ f_\epsilon &= 0.5 (\ddot{x}_q(goal) - \epsilon_6) - 3 (\dot{x}_q(goal) - \epsilon_5) + 6 (x_q(goal) - \epsilon_4) - 0.5 (\ddot{x}_q(start) - \epsilon_3) \\ &\quad - 3 (\dot{x}_q(start) - \epsilon_2) - 6 (x_q(start) - \epsilon_1). \end{aligned} \quad (5.21)$$

Nous cherchons maintenant l'erreur polynomiale ξ_ϵ entre $A(t)$ et $A_\epsilon(t)$.

$$\begin{aligned}
 \xi_\epsilon &= \int_0^1 (A(t) - A_\epsilon(t)) dt \\
 &= \int_0^1 ((a + bt + ct^2 + (d - \alpha_6)t^3 + (e + 3\alpha_6)t^4 + (f - 3\alpha_6)t^5 + \alpha_6 t^6) - \\
 &\quad (a_\epsilon + b_\epsilon t + c_\epsilon t^2 + (d_\epsilon - \alpha_6)t^3 + (e_\epsilon + 3\alpha_6)t^4 + (f_\epsilon - 3\alpha_6)t^5 + \alpha_6 t^6)) dt \\
 &= \int_0^1 ((a - a_\epsilon) + (b - b_\epsilon)t + (c - c_\epsilon)t^2 + (d - d_\epsilon)t^3 + (e - e_\epsilon)t^4 + (f - f_\epsilon)t^5) dt
 \end{aligned} \tag{5.22}$$

or, pour chaque expression de la même forme que $a - a_\epsilon$, les termes relatifs aux points de départs et d'arrivées s'annulent. L'erreur polynomiale ξ_ϵ ne s'exprime alors qu'à partir des erreurs ϵ_i , $i \in [1, 6]$. Après simplification, les coefficients s'expriment similairement à celles décrites en 4.6, sauf qu'on remplace les points de départ et d'arrivées par leur erreur associée. Nous pouvons alors résoudre l'intégrale sur la trajectoire (entre 0 et 1) ce qui nous permet d'obtenir :

$$\xi_\epsilon = \frac{1}{2} (\epsilon_1 + \epsilon_4) + \frac{1}{10} (\epsilon_2 + \epsilon_5) + \frac{1}{120} (\epsilon_3 + \epsilon_6) \tag{5.23}$$

On remarquera donc que les erreurs ont les mêmes impacts qu'elles soient sur le point d'arrivée ou sur le point de départ. De plus, les hauts degrés de dérivation ont moins d'impact que les bas degrés de dérivation.

Si dans cette thèse nous avons considéré que les points de départ et d'arrivée étaient parfaits, nous pensons que la prise en compte des incertitudes sur ces points permettrait d'apporter une meilleure réponse au problème du COI. Notamment, il peut être envisagé d'utiliser des méthodes de calcul par interval pour évaluer le déterminant en épaississant son calcul en fonction de l'erreur sur les points de départ et d'arrivée (ALEXANDRE DIT SANDRETTO, TROMBETTONI et DANEY, 2014).

5.7 Conclusion

Le COI est un problème complexe dérivé du COD. Dans ce chapitre, nous utilisons les propriétés de l'optimalité des trajectoires (chapitre 4) pour proposer une vision simple et holistique du COI.

Dans un premier temps, nous avons détaillé les méthodes proposées dans le cadre de l'analyse du mouvement humain par l'état de l'art. Nous nous concentrons sur trois types de résolutions : l'AIOC, le COI Bilevel ainsi que le COI Onelevel. Même si ces méthodes sont différentes, dans le cadre de la résolution d'un problème idéal (i.e. données parfaites et problème bien posé), ces trois méthodes fournissent le même résultat.

Nous nous sommes donc intéressés exclusivement à la résolution du problème du COI dans un cadre non idéal. C'est dans ce cadre que nous avons développé notre approche PIOC. PIOC se base sur l'idée que la résolution du COI peut se faire à partir de plusieurs éléments.

Pour commencer, nous proposons de paramétrer les données du problème, par exemple avec des polynômes. Cette première étape est décrite dans le chapitre précédent (4.3.1.2). Elle a de nombreux avantages, comme de réduire les dimensions du problème.

Ensuite, nous proposons de découpler les conditions de résolution. Cela passe par trois conditions principales : condition d'identifiabilité (qui vérifie si le problème est bien posé et pas redondant), condition de singularité (qui vérifie si la trajectoire est singulière, condition nécessaire, mais non suffisante à la résolution) et enfin condition de faisabilité (qui permet de vérifier si le résultat obtenu est viable ou non).

Enfin, nous proposons de voir la résolution du problème comme une projection dans l'espace des solutions. Cette vision nous permet de comprendre les solutions proposées par la littérature et de les réunifier. Ainsi, la méthode Approchée correspond à une projection isopondération tandis que les méthodes Bilevel et Onelevel sont des projections orthogonales. Nous pouvons en conclure qu'une fois que le problème est bien posé, il suffit de choisir la solution la plus adéquate à l'application. En plus de faciliter la compréhension du COI et du choix de solution, PIOC permet également de proposer un algorithme simple de choix de base.

Même si nous n'avons pas pu totalement répondre à la question 1.4, puisque nous n'avons pas expérimenté sur des données réelles de mouvement humain, notre approche nous permettra de mieux appréhender les difficultés liées aux données réelles. De plus, nous pensons que notre approche permet d'ouvrir de nombreuses perspectives quant à la compréhension et l'utilisation du COI pour la communauté de l'analyse du mouvement humain.

Chapitre 6

Conclusion générale

6.1 Conclusion

Ce manuscrit a présenté notre vision de "L'Analyse du mouvement humain pour l'assistance à la personne" dans le cadre de la robotique. Ce sujet étant très vaste, nous l'avons découpé en quatre sous-questions.

Dans le chapitre 2, nous avons répondu à la question 1.1 à partir de l'état de l'art :

En quoi l'assistance robotique à la personne peut-elle se servir du mouvement humain, riche d'informations physiques et cognitives, comme modalité d'amélioration de l'interaction humain-robot ?

Ce chapitre a permis de présenter les différentes notions à l'origine de ces travaux. Ainsi, nous avons défini ce qu'était le mouvement humain et ce qui est appelé Mouvement Biologique. Le MB correspond à l'analyse du mouvement d'un animal, que ce soit un humain ou non, à partir d'une représentation minimale : des points à chaque partie du corps. Malgré cette représentation minimale, le MB transmet des informations sociales sur l'individu qui effectue le mouvement comme les émotions, le genre ou même l'identité. Au vu de ces informations, la littérature s'est intéressée au lien entre le MB et l'empathie, qui est une capacité sociale importante chez l'être humain, comme chez d'autres animaux sociaux. L'empathie étant une capacité permettant d'interagir socialement avec autrui, la littérature s'en est inspirée pour améliorer l'Interaction Humain Robot (IHR). En robotique, elle s'appelle Empathie Artificielle (EA). Étant donné le lien entre l'empathie naturelle et le mouvement biologique, nous mettons en avant l'intérêt de l'analyse du mouvement humain pour l'EA. L'étude du MB humain permettrait alors d'améliorer les interactions entre humain et robot en les rendant plus naturelles. Ainsi, nous avons proposé dans cette thèse d'analyser le MB humain pour l'utiliser comme vecteur de communication non verbal et y extraire des informations physiques et cognitives.

La première étape pour l'analyse du MB humain est de l'observer. Nous répondons donc à la question 1.2 dans le chapitre 3 :

Comment observer le mouvement humain dans son environnement naturel de manière robuste afin d'y extraire des informations physiques et cognitives du MB ?

Il existe de nombreux capteurs permettant d'observer le mouvement humain. Nous nous sommes intéressés aux capteurs Kinect qui sont des caméras de profondeur (RGBD). Contrairement à des capteurs dits "de laboratoire", ils ont la particularité d'être accessibles et faciles à installer pour une observation in situ. Cependant, ces caméras souffrent d'un manque de

précision pour une observation fine du mouvement humain. Nous avons donc proposé dans ce chapitre deux méthodes d'amélioration de l'observation du mouvement humain avec la Kinect. Ces deux méthodes reposent sur un Extended Kalman Filter, très utilisé pour filtrer les données bruitées issues de tout type de capteurs.

Notre première contribution s'appuie sur un EKF contraint par les normes anthropométriques et notamment les limites articulaires (COLOMBEL, BONNET et al., 2020). Nous proposons également une méthode d'optimisation des paramètres du filtre. Notre seconde contribution s'intéresse à deux éléments : la fusion de données de plusieurs capteurs avec un EKF et la comparaison entre le capteur Kinect de deuxième génération et celui de la troisième (COLOMBEL, DANEY, BONNET et CHARPILLET, 2021). Nos deux contributions apportent des améliorations de la précision des observations du mouvement que ce soit en angulaire ou en cartésien. Ce chapitre propose donc des solutions d'observations intéressantes pour l'analyse du MB humain dans des environnements naturels.

La deuxième étape de l'analyse du mouvement humain, après l'avoir observée est d'étudier le mouvement obtenu afin d'en extraire les informations recherchées. Pour ce faire, nous avons étudié le problème du Contrôle Optimal Inverse (COI). Le COI s'intéresse à comprendre, à partir d'un mouvement donné, comment ce mouvement a été généré.

Pour cela, une des hypothèses majeures est de considérer que le mouvement est optimal (hyp. 4.1) au regard d'une certaine base. Le chapitre 4 pose alors la question 1.2 :

Dans quelle mesure le MB humain peut-il être considéré comme optimal au regard d'un critère et quelles en sont ses propriétés ?

Ce chapitre, ainsi que le suivant, sont des chapitres importants de contribution. Ils apportent une vision holistique du problème de COI dans le cadre du mouvement humain (COLOMBEL, DANEY et CHARPILLET, 2023). Nous avons vu dans le premier que considérer le mouvement humain comme optimal au regard d'une base est déjà une hypothèse largement utilisée par la littérature. Nous avons montré qu'elle implique certaines propriétés sur la trajectoire. Pour cela, nous avons étudié le Contrôle Optimal Direct à travers les conditions de Karush-Kuhn-Tucker. Cela met en avant l'importance de la singularité de ce qu'on appelle la Matrice d'Identification pour l'optimalité de la trajectoire. Cette propriété est une condition nécessaire, mais non suffisante. Grâce à une représentation paramétrique des trajectoires et un exemple canonique, nous montrons qu'il est possible d'illustrer le phénomène d'optimalité dans l'espace des trajectoires : nous appelons cette représentation une Courbe de Singularité.

Nous montrons donc dans ce chapitre qu'il est possible de considérer le mouvement humain comme optimal au regard d'une base. De plus, cette hypothèse amène certaines propriétés intéressantes pour l'analyse du mouvement.

Une fois ces propriétés relevées, le chapitre 5 étudie le COI poussé par la question 1.4 :

Dans quelle mesure la résolution du problème de Contrôle Optimal Inverse peut-elle être utilisée pour l'analyse du MB humain ?

La littérature sur le COI propose déjà des applications sur le mouvement humain pour de l'imitation ou de la prédiction. De notre côté, nous nous intéressons au COI car nous faisons l'hypothèse (hyp. 4.2) que cette méthode nous permettra d'analyser le mouvement en passant de l'espace des trajectoires à un espace plus compact et significatif de la base de fonctions de coût.

De nombreuses méthodes de résolution ont été proposées dont deux principales : la méthode dite du Bilevel et la méthode dite Approximée. Cependant, les différentes méthodes de résolution proposées pour l'analyse du mouvement humain souffrent de la mauvaise qualité de mesure du mouvement, et comme vu dans le chapitre 3, l'observation du mouvement humain

in situ est sujette à du bruit de mesure. Nous proposons d’étudier la robustesse du problème de COI en mettant en avant le découplage des conditions (COLOMBEL, DANEY et CHARPILLET, 2022). Notamment, nous considérons le COI comme un problème d’identification, ce qui nous permet de proposer des solutions pour éviter qu’il soit insoluble. Notre contribution majeure correspond cependant à notre vision originale du COI, une approche nommée Projected Inverse Optimal Control (PIOC) (COLOMBEL, DANEY et CHARPILLET, 2023). Nous montrons que les méthodes de résolutions principales de la littérature sont équivalentes à des projections particulières dans l’espace des trajectoires (def. 5.2). Cette vision apporte une méthodologie simple de compréhension et de mise en place d’un problème de COI dans le cadre de l’analyse du mouvement humain. Notamment, nous proposons un algorithme simple de choix de base pour améliorer la manière dont le COI est posé.

Même si nous n’avons pas pu prouver que PIOC s’applique à des données réelles, nous pensons que les différentes méthodes proposées pour améliorer la résolution du COI seront bénéfiques à la communauté et ouvriront la porte à de nombreuses perspectives. Notre ambition de départ concernant l’extraction de données physiques et cognitives du mouvement humain pour l’assistance à la personne n’est donc pas atteint. Cependant, en consolidant la méthode d’analyse, nous avons réalisé les fondements qui permettront, dans le futur, d’atteindre nos objectifs. Nous nous baserons notamment sur les apports suivant :

- **La paramétrisation des trajectoires** : même si le fait d’interpoler les trajectoires par un polynôme avait déjà été fait, il n’a, à notre connaissance, pas été utilisé pour réduire les paramètres et contraintes du problème.
- **La caractérisation des trajectoires avec la matrice d’identification** : qui permet, entre autres, d’indicateur de fiabilité de la modélisation du problème et de sa solution.
- **Le choix des fonctions de coût** : notre algorithme nous permettra de choisir une base de fonctions de coût la plus pertinente en fonction du mouvement observé.
- **Le choix d’une solution adaptée à nos besoins** : les projections correspondent à différentes manières de choisir une solution à un problème donné. Suivant l’objectif de l’application, il faut choisir la projection correspondante.

6.2 Travaux futurs

Pour rappel, le sujet de cette thèse est l’analyse du MB humain pour l’assistance à la personne. Nous avons vu que le mouvement contenait de nombreuses informations qui pouvaient être utilisées pour améliorer les interactions humain-robot. Cependant, nous avons également vu que le mouvement est difficile à observer avec des capteurs et que son observation en milieu écologique se faisait uniquement avec du bruit de mesure.

Notre étude théorique du COI nous a permis de développer PIOC, une approche originale et holistique. Grâce à PIOC, nous envisageons un applicatif sur le mouvement humain basé sur différents apports de cette thèse.

Les challenges futurs concernent surtout une mise à l’échelle en travaillant sur de plus gros modèles, ainsi qu’en appliquant toutes ces méthodes sur données réelles.

6.2.1 Fatigue physique dans le mouvement du bras

Nous avons des données obtenues d'un partenariat avec l'INRS. Un des applicatifs directs de cette thèse est une exploitation de ces données avec nos méthodes. L'idée est de proposer une analyse de ces mouvements grâce au COI et de comparer nos résultats à ceux obtenus avec des Positions des Centres Articulaires (PCAs) (SAVIN et al., 2021).

6.2.2 Fatigue physique et cognitive dans la marche

Durant la thèse, nous avons élaboré un protocole expérimental dont le but est d'observer l'effet de la fatigue physique et cognitive sur le mouvement de la marche. Ce protocole a été soumis et approuvé par le COERLE, le comité éthique d'Inria. Nous n'avons pas pu mener à bien ces expériences en raison des confinements et du télétravail qu'a imposés la pandémie de 2020-2021. Nous avons pour objectif, au même titre que les données INRS, d'exploiter les données recueillies pour cette expérience à l'aide du COI.

Le protocole expérimental est en annexe A.

Bibliographie

- AB AZAR, N., A. SHAHMANSOORIAN et M. DAVOUDI (2020). « From Inverse Optimal Control to Inverse Reinforcement Learning : A Historical Review ». In : *Annual Reviews in Control* 50, p. 119-138. ISSN : 1367-5788. DOI : [10.1016/j.arcontrol.2020.06.001](https://doi.org/10.1016/j.arcontrol.2020.06.001).
- ABBEEL, P. et A. Y. NG (2004). « Apprenticeship Learning via Inverse Reinforcement Learning ». In : *Proceedings of the Twenty-First International Conference on Machine Learning*. ICML '04. Banff, Alberta, Canada : Association for Computing Machinery, p. 1. ISBN : 978-1-58113-838-2. DOI : [10.1145/1015330.1015430](https://doi.org/10.1145/1015330.1015430).
- AGGARWAL, J. K. et Q. CAI (juin 1997). « Human motion analysis : a review ». In : *Proceedings IEEE Nonrigid and Articulated Motion Workshop*, p. 90-102. DOI : [10.1109/NAMW.1997.609859](https://doi.org/10.1109/NAMW.1997.609859).
- AGGARWAL, J. K. et L. XIA (2014). « Human Activity Recognition from 3D Data : A Review ». In : *Pattern Recognition Letters*. Celebrating the Life and Work of Maria Petrou 48, p. 70-80. ISSN : 0167-8655. DOI : [10.1016/j.patrec.2014.04.011](https://doi.org/10.1016/j.patrec.2014.04.011).
- AGHASADEGHI, N. et T. BRETLE (2014). « Inverse Optimal Control for Differentially Flat Systems with Application to Locomotion Modeling ». In : *2014 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, p. 6018-6025. DOI : [10.1109/ICRA.2014.6907746](https://doi.org/10.1109/ICRA.2014.6907746).
- AHMAD, M., O. MUBIN et J. ORLANDO (2017). « A Systematic Review of Adaptivity in Human-Robot Interaction ». In : *Multimodal Technologies and Interaction* 1.3, p. 14. DOI : [10.3390/mti1030014](https://doi.org/10.3390/mti1030014).
- ALBRECHT, S. (2013). « Modeling and Numerical Solution of Inverse Optimal Control Problems for the Analysis of Human Motions ». Thesis.
- ALBRECHT, S., P. BASILI, S. GLASAUER, M. LEIBOLD et M. ULBRICH (2012). « Modeling and Analysis of Human Navigation with Crossing Interferer Using Inverse Optimal Control ». In : *IFAC Proceedings Volumes*. 7th Vienna International Conference on Mathematical Modelling 45.2, p. 475-480. ISSN : 1474-6670. DOI : [10.3182/20120215-3-AT-3016.00083](https://doi.org/10.3182/20120215-3-AT-3016.00083).
- ALBRECHT, S., M. ULBRICH et M. LEIBOLD (2012). « A Bilevel Optimization Approach to Obtain Optimal Cost Functions for Human Arm Movements ». In : *Numerical Algebra, Control and Optimization* 2.1, p. 105-127. ISSN : 2155-3289. DOI : [10.3934/naco.2012.2.105](https://doi.org/10.3934/naco.2012.2.105).
- ALEXANDRE DIT SANDRETTO, J., G. TROMBETTONI et D. DANNEY (2014). « Interval Methods for Model Qualification : Methodology and Advanced Application ». In : *Mathematics in Computer Science* 8.3, p. 479-493. ISSN : 1661-8289. DOI : [10.1007/s11786-014-0210-0](https://doi.org/10.1007/s11786-014-0210-0).
- ANNAZ, D., R. CAMPBELL, M. COLEMAN, E. MILNE et J. SWETTENHAM (2012). « Young Children with Autism Spectrum Disorder Do Not Preferentially Attend to Biological Motion ». In : *Journal of Autism and Developmental Disorders* 42.3, p. 401-408. ISSN : 1573-3432. DOI : [10.1007/s10803-011-1256-3](https://doi.org/10.1007/s10803-011-1256-3).

- ASADA, M. (2015). « Towards Artificial Empathy ». In : *International Journal of Social Robotics* 7.1, p. 19-33. ISSN : 1875-4805. DOI : [10.1007/s12369-014-0253-z](https://doi.org/10.1007/s12369-014-0253-z).
- AUGER, F., M. HILAIRET, J. M. GUERRERO, E. MONMASSON, T. ORLOWSKA-KOWALSKA et S. KATSURA (déc. 2013). « Industrial Applications of the Kalman Filter : A Review ». en. In : *IEEE Trans. Ind. Electron.* 60.12, p. 5458-5471. ISSN : 0278-0046, 1557-9948. DOI : [10.1109/TIE.2012.2236994](https://doi.org/10.1109/TIE.2012.2236994). URL : <http://ieeexplore.ieee.org/document/6400245/> (visit  le 02/01/2022).
- BAGHERI, E., P. G. ESTEBAN, H.-L. CAO, A. D. BEIR, D. LEFEBER et B. VANDERBORGHT (2020). « An Autonomous Cognitive Empathy Model Responsive to Users' Facial Emotion Expressions ». In : *ACM Transactions on Interactive Intelligent Systems* 10.3, 20 :1-20 :23. ISSN : 2160-6455. DOI : [10.1145/3341198](https://doi.org/10.1145/3341198).
- BANOS, O., A. CALATRONI, M. DAMAS, H. POMARES, I. ROJAS, H. SAGHA, J. del R. MILL'N, G. TROSTER, R. CHAVARRIAGA et D. ROGGEN (juin 2012). « Kinect=IMU ? Learning MIMO Signal Mappings to Automatically Translate Activity Recognition Systems across Sensor Modalities ». In : *2012 16th International Symposium on Wearable Computers*. ISSN : 2376-8541, p. 92-99. DOI : [10.1109/ISWC.2012.17](https://doi.org/10.1109/ISWC.2012.17).
- BARBIER, F., P. ALLARD, K. GUELTON, B. COLOBERT et A.-P. GODILLON-MAQUINGHEN (mar. 2003). « Estimation of the 3-D center of mass excursion from force-plate data during standing ». eng. In : *IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng* 11.1, p. 31-37. ISSN : 1534-4320. DOI : [10.1109/TNSRE.2003.810433](https://doi.org/10.1109/TNSRE.2003.810433).
- BARLIYA, A., L. OMLOR, M. A. GIESE, A. BERTHOZ et T. FLASH (2013). « Expression of Emotion in the Kinematics of Locomotion ». In : *Experimental Brain Research* 225.2, p. 159-176. ISSN : 0014-4819, 1432-1106. DOI : [10.1007/s00221-012-3357-4](https://doi.org/10.1007/s00221-012-3357-4).
- BARTAL, I. B.-A., J. DECETY et P. MASON (2011). « Empathy and Pro-Social Behavior in Rats ». In : *Science* 334.6061, p. 1427-1430. ISSN : 0036-8075, 1095-9203. DOI : [10.1126/science.1210789](https://doi.org/10.1126/science.1210789).
- BARTENIEFF, I. et D. LEWIS (2013). *Body Movement : Coping with the Environment*. London : Routledge. ISBN : 978-1-315-02544-5. DOI : [10.4324/9781315025445](https://doi.org/10.4324/9781315025445).
- BEGON, M., M. S. ANDERSEN et R. DUMAS (jan. 2018). « Multibody Kinematics Optimization for the Estimation of Upper and Lower Limb Human Joint Kinematics : A Systematized Methodological Review ». en. In : *J Biomech Eng* 140.3, p. 030801. ISSN : 0148-0731. DOI : [10.1115/1.4038741](https://doi.org/10.1115/1.4038741). URL : <http://biomechanical.asmedigitalcollection.asme.org/article.aspx?doi=10.1115/1.4038741> (visit  le 26/06/2019).
- BEKKALI, S., G. J. YOUSSEF, P. H. DONALDSON, N. ALBEIN-URIOS, C. HYDE et P. G. ENTICOTT (2021). « Is the Putative Mirror Neuron System Associated with Empathy ? A Systematic Review and Meta-Analysis ». In : *Neuropsychology Review* 31.1, p. 14-57. ISSN : 1573-6660. DOI : [10.1007/s11065-020-09452-6](https://doi.org/10.1007/s11065-020-09452-6).
- BELL, A. L., R. A. BRAND et D. R. PEDERSEN (f v. 1989). « Prediction of hip joint centre location from external landmarks ». In : *Human Movement Science* 8.1, p. 3-16. ISSN : 0167-9457. DOI : [10.1016/0167-9457\(89\)90020-1](https://doi.org/10.1016/0167-9457(89)90020-1). URL : <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/0167945789900201> (visit  le 14/09/2019).
- BEN-AMI BARTAL, I., D. A. RODGERS, M. S. BERNARDEZ SARRIA, J. DECETY et P. MASON (2014). « Pro-Social Behavior in Rats Is Modulated by Social Experience ». In : *eLife* 3. Sous la dir. de R. FERNALD, e01385. ISSN : 2050-084X. DOI : [10.7554/eLife.01385](https://doi.org/10.7554/eLife.01385).
- BEN-AMI BARTAL, I., H. SHAN, N. M. R. MOLASKY, T. M. MURRAY, J. Z. WILLIAMS, J. DECETY et P. MASON (2016). « Anxiolytic Treatment Impairs Helping Behavior in Rats ». In : *Frontiers in Psychology* 7. ISSN : 1664-1078. DOI : [10.3389/fpsyg.2016.00850](https://doi.org/10.3389/fpsyg.2016.00850).

- BENHABIB, N., V. PADOIS et D. DANÉY (2020). « Securing Industrial Operators with Collaborative Robots : Simulation and Experimental Validation for a Carpentry Task ». In : *2020 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*. Paris, France : IEEE, p. 7128-7134. ISBN : 978-1-72817-395-5. DOI : [10.1109/ICRA40945.2020.9197161](https://doi.org/10.1109/ICRA40945.2020.9197161).
- BERRET, B., E. CHIOVETTO, F. NORI et T. POZZO (2011). « Evidence for Composite Cost Functions in Arm Movement Planning : An Inverse Optimal Control Approach ». In : *PLOS Computational Biology* 7.10, e1002183. ISSN : 1553-7358. DOI : [10.1371/journal.pcbi.1002183](https://doi.org/10.1371/journal.pcbi.1002183).
- BERTENTHAL, B. I., D. R. PROFFITT et S. J. KRAMER (1987). « Perception of Biomechanical Motions by Infants : Implementation of Various Processing Constraints ». In : *Journal of Experimental Psychology : Human Perception and Performance* 13.4, p. 577-585. ISSN : 1939-1277. DOI : [10.1037/0096-1523.13.4.577](https://doi.org/10.1037/0096-1523.13.4.577).
- BERTHOLD, D. P., L. N. MUENCH et B. T. ELHASSAN (2021). « How the Biomechanical Complexity of Tendon Transfers in Shoulder Surgery Is Still Robbing Us of Sleep in 2021 ». In : *Arthroscopy* 37.7, p. 2026-2028. ISSN : 0749-8063, 1526-3231. DOI : [10.1016/j.arthro.2021.04.026](https://doi.org/10.1016/j.arthro.2021.04.026).
- BERTHOZ, A. (1997). *Le Sens du mouvement*. Odile Jacob. ISBN : 978-2-7381-8415-3.
- BERTHOZ, A. et G. JORLAND (2004). *L'Empathie*. Odile Jacob. ISBN : 978-2-7381-8635-5.
- BESNARD, S. et W. KHALIL (2001). « Identifiable Parameters for Parallel Robots Kinematic Calibration ». In : *Proceedings 2001 ICRA. IEEE International Conference on Robotics and Automation (Cat. No.01CH37164)*. T. 3, 2859-2866 vol.3. DOI : [10.1109/ROBOT.2001.933055](https://doi.org/10.1109/ROBOT.2001.933055).
- BILLARD, A., S. CALINON, R. DILLMANN et S. SCHAAL (2008). « Robot Programming by Demonstration ». en. In : *Springer Handbook of Robotics*. Sous la dir. de B. SICILIANO et O. KHATIB. Berlin, Heidelberg : Springer Berlin Heidelberg, p. 1371-1394. ISBN : 978-3-540-30301-5. DOI : [10.1007/978-3-540-30301-5_60](https://doi.org/10.1007/978-3-540-30301-5_60). URL : https://doi.org/10.1007/978-3-540-30301-5_60 (visité le 04/02/2019).
- Bioethics Thesaurus* (1992). *Bioethics Thesaurus : 1992 Edition*. Bioethics Information Retrieval Project, Kennedy Institute of Ethics, Georgetown University.
- BLAKE, R., L. M. TURNER, M. J. SMOSKI, S. L. POZDOL et W. L. STONE (2003). « Visual Recognition of Biological Motion Is Impaired in Children With Autism ». In : *Psychological Science* 14.2, p. 151-157. ISSN : 0956-7976. DOI : [10.1111/1467-9280.01434](https://doi.org/10.1111/1467-9280.01434).
- BONARINI, A. (2020). « Communication in Human-Robot Interaction ». In : *Current Robotics Reports* 1.4, p. 279-285. ISSN : 2662-4087. DOI : [10.1007/s43154-020-00026-1](https://doi.org/10.1007/s43154-020-00026-1).
- BONNET, V., R. DUMAS, A. CAPPOZZO, V. JOUKOV, G. DAUNE, D. KULIĆ, P. FRAISSE, S. ANDARY et G. VENTURE (sept. 2017). « A constrained extended Kalman filter for the optimal estimate of kinematics and kinetics of a sagittal symmetric exercise ». In : *Journal of Biomechanics. Human Movement Analysis : The Soft Tissue Artefact Issue* 62.Supplement C, p. 140-147. ISSN : 0021-9290. DOI : [10.1016/j.jbiomech.2016.12.027](https://doi.org/10.1016/j.jbiomech.2016.12.027). URL : <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0021929016313203> (visité le 23/10/2017).
- BOURGAÏN, M., S. HYBOIS, P. THOREUX, O. ROUILLON, P. ROUCH et C. SAURET (2018). « Effect of Shoulder Model Complexity in Upper-Body Kinematics Analysis of the Golf Swing ». In : *Journal of Biomechanics* 75, p. 154-158. ISSN : 0021-9290. DOI : [10.1016/j.jbiomech.2018.04.025](https://doi.org/10.1016/j.jbiomech.2018.04.025).

- VAN BOXTEL, J. J. A., Y. PENG, J. SU et H. LU (2017). « Individual Differences in High-Level Biological Motion Tasks Correlate with Autistic Traits ». In : *Vision Research*. Individual Differences as a Window into the Structure and Function of the Visual System 141, p. 136-144. ISSN : 0042-6989. DOI : [10.1016/j.visres.2016.11.005](https://doi.org/10.1016/j.visres.2016.11.005).
- BREAZEAL, C. (2003). « Toward Sociable Robots ». In : *Robotics and Autonomous Systems*. Socially Interactive Robots 42.3, p. 167-175. ISSN : 0921-8890. DOI : [10.1016/S0921-8890\(02\)00373-1](https://doi.org/10.1016/S0921-8890(02)00373-1).
- BURKETT, J. P., E. ANDARI, Z. V. JOHNSON, D. C. CURRY, F. B. M. DE WAAL et L. J. YOUNG (2016). « Oxytocin-Dependent Consolation Behavior in Rodents ». In : *Science* 351.6271, p. 375-378. ISSN : 0036-8075, 1095-9203. DOI : [10.1126/science.aac4785](https://doi.org/10.1126/science.aac4785).
- BUSCH, B. (2018). « Optimization techniques for an ergonomic human-robot interaction ». en. In : p. 118.
- BÜTEPAGE, J., H. KJELLSTRÖM et D. KRAGIC (2017). « Anticipating Many Futures : On-line Human Motion Prediction and Synthesis for Human-Robot Collaboration ». In : *arXiv :1702.08212 [cs]*. arXiv : [1702.08212 \[cs\]](https://arxiv.org/abs/1702.08212).
- CAO, Z., G. HIDALGO, T. SIMON, S.-E. WEI et Y. SHEIKH (déc. 2018). « OpenPose : Realtime Multi-Person 2D Pose Estimation using Part Affinity Fields ». In : *arXiv :1812.08008 [cs]*. arXiv : 1812.08008. URL : <http://arxiv.org/abs/1812.08008> (visité le 04/02/2019).
- CAPEK, K. (2011). *RUR : Rossum's Universal Robots*. Trad. par J. RUBES. Paris : Editions de La Différence. ISBN : 978-2-7291-1922-5.
- CAPPELLO, A., P. F. LA PALOMBARA et A. LEARDINI (juin 1996). « Optimization and smoothing techniques in movement analysis ». en. In : *International Journal of Bio-Medical Computing* 41.3, p. 137-151. ISSN : 0020-7101. DOI : [10.1016/0020-7101\(96\)01167-1](https://doi.org/10.1016/0020-7101(96)01167-1). URL : <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/0020710196011671> (visité le 02/01/2022).
- CAPPOZZO, A., F. CATANI, A. LEARDINI, M. BENEDETTI et U. DELLA CROCE (mar. 1996). « Position and orientation in space of bones during movement : experimental artefacts ». en. In : *Clinical Biomechanics* 11.2, p. 90-100. ISSN : 0268-0033. DOI : [10.1016/0268-0033\(95\)00046-1](https://doi.org/10.1016/0268-0033(95)00046-1). URL : <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/0268003395000461> (visité le 31/12/2021).
- CARPENTIER, J., G. SAUREL, G. BUONDONNO, J. MIRABEL, F. LAMIRAUX, O. STASSE et N. MANSARD (jan. 2019). « The Pinocchio C++ library : A fast and flexible implementation of rigid body dynamics algorithms and their analytical derivatives ». In : *2019 IEEE/SICE International Symposium on System Integration (SII)*. ISSN : 2474-2325, p. 614-619. DOI : [10.1109/SII.2019.8700380](https://doi.org/10.1109/SII.2019.8700380).
- CARRENO-MEDRANO, P., T. HARADA, J. F.-S. LIN, D. KULIĆ et G. VENTURE (2019). « Analysis of Affective Human Motion During Functional Task Performance : An Inverse Optimal Control Approach ». In : *2019 IEEE-RAS 19th International Conference on Humanoid Robots (Humanoids)*, p. 461-468. DOI : [10.1109/Humanoids43949.2019.9035007](https://doi.org/10.1109/Humanoids43949.2019.9035007).
- CASIEZ, G., N. ROUSSEL et D. VOGEL (2012). « 1 \euro Filter : A Simple Speed-based Low-pass Filter for Noisy Input in Interactive Systems ». In : *Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems*. CHI '12. New York, NY, USA : ACM, p. 2527-2530. ISBN : 978-1-4503-1015-4. DOI : [10.1145/2207676.2208639](https://doi.org/10.1145/2207676.2208639). URL : <http://doi.acm.org/10.1145/2207676.2208639> (visité le 24/10/2017).
- CERVERI, P., M. RABUFFETTI, A. PEDOTTI et G. FERRIGNO (mar. 2003). « Real-time human motion estimation using biomechanical models and non-linear state-space filters ». en. In : *Med. Biol. Eng. Comput.* 41.2, p. 109-123. ISSN : 1741-0444. DOI : [10.1007/BF02344878](https://doi.org/10.1007/BF02344878). URL : <https://doi.org/10.1007/BF02344878> (visité le 21/05/2019).

- CHA, E., Y. KIM, T. FONG et M. MATARIC (2018). « A Survey of Nonverbal Signaling Methods for Non-Humanoid Robots ». In : *Foundations and Trends in Robotics* 6, p. 211-323. DOI : [10.1561/23000000057](#).
- CHAN, R. B. (oct. 1999). « A method for estimating center of mass from forceplate data during quiet standing ». In : *Proceedings of the First Joint BMES/EMBS Conference. 1999 IEEE Engineering in Medicine and Biology 21st Annual Conference and the 1999 Annual Fall Meeting of the Biomedical Engineering Society (Cat. N. T. 1, 516 vol.1-*. DOI : [10.1109/IEMBS.1999.802594](#).
- CHANG, D. H. F. et N. F. TROJE (2009). « Characterizing Global and Local Mechanisms in Biological Motion Perception ». In : *Journal of Vision* 9.5, p. 8. ISSN : 1534-7362. DOI : [10.1167/9.5.8](#).
- CHARLES, J. et M. EVERINGHAM (nov. 2011). « Learning shape models for monocular human pose estimation from the Microsoft Xbox Kinect ». In : *2011 IEEE International Conference on Computer Vision Workshops (ICCV Workshops)*. Barcelona, Spain : IEEE, p. 1202-1208. ISBN : 978-1-4673-0063-6 978-1-4673-0062-9 978-1-4673-0061-2. DOI : [10.1109/ICCVW.2011.6130387](#). URL : <http://ieeexplore.ieee.org/document/6130387/> (visité le 03/05/2019).
- CHATTOPADHYAY, P., S. SURAL et J. MUKHERJEE (déc. 2013). « Gait Recognition from Front and Back View Sequences Captured Using Kinect ». en. In : *Pattern Recognition and Machine Intelligence*. Lecture Notes in Computer Science. Springer, Berlin, Heidelberg, p. 196-203. ISBN : 978-3-642-45061-7 978-3-642-45062-4. DOI : [10.1007/978-3-642-45062-4_27](#). URL : https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-642-45062-4_27 (visité le 24/01/2018).
- CHEN, G., Q. XIE et L. S. SHIEH (août 1998). « Fuzzy Kalman filtering ». en. In : *Information Sciences* 109.1, p. 197-209. ISSN : 0020-0255. DOI : [10.1016/S0020-0255\(98\)10002-6](#). URL : <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0020025598100026> (visité le 02/01/2022).
- CHOUHAN, T., A. PANSE, A. K. VOONA et S. M. SAMEER (sept. 2014). « Smart glove with gesture recognition ability for the hearing and speech impaired ». In : *2014 IEEE Global Humanitarian Technology Conference - South Asia Satellite (GHTC-SAS)*, p. 105-110. DOI : [10.1109/GHTC-SAS.2014.6967567](#).
- CLEVER, D., K. HATZ et K. MOMBAUR (2014). « Studying Dynamical Principles of Human Locomotion Using Inverse Optimal Control ». In : *PAMM* 14.1, p. 801-802. ISSN : 1617-7061. DOI : [10.1002/pamm.201410381](#).
- CLEVER, D., R. MALIN SCHEMSCHAT, M. L. FELIS et K. MOMBAUR (2016). « Inverse Optimal Control Based Identification of Optimality Criteria in Whole-Body Human Walking on Level Ground ». In : *2016 6th IEEE International Conference on Biomedical Robotics and Biomechatronics (BioRob)*, p. 1192-1199. DOI : [10.1109/BIOROB.2016.7523793](#).
- CLEVER, D. et K. MOMBAUR (2016). « An Inverse Optimal Control Approach for the Transfer of Human Walking Motions in Constrained Environment to Humanoid Robots ». In : *Robotics : Science and Systems XII*. Robotics : Science and Systems Foundation. ISBN : 978-0-9923747-2-3. DOI : [10.15607/RSS.2016.XII.005](#).
- (2017). « On the Relevance of Common Humanoid Gait Generation Strategies in Human Locomotion : An Inverse Optimal Control Approach ». In : *Modeling, Simulation and Optimization of Complex Processes HPSC 2015*. Sous la dir. de H. G. BOCK, H. X. PHU, R. RANNACHER et J. P. SCHLÖDER. Cham : Springer International Publishing, p. 27-40. ISBN : 978-3-319-67167-3 978-3-319-67168-0. DOI : [10.1007/978-3-319-67168-0_3](#).

- COLGATE, J. E., J. EDWARD, M. A. PESHKIN et W. WANNASUPHOPRASIT (1996). *Cobots : Robots For Collaboration With Human Operators*.
- COLOMBEL, J., V. BONNET, D. DANAY, R. DUMAS, A. SEILLES et F. CHARPILLET (jan. 2020). « Physically Consistent Whole-Body Kinematics Assessment Based on an RGB-D Sensor. Application to Simple Rehabilitation Exercises ». en. In : *Sensors* 20.10. Number : 10 Publisher : Multidisciplinary Digital Publishing Institute, p. 2848. DOI : [10.3390/s20102848](https://doi.org/10.3390/s20102848). URL : <https://www.mdpi.com/1424-8220/20/10/2848> (visité le 17/05/2020).
- COLOMBEL, J., D. DANAY, V. BONNET et F. CHARPILLET (2021). « Markerless 3D Human Pose Tracking in the Wild with Fusion of Multiple Depth Cameras : Comparative Experimental Study with Kinect 2 and 3 ». en. In : *Activity and Behavior Computing*. Sous la dir. de M. A. R. AHAD, S. INOUE, D. ROGGEN et K. FUJINAMI. Smart Innovation, Systems and Technologies. tex.ids : colombel_markerless_2020. Singapore : Springer, p. 119-134. ISBN : 9789811589447. DOI : [10.1007/978-981-15-8944-7_8](https://doi.org/10.1007/978-981-15-8944-7_8). URL : https://doi.org/10.1007/978-981-15-8944-7_8 (visité le 04/02/2021).
- COLOMBEL, J., D. DANAY et F. CHARPILLET (2023). « Holistic View of Inverse Optimal Control ». In : *[EN SOUMISSION] 2023 International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*.
- COLOMBEL, J., D. DANAY et F. CHARPILLET (2022). « On the Reliability of Inverse Optimal Control ». In : *2022 International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, p. 8504-8510. DOI : [10.1109/ICRA46639.2022.9811847](https://doi.org/10.1109/ICRA46639.2022.9811847).
- COUPETÉ, E. (nov. 2016). *Reconnaissance de gestes et actions pour la collaboration homme-robot sur chaîne de montage*. Paris Sciences et Lettres. URL : <http://www.theses.fr/2016PSLEM062> (visité le 22/08/2018).
- CRENN, A., A. MEYER, R. A. KHAN, H. KONIK et S. BOUAKAZ (2017). « Toward an Efficient Body Expression Recognition Based on the Synthesis of a Neutral Movement ». In : *Proceedings of the 19th ACM International Conference on Multimodal Interaction*. ICMI '17. New York, NY, USA : ACM, p. 15-22. ISBN : 978-1-4503-5543-8. DOI : [10.1145/3136755.3136763](https://doi.org/10.1145/3136755.3136763).
- CUTTING, J. E. et L. T. KOZLOWSKI (1977). « Recognizing Friends by Their Walk : Gait Perception without Familiarity Cues ». In : *Bulletin of the Psychonomic Society* 9.5, p. 353-356. ISSN : 0090-5054. DOI : [10.3758/BF03337021](https://doi.org/10.3758/BF03337021).
- DAMASIO, A. R. (2003). *Spinoza avait raison : joie et tristesse, le cerveau des émotions*. Odile Jacob. ISBN : 978-2-7381-1584-3.
- (2006). *L'Erreur de Descartes : La raison des émotions*. Odile Jacob. ISBN : 978-2-7381-9726-9.
- DAOUDI, M., S. BERRETTI, P. PALA, Y. DELEVOYE et A. DEL BIMBO (2017). « Emotion Recognition by Body Movement Representation on the Manifold of Symmetric Positive Definite Matrices ». In : *Image Analysis and Processing - ICIAP 2017*. Sous la dir. de S. BATTIATO, G. GALLO, R. SCHETTINI et F. STANCO. Lecture Notes in Computer Science. Cham : Springer International Publishing, p. 550-560. ISBN : 978-3-319-68560-1. DOI : [10.1007/978-3-319-68560-1_49](https://doi.org/10.1007/978-3-319-68560-1_49).
- DAS, P., K. CHAKRAVARTY, A. CHOWDHURY, D. CHATTERJEE, A. SINHA et A. PAL (mar. 2018). « Improving joint position estimation of Kinect using anthropometric constraint based adaptive Kalman filter for rehabilitation ». en. In : *Biomed. Phys. Eng. Express* 4.3, p. 035002. ISSN : 2057-1976. DOI : [10.1088/2057-1976/aaa371](https://doi.org/10.1088/2057-1976/aaa371). URL : <https://doi.org/10.1088/2057-1976/aaa371> (visité le 17/04/2019).

- DAVIS, R. B., S. ÖUNPUU, D. TYBURSKI et J. R. GAGE (oct. 1991). « A gait analysis data collection and reduction technique ». In : *Human Movement Science* 10.5, p. 575-587. ISSN : 0167-9457. DOI : [10.1016/0167-9457\(91\)90046-Z](https://doi.org/10.1016/0167-9457(91)90046-Z). URL : <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/016794579190046Z> (visité le 02/05/2019).
- DE GRAAF, M., S. B. ALLOUCH et J. VAN DIJK (2017). « Why Do They Refuse to Use My Robot ? : Reasons for Non-Use Derived from a Long-Term Home Study ». In : *2017 12th ACM/IEEE International Conference on Human-Robot Interaction (HRI)*, p. 224-233.
- DE GROOTE, F., T. DE LAET, I. JONKERS et J. DE SCHUTTER (déc. 2008). « Kalman smoothing improves the estimation of joint kinematics and kinetics in marker-based human gait analysis ». In : *Journal of Biomechanics* 41.16, p. 3390-3398. ISSN : 0021-9290. DOI : [10.1016/j.jbiomech.2008.09.035](https://doi.org/10.1016/j.jbiomech.2008.09.035). URL : <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0021929008004685> (visité le 21/05/2019).
- DELP, S. L., F. C. ANDERSON, A. S. ARNOLD, P. LOAN, A. HABIB, C. T. JOHN, E. GUENDELMAN et D. G. THELEN (2007). « OpenSim : Open-Source Software to Create and Analyze Dynamic Simulations of Movement ». In : *IEEE transactions on bio-medical engineering* 54.11, p. 1940-1950. ISSN : 0018-9294. DOI : [10.1109/TBME.2007.901024](https://doi.org/10.1109/TBME.2007.901024).
- DERMY, O. (déc. 2018). « Prédiction du mouvement humain pour la robotique collaborative : du geste accompagné au mouvement corps entier ». Thèse de doctorat. Université de Lorraine. URL : <http://www.theses.fr/2018LORR0227> (visité le 01/01/2022).
- DITTRICH, W. H., T. TROSCIANKO, S. E. G. LEA et D. MORGAN (1996). « Perception of Emotion from Dynamic Point-Light Displays Represented in Dance ». In : *Perception* 25.6, p. 727-738. ISSN : 0301-0066. DOI : [10.1068/p250727](https://doi.org/10.1068/p250727).
- DRAGAN, A. et S. SRINIVASA (2014). « Familiarization to Robot Motion ». In : *Proceedings of the 2014 ACM/IEEE International Conference on Human-robot Interaction*. Bielefeld Germany : ACM, p. 366-373. ISBN : 978-1-4503-2658-2. DOI : [10.1145/2559636.2559674](https://doi.org/10.1145/2559636.2559674).
- DUMAS, R., L. CHÈZE et J. -.-P. VERRIEST (jan. 2007). « Adjustments to McConville et al. and Young et al. body segment inertial parameters ». In : *Journal of Biomechanics* 40.3. tex.ids= dumas_adjustments_2007-1, p. 543-553. ISSN : 0021-9290. DOI : [10.1016/j.jbiomech.2006.02.013](https://doi.org/10.1016/j.jbiomech.2006.02.013). URL : <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0021929006000728> (visité le 23/05/2019).
- ENGİN, A. (jan. 1980). « On the biomechanics of the shoulder complex ». en. In : *Journal of Biomechanics* 13.7, p. 575-590. ISSN : 0021-9290. DOI : [10.1016/0021-9290\(80\)90058-5](https://doi.org/10.1016/0021-9290(80)90058-5). URL : <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/0021929080900585> (visité le 02/01/2022).
- ENGLERT, P., N. A. VIEN et M. TOUSSAINT (2017). « Inverse KKT : Learning Cost Functions of Manipulation Tasks from Demonstrations ». In : *The International Journal of Robotics Research* 36.13-14, p. 1474-1488. ISSN : 0278-3649. DOI : [10.1177/0278364917745980](https://doi.org/10.1177/0278364917745980).
- EVENSEN, G. (nov. 2003). « The Ensemble Kalman Filter : theoretical formulation and practical implementation ». en. In : *Ocean Dynamics* 53.4, p. 343-367. ISSN : 1616-7228. DOI : [10.1007/s10236-003-0036-9](https://doi.org/10.1007/s10236-003-0036-9). URL : <https://doi.org/10.1007/s10236-003-0036-9> (visité le 06/05/2019).
- FABBRI-DESTRO, M. et G. RIZZOLATTI (2008). « Mirror Neurons and Mirror Systems in Monkeys and Humans ». In : *Physiology* 23.3, p. 171-179. ISSN : 1548-9213. DOI : [10.1152/physiol.00004.2008](https://doi.org/10.1152/physiol.00004.2008).
- FAN, L., M. SCHEUTZ, M. LOHANI, M. MCCOY et C. STOKES (2017). « Do We Need Emotionally Intelligent Artificial Agents ? First Results of Human Perceptions of Emotional Intelligence in Humans Compared to Robots ». In : *Intelligent Virtual Agents*. Sous la

- dir. de J. BESKOW, C. PETERS, G. CASTELLANO, C. O'SULLIVAN, I. LEITE et S. KOPP. *Lecture Notes in Computer Science*. Cham : Springer International Publishing, p. 129-141. ISBN : 978-3-319-67401-8. DOI : [10.1007/978-3-319-67401-8_15](https://doi.org/10.1007/978-3-319-67401-8_15).
- FEDEROLF, P. A., K. A. BOYER et T. P. ANDRIACCHI (2013). « Application of Principal Component Analysis in Clinical Gait Research : Identification of Systematic Differences between Healthy and Medial Knee-Osteoarthritic Gait ». In : *Journal of Biomechanics* 46.13, p. 2173-2178. ISSN : 0021-9290. DOI : [10.1016/j.jbiomech.2013.06.032](https://doi.org/10.1016/j.jbiomech.2013.06.032).
- FEIL-SEIFER, D. et M. MATARIC (2005). « Defining Socially Assistive Robotics ». In : *9th International Conference on Rehabilitation Robotics, 2005. ICORR 2005*. P. 465-468. DOI : [10.1109/ICORR.2005.1501143](https://doi.org/10.1109/ICORR.2005.1501143).
- FEIL-SEIFER, D. et M. J. MATARIĆ (2011). « Socially Assistive Robotics ». In : *IEEE Robotics & Automation Magazine* 18.1, p. 24-31. ISSN : 1558-223X. DOI : [10.1109/MRA.2010.940150](https://doi.org/10.1109/MRA.2010.940150).
- FRISTON, K. J., J. T. ASHBURNER, S. J. KIEBEL, T. E. NICHOLS et W. D. PENNY (avr. 2011). *Statistical Parametric Mapping : The Analysis of Functional Brain Images*. en. Google-Books-ID : G_qdEsDlcp0C. Elsevier. ISBN : 978-0-08-046650-7.
- GABEL, M., R. GILAD-BACHRACH, E. RENSHAW et A. SCHUSTER (août 2012). « Full body gait analysis with Kinect ». In : *2012 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, p. 1964-1967. DOI : [10.1109/EMBC.2012.6346340](https://doi.org/10.1109/EMBC.2012.6346340).
- GALLESE, V., L. FADIGA, L. FOGASSI et G. RIZZOLATTI (1996). « Action Recognition in the Premotor Cortex ». In : *Brain* 119.2, p. 593-609. ISSN : 0006-8950. DOI : [10.1093/brain/119.2.593](https://doi.org/10.1093/brain/119.2.593).
- GAN, Q. et C. J. HARRIS (jan. 2001). « Comparison of two measurement fusion methods for Kalman-filter-based multisensor data fusion ». In : *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems* 37.1, p. 273-279. ISSN : 0018-9251. DOI : [10.1109/7.913685](https://doi.org/10.1109/7.913685).
- GAO, Z., T. YE, M. SHEN et A. PERRY (2016). « Working Memory Capacity of Biological Movements Predicts Empathy Traits ». In : *Psychonomic Bulletin & Review* 23.2, p. 468-475. ISSN : 1531-5320. DOI : [10.3758/s13423-015-0896-2](https://doi.org/10.3758/s13423-015-0896-2).
- GAURAV, S. et B. ZIEBART (2019). « Discriminatively Learning Inverse Optimal Control Models for Predicting Human Intentions ». In : *Proceedings of the 18th International Conference on Autonomous Agents and MultiAgent Systems. AAMAS '19*. Montreal QC, Canada : International Foundation for Autonomous Agents and Multiagent Systems, p. 1368-1376. ISBN : 978-1-4503-6309-9.
- GAVRILA, D. M. (jan. 1999). « The Visual Analysis of Human Movement : A Survey ». In : *Computer Vision and Image Understanding* 73.1, p. 82-98. ISSN : 1077-3142. DOI : [10.1006/cviu.1998.0716](https://doi.org/10.1006/cviu.1998.0716). URL : <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1077314298907160> (visité le 10/01/2018).
- GAYRAL, T. et D. DANEY (2014). « A Sufficient Condition for Parameter Identifiability in Robotic Calibration ». In : *Computational Kinematics*. Sous la dir. de F. THOMAS et A. PEREZ GRACIA. Mechanisms and Machine Science. Dordrecht : Springer Netherlands, p. 131-138. ISBN : 978-94-007-7214-4. DOI : [10.1007/978-94-007-7214-4_15](https://doi.org/10.1007/978-94-007-7214-4_15).
- Gharbi, M., P.-V. PAUBEL, A. CLODIC, O. CARRERAS, R. ALAMI et J.-M. CELLIER (2015). « Toward a Better Understanding of the Communication Cues Involved in a Human-Robot Object Transfer ». In : *2015 24th IEEE International Symposium on Robot and Human Interactive Communication (RO-MAN)*. Kobe, Japan : IEEE, p. 319-324. ISBN : 978-1-4673-6704-2. DOI : [10.1109/ROMAN.2015.7333626](https://doi.org/10.1109/ROMAN.2015.7333626).

- GOCKLEY, R., R. SIMMONS et J. FORLIZZI (2006). « Modeling Affect in Socially Interactive Robots ». In : *ROMAN 2006 - The 15th IEEE International Symposium on Robot and Human Interactive Communication*, p. 558-563. DOI : [10.1109/ROMAN.2006.314448](https://doi.org/10.1109/ROMAN.2006.314448).
- GONZALEZ-LIENCRES, C., S. G. SHAMAY-TSOORY et M. BRÜNE (2013). « Towards a Neuroscience of Empathy : Ontogeny, Phylogeny, Brain Mechanisms, Context and Psychopathology ». In : *Neuroscience & Biobehavioral Reviews* 37.8, p. 1537-1548. ISSN : 0149-7634. DOI : [10.1016/j.neubiorev.2013.05.001](https://doi.org/10.1016/j.neubiorev.2013.05.001).
- GOODRICH, M. A. et A. C. SCHULTZ (2007). « Human-Robot Interaction : A Survey ». In : *Foundations and Trends® in Human-Computer Interaction* 1.3, p. 203-275. ISSN : 1551-3955, 1551-3963. DOI : [10.1561/11000000005](https://doi.org/10.1561/11000000005).
- DE GRAAF, M. M. A. (2016). « An Ethical Evaluation of Human–Robot Relationships ». In : *International Journal of Social Robotics* 8.4, p. 589-598. ISSN : 1875-4805. DOI : [10.1007/s12369-016-0368-5](https://doi.org/10.1007/s12369-016-0368-5).
- GROSSMAN, E., M. DONNELLY, R. PRICE, D. PICKENS, V. MORGAN, G. NEIGHBOR et R. BLAKE (2000). « Brain Areas Involved in Perception of Biological Motion ». In : *Journal of Cognitive Neuroscience* 12.5, p. 711-720. ISSN : 0898-929X, 1530-8898. DOI : [10.1162/089892900562417](https://doi.org/10.1162/089892900562417).
- GUPTA, N. et R. HAUSER (sept. 2007). « Kalman Filtering with Equality and Inequality State Constraints ». In : *arXiv :0709.2791 [physics]*. arXiv : 0709.2791. URL : <http://arxiv.org/abs/0709.2791> (visité le 29/03/2018).
- HAIRER, E., G. WANNER et A. ABDULLE (2005). *Introduction à l'Analyse Numérique*.
- HANSEN, C., G. VENTURE, N. REZZOUG, P. GORCE et B. ISABLEU (mai 2014). « An individual and dynamic Body Segment Inertial Parameter validation method using ground reaction forces ». en. In : *Journal of Biomechanics* 47.7, p. 1577-1581. ISSN : 0021-9290. DOI : [10.1016/j.jbiomech.2014.03.004](https://doi.org/10.1016/j.jbiomech.2014.03.004). URL : <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0021929014001584> (visité le 02/01/2022).
- HANSON, M. A. (1981). « On Sufficiency of the Kuhn-Tucker Conditions ». In : *Journal of Mathematical Analysis and Applications* 80.2, p. 545-550. ISSN : 0022247X. DOI : [10.1016/0022-247X\(81\)90123-2](https://doi.org/10.1016/0022-247X(81)90123-2).
- HARALICK, R. M., H. JOO, C. LEE, X. ZHUANG, V. G. VAIDYA et M. B. KIM (nov. 1989). « Pose estimation from corresponding point data ». In : *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics* 19.6, p. 1426-1446. ISSN : 0018-9472. DOI : [10.1109/21.44063](https://doi.org/10.1109/21.44063).
- HATZ, K. (2014). *Efficient Numerical Methods for Hierarchical Dynamic Optimization with Application to Cerebral Palsy Gait Modeling*. <https://archiv.ub.uni-heidelberg.de/volltextserver/16803/>. Dissertation. DOI : [10.11588/heidok.00016803](https://doi.org/10.11588/heidok.00016803).
- HATZ, K., J. P. SCHLÖDER et H. G. BOCK (2012). « Estimating Parameters in Optimal Control Problems ». In : *SIAM Journal on Scientific Computing* 34.3, A1707-A1728. ISSN : 1064-8275. DOI : [10.1137/110823390](https://doi.org/10.1137/110823390).
- HELLSTRÖM, T. et S. BENSCH (2018). « Understandable Robots - What, Why, and How ». In : *Paladyn, Journal of Behavioral Robotics* 9.1, p. 110-123. ISSN : 2081-4836. DOI : [10.1515/pjbr-2018-0009](https://doi.org/10.1515/pjbr-2018-0009).
- HEYES, C. (2018). « Empathy Is Not in Our Genes ». In : *Neuroscience & Biobehavioral Reviews* 95, p. 499-507. ISSN : 0149-7634. DOI : [10.1016/j.neubiorev.2018.11.001](https://doi.org/10.1016/j.neubiorev.2018.11.001).
- HICKS, J. L., T. K. UCHIDA, A. SETH, A. RAJAGOPAL et S. L. DELP (2015). « Is My Model Good Enough ? Best Practices for Verification and Validation of Musculoskeletal Models and Simulations of Movement ». In : *Journal of Biomechanical Engineering* 137.2. ISSN : 0148-0731. DOI : [10.1115/1.4029304](https://doi.org/10.1115/1.4029304).

- HIRAI, M. et A. SENJU (2020). « The Two-Process Theory of Biological Motion Processing ». In : *Neuroscience & Biobehavioral Reviews* 111, p. 114-124. ISSN : 0149-7634. DOI : [10.1016/j.neubiorev.2020.01.010](https://doi.org/10.1016/j.neubiorev.2020.01.010).
- ISERNIA, S., A. N. SOKOLOV, A. J. FALLGATTER et M. A. PAVLOVA (2020). « Untangling the Ties Between Social Cognition and Body Motion : Gender Impact ». In : *Frontiers in Psychology* 11. ISSN : 1664-1078.
- JAMES, J., C. I. WATSON et B. MACDONALD (2018). « Artificial Empathy in Social Robots : An Analysis of Emotions in Speech ». In : *2018 27th IEEE International Symposium on Robot and Human Interactive Communication (RO-MAN)*, p. 632-637. DOI : [10.1109/ROMAN.2018.8525652](https://doi.org/10.1109/ROMAN.2018.8525652).
- JIN, W., D. KULIĆ, J. F.-S. LIN, S. MOU et S. HIRCHE (2019). « Inverse Optimal Control for Multiphase Cost Functions ». In : *IEEE Transactions on Robotics* 35.6, p. 1387-1398. ISSN : 1941-0468. DOI : [10.1109/TR0.2019.2926388](https://doi.org/10.1109/TR0.2019.2926388).
- JIN, W., D. KULIĆ, S. MOU et S. HIRCHE (2019). « Inverse Optimal Control with Incomplete Observations ». In : *arXiv :1803.07696 [cs]*. arXiv : [1803.07696 \[cs\]](https://arxiv.org/abs/1803.07696).
- JOHANSSON, G. (1973). « Visual Perception of Biological Motion and a Model for Its Analysis ». In : *Perception & Psychophysics* 14.2, p. 201-211. ISSN : 1532-5962. DOI : [10.3758/BF03212378](https://doi.org/10.3758/BF03212378).
- JOHNSON, M., N. AGHASADEGHI et T. BRETL (2013). « Inverse Optimal Control for Deterministic Continuous-Time Nonlinear Systems ». In : *52nd IEEE Conference on Decision and Control*, p. 2906-2913. DOI : [10.1109/CDC.2013.6760325](https://doi.org/10.1109/CDC.2013.6760325).
- JULIER, S. J. et J. K. UHLMANN (juil. 1997). « New extension of the Kalman filter to nonlinear systems ». In : *Signal Processing, Sensor Fusion, and Target Recognition VI*. T. 3068. SPIE, p. 182-193. DOI : [10.1117/12.280797](https://doi.org/10.1117/12.280797). URL : <https://www.spiedigitallibrary.org/conference-proceedings-of-spie/3068/0000/New-extension-of-the-Kalman-filter-to-nonlinear-systems/10.1117/12.280797.full> (visité le 02/01/2022).
- KALMAN, R. E. (mar. 1960). « A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems ». In : *J. Basic Eng* 82.1, p. 35-45. ISSN : 0098-2202. DOI : [10.1115/1.3662552](https://doi.org/10.1115/1.3662552). URL : <http://dx.doi.org/10.1115/1.3662552> (visité le 01/03/2018).
- KARG, M., K. KUHNLENZ et M. BUSS (2010). « Recognition of Affect Based on Gait Patterns ». In : *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics)* 40.4, p. 1050-1061. ISSN : 1083-4419, 1941-0492. DOI : [10.1109/TSMCB.2010.2044040](https://doi.org/10.1109/TSMCB.2010.2044040).
- KAZA, K., A. PSALTIS, K. STEFANIDIS, K. C. APOSTOLAKIS, S. THERMOS, K. DIMITROPOULOS et P. DARAS (2016). « Body Motion Analysis for Emotion Recognition in Serious Games ». In : *Universal Access in Human-Computer Interaction. Interaction Techniques and Environments*. Sous la dir. de M. ANTONA et C. STEPHANIDIS. Lecture Notes in Computer Science. Cham : Springer International Publishing, p. 33-42. ISBN : 978-3-319-40244-4. DOI : [10.1007/978-3-319-40244-4_4](https://doi.org/10.1007/978-3-319-40244-4_4).
- KÉRI, S. et G. BENEDEK (2009). « Oxytocin Enhances the Perception of Biological Motion in Humans ». In : *Cognitive, Affective, & Behavioral Neuroscience* 9.3, p. 237-241. ISSN : 1531-135X. DOI : [10.3758/CABN.9.3.237](https://doi.org/10.3758/CABN.9.3.237).
- KHALIL, W. et D. CREUSOT (mar. 1997). « SYMORO+ : A system for the symbolic modelling of robots ». en. In : *Robotica* 15.2, p. 153-161. ISSN : 1469-8668, 0263-5747. DOI : [10.1017/S0263574797000180](https://doi.org/10.1017/S0263574797000180). URL : <https://www.cambridge.org/core/journals/robotica/article/symoro-a-system-for-the-symbolic-modelling-of-robots/39CDF933D7F7F380B78265829B935099#> (visité le 21/05/2019).

- KHOSHELHAM, K. et S. O. ELBERINK (fév. 2012). « Accuracy and Resolution of Kinect Depth Data for Indoor Mapping Applications ». en. In : *Sensors* 12.2, p. 1437-1454. DOI : [10.3390/s120201437](https://doi.org/10.3390/s120201437). URL : <https://www.mdpi.com/1424-8220/12/2/1437> (visité le 04/06/2019).
- KLEIN, J., S. SPENCER, J. ALLINGTON, J. E. BOBROW et D. J. REINKENSMEYER (2010). « Optimization of a Parallel Shoulder Mechanism to Achieve a High-Force, Low-Mass, Robotic-Arm Exoskeleton ». In : *IEEE Transactions on Robotics* 26.4, p. 710-715. ISSN : 1941-0468. DOI : [10.1109/TR0.2010.2052170](https://doi.org/10.1109/TR0.2010.2052170).
- KLIN, A., D. J. LIN, P. GORRINDO, G. RAMSAY et W. JONES (2009). « Two-Year-Olds with Autism Orient to Non-Social Contingencies Rather than Biological Motion ». In : *Nature* 459.7244, p. 257-261. ISSN : 1476-4687. DOI : [10.1038/nature07868](https://doi.org/10.1038/nature07868).
- KORCSOK, B., V. KONOK, G. PERSA, T. FARAGÓ, M. NIITSUMA, Á. MIKLÓSI, P. KORONDI, P. BARANYI et M. GÁCSI (2018). « Biologically Inspired Emotional Expressions for Artificial Agents ». In : *Frontiers in Psychology* 9, p. 1191. ISSN : 1664-1078. DOI : [10.3389/fpsyg.2018.01191](https://doi.org/10.3389/fpsyg.2018.01191).
- KRAMER, R. S. S., I. AREND et R. WARD (2010). « Perceived Health from Biological Motion Predicts Voting Behaviour ». In : *Quarterly Journal of Experimental Psychology* 63.4, p. 625-632. ISSN : 1747-0218. DOI : [10.1080/17470210903490977](https://doi.org/10.1080/17470210903490977).
- KÜHNLENZ, B., S. SOSNOWSKI, M. BUSS, D. WOLLHERR, K. KÜHNLENZ et M. BUSS (2013). « Increasing Helpfulness towards a Robot by Emotional Adaption to the User ». In : *International Journal of Social Robotics* 5.4, p. 457-476. ISSN : 1875-4791, 1875-4805. DOI : [10.1007/s12369-013-0182-2](https://doi.org/10.1007/s12369-013-0182-2).
- KULIC, D., D. LEE, C. OTT et Y. NAKAMURA (2008). « Incremental Learning of Full Body Motion Primitives for Humanoid Robots ». In : *Humanoids 2008 - 8th IEEE-RAS International Conference on Humanoid Robots*, p. 326-332. DOI : [10.1109/ICHR.2008.4756000](https://doi.org/10.1109/ICHR.2008.4756000).
- KULIĆ, D., C. OTT, D. LEE, J. ISHIKAWA et Y. NAKAMURA (mar. 2012). « Incremental learning of full body motion primitives and their sequencing through human motion observation ». en. In : *The International Journal of Robotics Research* 31.3, p. 330-345. ISSN : 0278-3649. DOI : [10.1177/0278364911426178](https://doi.org/10.1177/0278364911426178). URL : <https://doi.org/10.1177/0278364911426178> (visité le 04/02/2019).
- KUSTER, R. P., B. HEINLEIN, C. M. BAUER et E. S. GRAF (juin 2016). « Accuracy of KinectOne to quantify kinematics of the upper body ». In : *Gait & Posture* 47, p. 80-85. ISSN : 0966-6362. DOI : [10.1016/j.gaitpost.2016.04.004](https://doi.org/10.1016/j.gaitpost.2016.04.004). URL : <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0966636216300108> (visité le 02/05/2019).
- KWAK, S. S., Y. KIM, E. KIM, C. SHIN et K. CHO (2013). « What Makes People Empathize with an Emotional Robot ? : The Impact of Agency and Physical Embodiment on Human Empathy for a Robot ». In : *2013 IEEE RO-MAN*, p. 180-185. DOI : [10.1109/ROMAN.2013.6628441](https://doi.org/10.1109/ROMAN.2013.6628441).
- LABAN, R. et L. ULLMANN (1971). « The Mastery of Movement ». In :
- LARBOULETTE, C. et S. GIBET (2015). « A Review of Computable Expressive Descriptors of Human Motion ». In : *Proceedings of the 2Nd International Workshop on Movement and Computing*. MOCO '15. New York, NY, USA : ACM, p. 21-28. ISBN : 978-1-4503-3457-0. DOI : [10.1145/2790994.2790998](https://doi.org/10.1145/2790994.2790998).
- LEE, S. J. et Z. POPOVIĆ (2010). « Learning Behavior Styles with Inverse Reinforcement Learning ». In : *ACM Transactions on Graphics (TOG)* 29.4, 122 :1-122 :7. ISSN : 0730-0301. DOI : [10.1145/1778765.1778859](https://doi.org/10.1145/1778765.1778859).

- LEITE, I., G. CASTELLANO, A. PEREIRA, C. MARTINHO et A. PAIVA (2014). « Empathic Robots for Long-term Interaction : Evaluating Social Presence, Engagement and Perceived Support in Children ». In : *International Journal of Social Robotics* 6.3, p. 329-341. ISSN : 1875-4791, 1875-4805. DOI : [10.1007/s12369-014-0227-1](https://doi.org/10.1007/s12369-014-0227-1).
- LI, S., L. CUI, C. ZHU, B. LI, N. ZHAO et T. ZHU (2016). « Emotion Recognition Using Kinect Motion Capture Data of Human Gaits ». In : *PeerJ* 4, e2364. ISSN : 2167-8359. DOI : [10.7717/peerj.2364](https://doi.org/10.7717/peerj.2364).
- LI, Z. et D. KULIĆ (déc. 2010). « Particle filter based human motion tracking ». In : *2010 11th International Conference on Control Automation Robotics Vision*, p. 555-560. DOI : [10.1109/ICARCV.2010.5707796](https://doi.org/10.1109/ICARCV.2010.5707796).
- LIGORIO, G. et A. M. SABATINI (août 2015). « A Novel Kalman Filter for Human Motion Tracking With an Inertial-Based Dynamic Inclinometer ». In : *IEEE Transactions on Biomedical Engineering* 62.8, p. 2033-2043. ISSN : 0018-9294. DOI : [10.1109/TBME.2015.2411431](https://doi.org/10.1109/TBME.2015.2411431).
- LIN, J. F.-S., V. BONNET, A. M. PANCHEA, N. RAMDANI, G. VENTURE et D. KULIĆ (2016). « Human Motion Segmentation Using Cost Weights Recovered from Inverse Optimal Control ». In : *2016 IEEE-RAS 16th International Conference on Humanoid Robots (Humanoids)*, p. 1107-1113. DOI : [10.1109/HUMANOIDS.2016.7803409](https://doi.org/10.1109/HUMANOIDS.2016.7803409).
- LIU, H. et L. WANG (2017). « Human Motion Prediction for Human-Robot Collaboration ». In : *Journal of Manufacturing Systems. Special Issue on Latest Advancements in Manufacturing Systems at NAMRC 45 44*, p. 287-294. ISSN : 0278-6125. DOI : [10.1016/j.jmsy.2017.04.009](https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2017.04.009).
- LLIBRE, M. (2008). *Résolution de systèmes linéaires Moindres carrés récursifs et Filtre de Kalman discret*.
- LUN, R. et W. ZHAO (mar. 2015). « A Survey of Applications and Human Motion Recognition with Microsoft Kinect ». In : *Int. J. Patt. Recogn. Artif. Intell.* 29.05, p. 1555008. ISSN : 0218-0014. DOI : [10.1142/S0218001415550083](https://doi.org/10.1142/S0218001415550083). URL : <https://www.worldscientific.com/doi/abs/10.1142/S0218001415550083> (visité le 17/04/2019).
- MAINPRICE, J., R. HAYNE et D. BERENSON (2015). « Predicting Human Reaching Motion in Collaborative Tasks Using Inverse Optimal Control and Iterative Re-Planning ». In : *2015 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, p. 885-892. DOI : [10.1109/ICRA.2015.7139282](https://doi.org/10.1109/ICRA.2015.7139282).
- MARINS, J. L., a. E. R. BACHMANN, R. B. MCGHEE et M. J. ZYDA (oct. 2001). « An extended Kalman filter for quaternion-based orientation estimation using MARG sensors ». In : *Proceedings 2001 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Expanding the Societal Role of Robotics in the the Next Millennium (Cat. No.01CH37180)*. T. 4, 2003-2011 vol.4. DOI : [10.1109/IR0S.2001.976367](https://doi.org/10.1109/IR0S.2001.976367).
- MATHER, G. et L. MURDOCH (1994). « Gender Discrimination in Biological Motion Displays Based on Dynamic Cues ». In : *Proceedings of the Royal Society of London. Series B : Biological Sciences* 258.1353, p. 273-279. DOI : [10.1098/rspb.1994.0173](https://doi.org/10.1098/rspb.1994.0173).
- MATSUMOTO, Y., H. TAKAHASHI, T. MURAI et H. TAKAHASHI (2015). « Visual Processing and Social Cognition in Schizophrenia : Relationships among Eye Movements, Biological Motion Perception, and Empathy ». In : *Neuroscience Research. Social Neuroscience* 90, p. 95-100. ISSN : 0168-0102. DOI : [10.1016/j.neures.2014.10.011](https://doi.org/10.1016/j.neures.2014.10.011).
- MAUREL, W., éd. (1999). *3D modeling of the human upper limb including the biomechanics of joints, muscles and soft tissues*. eng. Lausanne : EPFL. DOI : [10.5075/epfl-thesis-1906](https://doi.org/10.5075/epfl-thesis-1906).

- MAURICE, P., J. ČAMERNIK, D. GORJAN, B. SCHIRRMESTER, J. BORNMANN, L. TAGLIAPIETRA, C. LATELLA, D. PUCCI, L. FRITZSCHE, S. IVALDI et J. BABIČ (jan. 2020). « Objective and Subjective Effects of a Passive Exoskeleton on Overhead Work ». In : *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering* 28.1. Conference Name : IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, p. 152-164. ISSN : 1558-0210. DOI : [10.1109/TNSRE.2019.2945368](https://doi.org/10.1109/TNSRE.2019.2945368).
- MEDEN, B., P. ROT, P. TERHÖRST, N. DAMER, A. KUIJPER, W. J. SCHEIRER, A. ROSS, P. PEER et V. ŠTRUC (2021). « Privacy-Enhancing Face Biometrics : A Comprehensive Survey ». In : *IEEE Transactions on Information Forensics and Security* 16, p. 4147-4183. ISSN : 1556-6021. DOI : [10.1109/TIFS.2021.3096024](https://doi.org/10.1109/TIFS.2021.3096024).
- Medical Subject Headings (2019).
- MEDRANO, P. C. (2016). « Analysis and Synthesis of Expressive Theatrical Movements ». Thèse de doct. Université de Bretagne Sud.
- MICROSOFT (2019). *Kinect - Windows app development*. URL : <https://developer.microsoft.com/en-us/windows/kinect> (visité le 10/09/2019).
- MIKLÓSI, Á., P. KORONDI, V. MATELLÁN et M. GÁCSI (2017). « Ethorobotics : A New Approach to Human-Robot Relationship ». In : *Frontiers in Psychology* 8, p. 958. ISSN : 1664-1078. DOI : [10.3389/fpsyg.2017.00958](https://doi.org/10.3389/fpsyg.2017.00958).
- MILLER, L. E. et A. P. SAYGIN (2013). « Individual Differences in the Perception of Biological Motion : Links to Social Cognition and Motor Imagery ». In : *Cognition* 128.2, p. 140-148. ISSN : 0010-0277. DOI : [10.1016/j.cognition.2013.03.013](https://doi.org/10.1016/j.cognition.2013.03.013).
- MITCHELL, P. (1997). *Introduction to Theory of Mind : Children, Autism and Apes*. Introduction to Theory of Mind : Children, Autism and Apes. London, England : Edward Arnold Publishers, p. vii, 196. ISBN : 978-0-340-64590-1 978-0-340-62497-5.
- MOLLOY, T. L., J. J. FORD et T. PEREZ (2018). « Finite-Horizon Inverse Optimal Control for Discrete-Time Nonlinear Systems ». In : *Automatica* 87, p. 442-446. ISSN : 0005-1098. DOI : [10.1016/j.automatica.2017.09.023](https://doi.org/10.1016/j.automatica.2017.09.023).
- MOMBAUR, K., A.-H. OLIVIER et A. CRÉTUAL (2013). « Forward and Inverse Optimal Control of Bipedal Running ». In : *Modeling, Simulation and Optimization of Bipedal Walking*. Sous la dir. de K. MOMBAUR et K. BERNIS. Cognitive Systems Monographs. Berlin, Heidelberg : Springer, p. 165-179. ISBN : 978-3-642-36368-9. DOI : [10.1007/978-3-642-36368-9_13](https://doi.org/10.1007/978-3-642-36368-9_13).
- MOMBAUR, K., A. TRUONG et J.-P. LAUMOND (avr. 2010). « From human to humanoid locomotion—an inverse optimal control approach ». en. In : *Auton Robot* 28.3. tex.ids : mombaur_human_2010-1, p. 369-383. ISSN : 1573-7527. DOI : [10.1007/s10514-009-9170-7](https://doi.org/10.1007/s10514-009-9170-7). URL : <https://doi.org/10.1007/s10514-009-9170-7> (visité le 19/02/2020).
- MOON, S., Y. PARK, D. W. KO et I. H. SUH (mar. 2016). « Multiple Kinect Sensor Fusion for Human Skeleton Tracking Using Kalman Filtering ». en. In : *International Journal of Advanced Robotic Systems* 13.2, p. 65. ISSN : 1729-8814. DOI : [10.5772/62415](https://doi.org/10.5772/62415). URL : <https://doi.org/10.5772/62415> (visité le 01/12/2017).
- MURPHY, P., N. BRADY, M. FITZGERALD et N. F. TROJE (2009). « No Evidence for Impaired Perception of Biological Motion in Adults with Autistic Spectrum Disorders ». In : *Neuropsychologia* 47.14, p. 3225-3235. ISSN : 0028-3932. DOI : [10.1016/j.neuropsychologia.2009.07.026](https://doi.org/10.1016/j.neuropsychologia.2009.07.026).
- NAEEMABADI, M., B. DINESEN, O. K. ANDERSEN et J. HANSEN (jan. 2019). « Influence of a Marker-Based Motion Capture System on the Performance of Microsoft Kinect v2 Skeleton Algorithm ». In : *IEEE Sensors Journal* 19.1, p. 171-179. DOI : [10.1109/JSEN.2018.2876624](https://doi.org/10.1109/JSEN.2018.2876624).

- NAEEMABADI, M., B. DINESEN, O. K. ANDERSEN et J. HANSEN (sept. 2018). « Investigating the impact of a motion capture system on Microsoft Kinect v2 recordings : A caution for using the technologies together ». en. In : *PLOS ONE* 13.9, e0204052. ISSN : 1932-6203. DOI : [10.1371/journal.pone.0204052](https://doi.org/10.1371/journal.pone.0204052). URL : <https://journals.plos.org/plosone/article?id=10.1371/journal.pone.0204052> (visit  le 05/06/2019).
- NERI, P., M. C. MORRONE et D. C. BURR (1998). « Seeing Biological Motion ». In : *Nature* 395.6705, p. 894-896. ISSN : 1476-4687. DOI : [10.1038/27661](https://doi.org/10.1038/27661).
- NGUYEN, V. Q., R. T. JOHNSON, F. C. SUP et B. R. UMBERGER (2019). « Bilevel Optimization for Cost Function Determination in Dynamic Simulation of Human Gait ». In : *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering* 27.7, p. 1426-1435. ISSN : 1558-0210. DOI : [10.1109/TNSRE.2019.2922942](https://doi.org/10.1109/TNSRE.2019.2922942).
- NOORDEN, R. V. (2020). « The Ethical Questions That Haunt Facial-Recognition Research ». In : *Nature* 587.7834, p. 354-359. ISSN : 00280836.
- NOVIKOVA, J. (2016). « Designing Emotionally Expressive Behaviour : Intelligibility and Predictability in Human-Robot Interaction ». In : p. 220.
- NOVIKOVA, J., S. GAUDL et J. BRYSON (2014). « Emotionally Driven Robot Control Architecture for Human-Robot Interaction ». In : *Towards Autonomous Robotic Systems*. Sous la dir. d'A. NATRAJ, S. CAMERON, C. MELHUSH et M. WITKOWSKI. T. 8069. Berlin, Heidelberg : Springer Berlin Heidelberg, p. 261-263. ISBN : 978-3-662-43644-8 978-3-662-43645-5. DOI : [10.1007/978-3-662-43645-5_27](https://doi.org/10.1007/978-3-662-43645-5_27).
- NOVIKOVA, J., L. WATTS et T. INAMURA (2015). « Emotionally Expressive Robot Behavior Improves Human-Robot Collaboration ». In : *2015 24th IEEE International Symposium on Robot and Human Interactive Communication (RO-MAN)*, p. 7-12. DOI : [10.1109/ROMAN.2015.7333645](https://doi.org/10.1109/ROMAN.2015.7333645).
- OBDR  LEK,  ., G. KURILLO, F. OFLI, R. BAJCSY, E. SETO, H. JIMISON et M. PAVEL (ao t 2012). « Accuracy and robustness of Kinect pose estimation in the context of coaching of elderly population ». In : *2012 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, p. 1188-1193. DOI : [10.1109/EMBC.2012.6346149](https://doi.org/10.1109/EMBC.2012.6346149).
- OERBEKKE, M. S., M. J. STUKSTETTE, K. SCH TTE, R. A. de BIE, M. F. PISTERS et B. VANWANSEEELE (jan. 2017). « Concurrent validity and reliability of wireless instrumented insoles measuring postural balance and temporal gait parameters ». en. In : *Gait & Posture* 51, p. 116-124. ISSN : 0966-6362. DOI : [10.1016/j.gaitpost.2016.10.005](https://doi.org/10.1016/j.gaitpost.2016.10.005). URL : <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0966636216306063> (visit  le 02/01/2022).
- OGUZ, O. S., Z. ZHOU, S. GLASAUER et D. WOLLHERR (2018). « An Inverse Optimal Control Approach to Explain Human Arm Reaching Control Based on Multiple Internal Models ». In : *Scientific Reports* 8.1, p. 1-17. ISSN : 2045-2322. DOI : [10.1038/s41598-018-23792-7](https://doi.org/10.1038/s41598-018-23792-7).
- OKRUSZEK,  . (2018). « It Is Not Just in Faces! Processing of Emotion and Intention from Biological Motion in Psychiatric Disorders ». In : *Frontiers in Human Neuroscience* 12, p. 48. ISSN : 1662-5161. DOI : [10.3389/fnhum.2018.00048](https://doi.org/10.3389/fnhum.2018.00048).
- ORAM, M. W. et D. I. PERRETT (1994). « Responses of Anterior Superior Temporal Polysensory (STPa) Neurons to "Biological Motion" Stimuli ». In : *Journal of Cognitive Neuroscience* 6.2, p. 99-116. ISSN : 0898-929X. DOI : [10.1162/jocn.1994.6.2.99](https://doi.org/10.1162/jocn.1994.6.2.99).
- OTTO, M. M., P. AGETHEN, F. GEISELHART, M. RIETZLER, F. GAISBAUER et E. RUKZIO (f v. 2017). « Presenting a Holistic Framework for Scalable, Marker-less Motion Capturing : Skeletal Tracking Performance Analysis, Sensor Fusion Algorithms and Usage in Automotive Industry ». In : *JVRB* 13(2016).3. ISSN : 1860-2037. DOI : [10.20385/1860-2037/13.2016.3](https://doi.org/10.20385/1860-2037/13.2016.3). URL : <http://www.jvrb.org/past-issues/13.2016/4481>.

- PAGLIARI, D. et L. PINTO (nov. 2015). « Calibration of Kinect for Xbox One and Comparison between the Two Generations of Microsoft Sensors ». en. In : *Sensors* 15.11, p. 27569-27589. DOI : [10.3390/s151127569](https://doi.org/10.3390/s151127569). URL : <https://www.mdpi.com/1424-8220/15/11/27569> (visité le 04/06/2019).
- PANCHEA, A. M. et N. RAMDANI (2015). « Towards Solving Inverse Optimal Control in a Bounded-Error Framework ». In : *2015 American Control Conference (ACC)*, p. 4910-4915. DOI : [10.1109/ACC.2015.7172103](https://doi.org/10.1109/ACC.2015.7172103).
- PANCHEA, A. (2015). *Inverse Optimal Control for Redundant Systems of Biological Motion*. Orléans.
- PANCHEA, A. M., N. RAMDANI, V. BONNET et P. FRAISSE (2018). « Human Arm Motion Analysis Based on the Inverse Optimization Approach ». In : *2018 7th IEEE International Conference on Biomedical Robotics and Biomechatronics (Biorob)*, p. 1005-1010. DOI : [10.1109/BIOROB.2018.8488045](https://doi.org/10.1109/BIOROB.2018.8488045).
- PARK, T. et S. LEVINE (p. d.). « Inverse Optimal Control for Humanoid Locomotion ». en. In : (), p. 5.
- (2013). « Inverse Optimal Control for Humanoid Locomotion ». In : p. 5.
- PARKINSON, C., T. T. WALKER, S. MEMMI et T. WHEATLEY (2017). « Emotions Are Understood from Biological Motion across Remote Cultures ». In : *Emotion* 17.3, p. 459-477. ISSN : 1931-1516. DOI : [10.1037/emo0000194](https://doi.org/10.1037/emo0000194).
- PATAKY, T. (2019). *spm1d Documentation*. URL : <http://www.spm1d.org/> (visité le 08/07/2019).
- PAUWELS, E., D. HENRION et J.-B. LASSERRE (2014). « Inverse Optimal Control with Polynomial Optimization ». In : *53rd IEEE Conference on Decision and Control*, p. 5581-5586. DOI : [10.1109/CDC.2014.7040262](https://doi.org/10.1109/CDC.2014.7040262).
- PAVLOVA, M. A. (2012). « Biological Motion Processing as a Hallmark of Social Cognition ». In : *Cerebral Cortex* 22.5, p. 981-995. ISSN : 1047-3211. DOI : [10.1093/cercor/bhr156](https://doi.org/10.1093/cercor/bhr156).
- PERRY, A. et S. SHAMAY-TSOORY (2013). « Understanding Emotional and Cognitive Empathy : A Neuropsychological Perspective ». In : *Understanding Other Minds : Perspectives from Developmental Social Neuroscience, 3rd Ed.* New York, NY, US : Oxford University Press, p. 178-194. ISBN : 978-0-19-969297-2. DOI : [10.1093/acprof:oso/9780199692972.003.0011](https://doi.org/10.1093/acprof:oso/9780199692972.003.0011).
- POPPE, R. (2010). « A Survey on Vision-Based Human Action Recognition ». In : *Image and Vision Computing* 28.6, p. 976-990. ISSN : 0262-8856. DOI : [10.1016/j.imavis.2009.11.014](https://doi.org/10.1016/j.imavis.2009.11.014).
- PRESTON, S. D. et F. B. M. DE WAAL (2002). « Empathy : Its Ultimate and Proximate Bases ». In : *Behavioral and Brain Sciences* 25.1, p. 1-20. ISSN : 1469-1825, 0140-525X. DOI : [10.1017/S0140525X02000018](https://doi.org/10.1017/S0140525X02000018).
- PRESTON, S. D. et F. B. M. DE WAAL (2017). « Only the PAM Explains the Personalized Nature of Empathy ». In : *Nature Reviews Neuroscience* 18.12, p. 769-769. ISSN : 1471-0048. DOI : [10.1038/nrn.2017.140](https://doi.org/10.1038/nrn.2017.140).
- PRICE, F. T. (2018). « Validation of a Wearable Sensor Insole Device for Analysis of Postural Control ». en. Thèse de doct. Miami University. URL : https://etd.ohiolink.edu/apexprod/rws_olink/r/1501/10?clear=10&p10_accession_num=miami152517168199145 (visité le 02/01/2022).
- PROVOST, M. P., V. L. QUINSEY et N. F. TROJE (2008). « Differences in Gait Across the Menstrual Cycle and Their Attractiveness to Men ». In : *Archives of Sexual Behavior* 37.4, p. 598-604. ISSN : 1573-2800. DOI : [10.1007/s10508-007-9219-7](https://doi.org/10.1007/s10508-007-9219-7).

- PUGACH, G. et D. DANÉY (nov. 2018). « Textile intelligent adapté pour la détection de mouvement et/ou de déformation ». fr. URL : <https://hal.inria.fr/hal-01944282> (visité le 01/01/2022).
- PUYDUPIN-JAMIN, A.-S., M. JOHNSON et T. BRETL (2012). « A Convex Approach to Inverse Optimal Control and Its Application to Modeling Human Locomotion ». In : *2012 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, p. 531-536. DOI : [10.1109/ICRA.2012.6225317](https://doi.org/10.1109/ICRA.2012.6225317).
- RAB, G., K. PETUSKEY et A. BAGLEY (avr. 2002). « A method for determination of upper extremity kinematics ». In : *Gait & Posture* 15.2, p. 113-119. ISSN : 0966-6362. DOI : [10.1016/S0966-6362\(01\)00155-2](https://doi.org/10.1016/S0966-6362(01)00155-2). URL : <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0966636201001552> (visité le 14/09/2019).
- RABB, N., T. LAW, M. CHITA-TEGMARK et M. SCHEUTZ (2021). « An Attachment Framework for Human-Robot Interaction ». In : *International Journal of Social Robotics*. ISSN : 1875-4805. DOI : [10.1007/s12369-021-00802-9](https://doi.org/10.1007/s12369-021-00802-9).
- RANDHAVANE, T., U. BHATTACHARYA, K. KAPSASKIS, K. GRAY, A. BERA et D. MANOCHA (2019). « Identifying Emotions from Walking Using Affective and Deep Features ». In : *arXiv :1906.11884 [cs]*. arXiv : [1906.11884 \[cs\]](https://arxiv.org/abs/1906.11884).
- REBULA, J. R., S. SCHAAL, J. FINLEY et L. RIGHETTI (2019). « A Robustness Analysis of Inverse Optimal Control of Bipedal Walking ». In : *IEEE Robotics and Automation Letters* 4.4, p. 4531-4538. ISSN : 2377-3766. DOI : [10.1109/LRA.2019.2933766](https://doi.org/10.1109/LRA.2019.2933766).
- RENOUST, B. (2009). « Towards a New Vision of Emotions : Empathy ». In : p. 14.
- RIEK, L. D., T.-C. RABINOWITCH, B. CHAKRABARTI et P. ROBINSON (2009). « How Anthropomorphism Affects Empathy toward Robots ». In : *Proceedings of the 4th ACM/IEEE International Conference on Human Robot Interaction*. HRI '09. New York, NY, USA : Association for Computing Machinery, p. 245-246. ISBN : 978-1-60558-404-1. DOI : [10.1145/1514095.1514158](https://doi.org/10.1145/1514095.1514158).
- RIZZOLATTI, G., L. FADIGA, V. GALLESE et L. FOGASSI (1996). « Premotor Cortex and the Recognition of Motor Actions ». In : *Cognitive Brain Research*. Mental Representations of Motor Acts 3.2, p. 131-141. ISSN : 0926-6410. DOI : [10.1016/0926-6410\(95\)00038-0](https://doi.org/10.1016/0926-6410(95)00038-0).
- ROBERT-LACHAINE, X., H. MECHERI, C. LARUE et A. PLAMONDON (avr. 2017). « Validation of inertial measurement units with an optoelectronic system for whole-body motion analysis ». en. In : *Med Biol Eng Comput* 55.4, p. 609-619. ISSN : 1741-0444. DOI : [10.1007/s11517-016-1537-2](https://doi.org/10.1007/s11517-016-1537-2). URL : <https://doi.org/10.1007/s11517-016-1537-2> (visité le 23/08/2019).
- RODRIGUES, S. M., L. R. SASLOW, N. GARCIA, O. P. JOHN et D. KELTNER (2009). « Oxytocin Receptor Genetic Variation Relates to Empathy and Stress Reactivity in Humans ». In : *Proceedings of the National Academy of Sciences* 106.50, p. 21437-21441. DOI : [10.1073/pnas.0909579106](https://doi.org/10.1073/pnas.0909579106).
- ROECKER, J. A. et C. D. MCGILLEM (juil. 1988). « Comparison of two-sensor tracking methods based on state vector fusion and measurement fusion ». In : *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems* 24.4, p. 447-449. ISSN : 0018-9251. DOI : [10.1109/7.7186](https://doi.org/10.1109/7.7186).
- ROSSI, S., F. FERLAND et A. TAPUS (2017). « User Profiling and Behavioral Adaptation for HRI : A Survey ». In : *Pattern Recognition Letters*. User Profiling and Behavior Adaptation for Human-Robot Interaction 99, p. 3-12. ISSN : 0167-8655. DOI : [10.1016/j.patrec.2017.06.002](https://doi.org/10.1016/j.patrec.2017.06.002).

- RUDENKO, A., L. PALMIERI, M. HERMAN, K. M. KITANI, D. M. GAVRILA et K. O. ARRAS (2020). « Human Motion Trajectory Prediction : A Survey ». In : *The International Journal of Robotics Research* 39.8, p. 895-935. ISSN : 0278-3649. DOI : [10.1177/0278364920917446](https://doi.org/10.1177/0278364920917446).
- RUTHERFORD, M. D. et V. A. KUHLMIEIER, éd. (2013). *Social Perception : Detection and Interpretation of Animacy, Agency, and Intention*. Cambridge, MA, USA : MIT Press. ISBN : 978-0-262-01927-9.
- SAVIN, J., C. GAUDEZ, M. A. GILLES, V. PADOIS et P. BIDAUD (2021). « Evidence of Movement Variability Patterns during a Repetitive Pointing Task until Exhaustion ». In : *Applied Ergonomics* 96, p. 103464. ISSN : 0003-6870. DOI : [10.1016/j.apergo.2021.103464](https://doi.org/10.1016/j.apergo.2021.103464).
- SAYGIN, A. P. (2007). « Superior Temporal and Premotor Brain Areas Necessary for Biological Motion Perception ». In : *Brain* 130.9, p. 2452-2461. ISSN : 0006-8950. DOI : [10.1093/brain/awn162](https://doi.org/10.1093/brain/awn162).
- SAYGIN, A. P., S. M. WILSON, D. J. HAGLER, E. BATES et M. I. SERENO (2004). « Point-Light Biological Motion Perception Activates Human Premotor Cortex ». In : *Journal of Neuroscience* 24.27, p. 6181-6188. ISSN : 0270-6474, 1529-2401. DOI : [10.1523/JNEUROSCI.0504-04.2004](https://doi.org/10.1523/JNEUROSCI.0504-04.2004).
- SCHMITZ, A., M. YE, R. SHAPIRO, R. YANG et B. NOEHREN (jan. 2014). « Accuracy and repeatability of joint angles measured using a single camera markerless motion capture system ». In : *Journal of Biomechanics* 47.2, p. 587-591. ISSN : 0021-9290. DOI : [10.1016/j.jbiomech.2013.11.031](https://doi.org/10.1016/j.jbiomech.2013.11.031). URL : <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0021929013005848> (visité le 16/04/2019).
- SCHNEIDER, S., A. CHRISTENSEN, F. B. HÄUSSINGER, A. J. FALLGATTER, M. A. GIESE et A.-C. EHLIS (2014). « Show Me How You Walk and I Tell You How You Feel — A Functional near-Infrared Spectroscopy Study on Emotion Perception Based on Human Gait ». In : *NeuroImage*. Celebrating 20 Years of Functional Near Infrared Spectroscopy (fNIRS) 85, p. 380-390. ISSN : 1053-8119. DOI : [10.1016/j.neuroimage.2013.07.078](https://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2013.07.078).
- SCHREVEN, S., P. J. BEEK et J. B. J. SMEETS (oct. 2015). « Optimising filtering parameters for a 3D motion analysis system ». en. In : *Journal of Electromyography and Kinesiology* 25.5, p. 808-814. ISSN : 1050-6411. DOI : [10.1016/j.jelekin.2015.06.004](https://doi.org/10.1016/j.jelekin.2015.06.004). URL : <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1050641115001182> (visité le 02/01/2022).
- SCHULZ, T., J. TORRESEN et J. HERSTAD (2019). « Animation Techniques in Human-Robot Interaction User Studies : A Systematic Literature Review ». In : *ACM Transactions on Human-Robot Interaction* 8.2, 12 :1-12 :22. DOI : [10.1145/3317325](https://doi.org/10.1145/3317325).
- SEO, S. H., D. GEISKKOVITCH, M. NAKANE, C. KING et J. E. YOUNG (2015). « Poor Thing! Would You Feel Sorry for a Simulated Robot ? A Comparison of Empathy toward a Physical and a Simulated Robot ». In : *2015 10th ACM/IEEE International Conference on Human-Robot Interaction (HRI)*, p. 125-132.
- SETH, A., J. L. HICKS, T. K. UCHIDA, A. HABIB, C. L. DEMBIA, J. J. DUNNE, C. F. ONG, M. S. DEMERS, A. RAJAGOPAL, M. MILLARD, S. R. HAMNER, E. M. ARNOLD, J. R. YONG, S. K. LAKSHMIKANTH, M. A. SHERMAN, J. P. KU et S. L. DELP (juil. 2018). « OpenSim : Simulating musculoskeletal dynamics and neuromuscular control to study human and animal movement ». en. In : *PLOS Computational Biology* 14.7. Publisher : Public Library of Science, e1006223. ISSN : 1553-7358. DOI : [10.1371/journal.pcbi.1006223](https://doi.org/10.1371/journal.pcbi.1006223). URL : <https://journals.plos.org/ploscompbiol/article?id=10.1371/journal.pcbi.1006223> (visité le 02/01/2022).

- SHU, J., F. HAMANO et J. ANGUS (oct. 2014). « Application of extended Kalman filter for improving the accuracy and smoothness of Kinect skeleton-joint estimates ». en. In : *J Eng Math* 88.1, p. 161-175. ISSN : 0022-0833, 1573-2703. DOI : [10.1007/s10665-014-9689-2](https://doi.org/10.1007/s10665-014-9689-2). URL : <https://link.springer.com/article/10.1007/s10665-014-9689-2> (visité le 29/01/2018).
- SKALS, S., K. P. RASMUSSEN, K. M. BENDTSEN, J. YANG et M. S. ANDERSEN (déc. 2017). « A musculoskeletal model driven by dual Microsoft Kinect Sensor data ». en. In : *Multibody Syst Dyn* 41.4, p. 297-316. ISSN : 1573-272X. DOI : [10.1007/s11044-017-9573-8](https://doi.org/10.1007/s11044-017-9573-8). URL : <https://doi.org/10.1007/s11044-017-9573-8> (visité le 24/04/2019).
- SOKOLOV, A. A., P. ZEIDMAN, M. ERB, P. RYVLIN, K. J. FRISTON et M. A. PAVLOVA (2018). « Structural and Effective Brain Connectivity Underlying Biological Motion Detection ». In : *Proceedings of the National Academy of Sciences* 115.51, E12034-E12042. DOI : [10.1073/pnas.1812859115](https://doi.org/10.1073/pnas.1812859115).
- STAGNI, R., A. LEARDINI, A. CAPPOZZO, M. GRAZIA BENEDETTI et A. CAPPELLO (nov. 2000). « Effects of hip joint centre mislocation on gait analysis results ». en. In : *Journal of Biomechanics* 33.11, p. 1479-1487. ISSN : 0021-9290. DOI : [10.1016/S0021-9290\(00\)00093-2](https://doi.org/10.1016/S0021-9290(00)00093-2). URL : <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0021929000000932> (visité le 31/12/2021).
- STULP, F., E. A. THEODOROU et S. SCHAAL (déc. 2012). « Reinforcement Learning With Sequences of Motion Primitives for Robust Manipulation ». In : *IEEE Transactions on Robotics* 28.6, p. 1360-1370. ISSN : 1552-3098. DOI : [10.1109/TR0.2012.2210294](https://doi.org/10.1109/TR0.2012.2210294).
- SUNDELIN, T., B. KARSHIKOFF, E. AXELSSON, C. O. HÖGLUND, M. LEKANDER et J. AXELSSON (2015). « Sick Man Walking : Perception of Health Status from Body Motion ». In : *Brain, Behavior, and Immunity* 48, p. 53-56. ISSN : 0889-1591. DOI : [10.1016/j.bbi.2015.03.007](https://doi.org/10.1016/j.bbi.2015.03.007).
- THOMAZ, A., G. HOFFMAN et M. ÇAKMAK (2016). « Computational Human-Robot Interaction ». In : *Foundations and Trends in Robotics* 4.2-3, p. 105-223. ISSN : 1935-8253. DOI : [10.1561/23000000049](https://doi.org/10.1561/23000000049).
- TODOROV, E. (2004). « Optimality Principles in Sensorimotor Control ». In : *Nature Neuroscience* 7.9, p. 907-915. ISSN : 1546-1726. DOI : [10.1038/nn1309](https://doi.org/10.1038/nn1309).
- TORDO, F. (2016). « Le Numérique et La Robotique En Psychanalyse : Du Sujet Virtuel Au Sujet Augmenté ». In : *Le numérique et la robotique en psychanalyse*, p. 1-272.
- TRELAT, E. (2005). *Contrôle optimal : théorie & applications*. Paris : Vuibert. ISBN : 978-2-7117-7175-2.
- TRIPATHY, S. R., K. CHAKRAVARTY et A. SINHA (sept. 2018). « Constrained Particle Filter for Improving Kinect Based Measurements ». In : *2018 26th European Signal Processing Conference (EUSIPCO)*, p. 306-310. DOI : [10.23919/EUSIPCO.2018.8553437](https://doi.org/10.23919/EUSIPCO.2018.8553437).
- TROJE, N. F. (2002a). « The Little Difference : Fourier Based Synthesis of Gender-Specific Biological Motion ». In : *Dynamic Perception*.
- TROJE, N. F. (2002b). « Decomposing Biological Motion : A Framework for Analysis and Synthesis of Human Gait Patterns ». In : *Journal of Vision* 2.5, p. 2-2. ISSN : 1534-7362. DOI : [10.1167/2.5.2](https://doi.org/10.1167/2.5.2).
- TROJE, N. F., C. WESTHOFF et M. LAVROV (2005). « Person Identification from Biological Motion : Effects of Structural and Kinematic Cues ». In : *Perception & Psychophysics* 67.4, p. 667-675. ISSN : 1532-5962. DOI : [10.3758/BF03193523](https://doi.org/10.3758/BF03193523).
- UNO, Y., M. KAWATO et R. SUZUKI (1989). « Formation and Control of Optimal Trajectory in Human Multijoint Arm Movement ». In : *Biological Cybernetics* 61.2, p. 89-101. ISSN : 1432-0770. DOI : [10.1007/BF00204593](https://doi.org/10.1007/BF00204593).

- UNUMA, M., K. ANJYO et R. TAKEUCHI (1995). « Fourier Principles for Emotion-Based Human Figure Animation ». In : *Proceedings of the 22nd Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques*. SIGGRAPH '95. New York, NY, USA : Association for Computing Machinery, p. 91-96. ISBN : 978-0-89791-701-8. DOI : [10.1145/218380.218419](https://doi.org/10.1145/218380.218419).
- VALLORTIGARA, G., L. REGOLIN et F. MARCONATO (2005). « Visually Inexperienced Chicks Exhibit Spontaneous Preference for Biological Motion Patterns ». In : *PLOS Biology* 3.7, e208. ISSN : 1545-7885. DOI : [10.1371/journal.pbio.0030208](https://doi.org/10.1371/journal.pbio.0030208).
- VENTURE, G., H. KADONE, T. ZHANG, J. GRÈZES, A. BERTHOZ et H. HICHEUR (2014). « Recognizing Emotions Conveyed by Human Gait ». In : *International Journal of Social Robotics* 6.4, p. 621-632. ISSN : 1875-4805. DOI : [10.1007/s12369-014-0243-1](https://doi.org/10.1007/s12369-014-0243-1).
- VEREIJKEN, B., H. T. WHITING et W. J. BEEK (1992). « A Dynamical Systems Approach to Skill Acquisition ». In : *The Quarterly Journal of Experimental Psychology. A, Human Experimental Psychology* 45.2, p. 323-344. ISSN : 0272-4987. DOI : [10.1080/14640749208401329](https://doi.org/10.1080/14640749208401329).
- VINCZE, D., M. GÁCSI, S. KOVÁCS, P. KORONDI, Á. MIKLÓSI et M. NIITSUMA (2021). « Towards the Automatic Observation and Evaluation of Ethologically Inspired Human-Robot Interaction ». In : *2021 IEEE/ASME International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics (AIM)*, p. 586-591. DOI : [10.1109/AIM46487.2021.9517561](https://doi.org/10.1109/AIM46487.2021.9517561).
- DE WAAL, F. B. M. (2008). « Putting the Altruism Back into Altruism : The Evolution of Empathy ». In : *Annual Review of Psychology* 59, p. 279-300. ISSN : 0066-4308. DOI : [10.1146/annurev.psych.59.103006.093625](https://doi.org/10.1146/annurev.psych.59.103006.093625).
- (2012). « The Antiquity of Empathy ». In : *Science* 336.6083, p. 874-876. DOI : [10.1126/science.1220999](https://doi.org/10.1126/science.1220999).
- DE WAAL, F. B. M. et S. D. PRESTON (2017). « Mammalian Empathy : Behavioural Manifestations and Neural Basis ». In : *Nature Reviews Neuroscience* 18.8, p. 498-509. ISSN : 1471-0048. DOI : [10.1038/nrn.2017.72](https://doi.org/10.1038/nrn.2017.72).
- WANG, Q., G. KURILLO, F. OFLI et R. BAJCSY (oct. 2015). « Evaluation of Pose Tracking Accuracy in the First and Second Generations of Microsoft Kinect ». In : *2015 International Conference on Healthcare Informatics*, p. 380-389. DOI : [10.1109/ICHI.2015.54](https://doi.org/10.1109/ICHI.2015.54).
- WANG, Y., L. WANG, Q. XU, D. LIU, L. CHEN, N. F. TROJE, S. HE et Y. JIANG (2018). « Heritable Aspects of Biological Motion Perception and Its Covariation with Autistic Traits ». In : *Proceedings of the National Academy of Sciences* 115.8, p. 1937-1942. ISSN : 0027-8424, 1091-6490. DOI : [panchea](https://doi.org/10.1073/pnas.1719374115).
- WARNEKEN, F. et M. TOMASELLO (2006). « Altruistic Helping in Human Infants and Young Chimpanzees ». In : *Science* 311.5765, p. 1301-1303. ISSN : 0036-8075, 1095-9203. DOI : [10.1126/science.1121448](https://doi.org/10.1126/science.1121448).
- WESTHOFF, C. et N. F. TROJE (2007). « Kinematic Cues for Person Identification from Biological Motion ». In : *Perception & Psychophysics* 69.2, p. 241-253. ISSN : 1532-5962. DOI : [10.3758/BF03193746](https://doi.org/10.3758/BF03193746).
- WU, G., F. C. T. van der HELM, H. E. J. (DIRKJAN) VEEGER, M. MAKHSOUS, P. VAN ROY, C. ANGLIN, J. NAGELS, A. R. KARDUNA, K. MCQUADE, X. WANG, F. W. WERNER et B. BUCHHOLZ (mai 2005). « ISB recommendation on definitions of joint coordinate systems of various joints for the reporting of human joint motion—Part II : shoulder, elbow, wrist and hand ». In : *Journal of Biomechanics* 38.5, p. 981-992. ISSN : 0021-9290. DOI : [10.1016/j.jbiomech.2004.05.042](https://doi.org/10.1016/j.jbiomech.2004.05.042). URL : <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S002192900400301X> (visité le 20/11/2017).

- WU, G., S. SIEGLER, P. ALLARD, C. KIRTLEY, A. LEARDINI, D. ROSENBAUM, M. WHITTLE, D. D. D'LIMA, L. CRISTOFOLINI, H. WITTE, O. SCHMID, I. STOKES et STANDARDIZATION AND TERMINOLOGY COMMITTEE OF THE INTERNATIONAL SOCIETY OF BIOMECHANICS (avr. 2002). « ISB recommendation on definitions of joint coordinate system of various joints for the reporting of human joint motion—part I : ankle, hip, and spine. International Society of Biomechanics ». eng. In : *J Biomech* 35.4, p. 543-548. ISSN : 0021-9290.
- YANG, L., L. ZHANG, H. DONG, A. ALELAIWI et A. E. SADDIK (août 2015). « Evaluating and Improving the Depth Accuracy of Kinect for Windows v2 ». In : *IEEE Sensors Journal* 15.8, p. 4275-4285. ISSN : 1530-437X. DOI : [10.1109/JSEN.2015.2416651](https://doi.org/10.1109/JSEN.2015.2416651).
- YEUNG, K.-Y., T. H. KWOK et C. WANG (oct. 2013). « Improved Skeleton Tracking by Duplex Kinects : A Practical Approach for Real-Time Applications ». In : *Journal of Computing and Information Science in Engineering* 13, p. 041007. DOI : [10.1115/1.4025404](https://doi.org/10.1115/1.4025404).
- YILTIZ, H. et L. CHEN (2015). « Tactile Input and Empathy Modulate the Perception of Ambiguous Biological Motion ». In : *Frontiers in Psychology* 6, p. 161. ISSN : 1664-1078. DOI : [10.3389/fpsyg.2015.00161](https://doi.org/10.3389/fpsyg.2015.00161).
- ZARKA, D., A. M. CEBOLLA et G. CHERON (2021). « Neurones miroirs, substrat neuronal de la compréhension de l'action ? » In : *L'Encéphale*. ISSN : 0013-7006. DOI : [10.1016/j.encep.2021.06.005](https://doi.org/10.1016/j.encep.2021.06.005).

Annexe A

Protocole expérimental proposé aux participants

Madame, Monsieur,

L'équipe projet LARSEN, INRIA Nancy Grand-Est en collaboration avec AUCTUS, INRIA Bordeaux Sud-Ouest participe actuellement à un projet de recherche visant à déterminer l'expression de la fatigue dans le mouvement de la marche. Dans ce cadre, nous souhaiterions vous solliciter dans le but de participer à cette expérimentation.

Dans la suite de ce document, nous vous présentons l'ensemble des informations et détails de l'expérimentation afin que vous compreniez bien son intérêt et son déroulement. Lisez-le attentivement et avant d'accepter de participer à l'étude posez-nous toutes les questions qui vous semblent utiles. Si vous souhaitez que nous le lisions ensemble, n'hésitez pas à nous en faire part. Après un délai de réflexion, nous vous inviterons à nous communiquer votre décision.

Dans le contexte du COVID-19, les consignes de sécurité sanitaires préconisées par INRIA seront observées de manière stricte.

Après avoir vérifié que vous n'étiez pas dans le cas d'un critère de non-inclusion, nous vous présenterons ce document qui vous a été transmis lors de votre manifestation d'intérêt pour participer à cette expérimentation.

L'intégralité de l'expérimentation se déroulera à INRIA Nancy Grand-Est, 615 Rue du Jardin- Botanique, 54600 Villers-lès-Nancy.

A.1 Objectif de la recherche

Le but de l'étude est d'étudier l'influence de la fatigue physique et cognitive sur le mouvement de la marche humaine. Cette expérimentation permettra de tester des algorithmes permettant d'automatiser la détection de phases de fatigue chez l'homme. À long terme, cette étude a pour but d'améliorer la perception de l'état de l'homme chez le robot afin d'adapter au mieux son comportement et son assistance.

Phase	Fatigue mentale	Fatigue Physique
0	Informations protocole et questionnaire informations personnelles	
1	Mise en place des capteurs, première mesure de marche, questionnaire ressenti	
1bis	-	Echauffement physique pendant 10min
2	Exercices cognitifs sur ordinateur pendant 30 min	Exercices physiques pendant 30 min
3	Mesure de marche, questionnaire ressenti	
4	Exercices cognitifs sur ordinateur pendant 30 min	Exercices physiques pendant 30 min
5	Mesure de marche, questionnaire ressenti	
6	Exercices cognitifs sur ordinateur pendant 30 min	Exercices physiques pendant 30 min
7	Mesure de marche, questionnaire ressenti	
8	Déséquipement des capteurs	

TABLE A.1 – Tableau récapitulatif du déroulement des séances

A.2 Méthodologie

A.2.1 Contenu de l'étude

L'étude consiste à mesurer comment une personne marche en fonction de son degré de fatigue physique ou cognitif. Les données recueillies sur les mouvements effectués nous permettront de valider et de proposer des outils d'évaluation automatique de la fatigue.

A.2.2 Présentation générale

Modalités L'étude se déroulera sur deux séances d'environ 3 heures. Ces séances devront se tenir à au moins 3 jours d'intervalle. L'ordre entre les modalités sera choisi au hasard à votre inscription à l'expérience.

Pour chaque expérimentation, vous devrez être torse, jambe et bras nus, soit en sous-vêtement. Pour les sujets féminins, il est possible d'être en débardeur et short ajusté. Cette tenue est nécessaire, car nous allons placer sur votre torse, votre dos, vos jambes et vos bras des capteurs pour mesurer vos mouvements et données physiologiques, capteurs qui doivent être placés à même la peau.

Lors de cette étude, nous vous demanderons de marcher normalement. Votre marche sera naturellement modifiée par un niveau de fatigues que nous allons chercher à induire.

- L'une des séances comportera des exercices permettant de provoquer de la fatigue mentale.
- L'autre séance comprendra des exercices permettant cette fois-ci d'engendrer de la fatigue physique.

Entre les deux séances, rien ne vous sera demandé de particulier.

Déroulement Les séances se dérouleront en 8 phases, avec une phase supplémentaire pour la première séance qu'on appellera phase 0. Un résumé de cette organisation est schématisé dans le tableau A.1. De plus, avant l'expérimentation lors de la première prise de contact, nous vous présenterons une fiche listant tous les critères de non-inclusion et vous demanderons de répondre par oui ou par non à la question suivante : "Présentez-vous au moins un des critères de non-inclusion présents dans la liste des critères de non-inclusion fournie.". Si vous répondez non, votre participation est possible. Cette étape effectuée, un planning de votre participation sera mis en place.

PHASE 0

La première demi-journée, après vous avoir accueilli, nous vous rappellerons les éléments de la notice d'information et vous expliquerons le déroulement du protocole. À ce moment-là, vous pourrez poser toutes les questions que vous souhaitez au sujet du protocole expérimental. Ensuite, nous vous demanderons de lire le formulaire de consentement éclairé, de le dater et de le signer en deux exemplaires (un pour vous et un pour Inria). L'annexe relative au Covid-19 à signer et à dater en deux exemplaires vous sera également fournie (un exemplaire pour vous et un pour INRIA).

Nous vous ferons également remplir un questionnaire afin de recueillir des informations sur votre âge, votre sexe biologique, votre taille, votre masse, votre main et votre pied dominant. Il vous sera également demandé si vous avez déjà eu des antécédents de blessures sur les membres inférieurs et des informations sur vos activités sportives hebdomadaires. Vos coordonnées téléphoniques et/ou email seront recueillis et serviront uniquement pour pouvoir organiser les rendez-vous et vous prévenir, le cas échéant, et uniquement si vous le souhaitez si nous détectons des anomalies dans vos mesures. À noter qu'il n'est pas dans l'objectif de l'étude que de trouver ce type d'anomalies. Vos coordonnées sont stockées dans un fichier protégé accessible uniquement par la personne en charge des données. Pour toutes les données collectées lors de l'expérience, nous utiliserons un identifiant anonyme.

PHASE 1

La phase 1 est commune aux deux séances avec la mise en place des capteurs et les mesures dites témoins. Nous vous demanderons de vous mettre torse nu (les sujets féminins gardent leur soutien-gorge, une brassière ou un débardeur) et à l'aide d'un adhésif double face hypoallergénique, nous collerons sur votre peau des marqueurs qui réfléchissent la lumière. Le nombre de marqueurs est au nombre de 39. Ils seront placés sur vos membres inférieurs et supérieurs aux niveaux des articulations, sur votre tronc ainsi que sur votre tête avec un système de bonnet. Ce bonnet est désinfecté systématiquement après chaque passage. Le reflet de ces marqueurs est capté par des caméras infrarouges placées dans l'environnement qui permettent de mesurer précisément les mouvements de vos articulations. Nous vous demanderons ensuite de mettre des semelles dans vos chaussures fermées. Au même titre que le bonnet, ces semelles connectées seront désinfectées après chaque utilisation et permettront de mesurer précisément les paramètres de votre marche.

Nous collerons aussi des électrodes sur votre peau de manière à mesurer l'activité cardiaque. La peau est désinfectée avec de l'alcool, rasée à l'aide d'un rasoir jetable à usage unique et légèrement frottée à l'aide d'une éponge abrasive à usage unique pour retirer les peaux mortes. Cette procédure est nécessaire afin d'optimiser le contact entre la peau et les électrodes. En complément, les données anthropométriques suivantes seront mesurées : votre masse, votre taille, la longueur des segments du membre supérieur droit. Par ailleurs, nous filmons en vidéo tous les essais des participants. Ces données ne seront pas exploitées en tant

que telles, mais elles nous serviront, si besoin, à vérifier certains détails lors des analyses. Par exemple, si une anomalie est détectée lors des analyses post-expérience, il sera possible de vérifier si un événement particulier est survenu lors de l'essai concerné.

Une fois équipés, nous prendrons une première mesure de votre marche sur un couloir de 6m.

Nous vous demanderons ensuite de répondre sur ordinateur à un questionnaire permettant de mesurer votre fatigue physique et mentale. Ces données nous permettront de comprendre votre ressenti sur votre fatigue.

PHASE 1BIS - FATIGUE PHYSIQUE En complément de la phase 1, lors de la modalité de fatigue physique, un exercice d'échauffement de 10 minutes vous sera demandé. Le vélo sera avec une résistance de 50W et il vous sera demandé de maintenir environ 70-80tr/min.

PHASE 2 - FATIGUE MENTALE Durant cette phase, deux exercices vous seront présentés sur ordinateur. Ils dureront 15 minutes chacun et seront précédés d'une courte explication des règles avant chaque nouvel exercice. Le premier exercice est un exercice de Stroop et le deuxième un 2-Back.

PHASE 2 - FATIGUE PHYSIQUE

Durant cette phase, un exercice de vélo vous sera demandé. Il durera 30 minutes. La résistance du vélo sera constante à une valeur de 100W.

PHASE 3

Nous prendrons une nouvelle mesure de votre marche sur le précédent couloir de 6m. Nous vous demanderons ensuite de répondre sur ordinateur à un questionnaire permettant de mesurer votre fatigue physique et mentale. Ces données nous permettront de comprendre votre ressenti sur l'évolution de votre fatigue.

PHASE 4-5 ET 6-7

Les phases 2 et 3 sont ensuite répétées deux fois.

PHASE 8

Une fois les dernières mesures prises pendant la phase 7, nous vous aiderons à enlever les capteurs équipés en phase 1 et vous pourrez vous rhabiller. Cette phase marque la fin de l'expérience pour chacune des modalités.

A.2.3 Matériel utilisé

Pour ce protocole, nous utiliserons l'ensemble du matériel décrit dans le tableau [A.2](#).

Nom	Descriptif
M1 : Qualisys	Un système optoélectronique à caméras infra-rouges permet d'enregistrer la position de marqueurs réfléchissants posés sur la peau et fixés à l'aide d'un adhésif double-face hypoallergénique obtenu auprès d'un fournisseur agréé.
M2 : Camescope de contrôle	Le Caméscope permet de filmer l'ensemble de l'expérience pour pouvoir vérifier le déroulement en cas de doutes sur les données.
M3 : Paire de semelles Insole3	Cette paire de semelles permet de savoir la pression exercée au sol par chaque partie du pied.
M4 : Dalle de force	Un ensemble de 8 dalles de forces intégrées dans le sol permet d'avoir les données complètes de dynamique inverse.
M5 : Capteur cardiaque Trigno EKG Sensors	Ce capteur cardiaque sert de suivi objectif de l'évolution de la fatigue cognitive. Il permet également de surveiller le déroulement des exercices de fatigue physique.
M6 : Capteur VO2 Master	Ce capteur permet d'obtenir le volume de O2 consommé lors des activités pour mesurer l'évolution de la fatigue physique.
M7 : Ordinateur	Une table avec un ordinateur et une chaise qui permet au participant de répondre à des questionnaires.
M8 : Vélo d'appartement	Un vélo électrique à résistance variable et mesure de vitesse pour réaliser les exercices de la modalité fatigue physique.

TABLE A.2 – Tableau de l'ensemble du matériel utilisé pour ce protocole expérimental.

A.3 Risque et indemnisation

A.3.1 Les risques potentiels prévisibles

L'expérimentation ne présente pas de risques potentiels particuliers. Les postures et mouvements exécutés restent dans le cadre des limites articulaires volontaires et aucune charge n'est supportée par l'ensemble du corps. La répétition des postures et mouvements due à la modalité "Fatigue Physique" est susceptible de générer des dommages musculaires à court terme qui ne sont pas potentiellement dangereux (courbatures).

L'expérimentation de la modalité "Fatigue Cognitive" nécessite de rester assis dans un siège devant un ordinateur pendant un total de 2h. Le fait de rester assis sans bouger peut occasionner une gêne. Cependant, ces phases assises seront entrecoupées de marche toutes les 30 minutes. Et les changements de postures ayant naturellement lieu lorsqu'on reste assis longtemps ne seront pas entravés. Il n'y a donc pas plus de risque qu'un travail de bureau classique.

Le protocole nécessite d'apposer des marqueurs réfléchissants et des capteurs pour mesurer l'activation musculaire sur votre peau à l'aide d'un adhésif double-face hypoallergénique. Cette préparation peut occasionner une légère irritation temporaire de la peau.

A.3.2 Indemnisation et prise en charge des frais liés à l'étude

Aucune indemnisation financière n'est prévue pour les participants dans le cadre de cette étude. Celle-ci s'effectue sur la base du volontariat. Les résultats obtenus contribueront à améliorer les connaissances de l'influence de la fatigue sur la marche.

A.3.3 État de santé

Pour participer à l'étude proposée, vous devez être affilié(e) à un régime de sécurité sociale. Bien que l'activité considérée dans le protocole présente une contrainte physique minime et étant donné qu'elle vise à quantifier les mouvements de sujets asymptomatiques, les critères de non-inclusion suivants sont considérés :

- Toute pathologie ostéoarticulaire au niveau des membres supérieurs (poignet, coude, épaule) ou inférieurs (cheville, genou, hanche) ;
- Tout antécédent traumatique dans les six derniers mois ;
- Tout antécédent chirurgical des articulations précitées ;
- Toute maladie systémique (ex : La polyarthrite rhumatoïde, lupus érythémateux disséminé...) ;
- Toute maladie neuromusculaire.

Un formulaire listant tous les critères de non-inclusion vous sera présenté et vous devrez répondre par oui ou par non à la question suivante : « Présentez-vous au moins un critère de non-inclusion présent dans la liste des critères de non-inclusion fournie. »

Vous ne pouvez pas être sous sauvegarde de la justice.

Le cas échéant, vous devez vous savoir non-enceinte (dosage récent de beta-HCG ou contraception adaptée).

A.4 Données personnelles

A.4.1 Traitement informatique des données personnelles

Un traitement de vos données personnelles va être mis en œuvre pour permettre l'analyse des résultats, dans des conditions assurant leur confidentialité avec l'utilisation d'un identifiant anonyme. Les données seront traitées conformément à la réglementation relative à la protection des personnes physiques à l'égard des traitements de données à caractère personnel, de la Commission Nationale de l'Informatique et des Libertés (CNIL). Vous disposez d'un droit d'accès et de rectification. Vous disposez également d'un droit d'opposition à la transmission de vos données personnelles utilisées dans le cadre de cette étude.

A.4.2 Droit à l'image

Dans le cadre de cette étude, des enregistrements vidéos et photos seront effectués. Ces enregistrements peuvent être utilisés de manière anonyme (visages cachés) dans le cadre de communications scientifiques ou d'enseignements, sauf si vous nous communiquez votre refus dans le questionnaire de consentement que vous remplirez en début d'expérimentation.

A.4.3 Information sur l'étude

Tout au long de votre participation, vous serez informé(e) de la survenue de toute nouvelle donnée sur le déroulement de l'étude ou sa mise en œuvre susceptible de modifier votre décision quant à votre participation à l'étude. Vous avez la possibilité à tout moment de l'étude de contacter les investigateurs pour toute demande d'information complémentaire sur l'étude, sur votre participation ou sur vos données personnelles liées à votre santé. Vous pourrez être informé(e), si vous le souhaitez, des résultats globaux de la recherche à la fin de l'étude en contactant une des personnes qui vous a pris en charge lors de l'étude.

A.5 Participation volontaire

Votre participation à cette étude est entièrement volontaire et libre. Si vous acceptez de participer, vous pourrez à tout moment quitter cette étude sans justification et sans conséquence.

A.6 Liste des contacts

- Jessica Colombel : jessica.colombel@inria.fr
- Francois Charpillet : francois.charpillet@inria.fr
- David Daney : david.daney@inria.fr

Nous vous remercions de votre coopération.

Résumé

Le mouvement biologique possède de nombreuses informations, qu'elles soient physiques ou cognitives. Des travaux ont montré qu'il était possible de déterminer le genre d'une personne, son émotion, voire même son identité. Ces caractéristiques sont accessibles à partir d'information sur la dynamique du mouvement des corps poly articulés (e.g. le mouvement des points d'articulation). Comprendre et interpréter le comportement d'une personne et son état sont des capacités liées à l'empathie. C'est une faculté commune à l'ensemble des mammifères qui se base sur certains systèmes neuronaux comprenant, entre autres, les neurones miroirs. Étant donné que l'empathie participe grandement aux interactions sociales chez les hommes et plus généralement les animaux, on est en mesure de se demander comment notre relation avec les robots peut s'en inspirer.

Cela nous amène à la problématique suivante : l'assistance robotique à la personne peut-elle se servir de l'interprétation du mouvement humain, riche d'informations physiques et cognitives, comme modalité d'amélioration de l'Interaction Humain Robot ? Pour répondre à cette problématique, nous nous positionnons sur des outils d'observations et sur une méthode d'analyse du mouvement qui soit exploitable en temps réel par un système robotique.

Dans un premier temps, nous avons travaillé sur les outils d'observation du mouvement humain. Nos objectifs d'assistance robotisée en milieu écologique, nécessitent d'installer des capteurs qui affectent le moins possible les actions de la personne. Nous avons donc choisi d'étudier le capteur Kinect de Microsoft qui est un capteur de profondeur accessible permettant de récupérer les positions cartésiennes des articulations et extrémités du corps. Cependant, ce type de capteur est sujet à des bruits de mesure qui empêcherait une analyse fine du mouvement. Nous avons donc développé deux méthodes pour améliorer la mesure de ce capteur basé sur le Filtre de Kalman Étendu (EKF) : un EKF sous contrainte anthropométrique et un EKF de fusion de capteurs. Nous avons fait la première étude sur la Kinect de 2ème générations et la deuxième sur les générations 2 et 3, permettant de mettre en avant les différences entre ces deux capteurs.

Dans un second temps, nous nous sommes intéressés aux méthodes d'analyse du mouvement et plus spécifiquement au problème de Contrôle Optimal Inverse (COI). L'objectif du COI est d'identifier les pondérations associées à un ensemble de fonctions de coûts à optimiser pour générer une trajectoire donnée. Dans le cadre de cette thèse, nous cherchons à analyser en temps réel des trajectoires de mouvement humain dont les mesures, issues de capteurs, sont bruitées. Nous avons étudié la fiabilité de la méthode de résolution du COI dite Approchée, en fonction du bruit de mesure. Nous apportons également une approche originale du COI qui pose une nouvelle vision de l'optimalité de trajectoires et permet de présenter les concepts de Courbes de Singularité et de Projection. Nous montrons dans cette étude des outils permettant de mieux comprendre et prendre en compte les problématiques de robustesse du COI.

Mots-clés: Robotique, Mouvement Biologique, Contrôle Optimal Inverse, Empathie Artificielle, Interaction Humain-Robot.

Abstract

Biological motion has a lot of information, both physical and cognitive. Studies have shown that it is possible to determine a person's gender, emotion and even identity. These characteristics are accessible from information on the dynamics of the movement of polyarticulated bodies (e.g. the movement of the articulation points). Understanding and interpreting a person's behavior and state are abilities related to empathy. It is a faculty common to all mammals and is based on certain neural systems including, among others, mirror neurons. Given that empathy is an important part of social interactions in humans and more generally in animals, we can ask ourselves how our relationship with robots can be inspired by it.

This leads us to the following problem : can robotic assistance to people use the interpretation of human movement, rich in physical and cognitive information, as a modality to improve the Human-Robot Interaction ? To answer this question, we are working on observation tools and on a method of motion analysis that can be used in real time by a robotic system.

Initially, we worked on the observation tools of human movement. Our objectives of robotic assistance in an ecological environment require the installation of sensors that affect the person's actions as little as possible. We have therefore chosen to study the Microsoft Kinect sensor which is an accessible depth sensor allowing to recover the Cartesian positions of the joints and extremities of the body. However, this type of sensor is subject to measurement noise that would prevent a fine analysis of the movement. We have therefore developed two methods to improve the measurement of this sensor based on the Extended Kalman Filter (EKF) : an anthropometrically constrained EKF and a sensor fusion EKF. We have done the first study on the 2nd generation Kinect and the second on the 2nd and 3rd generations, allowing to highlight the differences between these two sensors.

In a second time, we were interested in motion analysis methods and more specifically in the problem of Inverse Optimal Control (IOC). The objective of IOC is to identify the weights associated with a set of cost functions to be optimized to generate a given trajectory. In this thesis, we seek to analyze in real time human motion trajectories whose measurements, coming from sensors, are noisy. We have studied the reliability of the IOC resolution method called Approached, as a function of the measurement noise. We also provide an original approach to the IOC that poses a new view of the optimality of trajectories and allows us to introduce the concepts of Singularity Curves and Projection. We show in this paper tools to better understand and take into account the robustness issues of IOC.

Keywords: Robotics, Biological Motion, Inverse Optimal Control, Artificial Empathy, Human-Robot Interaction.

