



HAL
open science

Predictive forward simulation of pathological gait

Thomas Bonis

► **To cite this version:**

Thomas Bonis. Predictive forward simulation of pathological gait. Modeling and Simulation. Université Claude Bernard - Lyon I, 2022. English. NNT : 2022LYO10056 . tel-04093577

HAL Id: tel-04093577

<https://theses.hal.science/tel-04093577v1>

Submitted on 10 May 2023

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

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



**THESE de DOCTORAT DE
L'UNIVERSITE CLAUDE BERNARD LYON 1**

Ecole Doctorale N° 512
Informatique et Mathématique de Lyon

Discipline : Informatique

Soutenue publiquement le 13/10/2022, par :
Thomas BONIS

**Simulation directe prédictive de
marches pathologiques
Predictive forward simulation of
pathological gait**

Devant le jury composé de :

Yannick BENEZETH
Georges DUMONT
Raphael DUMAS
Raphaëlle CHAINE
Hubert KONIK
Hyewon SEO
Saïda BOUAKAZ
BRONDEL
Nicolas PRONOST

Maître de Conférences, Université de Bourgogne
Professeur des Universités, ENS Rennes
Directeur de recherches, Université Gustave Eiffel
Professeure des Universités, Université Lyon 1
Maître de Conférences, Université Saint-Etienne
Directeur de recherches, CNRS Strasbourg
Professeure des Universités, Université Lyon 1
Maître de Conférences, CNRS Strasbourg

Rapporteur
Rapporteur
Président du jury
Examinatrice
Examineur
Examinatrice
Directrice de thèse
Co-directeur de thèse

Université Claude Bernard - LYON 1

Président de l'Université	M. Frédéric FLEURY
Président du Conseil Académique	M. Hamda BEN HADID
Vice-Président du Conseil d'Administration	M. Didier REVEL
Vice-Président du Conseil des Etudes et de la Vie Universitaire	M. Philippe CHEVALLIER
Vice-Président de la Commission de Recherche	M. Jean-François MORNEX
Directeur Général des Services	M. Pierre ROLLAND

COMPOSANTES SANTE

Département de Formation et Centre de Recherche en Biologie Humaine	Directrice : Mme Anne-Marie SCHOTT
Faculté d'Odontologie	Doyenne : Mme Dominique SEUX
Faculté de Médecine et Maïeutique Lyon Sud - Charles Mérieux	Doyenne : Mme Carole BURILLON
Faculté de Médecine Lyon-Est	Doyen : M. Gilles RODE
Institut des Sciences et Techniques de la Réadaptation (ISTR)	Directeur : M. Xavier PERROT
Institut des Sciences Pharmaceutiques et Biologiques(ISBP)	Directrice : Mme Christine VINCIGUERRA

COMPOSANTES & DEPARTEMENTS DE SCIENCES & TECHNOLOGIE

Département Génie Electrique et des Procédés (GEP)	Directrice : Mme Rosaria FERRIGNO
Département Informatique	Directeur : M. Behzad SHARIAT
Département Mécanique	Directeur : M. Marc BUFFAT
Ecole Supérieure de Chimie, Physique, Electronique (CPE Lyon)	Directeur : Gérard PIGNAULT
Institut de Science Financière et d'Assurances (ISFA)	Directeur : M. Nicolas LEBOISNE
Institut National du Professorat et de l'Education	Administrateur Provisoire : M. Pierre CHAREYRON
Institut Universitaire de Technologie de Lyon 1	Directeur : M. Christophe VITON
Observatoire de Lyon	Directrice : Mme Isabelle DANIEL
Polytechnique Lyon	Directeur : Emmanuel PERRIN
UFR Biosciences	Administratrice provisoire : Mme Kathrin GIESELER
UFR des Sciences et Techniques des Activités Physiques et Sportives (STAPS)	Directeur : M. Yannick VANPOULLE
UFR Faculté des Sciences	Directeur : M. Bruno ANDRIOLETTI

RÉSUMÉ

Mon travail de recherche porte sur la modélisation et la simulation du système squelettique humain et la conception et l'analyse d'un simulateur prédictif de marches pathologiques. Il s'organise en trois volets. Le premier est la conception d'un simulateur direct capable de générer un mouvement de marche similaire à celui d'un sujet réel. Le second a pour objectif d'analyser notre simulateur dans différentes configurations. Enfin, dans le dernier volet, l'objectif est de prédire le mouvement de marche réalisable par un sujet sous l'influence d'une pathologie. La qualité des prédictions est estimée en utilisant des données cliniques fournies par le Laboratoire de Biomécanique et de Biomatériaux (LBB) du CHU de Hanovre (Allemagne), partenaire du projet ANR PRCI OMEGA dans lequel s'est déroulé cette thèse.

Dans le domaine de la simulation directe, l'évolution rapide des méthodes de contrôle a permis au cours des dernières années de passer de la reproduction de mouvements peu naturels à la production de mouvements de sujets présentant une pathologie. L'intégration de réseau de neurones dans la stratégie de contrôle est une approche couramment utilisée dans les travaux les plus récents. Mais, à notre connaissance, peu de travaux ont été réalisés afin d'évaluer les caractéristiques des contrôleurs utilisés pour produire des mouvements en simulation directe. Comme nous disposons de données cliniques pour des mouvements de marche d'un sujet sain et avec une pathologie artificiellement induite, nous avons cherché à proposer une routine d'analyse.

La première étape a consisté à pouvoir reproduire un mouvement capturé dans un simulateur direct. Pour cela, un traitement est d'abord réalisé sur le mouvement afin de le préparer à la simulation. La simulation est réalisée dans un environnement suffisamment rapide pour réaliser l'entraînement d'un réseau de neurones utilisé dans la stratégie de contrôle.

Ensuite, la seconde étape a consisté à analyser les différentes configurations du simulateur. Cela a été fait dans le but d'estimer la précision, la robustesse aux perturbations extérieures et aux changements dans le mouvement de référence. Les résultats sont utilisés pour déterminer la configuration optimale pour faire nos prédictions et pour mieux interpréter les mouvements obtenus.

La dernière étape consiste à produire des prédictions en intégrant dans notre modèle les informations sur le(s) changement(s) subit(s) par le sujet. Les prédictions sont proposées en utilisant un algorithme d'optimisation de trajectoires articulaires. Une méthode permettant de réduire le nombre de variables à optimiser est aussi proposée, et elle utilise des connaissances a priori sur la pathologie simulée.

Le suivi des mouvements sains ou pathologiques est de qualité équivalente avec différentes

configurations d'entraînement. Mais les configurations d'entraînement font varier les caractéristiques en matière de robustesse. La configuration correspondant à un entraînement réalisé avec plusieurs mouvements de référence suivi d'un *curriculum learning* avec des perturbations extérieures est la plus robuste. Elle permet de suivre plusieurs mouvements de référence sains et sous l'influence de perturbations extérieures. Cependant, un ré-entraînement est nécessaire pour suivre un mouvement dans la condition pathologique. Les différentes prédictions réalisées ont permis de produire un mouvement qui respecte la contrainte imposée par la pathologie en un temps raisonnable. Cette prédiction est différente du mouvement capturé dans le cas où le respect de la contrainte causée par la pathologie est le seul objectif.

Mots clés : Simulation directe, suivi de mouvement, caractéristiques des contrôleurs, prédiction de mouvement, optimisation de trajectoires, réseau de neurones.

ABSTRACT

My research work focuses on the modeling and simulation of the human skeletal system and the design and analysis of a predictive simulator of pathological gait. It is organized in three parts. The first part is the design of a forward simulator capable of generating a gait similar to that of a real subject. The second one is to analyze our simulator in different configurations. Finally, in the last part, the objective is to predict the gait performed by a subject under the influence of a pathology. The quality of the predictions is estimated by using clinical data provided by the Laboratory of Biomechanics and Biomaterials (LBB) of the University Hospital of Hanover (Germany), partner of the ANR PRCI OMEGA project in which this work took place.

In the field of forward simulation, the rapid evolution of control methods has made it possible in recent years to move from the reproduction of unnatural movements to the production of movements of subjects with a pathology. The integration of neural networks in the control strategy is an approach commonly used in the most recent works. However, to our knowledge, little work has been done to evaluate the characteristics of the controllers used to produce movements in forward simulation. As we have clinical data of gaits of a healthy subject and with an artificially induced pathology, we sought to propose an analysis routine.

The first step consisted in reproducing a captured motion in a forward simulator. For this, a treatment is performed on the motion in order to prepare it to the simulator. The simulation is performed in a fast enough environment to train the neural network we used in the control strategy.

Then, the second step was to analyze the different configurations of the simulator. This was done in order to estimate the accuracy, robustness to external perturbations and change in the reference motion. The results are used to determine the optimal configuration to make our predictions and to better interpret the obtained motions.

The last step consisted in producing predictions by integrating in our model the knowledge on the change(s) undergone on the subject. The predictions are proposed using a trajectory optimization algorithm. A method allowing to reduce the number of variables to be optimized is also proposed, and it uses the a priori knowledge on the simulated pathology.

The tracking of healthy or pathological gaits is of equivalent quality with different training configurations. However, the training configurations present varied characteristics in terms of robustness. The configuration corresponding to a training with several reference motions followed by a curriculum learning with external perturbations is the most robust. It allows the tracking of

several healthy reference motions and under the influence of external perturbations. However, a re-training is necessary to follow the motion in a pathological condition. The different predictions allowed us to produce a gait that respects the constraint imposed by the pathology in a reasonable time. This prediction is different from the captured motion when the respect of the constraint caused by the pathology is the only objective.

Keywords : Forward simulation, motion tracking, controller characteristics, motion prediction, trajectory optimization, neural network.

REMERCIEMENTS

SOMMAIRE

Résumé	i
Abstract	iii
Remerciements	v
1 Introduction	1
2 État de l’art	5
2.1 Modélisation de l’humain, cinématique et dynamique	5
2.1.1 Modélisation de l’humain	5
2.1.2 Cinématique	12
2.1.3 Dynamique	16
2.1.4 Personnalisation des modèles	26
2.1.5 Conclusion	27
2.2 Simulation directe de la marche	28
2.2.1 Le suivi de mouvement	29
2.2.2 Contrôle de l’équilibre, de la direction et de la vitesse	31
2.2.3 Combinaison de contrôleurs	35
2.2.4 Conclusion	36
2.3 Spécialisation des contrôleurs	36
2.3.1 Les paramètres	36
2.3.2 Fonctions de coût et pénalités	38
2.3.3 Approches d’optimisation	39
2.3.4 Conclusion	41
2.4 Simulation prédictive de mouvement	41
2.4.1 Prédiction implicites	41
2.4.2 Prédiction explicite	43
2.5 Conclusion	44
3 Contributions	45
3.1 Introduction	45
3.2 Acquisition des données	46

3.2.1	L'acquisition des mouvements	47
3.2.2	Le modèle squelettique	47
3.2.3	La cinématique inverse	49
3.3	Préparation automatique des mouvements	50
3.3.1	Isolation d'un cycle de marche	51
3.3.2	Obtention d'un mouvement périodique	52
3.4	Contrôle pour le suivi d'un mouvement de référence	57
3.4.1	Architecture du contrôleur	57
3.4.2	Évaluation de la pose de référence (1)	58
3.4.3	Calcul de la pose cible (2)	60
3.4.4	Calcul des moments (3)	61
3.4.5	Simulation directe (4)	61
3.4.6	Proximal policy optimisation (5)	62
3.4.7	Configuration du simulateur	64
3.5	Analyse des configurations de simulation	65
3.5.1	Sélection des mesures	66
3.5.2	Réalisation des mesures	67
3.5.3	Évaluation de la précision et de l'exactitude	68
3.5.4	Évaluation de la reproductibilité de la PPO	72
3.5.5	Évaluation de la spécificité à un mouvement	73
3.5.6	Évaluation de la sensibilité aux modifications des mouvements	75
3.5.7	Évaluation de la robustesse aux perturbations	76
3.5.8	Conclusion	76
3.6	Calcul de mouvement prédit	77
3.6.1	Réduction de l'espace de recherche	78
3.6.2	Déformation des trajectoires	79
3.6.3	Optimisation des trajectoires de référence	80
4	Résultats	85
4.1	Résultats du suivi de mouvement	85
4.1.1	Entraînements	85
4.1.2	Approximation optimale d'un mouvement	87
4.1.3	Suivi du mouvement dans la condition c0	91
4.1.4	Suivi du mouvement c1	96
4.2	Prédictions du mouvement	99
4.2.1	Minimisation de la moyenne des moments avec le jeu J1	100
4.2.2	Optimisation de la flexion du genou avec le jeu J1	103
4.2.3	Optimisation de la flexion du genou avec le jeu J2	106

4.2.4	Minimisation et optimisation avec le jeu J2	109
4.2.5	Minimisation et optimisation avec le jeu J3	112
5	Conclusion	117
	Bibliography	133
	List of figures	136
	List of tables	137

INTRODUCTION

Mon travail de recherche s’inscrit dans le cadre du projet ANR PRCI OMEGA « *Optimization-based forward musculoskeletal simulation of pathological gait* ». Il porte sur la modélisation et la simulation du système musculosquelettique humain et l’étude de l’influence d’une pathologie sur la locomotion d’une personne. Ce projet participe à l’avancement de la recherche visant à être capable de proposer plus facilement des solutions aux personnes atteintes de pathologies affectant leurs tâches quotidiennes et notamment leur locomotion. Ces solutions permettraient ainsi d’améliorer le confort de vie de ces personnes.

L’idée proposée consiste à utiliser la simulation physique afin de simuler la marche dans différentes conditions d’un sujet. Deux méthodes de simulation physique peuvent être utilisées pour cela : la simulation directe interactive et la simulation directe par contrôle optimal. La plupart des simulateurs directs interactifs proposés dans la littérature génèrent des mouvements de marche à l’aide de moments articulaires [CBV10] ou à l’aide de forces musculaires [LPKL14]. Ils permettent de simuler des mouvements de marche réalistes, ils sont interactifs et robustes aux évolutions de l’environnement de simulation. Des méthodes basées sur le contrôle optimal ont été proposées pour réaliser des prédictions, mais elles ne présentent pas les avantages précédemment cités [FSD*19]. Cette approche a été utilisée par nos partenaires du Laboratoire de Biomécanique et de Biomatériaux (LBB) dans le cadre du projet OMEGA, et nos travaux sont complémentaires. Nous avons choisi l’approche utilisant la simulation directe interactive car c’est un environnement moins contraint permettant des conditions expérimentales, plus proche de la réalité que des conditions d’expérimentation en laboratoire. À notre connaissance, il n’existe pas de tel simulateur capable de prédire des mouvements de marche spécifiques à des patients, et validés par des données cliniques. C’est à cette problématique de recherche que ma thèse cherche à apporter des contributions.

Mes travaux de recherche s’articulent autour de la modélisation et de la simulation de mouvement, et s’organisent en trois volets. Le premier est la conception d’un simulateur squelettique direct capable de générer un mouvement de marche similaire à celui d’un sujet réel. Dans ce but, différents contrôleurs de mouvement et modèles de patient ont été étudiés. Deux mouvements d’une même personne ont été choisis pour l’étude, un mouvement sain et un mouvement dit pathologique. Afin de valider le simulateur et en particulier le contrôleur et le modèle utilisé, des analyses ont été réalisées.

Le deuxième volet est la réalisation d'analyses sur nos simulateurs dans différentes configurations. Elles cherchent à estimer la fidélité de la reproduction du mouvement, la robustesse face aux perturbations extérieures et celles face aux changements dans le mouvement à reproduire, dit mouvement de référence. Ces propriétés sont importantes afin de choisir la configuration la plus adaptée à la réalisation des prédictions. Elles apportent aussi des informations permettant l'interprétation des différentes mesures réalisées sur les mouvements simulés et prédits.

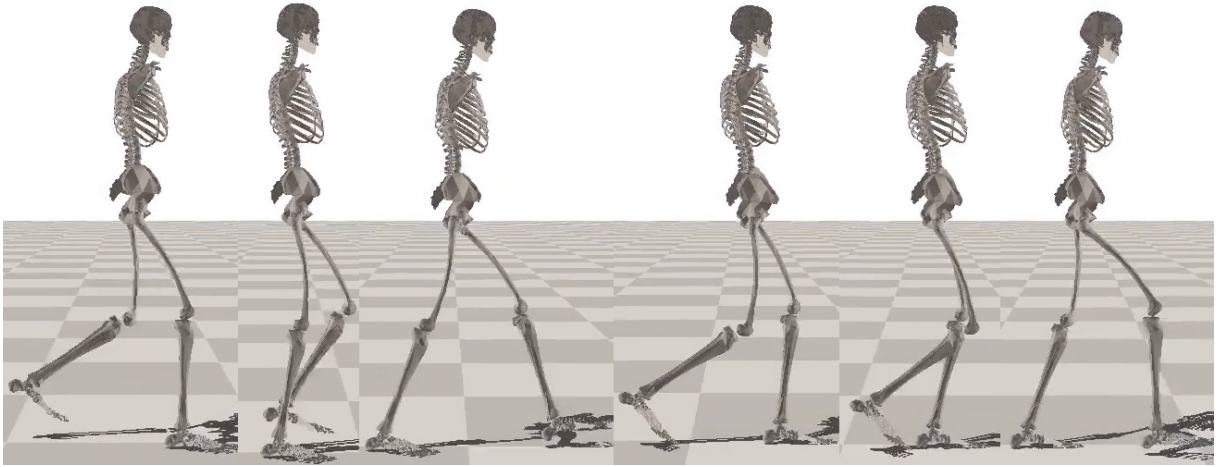
Dans le dernier volet, l'objectif est la réalisation des prédictions de l'influence d'une pathologie sur la marche d'un sujet. L'idée consiste alors à trouver les adaptations du mouvement de référence permettant de respecter les contraintes imposées par la pathologie. Cela nécessite des connaissances sur la pathologie afin de modéliser les contraintes qu'elle impose. Dans notre cas, la pathologie est induite en utilisant une orthèse qui restreint la flexion du genou droit. Notre approche utilise l'optimisation de trajectoires afin de trouver les mouvements permettant de produire des simulations stables et qui respectent les contraintes de la pathologie. L'aspect prédictif est validé en utilisant les données capturées par nos partenaires du Laboratoire de Biomécanique et de Biomatériaux (LBB) du CHU de Hanovre (Allemagne). Ceci nous permet de disposer de données cliniques sur le sujet et ces partenaires interviennent également dans la création des modèles pathologiques.

Dans ce manuscrit, le chapitre 2 est consacré à la présentation de l'état de l'art. Cet état de l'art présente des modèles utilisés dans des simulateur directs pour représenter un sujet virtuel et le mettre en mouvement. Ensuite, les méthodes de contrôle permettant de réaliser le suivi d'un mouvement, le contrôle de l'équilibre, de la direction et de la vitesse de déplacement sont présentées. Une section détaille la spécialisation des contrôleurs permettant de les adapter aux modèles utilisés. Enfin, une section présente les différentes approches existantes pour réaliser des simulations prédictives.

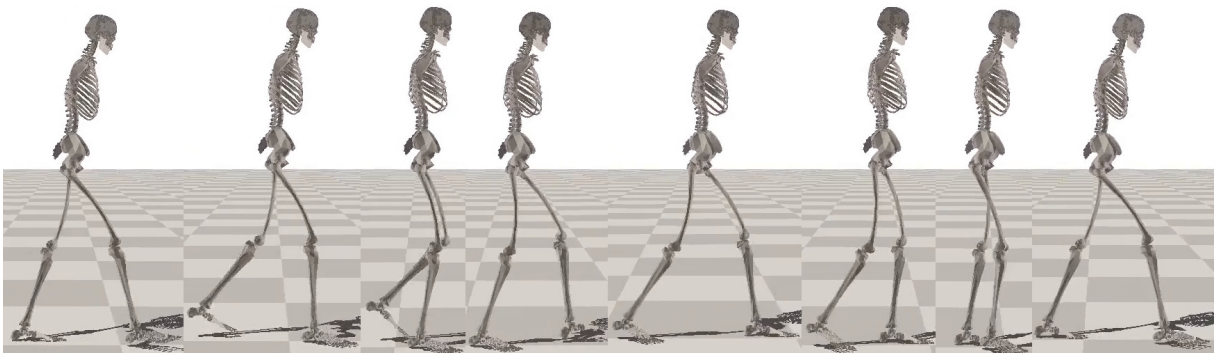
Le chapitre 3 est consacré à la présentation des réalisations. Le modèle et les mouvements capturés sont présentés, puis les traitements réalisés sur ces mouvements afin de pouvoir les utiliser dans notre environnement de simulation. L'environnement de simulation est présenté ensuite, en détaillant la méthode de contrôle et d'entraînement. Ensuite, la méthode d'analyse des configurations de simulation est présentée. Et enfin, la méthode utilisée pour calculer les prédictions.

Dans le chapitre 4 les résultats sur le suivi des mouvements sains et avec la pathologie induite sont présentés et discutés. Puis, les résultats des différentes prédictions réalisées sont à leur tour présentés et discutés.

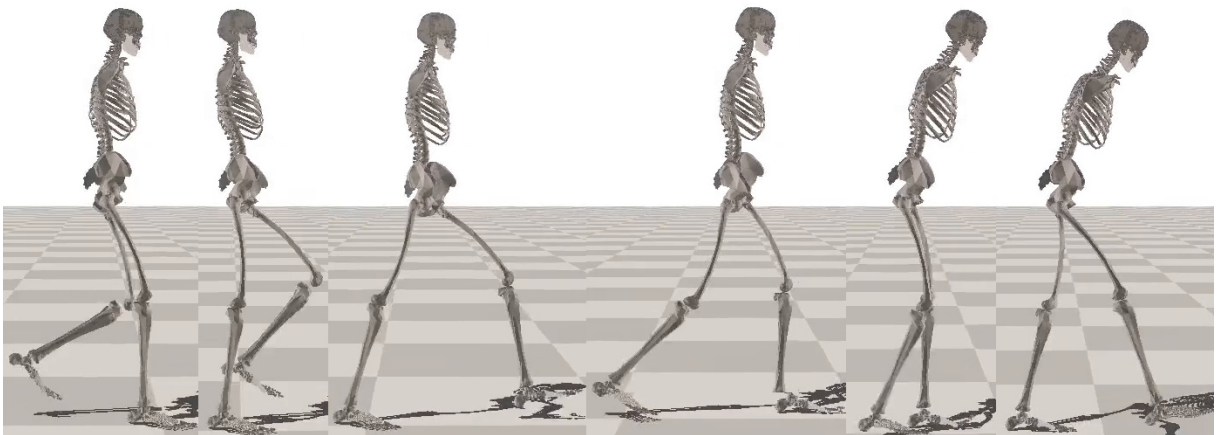
Les différentes méthodes présentées dans ce manuscrit ont pour la plupart fait l'objet de publications dans des revues, conférences ou workshop scientifiques nationaux et internationaux.



(a) Mouvement de référence sain



(b) Mouvement de référence pathologique



(c) Mouvement pathologique prédit

FIGURE 1.1 – Illustration

ÉTAT DE L'ART

Afin de mieux comprendre les mécanismes d'adaptation mis en jeu lorsque qu'un sujet est confronté à une situation l'obligeant à changer son schéma de marche, nous nous intéressons à la simulations prédictive et patient spécifique de marches pathologiques. La simulation est dite **prédictive** car elle à pour objectif d'obtenir une modélisation dynamique du mouvement résultant du changement de situation. Et, elle est qualifié de **patient spécifique** car elle est réalisé sur un modèle spécifique à un patient.

Ce chapitre détaille dans la section 2.1, la modélisation spécifique d'un patient, des mouvements de ce patient et de leur dynamique dans un environnement numérique. Dans les section 2.2 et 2.3, les méthodes utilisées en simulation directe pour contrôler un modèle de patient sont abordées. Les méthodes abordées sont spécifique à l'obtention de mouvements de marche. La section 2.2, décrit les méthodes générique utilisée pour contrôler les mouvements, elles sont rassemblées sous le nom de contrôleur. Alors que la section 2.3 détail comment ces contrôleurs sont rendu spécifique. Enfin, la dernière section (Section 2.4) traite de deux approches utilisées pour obtenir des prédictions de mouvements de marche dans des cas pathologiques.

2.1 Modélisation de l'humain, cinématique et dynamique

Cette section traite de l'état de l'art sur la simulation dynamique du mouvement de marche humaine. Elle est organisée en partant de la modélisation statique de l'humain dans la sous-section 2.1.1. Ensuite, la sous-section 2.1.2 décrit des modélisations cinématiques et une dernière, la sous-section 2.1.3 s'intéresse à des modélisations dynamiques.

2.1.1 Modélisation de l'humain

La modélisation statique de l'être humain que l'on va traiter ici est une description qui doit permettre d'observer les articulations des différents segments du corps entre eux. Une modélisation sous forme d'un squelette composé de corps rigides et d'articulations va permettre d'atteindre cet objectif. Chaque corps rigide peut représenter un ou plusieurs os et chaque articulation peut représenter une ou plusieurs articulations anatomiques.

Après avoir présenté les modèles en corps rigides articulés nous aborderons leurs assemblages

en squelette. Dans le cadre de la simulation de mouvement de marche humaine, différents squelettes sont utilisés. Plusieurs modèles de squelette avec des niveaux de détail différents seront présentés. Le pied jouant un rôle important dans la marche, sa modélisation est traitée en détail. Et enfin, une modélisation adaptée à la capture de la cinématique du mouvement est abordée.

Les corps rigides

Les corps rigides sont utilisés pour décrire un élément dont les propriétés ne vont pas changer pendant la durée de l'étude.

La position dans l'espace d'un corps rigide est décrite en donnant la configuration d'un repère local au corps rigide par rapport à un repère de référence. Il existe deux approches pour décrire cette configuration : les **coordonnées maximales** [DUA86] et les **coordonnées généralisées** [Asa83]. Dans un espace en 3 dimensions, les coordonnées maximales sont les 6 paramètres utilisés pour décrire la position (3 paramètres) et l'orientation (3 paramètres) du repère local. Pour les coordonnées généralisées, seul le nombre minimum de paramètres permettant de décrire uniquement la configuration est utilisé. Par exemple, si le déplacement du corps rigide est contraint à un axe, un seul paramètre sera utilisé pour décrire sa position. Dans le cas des squelettes, les articulations entre les corps rigides imposent les contraintes. Lors de l'utilisation des coordonnées maximales pour décrire la configuration d'un squelette, des équations supplémentaires sont nécessaires pour décrire les contraintes imposées par les articulations.

Les articulations

Dans le corps humain, les articulations contraignent les mouvements relatifs des os entre eux. Il en existe différents types et elles sont classifiées en fonction de leurs caractéristiques morphologiques et fonctionnelles. La classification morphologique s'effectue selon la composition : fibreuse, cartilagineuse ou synoviale. La classification fonctionnelle se base sur leur mobilité : mobiles, semi-mobiles et immobiles.

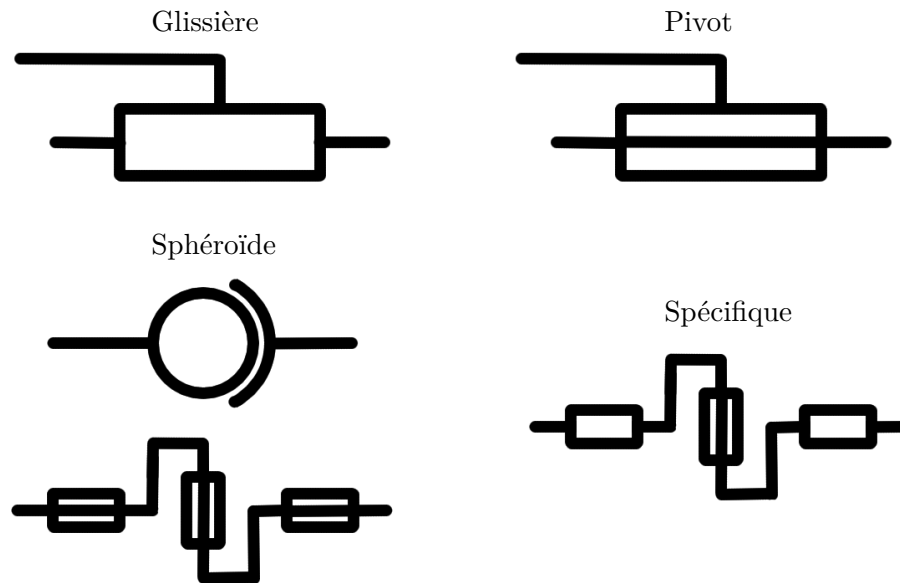


FIGURE 2.1 – Représentations schématisées des articulations

Les articulations immobiles ne sont généralement pas modélisées, les os contraints par ces articulations seront considérés comme faisant partie du même corps rigide. Il en est de même pour les articulations semi-mobiles, à l'exception des vertèbres car leur mobilité combinée est similaire à celle d'une articulation mobile. Pour les articulations mobiles, on trouve plusieurs modélisations, différenciées en fonction des mouvements relatifs des pièces osseuses. Les modélisations les plus fréquemment rencontrées sont les suivantes :

- Des articulations de type **sphéroïdes** où les deux corps rigides ne peuvent pas se translater l'un par rapport à l'autre. Il y a 3 degrés de liberté en rotation autour du centre de l'articulation.
- Des articulations de type **pivot** où la translation entre les corps n'est pas possible et une seule rotation à lieu autour de l'axe de l'articulation.

Moins fréquemment, on trouve aussi :

- Des articulations de type **glissière** où les rotations entre les corps ne sont pas possibles. Il y a un degré de liberté en translation selon l'axe de la glissière.
- Une articulation **spécifique** qui modélise plus fidèlement le genou. Elle possède plusieurs contraintes, 2 rotations et 1 translation sont impossibles. La dernière rotation est possible, mais elle contraint une translation en 2D de l'axe de rotation.

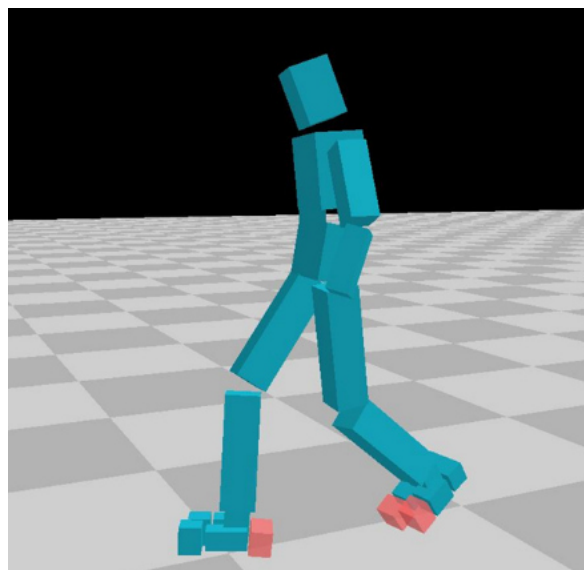
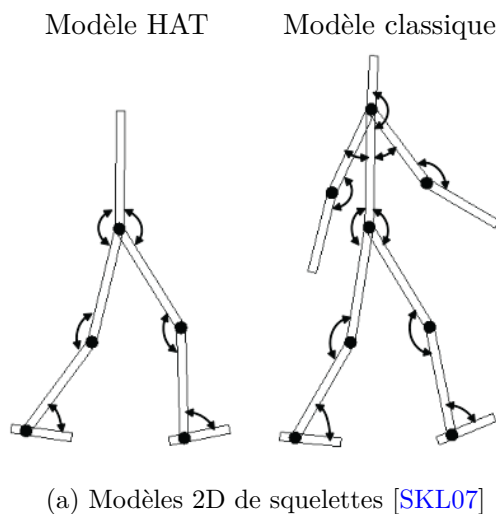
Pour chacune des articulations présentées, il existe un équivalent en 2D, c'est la projection dans l'hyperplan sagittal de l'articulation en 3D. Elles sont utilisées dans les modèles 2D.

Pour tous ces modèles d'articulation, les degrés de liberté ne permettent pas des rotations et des translations infinies. Des butées sont présentes, elles limitent les déplacements autour et le long des axes des articulations. Elles sont la modélisation des limites causées par l'élongation maximal des muscles et des ligaments. Ces limites changent en fonction de la configuration du squelette, une modélisation précise sera alors nécessairement dynamique [JL18]. Lors de l'utilisation des modèles d'articulations dans des études impliquant des mouvements de faibles amplitudes que la marche, la modélisation des limites articulaire n'est pas nécessaire [KH17]. De même, lors d'étude utilisant une modélisation des muscles, c'est cette dernière qui impose les limites articulaires.

Les squelettes

Le squelette humain peut être décrit comme un arbre où le bassin est la racine, les nœuds sont des corps et les arêtes des articulations. Cette modélisation permet de simplifier la description de la configuration dans l'espace du squelette comme nous allons le voir dans cette sous-section.

Lors du mouvement de marche, le déplacement des différentes parties du corps peut être approximé à des déplacements dans le plan sagittal. Il existe donc de nombreuses modélisations sous la forme de squelette en 2 dimensions.



Un **modèle 2D** classique [AP11] représente le corps entier et possède une douzaine d'articulations pivots : coudes (2), épaules (2), cou (1), lombaire (1), hanches (2), genoux (2) et chevilles (2). D'autres modèles [SKL07, YLV07, GH10, SG12, Mil14, SG15] préfèrent simplifier le haut du corps. Le complexe bras, tête et tronc est souvent remplacé par un seul corps rigide, nommé HAT (Head, Arm, Torso). Un modèle avec 7 articulations pivots est alors obtenu. Une simplification

supplémentaire consiste à fixer l'articulation lombaire [OGHD19]. Par contre, la suppression de l'articulation de la cheville est une simplification qui ne peut pas être effectuée [MS14], et a fortiori les articulations du genou et de la hanche.

L'approximation du mouvement contraint à un plan étant assez grossière, les **modèles 3D** sont plus courants. On y retrouve les mêmes articulations, mais avec plus de degrés de liberté. Une modélisation où toutes les articulations pivots sont remplacées par des articulations sphéroïdes a été envisagée [LKL10, LL15]. Ce choix à permet de ne pas contraindre les mouvements du modèle, mais dans la réalité seul les hanches et les épaules sont des articulations sphéroïdes. Des modèles plus proches de la réalité sont donc aussi utilisées afin de limité les mouvements irréaliste.

Les mouvements du **genou** sont des flexions et des extensions. Une modélisation avec un pivot est donc largement utilisée [LVY16, HENS16, LPLL19, RKL*21]. Cette modélisation est imparfaite car l'axe de rotation change en fonction de l'angle de flexion. Le modèle *gait2392_simbody* et ses variations [DLH*90, AP99] décrivent ce phénomène. Cependant, ils sont rarement utilisés ou bien l'articulation est simplifiée. La simplification est généralement justifiée par le fait que le déplacement de l'axe de rotation est relativement faible lorsque la flexion est modérée. Ce qui est le cas dans les mouvements de marche.

Les **chevilles** permettent de réaliser les mouvements de dorsiflexion, de plantarflexion, d'inversion et d'éversion du pied. Une modélisation avec deux pivots est donc largement utilisée, même si [ALX*19, HRL15] conservent seulement le pivot permettant les dorsiflexions et plantarflexions.

De la même manière que pour les modèles 2D, on retrouve des modèles qui ne détaillent pas le haut du corps. C'est le cas du modèle *gait2392_simbody* et de ses variations [LPKL14, SG15, CPB18, JVDL19]. Les arguments avancés sont que l'action du haut du corps sur le bas du corps peut être modélisée avec un modèle simplifié. Et que le modèle simplifié permet de diminuer la complexité. Mais la plupart des modèles détaillent le haut du corps [YLV07, CPB15, KH17, KLV20, LPLL19, BCHR19]. Parmi les modèles qui détaillent le haut du corps, c'est généralement la combinaison d'un modèle bas du corps avec un modèle du haut du corps. Par exemple, le modèle *Fullbody* de Lee et al. [LPKL14] est une combinaison du modèle *gait2392_simbody* avec le modèle du haut du corps proposé par Holzbaur et al. [HMD05].

Comme pour le bas du corps, on n'observe pas de consensus sur les modélisations des articulations du haut du corps. L'articulation du **coude** permet les mouvements de flexion et d'extension mais aussi les mouvements de pronation et supination de la main. Pourtant, une articulation avec deux pivots est rarement utilisée car les mouvements de la main ont très peu d'intérêt dans l'étude de la marche. On peut citer le travail de Yin et al. [YLV07] qui utilisent cette modélisation.

Les **lombaires** sont constitués d'un enchaînement d'articulations semi-mobiles. La mobilité

combiné est donc suffisamment importante pour être modélisée. Une approche utilisant une seule articulation sphéroïde est utilisée dans les modèles utilisant un haut du corps simplifié (HAT). Pour les autres modèles plusieurs articulations à double pivot sont utilisées en série (Fig 2.3).

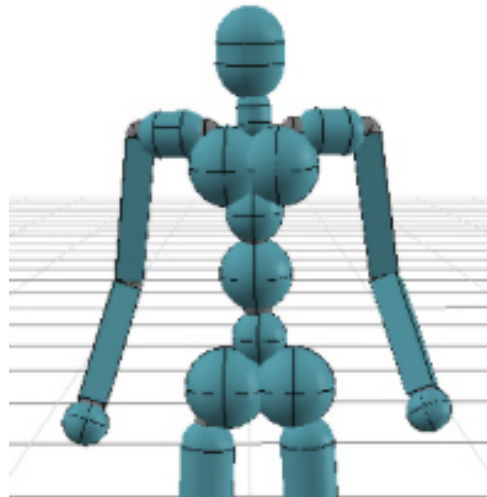


FIGURE 2.3 – Modélisation du dos [WGH20]

Malgré la simplicité des modèles évoqués ici par rapport à la complexité du corps humain, il existe des travaux [LT06, LST09, SLST14, NZC*18] utilisant un modèle beaucoup plus détaillé. Il est composé de 103 corps rigides et 163 degrés de liberté. Il a été utilisé pour faire des simulations de mouvement pour le cou [LT06], le haut du corps [LST09], ou le corps entier [SLST14, NZC*18]. Il est cependant trop complexe pour être utilisé dans des simulations directes de marche avec les méthodes existantes. Pour représenter fidèlement le squelette humain, le modèle pourrait être encore plus détaillé. Par exemple, des chaînes cinématiques fermées ne sont pas représentées dans ce modèle [PSVV07, vdH94].

Après avoir fait le tour des différents modèles du squelette humain, il est nécessaire de s'intéresser plus particulièrement à la modélisation du pied. En effet, dans la simulation de marche c'est l'interface entre le sol et le corps. Sa modélisation a donc une importance de premier plan.

Les squelettes du pied

Le pied est constitué de nombreux os, articulations, ligaments et muscles. Sa modélisation n'est pas aisée, car il est difficile de se rendre compte de l'impact des choix de modélisation.

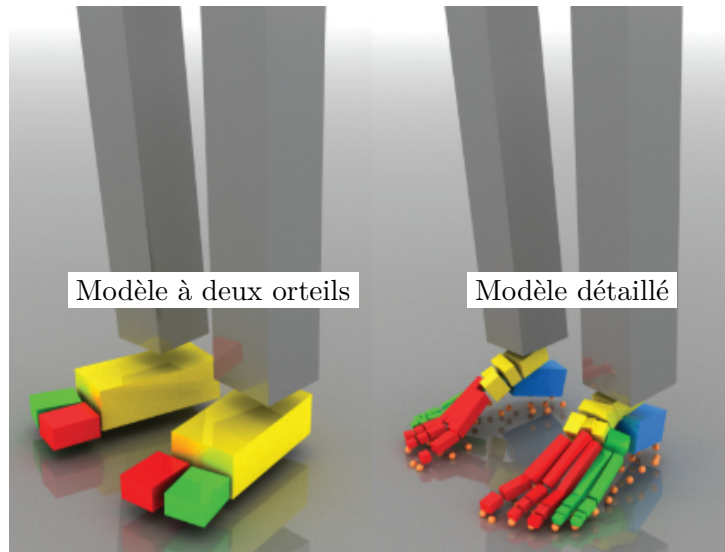


FIGURE 2.4 – Squelettes de pied [LPLL19]

Le modèle le plus grossier consiste à considérer le pied comme un unique corps rigide. Cette approche a été utilisée dans plusieurs travaux avec des variations dans la forme géométrique. Pour les modèles 2D, on trouve des segments [SKL07, YLV07, GH10, SG12, Mil14], une forme circulaire de rayon de courbure constant [MS14] et une forme du type *roller* [RHR*10]. Ces deux derniers modèles permettent de mieux estimer les mouvements de la cheville. Par contre, comme tous les modèles avec un seul corps rigide, ils ne permettent pas une bonne estimation des mouvements juste après le contact du talon et avant le décollage des orteils.

Afin d'apporter plus de précision à ces instants, l'ajout d'orteils est indispensable. Cet ajout a pris différentes formes dans la littérature en commençant par un seul corps rigide lié au corps du reste du pied par une liaison pivot [WFH09, CBV10, GVV13, MK15].

En plus du transfert d'énergie depuis le corps vers le sol, une fonction réalisée par le pied est l'amortissement de l'impact lors du contact. Cet amortissement est réalisé d'une part par la déformation du coussinet du talon et d'autre part par la souplesse du système squelettique du pied.

L'ajout d'articulations glissières passives dans les jambes a été proposé pour modéliser l'absorption des chocs de contact [KH10]. Le modèle est utilisé pour simuler un mouvement de course en dynamique directe. Ce modèle ne semble en revanche pas être pertinent pour d'autres mouvements car il n'a plus été utilisé dans des travaux suivants [KH17, KLV20].

Une autre stratégie permettant une meilleure absorption des chocs consiste à augmenter le nombre de corps rigides utilisés dans la modélisation du pied. L'utilisation de 6 corps rigides, reliés par des articulations pivots passives [LL15] permet par exemple de produire des phases d'appui plus naturelles et le suivi de trajectoires est plus précis. Les corps rigides étant des

boites, ils représentent assez mal l’anatomie du pied. Un modèle utilisant des capsules [PYL18] permet d’avoir une structure plus proche de la réalité anatomique. Il n’est pas possible d’évaluer les bénéfices de ce modèle par rapport au précédent car la méthode de résolution des contacts n’est pas adaptée. Il permet tout de même de mettre en avant que l’utilisation de relativement petits corps rigides dans le pied est une source d’instabilité pour la simulation physique. Ces résultats sont corrélés avec ceux obtenus par Lee et al. [LPLL19] qui utilisent un modèle plus détaillé comprenant 12 articulation sphéroïdes (2 passives et 10 actives). Grâce à l’utilisation d’une modélisation des contacts plus adaptée ce modèle permet la simulation de mouvements de marche. Mais une augmentation de la fréquence de simulation est nécessaire pour obtenir une stabilité numérique similaire à celle de modèles plus simples.

Parmi les différents niveaux de détail des modèles présentées dans cette sous section, le choix d’un modèle semble compliqué. Il dépendra de l’application dans laquelle le modèle sera utilisé. Nous allons voir dans la suite différentes utilisations ces modèles.

2.1.2 Cinématique

La cinématique a pour objectif de décrire le plus précisément possible les mouvements des différentes segments d’un sujet. Elle s’intéresse au mouvement sans prendre en compte les forces exercées sur les corps. Un avatar constitué de corps rigide et d’articulation qui utilisé comme support.

On aborde dans cette section, les méthodes adaptées à la description de la configuration du squelette de l’avatar. La description de la position relative est rapidement abordée pour laisser place à la description de l’orientation qui peut être faite avec plusieurs méthodes.

La description de la position en coordonnées maximale sera toujours faite par un vecteur de la dimension de l’espace simulé (typiquement 2D ou 3D). En coordonnées générale, elle sera réduite à un vecteur de dimension 2 si la position est contrainte à un plan puis à un scalaire si la position est contrainte à un axe.

Les descriptions des orientations

La description de l’orientation d’un corps dans l’espace peut être faite avec différentes méthodes. Elles sont listées ici par ordre croissant d’intuition :

- Les **angles d’Euler** sont utilisés pour parler de n’importe quelle représentation d’une rotation 3D décomposée de 3 angles. Bien que cette approche soit intuitive, elle est peu utilisée pour décrire l’évolution d’une orientation, car elle présente une singularité. Cette singularité est connue sous le nom de blocage de cardan (*gimbal lock*).
- Le couple (**axe, angle**) est constitué d’un vecteur unitaire et d’un angle de rotation. Cette représentation consiste à décrire la rotation comme une rotation autour d’un axe. Elle est bien adaptée à la description du mouvement des articulations pivot ou double

pivot. Pour des articulations avec 3 degrés de liberté, elle revient à utiliser les angles d'Euler.

- La **matrice de rotation** est une matrice orthogonale de déterminant 1. En dimension 3, l'ensemble de ces matrices forme le groupe des rotations autour de l'origine noté \mathcal{SO}^3 . Elles sont composées de 9 coefficients pour décrire 3 degrés de liberté, elles contiennent donc des informations redondantes. Mais, elles offrent une opération simple pour la combinaison de deux rotations.
- Le **quaternion** est un objet qui contient 4 variables scalaires. Il permet de décrire des combinaisons de rotation et de translation. L'ensemble des quaternions unitaires forment la 3-sphère \mathcal{S}^3 qui couvre deux fois \mathcal{SO}^3 . Il offre aussi une opération simple pour la combinaison de deux rotations. Cette représentation ne possède pas de singularité, elle est donc bien adaptée pour les interpolations de rotations. Par contre, des calculs supplémentaires sont nécessaires pour contraindre les quaternions à rester unitaire.
- L'**exponentiel map** est le nom de la représentation basé sur les quaternions, mais permettant de rester dans \mathcal{S}^3 sans calcul supplémentaire. Elle est donc plus adaptée pour les calculs de différentiation. Par contre, comme c'est une représentation dans \mathcal{R}^3 de \mathcal{S}^3 , des singularités existent. Elles sont cependant plus faciles à éviter que pour les angles d'Euler. Enfin, contrairement aux quaternions et aux matrices de rotation, il n'existe pas d'opération simple permettant la combinaison de deux rotations. Un changement de représentation est donc nécessaire pour réaliser cette opération.

Les angles d'Euler sont utilisés pour les descriptions en coordonnée maximale alors que les descriptions par couple axe-angle ou exponentiel map sont utilisées pour les descriptions en coordonnée généralisée.

Modélisation du mouvement

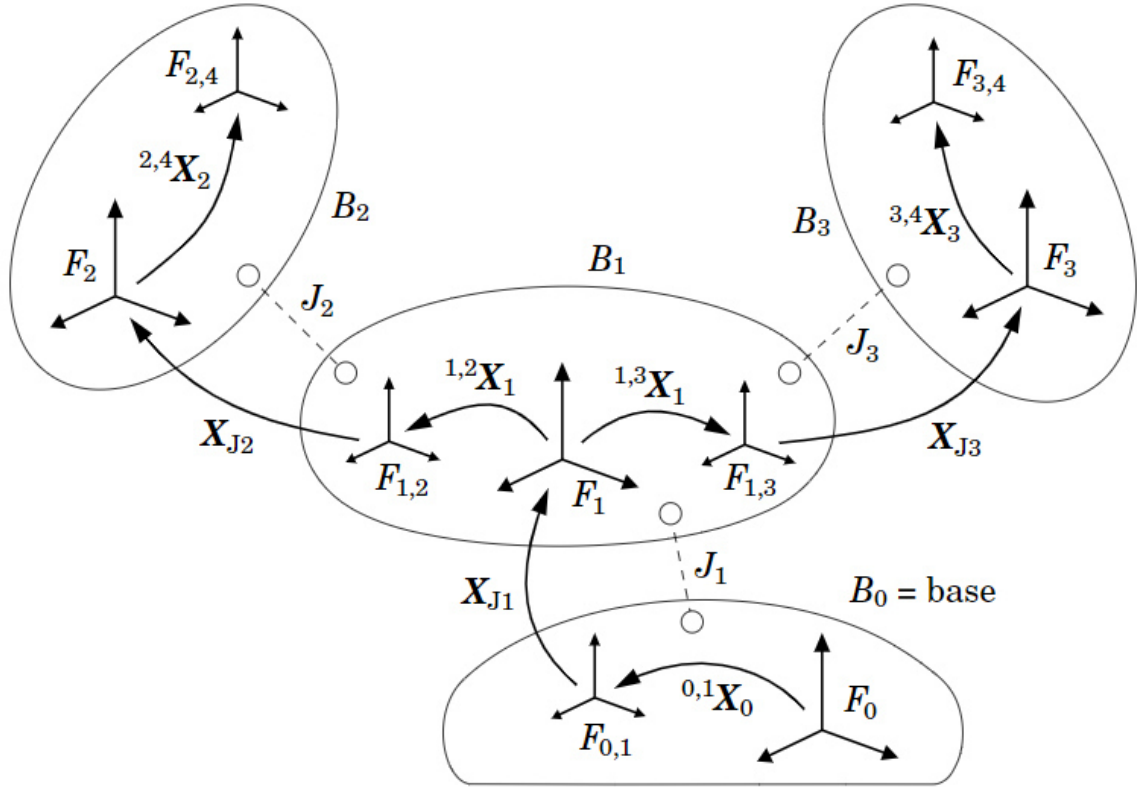


FIGURE 2.5 – Représentation de la configuration géométrique d’un squelette composé de $n = 3$ articulations. Les ${}^{\lambda(i),i}\mathbf{X}_{\lambda(i)}, \forall i \in [1, n]$ décrivent pour chaque articulation i , la transformation permettant de passer du repère local du corps parent $\lambda(i)$ au repère local de l’articulation. Les $\mathbf{X}_{J_i}, \forall i \in [1, n]$ donne la transformation permettant de passer du repère local de l’articulation au repère du corps parent.

La configuration d’un squelette est pratiquement toujours exprimée de manière récursive. C’est-à-dire que la configuration d’un corps est donnée relativement à son parent, comme l’illustre la figure 2.5. Les transformations ${}^{\lambda(i),i}\mathbf{X}_{\lambda(i)}$ sont fixes, elles sont donc stockées dans la description du squelette. Alors que les transformations \mathbf{X}_{J_i} varient en fonction de la pose du squelette, elles sont donc stockées pour chaque pose.

La façon de stocker les transformations dépend de la méthode utilisée pour les obtenir et de leur utilisation. Par exemple, le format BioVision Hierarchy (BVH), très utilisé dans le domaine de l’animation, consiste à stocker dans un fichier d’abord la configuration fixe du squelette, puis les poses dans le temps. Pour chaque pose, une représentation en coordonnées maximales est utilisée.

Une autre stratégie de stockage est l'utilisation de deux fichiers. Par exemple dans OpenSim (une solution logicielle beaucoup utilisée en biomécanique pour l'analyse cinématique et dynamique du mouvement) un fichier xml décrit le squelette et un fichier LightWave Motion Format (MOT) décrit le mouvement. Le fichier MOT stocke les poses en coordonnées généralisées.

On trouve aussi des descriptions qui utilisent des poses clés et définissent les poses intermédiaires par interpolation [YLV07]. Elles permettent d'éditer facilement le mouvement à la main.

Les coordonnées généralisées vont donc plutôt être utilisées dans les calculs lors de la modélisation de la dynamique.

La cinématique inverse

La cinématique inverse permet d'obtenir les mouvements effectués par un sujet à partir de la position des marqueurs placés sur celui-ci. Un avatar sur lequel sont placés les mêmes marqueurs que ceux du sujet réel est nécessaire. Dans un premier temps, le placement des marqueurs sur l'avatar est ajusté afin qu'ils correspondent le plus fidèlement possible au placement des marqueurs sur le sujet. Ensuite, la recherche des configurations articulaires de l'avatar minimisant la distance quadratique moyenne entre les marqueurs réels et virtuels est réalisée pour chaque pas de temps.

Il existe différents ensembles de marqueurs classiquement utilisés car la quantité et le nombre de marqueurs vont dépendre des objectifs de l'acquisition. Les marqueurs étant placés sur le sujet, l'augmentation de leur nombre a un risque d'interférer avec le mouvement. Mais l'augmentation du nombre de marqueurs permet de capturer le mouvement plus finement.

Le choix de l'ensemble à utiliser dépend aussi du modèle squelettique auquel il est associé. Afin de déterminer la configuration spatiale de chaque corps rigide, le positionnement des marqueurs sur celui-ci est important. Pour étudier les mouvements de marche, les marqueurs sont principalement placés sur le bas du corps. Parmi les ensembles de marqueurs généralement utilisés, on peut citer le *Plug in Gait* (PiG) [DÖTG91], le *Calibrated Anatomical System Technique* (CAST) [CCDL95], le *Gait2392* d'OpenSim [DAA*07] et le *Human Body Model* (HBM) [VGEZ*13].

La cinématique inverse permet d'obtenir la configuration du squelette de l'avatar à partir de la position dans l'espace des différents marqueurs. Ces configurations articulaires sont ensuite utilisées pour faire de l'analyse de mouvements, des études en dynamique inverse ou pour réaliser des simulations directes. Nous traitons dans la sous-section 2.1.3 des méthodes de calculs utilisées pour les réaliser des études en dynamique inverse et des simulations directes.

2.1.3 Dynamique

La dynamique est l'étude de corps en mouvement sous l'effet d'action mécanique. Dans le cas du corps humain, elle permet d'estimer des données impossibles à obtenir expérimentalement. Par exemple, les actions mécaniques qui s'appliquent aux articulations. La dynamique permet d'en calculer une approximation en utilisant des données mesurées de manière non invasive. Elle est d'un grand intérêt dans le domaine de la biomécanique. Cependant, l'accès à des données expérimentales n'est pas toujours possible. Le patient peut ne pas être capable de réaliser l'expérimentation, les conditions que l'on veut tester peuvent être impossibles à mettre en place ou elles sont trop nombreuses. Dans ce cas, être capable de produire des données afin de les analyser est important. C'est ce que permet la simulation dynamique.

Par rapport à la cinématique, la dynamique nécessite plus d'informations sur le squelette à modéliser. Les informations relatives à la répartition des masses et au volume des corps sont indispensables. Pour les articulations, les informations sur les comportements dynamiques (capacité à produire un moment, friction interne) peuvent être utilisées.

L'objectif de cette section est de présenter deux types d'étude, la dynamique inverse et la dynamique directe. La dynamique inverse consiste à calculer les actions mécaniques qui ont permis d'obtenir un mouvement connu. À l'inverse, la dynamique directe consiste à calculer le mouvement produit par des actions mécaniques connues. Un troisième type d'étude hybride existe, où certains mouvements sont connus ainsi que certaines forces et l'on cherche les mouvements et les forces manquantes. La dynamique directe étant utilisée pour la simulation, plus de détails seront apportés sur ce type d'étude. La dynamique inverse étant principalement utilisée pour des applications d'étude de mouvement, elle sera moins détaillée.

Les deux types d'études nécessitent d'établir les équations du mouvement. Elles sont constituées à partir des équations de mouvement pour chaque corps rigide, augmentées de contraintes modélisant les articulations et les contacts. Pour les études en dynamique inverse une approche récursive est généralement adoptée. Pour les études en dynamique directe, afin de réaliser des simulations, une intégration numérique est réalisée. Les différentes étapes et les modèles utilisés pour les articulations sont détaillés dans la suite.

La dynamique inverse

La dynamique inverse consiste à chercher les forces et les moments appliqués sur les corps articulés τ nécessaires à la production d'une accélération aux articulations $\ddot{\mathbf{q}}$. Cette section présente un algorithme qui permet de calculer la dynamique inverse pour un arbre cinématique. C'est l'algorithme récursif de Newton-Euler, il est le plus simple et le plus efficace. Il a une complexité en $O(n)$ avec n le nombre d'articulations.

Le pseudo-code associé au calcul de la dynamique inverse est donné en Algorithme 1.

Algorithm 1 Calcul des forces appliquées pour chaque à articulations

Input: $\text{jtype}(i), \mathbf{q}_i, \dot{\mathbf{q}}_i, \ddot{\mathbf{q}}_i, \mathbf{f}_i^x, \mathbf{X}_T(i)$ $\triangleright \mathbf{X}_T(i) = {}^{\lambda(i),i}\mathbf{X}_{\lambda(i)}$ **Output:** $\boldsymbol{\tau}_i$

$$\mathbf{v}_0 = \mathbf{0}$$

$$\mathbf{a}_0 = -\mathbf{a}_g$$

for $i = 1 \dots N_B$ **do**

$$[\mathbf{X}_J, \mathbf{S}_i, \mathbf{v}_J, \mathbf{c}_J] = \text{jcalc}(\text{jtype}(i), \mathbf{q}_i, \dot{\mathbf{q}}_i)$$

$${}^i\mathbf{X}_{\lambda(i)} = \mathbf{X}_J \mathbf{X}_T(i)$$

if $\lambda(i) \neq 0$ **then**

$${}^i\mathbf{X}_0 = {}^i\mathbf{X}_{\lambda(i)} {}^{\lambda(i)}\mathbf{X}_0$$

end if

$$\mathbf{v}_i = {}^i\mathbf{X}_{\lambda(i)} \mathbf{v}_{\lambda(i)} + \mathbf{v}_J$$

$$\mathbf{a}_i = {}^i\mathbf{X}_{\lambda(i)} \mathbf{a}_{\lambda(i)} + \mathbf{S}_i \ddot{\mathbf{q}}_i + \mathbf{c}_J + \mathbf{v}_i \times \mathbf{v}_J$$

$$\mathbf{f}_i = \mathbf{I}_i \mathbf{a}_i + \mathbf{v}_i \times {}^*\mathbf{I}_i \mathbf{v}_i - {}^i\mathbf{X}_0^* \mathbf{f}_i^x$$

end for**for** $i = N_B \dots 1$ **do**

$$\boldsymbol{\tau}_i = \mathbf{S}_i^T \mathbf{f}_i$$

 \triangleright La force est transposée en coordonnée généralisée**if** $\lambda(i) \neq 0$ **then**

$$\mathbf{f}_{\lambda(i)} = \mathbf{f}_{\lambda(i)} + {}^{\lambda(i)}\mathbf{X}_i^* \mathbf{f}_i$$

end if**end for**

$\lambda(i)$ et $\mu(i)$ désignent respectivement les corps parents et enfants du corps i . \mathbf{f}_i est la force transmise d'un corps $\lambda(i)$ au corps i par l'articulation i . Et \mathbf{S}_i est la matrice du sous espace de mouvement de l'articulation i .

Cet algorithme consiste en 2 étapes (les deux boucles itératives). D'abord le calcul des vitesses et des accélérations de chaque corps du squelette permet d'obtenir les forces nécessaires à la production des accélérations en utilisant les propriétés des corps rigides. Puis, les forces appliquées à chaque articulation sont mises à jour en remontant les branches.

Pour la résolution du problème en présence de boucles articulaires fermées, le problème est plus complexe. En effet dans ce cas plusieurs $\boldsymbol{\tau}$ permettent de produire les accélérations $\ddot{\mathbf{q}}$. Pour nos différents cas d'application, il n'y a pas de boucle fermée car nous connaissons les forces de contact avec le sol. Pour plus de détails sur la résolution en boucle fermée, le lecteur est invité à consulter la section 8.12 de *Rigid Body Dynamics Algorithms* [Fea08].

La dynamique directe

La dynamique directe consiste à calculer les accélérations des différentes articulations $\ddot{\mathbf{q}}$ en connaissant les forces et moments appliquées sur les corps articulés $\boldsymbol{\tau}$. On ne peut les calculer localement pour chaque corps, mais on peut formuler les équations qu'elles doivent satisfaire. Le calcul est alors effectué par propagation. La première boucle de la méthode est similaire à celle de la méthode récursive de Newton-Euler utilisée pour la dynamique inverse. Les variables nécessaires pour la suite (produit vitesse par l'accélération \mathbf{c}_i , forces de biais sur les corps rigides, \mathbf{p}_i) sont calculées en fonction de celles des corps parents, le calcul est donc fait en descendant. Dans une seconde boucle, on calcule l'inertie \mathbf{I}_i^A et les forces de biais \mathbf{p}_i^A des ensembles de corps rigides articulés (Figure 2.6). Les caractéristiques dynamiques d'un ensemble dépendent de celles de ses sous-ensembles, le calcul est donc fait en remontant. Enfin, une dernière boucle calcule les accélérations angulaires et linéaires des corps rigides en utilisant les résultats des calculs précédents. L'accélération d'un corps dépendant de l'articulation de son parent, le calcul est fait en remontant.

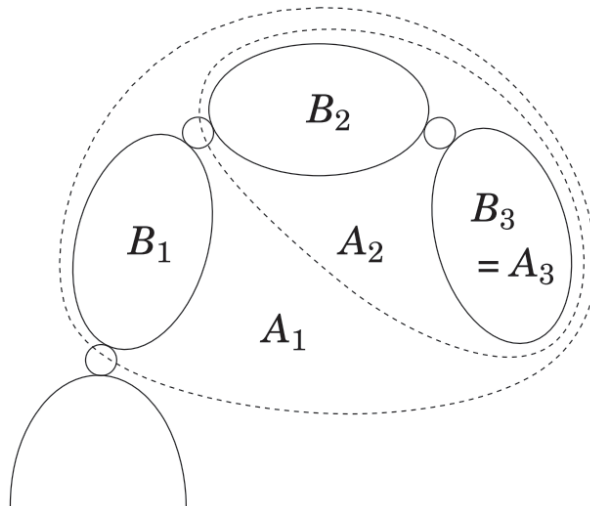


FIGURE 2.6 – Représentation par ensemble de corps rigides [Fea08]

Le calcul est donc effectué par propagation. La première boucle de la méthode est similaire à celle de la méthode de récursive de Newton-Euler, utilisé pour la dynamique inverse. Les variables nécessaires (produit vitesse-accélération, \mathbf{c}_i , forces de biais sur les corps rigide, \mathbf{p}_i) pour la suite sont calculées en fonction de celle des corps parents, le calcul est donc fait en descendant. Dans une seconde boucle, on calcul l'inertie, \mathbf{I}_i^A , et les forces de bias \mathbf{p}_i^A des ensembles de corps rigide articulés (Figure 2.6). Les caractéristique dynamique d'un ensembles dépendent de celle de ses sous-ensembles, le calcul est donc fait en remontant. Enfin, une dernière boucle, calcul les accélérations angulaire et les accélérations des corps rigides en utilisant les résultats des calculs

précédent. L'accélération d'un corps dépendant de l'articulation de son parents, le calcul est fait en remontant.

Après avoir mis à jour par récurrence les forces de biais et les inerties implicites des corps articulés, les accélérations sont mises à jour, puis les forces transmises et enfin les forces articulaires (voir Algorithme 2).

Algorithm 2 Calcul de \mathbf{a}_i

Input: $\text{jtype}(i), \mathbf{q}_i, \dot{\mathbf{q}}_i, f_i^x, \mathbf{X}_T(i), \boldsymbol{\tau}_i$ $\triangleright \mathbf{X}_T(i) = {}^{\lambda(i),i} \mathbf{X}_{\lambda(i)}, {}^i \mathbf{X}_j^* \equiv {}^i \mathbf{X}_j$ pour les forces

Output: \mathbf{a}_i

$$\mathbf{v}_0 = \mathbf{0}$$

for $i = 1 \dots N_B$ **do**

$$[\mathbf{X}_J, \mathbf{S}_i, \mathbf{v}_J, \mathbf{c}_J] = \text{jcalc}(\text{jtype}(i), \mathbf{q}_i, \dot{\mathbf{q}}_i)$$

$${}^i \mathbf{X}_{\lambda(i)} = \mathbf{X}_J \mathbf{X}_T(i)$$

if $\lambda(i) \neq 0$ **then**

$${}^i \mathbf{X}_0 = {}^i \mathbf{X}_{\lambda(i)} {}^{\lambda(i)} \mathbf{X}_0$$

end if

$$\mathbf{v}_i = {}^i \mathbf{X}_{\lambda(i)} \mathbf{v}_{\lambda(i)} + \mathbf{v}_J$$

$$\mathbf{c}_i = \mathbf{c}_J + \mathbf{v}_i \times \mathbf{v}_J$$

$\triangleright \mathbf{c}_i$ dépend de la vitesse des parents

$$\mathbf{p}_i^A = \mathbf{v}_i \times {}^i \mathbf{I}_i \mathbf{v}_i - {}^i \mathbf{X}_0^* \mathbf{f}_i^x$$

$\triangleright \mathbf{p}_i^A$ dépend de la vitesse des parents

end for

for $i = N_B \dots 1$ **do**

$$\mathbf{U}_i = \mathbf{I}_i^A \mathbf{S}_i$$

$$\mathbf{D}_i = \mathbf{S}_i^T \mathbf{U}_i$$

$$\mathbf{u}_i = \boldsymbol{\tau}_i - \mathbf{S}_i^T \mathbf{p}_i^A$$

\triangleright les moments appliqués sont pris en compte ici

if $\lambda(i) \neq 0$ **then**

$$\mathbf{I}^a = \mathbf{I}_i^A - \mathbf{U}_i \mathbf{D}_i^{-1} \mathbf{U}_i^T$$

$$\mathbf{p}^a = \mathbf{p}_i^A - \mathbf{I}^a \mathbf{c}_i + \mathbf{U}_i \mathbf{D}_i^{-1} \mathbf{u}_i$$

$$\mathbf{I}_{\lambda(i)}^A = \mathbf{I}_{\lambda(i)}^A - {}^{\lambda(i)} \mathbf{X}_i^* \mathbf{I}^a {}^i \mathbf{X}_{\lambda(i)}$$

$$\mathbf{p}_{\lambda(i)}^A = \mathbf{p}_{\lambda(i)}^A - {}^{\lambda(i)} \mathbf{X}_i^* \mathbf{p}^a$$

end if

end for

$$\mathbf{a}_0 = -\mathbf{a}_g$$

for $i = 1 \dots N_B$ **do**

$$\mathbf{a}' = {}^i \mathbf{X}_{\lambda(i)} \mathbf{a}_{\lambda(i)} + \mathbf{c}_i$$

$$\ddot{\mathbf{q}}_i = \mathbf{D}_i^{-1} (\mathbf{u}_i - \mathbf{U}_i^T \mathbf{a}')$$

$$\mathbf{a}_i = \mathbf{a}' + \mathbf{S}_i \ddot{\mathbf{q}}_i$$

end for

Algorithm 3 Intégration pour obtenir les vitesses

Input: $\ddot{\mathbf{q}}_i(t)$ **Output:** $\dot{\mathbf{q}}_i(t + dt)$ **for** $i = 1 \dots N_B$ **do**

$$\dot{\mathbf{q}}_i(t + dt) = \dot{\mathbf{q}}_i(t) + \ddot{\mathbf{q}}_i * dt$$

end for

Cette méthode réalise le calcul de dynamique directe rapidement car elle a une complexité en $O(N_B)$ avec N_B le nombre de corps rigides, généralement strictement plus petit que le nombre de degrés de liberté articulaires. Cet algorithme est appelé algorithme de Featherstone. Il est implémenté dans la plupart des moteurs physiques qui utilisent une représentation en coordonnées généralisées. Après avoir calculé l'accélération, les vitesses et positions sont simplement calculées par intégration numérique.

Le squelette étant en interaction avec son environnement, des collisions ont lieu et ont une influence sur le mouvement.

Les étapes suivantes consistent à détecter les collisions et à calculer leur influence sur les vitesses précédemment estimées. Les collisions sont converties en des contraintes de vitesse et de position pour le système. La résolution consiste alors à chercher les impulsions à appliquer qui permettent de satisfaire ces contraintes. La méthode utilisée pour les calculer est la résolution d'un problème de complémentarité linéaire. Une fois les impulsions calculées pour l'ensemble du squelette, les vitesses précédemment calculées sont mises à jour en utilisant un algorithme par récurrence similaire à celui utilisé pour calculer les accélérations. Enfin, une deuxième intégration est effectuée afin de calculer les positions.

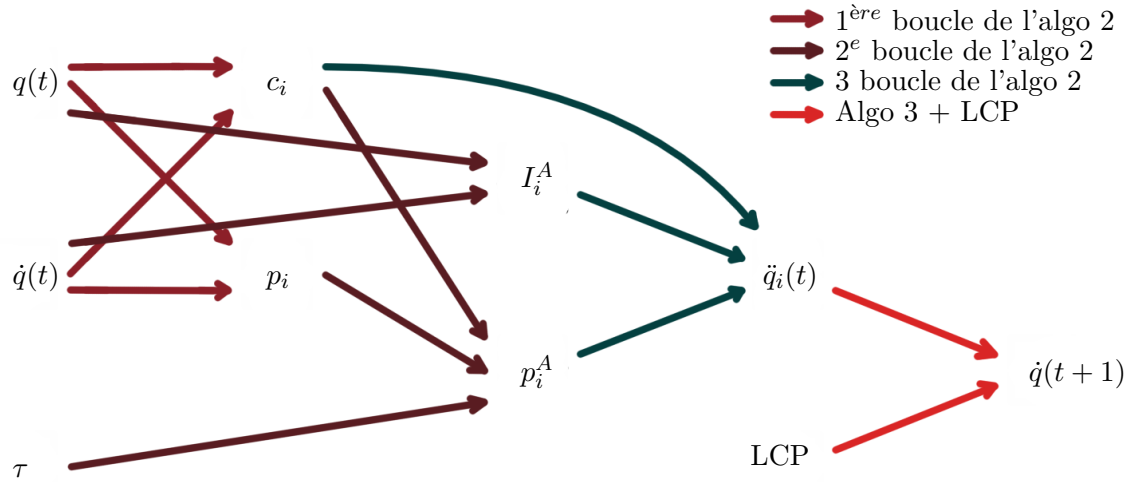


FIGURE 2.7 – Illustration du la logique du calcul

La modélisation des contacts

Dans cette section, la modélisation des contacts intervenant dans le mouvement de marche est abordée. Dans la marche, la majorité des contacts a lieu entre les pieds et le sol. Plus rarement des contacts entre les deux jambes peuvent avoir lieu mais ils sont généralement ignorés [HRL15]. Le but de la modélisation des contacts est d'obtenir lors de la simulation des forces d'interaction. Une modélisation réaliste et stable est importante afin de simuler la marche en dynamique directe. La littérature référence deux modélisations stables, l'une rigide et l'autre visco-élastique.

Lors de l'utilisation d'une **modélisation rigide**, les contacts sont calculés par détection de collision entre deux primitives géométriques. Cette détection de collision établit une liste de points de collision. A partir de cette liste, Lin et al. [LKP11] établissent des contraintes pour chaque point en fonction de la phase du cycle de marche. Une modélisation plus générale consiste à établir un ensemble d'équations pour chaque point de contact. Parmi ces équations, un problème de complémentarité traduit le fait qu'une force de compression s'applique quand les corps sont exactement en contact. Les autres équations lient les forces tangentielles et normales, et la vitesse du point de contact. La mise en équation et la résolution de ce problème sont abordées dans différents travaux [ST96, AP02]. Cette méthode est par exemple implémentée dans DART et est utilisée pour réaliser des simulations en dynamique directe [MLPP09, YN09]. Une extension de cette méthode propose de placer les points de contacts sur une surface mobile. Les sommets d'un maillage sont utilisés comme points de contact et le maillage est déformé en fonction du mouvement des os sous-jacents [LPLL19].

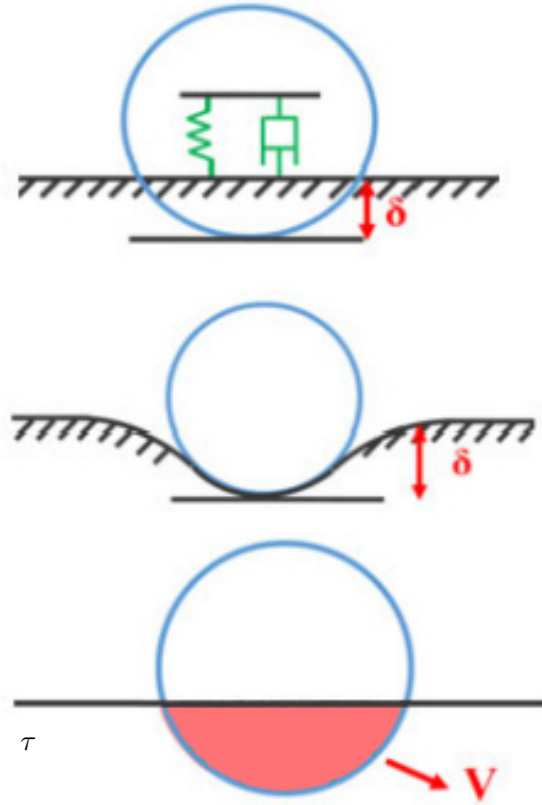


FIGURE 2.8 – Schématisation des contacts de Kelvin-Voigt, Hunt-Crossley et volumique. D’après une figure de Ezati et al. [EBGM20]

Dans une **modélisation souple** ou visco-élastique ou encore basée sur les pénalités, les zones de contacts ne sont pas des points, car l’interpénétration entre les primitives est possible. Le principe est alors de calculer une force normale et une force tangentielle à appliquer aux corps en contact. Les méthodes de Hunt-Crossley [HC75] et de Kelvin-Voigt sont les plus utilisées pour réaliser le calcul des **forces normales**. Le calcul des forces tangentielles ou de friction est abordé après.

Les méthodes de Hunt-Crossley et de Kelvin-Voigt reposent sur des modélisations qui produisent une force proportionnelle à la profondeur d’interpénétration et à la vitesse de contact. Les formules générales sont les suivantes :

Pour Hunt-Crossley :

$$F_N = \kappa z(1 + \delta \dot{z}) \quad (2.1)$$

Pour Kelvin-Voigt :

$$F_N = \kappa z + \delta \dot{z} \quad (2.2)$$

Avec z et \dot{z} respectivement les profondeurs et vitesses de pénétration. κ et δ sont des

constantes.

Le modèle de Hunt-Crossley a été utilisé dans des simulations en dynamique directe [SG13, SG15] et c'est également le cas pour le modèle de Kelvin-Voigt [GW96]. L'inconvénient majeur de ces deux méthodes est la discontinuité de la force de contact au moment du contact. En effet, comme la dérivé de la profondeur d'interpénétration est forcément non nulle au moment du contact, on observe une discontinuité dans la force de contact. Des travaux ont donc cherché à lisser les forces de contact pour rendre les modèles plus stables.

Millard et al. [MK15] proposent de calculer différemment la profondeur d'interpénétration afin de réduire le saut de discontinuité. Il calcule la profondeur de pénétration à partir de l'interaction entre un disque fixé sur le pied et le sol. Le modèle a été évalué en comparant les forces obtenues avec des données cinématiques aux forces acquises expérimentalement. Ils montrent une bonne précision, à part au moment du décollage du pied. Une autre méthode proposée est la modulation des coefficients κ et δ avec des sigmoïdes [BSF10]. Cette méthode permet d'assurer de la continuité dans les forces.

Une autre stratégie de modulation, utilisée aussi bien avec les méthodes de Hunt-Crossley et de Kelvin-Voigt, est de moduler les coefficients par le volume d'interpénétration. Des sphères et des ellipsoïdes ont par exemple été utilisés par Brown et McPhee [BM17, BM18]. Ces modèles sont présumés être suffisamment stables et précis pour réaliser des simulations directes, mais ils n'ont pas été testés. Avec l'utilisation de données cinématiques la trajectoire du centre de pression est estimée. Lopes et al. [LNAS15] proposent un modèle basé sur des ellipsoïdes, testé sur de la dynamique directe. Il a montré des temps de calcul similaire mais plus de stabilité qu'un modèle visco-élastique classique.

Le calcul des **forces tangentielles** est fait de différentes manières. La plupart du temps, le modèle de friction de Coulomb est utilisé [ST96]. Mais un modèle changeant en fonction de l'état du contact, statique ou dynamique, peut aussi être utilisé. Le changement de modèle est conditionné par les forces de contact et les vitesses relatives [SG13, SG15].

L'utilisation d'un modèle de contact rigide en combinaison avec un maillage déformable rend le SimBiCon robuste aux perturbations et aux bruits [JK11]. Les segments du maillage sont modélisés comme des ressorts qui s'opposent à la déformation des sommets et des arêtes. Les performances ne sont pas clairement établies. Mais comme on se rapproche d'une modélisation par éléments finis (résolution d'équations différentielles) elles sont probablement moins bonnes que pour les méthodes présentées précédemment. Par contre, elles permettent de fournir des résultats avec des formes complexes.

D'autres contraintes peuvent venir influencer les mouvements. Il s'agit des contraintes internes qui s'appliquent sur les articulations et sont le résultat de la modélisation de l'effet d'unités musculo-tendineuses. Elles sont implicites lorsque l'utilisation d'un modèle musculaire limite les mouvements possibles, et explicites quand les limites sont définies pour chaque articulation.

Dans la suite nous présentons ces deux modélisations.

Modèle musculaire et limites articulaires

Jusqu'à présent, nous avons décrit les articulations comme étant actives, c'est-à-dire qu'elles sont capables de produire un moment. Mais ce n'est pas le cas en réalité, toutes les articulations sont passives. C'est la contraction des muscles et l'effet de bras de levier qui est la source d'un moment au niveau d'une articulation. Les caractéristiques d'une articulation dépendent des muscles qui la mettent en mouvement.

Nous allons brièvement décrire les modèles musculaires les plus utilisés. Puis, nous verrons des méthodes permettant de les approximer avec un modèle basé uniquement sur les moments articulaires.

Le modèle musculaire a pour rôle de transformer une excitation musculaire en un moment articulaire. L'excitation musculaire est liée à l'activation musculaire par une équation différentielle non linéaire du premier ordre. L'activation musculaire est liée à la force développée par le muscle par une autre équation différentielle non linéaire du premier ordre.

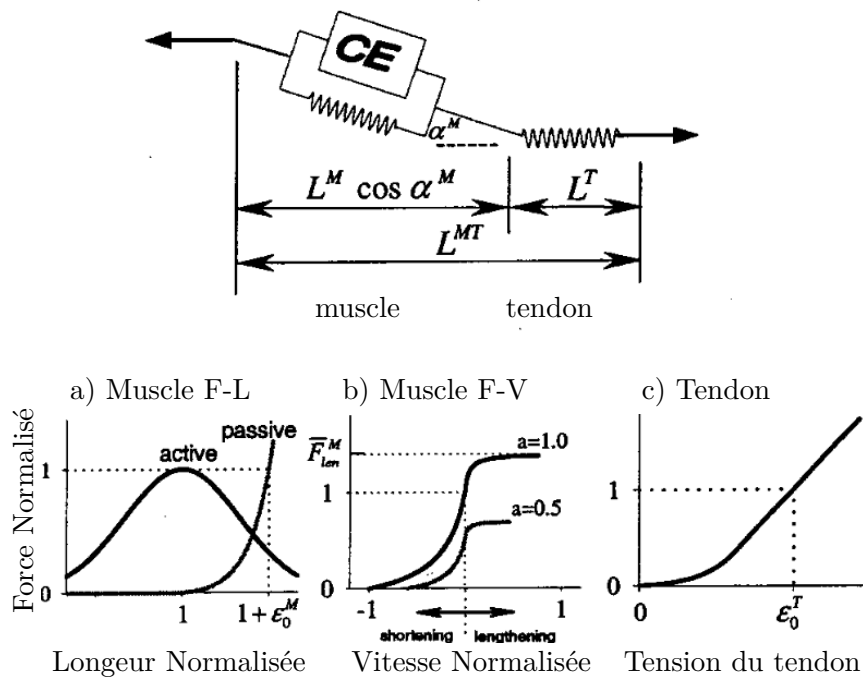


FIGURE 2.9 – Modèles musculaires de Thelen [The03]

La première équation modélise la communication entre les nerfs et le muscle. Elle traduit le comportement suivant. Plus l'activation est élevée plus il est difficile de la faire augmenter et plus l'activation diminue, plus il est difficile de la faire diminuer. La deuxième équation modélise

la dynamique de contraction. La force musculaire qu'un muscle est capable de générer dépend de sa longueur, de sa vitesse d'allongement et de l'angle de pennation. Les relations entre la force et la longueur sont données par des courbes force-longueur et force-vitesse. Ce modèle est celui proposé par Thelen [The03] qui est une amélioration du modèle de Hill [ZW90].

Une fois que les forces musculaires sont établies, il est possible de déterminer les moments articulaires à partir de la position des liaisons entre les muscles et les os. Ce calcul est fait en utilisant la mécanique des bras de levier.

Les modèles musculaires sont utilisés dans plusieurs simulations directes. Différents travaux ont pour objectif de montrer que les réflexes musculaires jouent un rôle important dans la marche [GH10, SG15, OGH19]. D'autres travaux utilisant des modèles musculaires ont pour objectif de montrer qu'il est possible d'obtenir des activations proches de la réalité [LPKL14, LPLL19, CPPD17].

Le modèle musculaire a plusieurs conséquences sur le modèle articulaire. Les configurations accessibles par les articulations sont bornées, les moments qu'elles peuvent produire sont limités et il est possible que des forces passives s'appliquent même si les muscles ne sont pas activés. Des modèles imitant les conséquences du modèle musculaire sont donc couramment utilisés afin d'obtenir des simulations plus réalistes sans avoir le surcoût de calcul lié au modèle musculaire.

La plus facile à mettre en place est la limitation des moments qui peuvent être générés par les articulations [TET12]. Plusieurs travaux ont montré que les squelettes avec des limites de moments irréalistes produisent souvent des mouvements pas naturels, à moins d'être guidés par un mouvement de référence [PALV18, MAP*19]. La facilité d'obtenir un mouvement naturel avec des limites de moments réalistes a été confirmée par au moins deux travaux distincts [JVDL19, XLKV20].

Une deuxième brique est l'ajout de bornes sur les configurations des articulations. C'est plus difficile à mettre en place car les bornes d'une articulation dépendent de la configuration des articulations voisines [JL18]. Il est possible de définir ces limites dynamiques à partir du modèle musculaire [LPLL19]. De plus, il faut générer le moment permettant de faire respecter la contrainte. Une méthode similaire à celles utilisées pour calculer les forces de contact peut être employée. Dans ce cas, l'utilisation d'une méthode visco-élastique peut permettre de modéliser en partie les forces passives.

Il est aussi possible de trouver un modèle intermédiaire entre les contraintes relativement simples et la modélisation avec deux équations différentielles non linéaires du premier ordre. Millard et al. [MEHM19] proposent un modèle qui permet de calculer le moment produit par chaque muscle avec un modèle continu et dérivable. Le calcul du moment est basé sur l'évaluation de courbes de Bézier. Ce modèle a été utilisé pour prédire des mouvements mais seulement sur des modèles 2D.

Une autre stratégie de réduction de la complexité du problème est d'être capable de dire

si un moment est réalisable en fonction de la configuration du squelette. Cette méthode est proposée par Jiang et Liu [JL18, JVDL19]. Ils proposent d'utiliser un réseau de neurones pour remplir cette fonction. Ils choisissent un réseau neuronal convolutif entraîné par renforcement. Cela permet une évaluation très rapide et l'entraînement est réalisable par renforcement car il est possible de générer un très grand nombre de configurations et de les évaluer avec le modèle musculaire. Leurs travaux permettent de produire en simulation directe des mouvements dont les activations musculaires sont proches de celles obtenues avec un modèle musculaire.

Les différentes modélisations présentées jusqu'ici sont très générales, elles sont adaptables pour pratiquement n'importe quelle créature réelle ou fictive. Nous allons voir dans la section suivante comment rendre le modèle spécifique à un sujet en particulier.

2.1.4 Personnalisation des modèles

Cette section présente les différentes méthodes utilisées pour obtenir un modèle fidèle du sujet qui fait l'objet d'études ou de simulation.

Nous commençons par présenter les modèles qui servent de référence pour la plupart des mises à l'échelle. On traitera ensuite de la mise à l'échelle des corps rigides, et enfin de l'estimation des modèles de contacts.

Acquisition des modèles de référence

La réalisation d'un modèle précis pour un sujet est complexe, voir impossible à mettre en œuvre. En effet, elle nécessite au minimum une imagerie IRM mais surtout afin d'évaluer précisément les insertions des muscles une dissection est indispensable. Ces méthodes ont donc été utilisées dans différentes études en réalisant la dissection sur des cadavres afin d'établir des modèles de référence.

La principale étude [AWLD10] a été faite sur 21 cadavres pour établir un modèle précis pour les membres inférieurs. Elle a permis d'établir une représentation géométrique des os, une description des articulations et les relations entre la longueur des fibres musculaires et la capacité à générer des moments. L'utilisation de cadavres introduit hélas un biais sur l'âge.

Afin de compenser ce biais, Rajagopal a réalisé une étude [RDD*16] similaire avec comme objectif de fournir des données pour des sujets jeunes et en bonne santé. Il utilise des images IRM acquises sur 24 sujets.

Ces études ne s'intéressant pas particulièrement aux propriétés inertielles des corps, Carbone et al. [CFP*15] réalisent une étude avec segmentation des os, des muscles et des tissus adipeux à partir d'images IRM et de tomographie d'un cadavre frais.

Les modèles de référence sont ensuite utilisés pour étudier d'autres sujets. Ils fournissent une base réaliste et peuvent être personnalisés avec une mise à l'échelle à partir de données plus accessibles.

Mise à l'échelle des modèles de référence

La mise à l'échelle des modèles précédemment décrits est réalisée en utilisant des données plus accessibles. Le plus est de mettre le modèle à l'échelle en utilisant la taille et le poids du sujet. Mais comme la longueur des segments varie entre les sujets de même taille cette méthode n'est pas très précise.

Avec des données de capture de mouvement il est possible de mettre à l'échelle la longueur de chaque segment indépendamment. Une fois la taille et la masse des segments mises à jour il est possible de recalculer l'inertie et le centre de masse (CDM).

Pour la mise à l'échelle des inerties et des masses, des méthodes plus précises peuvent être utilisées. L'une consiste à acquérir un maillage 3D du sujet et à calculer les masses et les inerties en supposant une répartition uniforme de la masse totale [KLV20, KH17, HENS16, HNJS14]. L'autre à approximer le volume du sujet par des capsules [BCHR19] puis à faire les calculs en répartissant la masse totale dans les capsules.

La mise à l'échelle consiste aussi à rendre le modèle musculaire plus réaliste. Cette mise à l'échelle est aussi bénéfique pour les modèles basés sur des articulations actives car elle permet d'affiner leurs caractéristiques.

La mise à l'échelle peut être réalisée en utilisant des mesures de force maximale réalisée avec un dynamomètre. De même, les mesures faites avec un électromyogramme peuvent apporter des informations supplémentaires. Ces protocoles sont difficiles à mettre en place car le sujet peut ne pas être capable de réaliser les tests. De plus, les mesures d'électromyographie ajoutent de nombreux capteurs qui peuvent interférer avec les mouvements du sujet. L'utilisation des données de dynamique inverse pour réaliser ce calcul présente donc un grand intérêt [MEHM19].

Mise à l'échelle des modèles de contact

Au-delà du choix du modèle de contact à utiliser, la mise à l'échelle de ses paramètres est importante. Plusieurs études proposent des méthodes pour y parvenir. L'idée est d'optimiser le modèle de contact afin d'obtenir des forces de contact qui ressemblent le plus possible aux forces mesurées expérimentalement [JHF16, BM18, EBG20]. Une autre approche consiste à minimiser les forces virtuelles à appliquer sur le sujet simulé pour arriver à reproduire parfaitement le mouvement [BSF10].

2.1.5 Conclusion

Dans cette section, nous avons parcouru les principaux éléments nécessaires à la réalisation des simulations en dynamique directe.

On trouve de nombreux modèles squelettiques, mais le niveau de détail est sensiblement similaire. Il y a quelques modèles qui sont beaucoup plus détaillés, mais ils sont peu utilisés

pour faire de la simulation directe. Pour l'étude de mouvements de marche, un modèle 3D avec une articulation sphéroïde pour la hanche, un pivot pour le genou et deux pivots pour les chevilles est un bon compromis entre précision et complexité. La modélisation du haut du corps peut être fait en utilisant un HAT, cela permet de simplifier le modèle. Les constatations sont similaires sur le squelette du pied mais il en ressort qu'il est important de modéliser au moins deux segments afin de pouvoir simuler le phénomène de décollage des orteils. Pour du suivi de mouvement, une modélisation plus détaillée ne sera justifié que si elle permet d'améliorer le suivi. Mais, la précision apporté par un modèle simple est suffisante car les méthodes d'acquisition ont une précision limitée en particulier, pour les mouvements des pieds et des orteils.

Pour le calcul de la physique, un modèle basé sur les coordonnées généralisées permet l'utilisation de l'algorithme de Featherstone. C'est un algorithme récursif avec une complexité en $O(n)$ qui est plus efficace que les méthodes de résolution par inversion de matrices. Et, pour le calcul des contacts, les deux modélisations rigides et souples ont des coûts en calcul similaire, mais les expériences montrent que les modèles rigides obtiennent une meilleure stabilité à fréquence de simulation égale.

2.2 Simulation directe de la marche

Dans le cas d'un squelette composé d'articulations actives, la simulation directe consiste à calculer des moments pour chaque articulation puis à utiliser l'algorithme de Featherstone pour avancer au pas de temps suivant. Nous allons dans cette partie nous intéresser aux calculs des moments appliqués à chaque articulation. Ils sont le résultat d'une ou plusieurs fonctions de contrôle. Le terme *contrôleur* sera utilisé pour parler d'une fonction de contrôle. Comme illustré dans la figure 2.10, les contrôleurs utilisent l'état courant de la simulation ainsi que diverses informations pour calculer les moments.

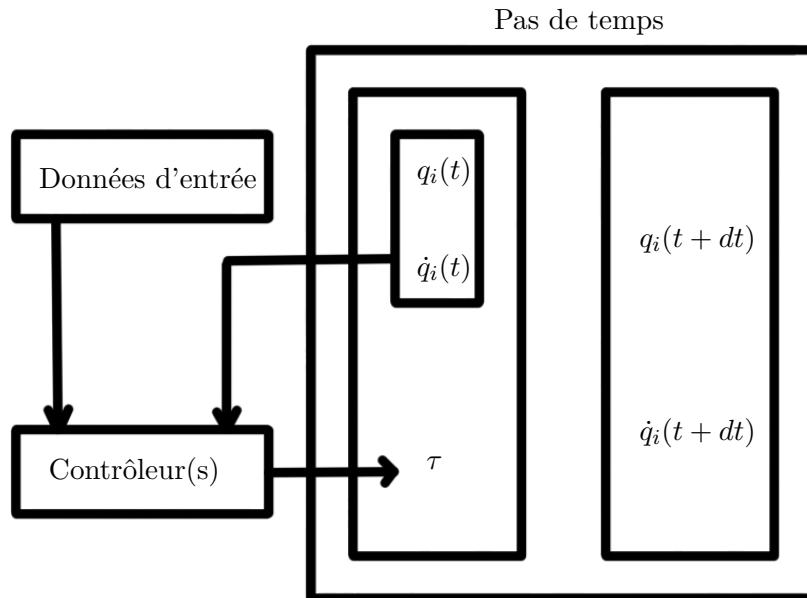


FIGURE 2.10 – Simulation directe

La mise au point de ces contrôleurs est complexe car pour rester fidèle à la réalité, il est seulement possible d'actionner les articulations. Aucun moment et aucune force ne peut être appliqué directement sur le squelette afin d'aider à contrôler le mouvement. Il n'est donc pas possible de contrôler directement la position et l'orientation de la racine du squelette. En 3D, il y a donc 6 degrés de liberté qui ne sont pas directement contrôlables.

Nous allons présenter ces contrôleurs en les classant par rôle. Dans une première section, nous verrons les contrôleurs permettant de suivre un mouvement, puis dans une deuxième, ceux qui permettent de conserver l'équilibre, imposer une vitesse ou une direction de déplacement.

2.2.1 Le suivi de mouvement

Les contrôleurs réalisant la fonction de suivi de mouvement utilisent en plus de l'état courant de la simulation ($\mathbf{q}(t)$, $\dot{\mathbf{q}}(t)$) des informations sur le mouvement à suivre. Ces informations sont généralement la configuration cible pour le squelette à l'état suivant. Cette configuration est extraite d'un mouvement de référence. Il peut être issu d'une capture de mouvement [LYvdP*10] ou créé à partir d'interpolations entre des poses clés [WFH09]. Une combinaison entre différents mouvements peut-être faite en utilisant une machine à états [YLV07]. Dans plusieurs travaux [PBYV17, PALV18, BCHR19, LPLL19] un réseau neuronal génère des cibles. On trouve aussi la combinaison de mouvements issus d'esquisses [NCNV*12].

À chaque pas de temps, une cible est comparée à l'état courant de la simulation afin de calculer les moments à appliquer. Pour cette comparaison, des contrôleurs proportionnels dérivés (PD) ont été le plus souvent utilisés. Les contrôleurs sont proportionnels et dérivés, car ils sont basés sur la position et la vitesse.

$$a\tau = k_p(q_d - q) - k_d(\dot{q}) \quad (2.3)$$

Une amélioration du contrôleur PD est le contrôleur PD stable [TGTL11]. Il est plus stable car pour le calcul du moment une estimation de la vitesse au prochain pas de temps est faite.

$$\tau = -k_p(q + \Delta t\dot{q} - q_d) - k_d(\dot{q} + \ddot{q}) \quad (2.4)$$

Les contrôleurs sont placés sur chaque articulation et ils produisent un moment pour chacune.

Cette méthode produit des moments assez réalistes, mais ils ne permettent pas de reproduire le mouvement de référence dans la simulation. De plus, le modèle est sous-articulé donc on ne peut pas contrôler la position globale de la racine. Il faut aussi garder à l'idée que les données d'entrée (modèle du sujet, description du mouvement) ne sont pas fidèlement identiques à la réalité. Donc, rien n'assure que le mouvement soit physiquement réalisable par le modèle. Enfin, la méthode de contrôle PD étant explicite, elle ne considère pas les forces extérieures et elle est fortement influencée par le choix des coefficients k_p et k_d .

Un modèle utilisant des contrôleurs PD simplifie grandement la réalité. Un unique couple de coefficients (k_p, k_d) ne peut pas permettre de modéliser toutes les situations. En cas de contact, les coefficients ont besoin d'être plus élevés pour générer plus de moments afin d'atteindre la consigne malgré les forces de contact. Au contraire, en l'absence de contact des coefficients trop élevés produisent des mouvements très robotiques, on observe un phénomène de dépassement avec oscillations autour de la consigne. Liu et al. [LYvdP*10] proposent donc d'utiliser des coefficients différents quand l'articulation agit directement sur un corps en contact avec le sol.

Une autre solution proposée pour corriger l'erreur due aux forces extérieures est l'utilisation de forces virtuelles (F_i). Coros et al. [CBV10] les utilisent pour compenser la gravité. Cette méthode consiste à appliquer des moments (τ_i) supplémentaires sur les articulations. Les moments sont calculés en utilisant la matrice Jacobienne ($J_{CDM(i)}$) de position globale du CDM d'un segment par rapport aux angles des articulations (équation 2.5).

$$\tau_i = J_{CDM(i)}^T F_i \quad (2.5)$$

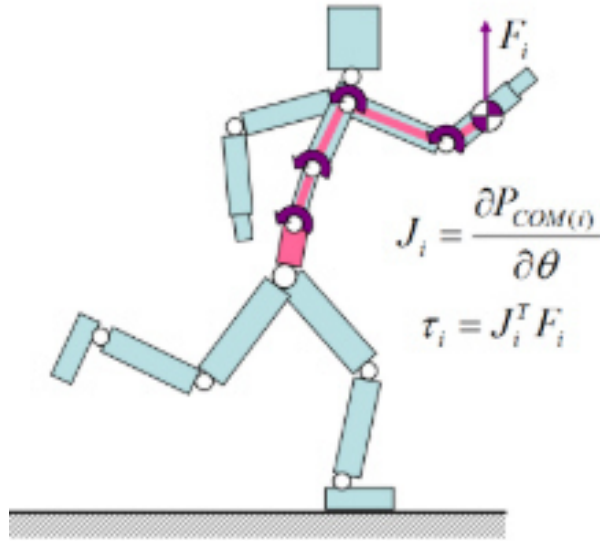


FIGURE 2.11 – Force virtuelle

Une autre stratégie qui permet d’avoir une simulation plus proche du mouvement de référence est de modifier les mouvements cibles (mouvements donnés en entrée des contrôleurs PD). Cette recherche étant coûteuse en temps de calcul, elle est faite hors-ligne c’est-à-dire que de nombreuses simulations sont faites en amont pour trouver les meilleurs mouvements cibles. On peut citer la méthode proposée par Liu et al. [LYvdP*10] qui utilise un algorithme de recherche arborescente des modifications. Et aussi la méthode de Coros et al. [CBV09] qui cherche à s’écarter progressivement d’un mouvement de confiance avec des modifications contrôlées.

Une méthode largement utilisée dans les travaux récents pour reproduire un mouvement de référence est d’entraîner un réseau de neurones. Il est entraîné à produire une modification à appliquer au mouvement de référence en utilisant comme entrée l’état courant de la simulation [LPLL19, BCHR19].

Le contrôle par suivi d’un mouvement est utilisé à chaque fois qu’un mouvement de référence est disponible car il permet d’avoir un mouvement qui converse le style du sujet. Cependant il nécessite une personnalisation qui sera abordée dans la section 2.3 et ils ne sont généralement pas suffisant pour générer l’équilibre, la direction ou la vitesse de déplacement.

2.2.2 Contrôle de l’équilibre, de la direction et de la vitesse

Dans cette section nous présentons les méthodes de contrôle d’équilibre, de vitesse, de direction, de longueur des pas et de marche sur des empreintes. Ils sont séparés en deux catégories, les méthodes implicites et explicites. Les méthodes implicites calculent directement le moment à appliquer à partir de l’état de la simulation et des consignes. Alors que les méthodes explicites

vont simuler un modèle afin d'établir explicitement une stratégie permettant de respecter les consignes.

Contrôle implicite

Les méthodes implicites sont principalement basées sur des boucles de rétroaction. Elles agissent sur différentes parties du squelette et peuvent permettre de contrôler l'équilibre, la vitesse de déplacement, la direction de déplacement.

Pour le contrôle de l'équilibre, une méthode consiste à modifier les cibles pour la hanche en phase de vol [YLV07]. La formule suivante est proposée :

$$\theta_d = \theta_{d0} + c_d d - c_v v \quad (2.6)$$

Avec θ_d l'angle cible pour le contrôleur PD, θ_{d0} l'angle original, c_d et c_v des coefficients, d la distance horizontale entre la cheville en appui et le CDM du squelette, et v est la vitesse du CDM. Elle peut être utilisée en 3D en appliquant la même formule dans le plan sagittal et coronal.

Pour le contrôle de la vitesse, l'idée est d'appliquer une force virtuelle sur le CDM du squelette. Une force dans la direction de déplacement aura pour conséquence l'augmentation de la vitesse de déplacement, alors que si elle est appliquée dans la direction opposée, elle provoque un ralentissement [PCT*01]. Pour déterminer la force virtuelle à appliquer une relation proportionnelle est utilisée $F_v = k_v(\bar{V} - V)$, avec \bar{V} la vitesse désirée dans le plan sagittal et k_v un coefficient à déterminer. Pour la vitesse dans le plan coronal, c'est la position de CDM qui est utilisée comme cible dans un contrôleur PD [CBV10]. Les forces sont appliquées sur la jambe d'appui et sur le haut du corps. La force appliquée dans le plan coronal aura tendance à déséquilibrer le sujet, un contrôleur d'équilibre est donc nécessaire afin de corriger la position du pied en phase de vol.

Une amélioration de cette méthode est proposée par Carensac et al. [CPB15]. Ils proposent d'appliquer des forces virtuelles indépendamment sur le haut et le bas du corps afin de pouvoir utiliser seulement le haut du corps quand cela est suffisant. Ils rajoutent aussi une pondération des moments inversement proportionnels à la masse des corps déplacés. Une méthode similaire est proposée par Kavafoglu et al. [KKC*18] et testée sur de plus nombreux scénarios.

Pour contrôler la direction de déplacement, il est possible d'utiliser un contrôleur proportionnel pour modifier les mouvements de la jambe en phase de vol, du dos et de la tête [YLV07, CBV10]. Ce contrôleur utilise comme cible une direction interpolée entre la direction courante et l'objectif. Il vient modifier la rotation de la hanche, du dos et de la tête.

Ces méthodes sont relativement simples à mettre en place, mais elles peuvent générer des moments trop importants sur les chevilles et causer des rotations parasites du pied. Elles peuvent

aussi causer des auto-collisions lors des changements de direction. Des méthodes explicites permettent en échange de calculs plus complexes d’avoir une vision du futur afin de pouvoir mieux contrôler le squelette.

Contrôle explicite

Contrairement aux méthodes implicites qui cherchent à résoudre le problème pour l’instant courant, les méthodes explicites cherchent à établir une stratégie en prévoyant le futur. Elles sont aussi appelées méthodes prédictives et permettent de produire des mouvements qui nécessitent anticipation et planification.

Ces méthodes peuvent être utilisées sur le modèle complet du squelette en 2D [SWV18] et en 3D [HENS16]. Elles consistent à calculer un mouvement optimal avec un horizon d’environ un cycle de marche. Ce calcul peut donc être fait à une fréquence beaucoup plus faible que la fréquence de simulation. Mais l’optimisation reste un challenge car l’espace de recherche est de grande taille (lié au nombre de degrés de liberté) et le nombre de variables augmente linéairement avec la durée de l’horizon de planification et la complexité de l’environnement. C’est pour cela que cette méthode est plutôt appliquée sur un modèle réduit.

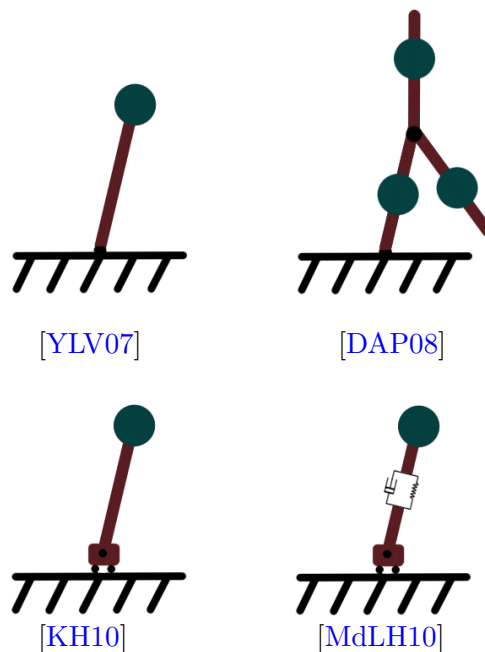


FIGURE 2.12 – Types de pendule inverse, le pendule inversé sur un chariot [KH10], un modèle de pendule inverse mappé sur les moments [KH17] et un modèle de pendule inverse avec un système masse ressort, amortisseur [MdLH10].

Les modèles réduits utilisés sont principalement des pendules inverses (Figure 2.12). Sur ces modèles, on retrouve deux degrés de liberté passifs pour l'articulation entre la barre et le support. Ils sont seulement contrôlés par le déplacement horizontal du support, l'équilibre est donc instable. Ce modèle général a été choisi car il a été démontré comme étant le plus adapté pour modéliser les déplacements bipèdes de l'humain [Kuo07].

L'implémentation la plus simple du contrôle implicite de l'équilibre a été proposée par Coros et al. [CBV10]. Il utilise un pendule inverse de longueur constante [PT06] et applique dessus la relation de conservation de l'énergie. Elle permet de calculer la position du pied (d_0) pour atteindre une vitesse nulle au prochain pas. Cette vitesse sera positive si le pas est plus petit et négative si le pas est plus grand. Avec la relation suivante, il est alors possible d'estimer la position du prochain pas (d) en fonction de la vitesse désirée (\bar{V}) :

$$d = d_0 - \alpha \bar{V} \quad (2.7)$$

Toutes les positions sont exprimées par rapport à la projection du CDM sur le sol. L'utilisation de la constante α limite l'utilisation de cette méthode pour des vitesses proches de la vitesse de référence. Carensac et al. [CPB15] proposent une amélioration faisant intervenir le delta entre la vitesse courante et la vitesse désirée.

Une fois la localisation du prochain contact obtenu, une trajectoire est créée entre la position actuelle du pied et la position du pied au moment du contact. Les positions du pied sur la trajectoire sont utilisées pour calculer par cinématique inverse les configurations de la jambe en phase de vol.

La simulation du modèle réduit permet d'obtenir plus de précision dans l'estimation de la future pose du pied. Nous allons détailler les différentes étapes de cette méthode. La première consiste à établir le modèle réduit et son contrôleur. Ensuite, il faut trouver la consigne optimale afin de reproduire le mouvement de référence avec le modèle réduit. Cette étape conclut la partie hors ligne. Pour la partie en ligne il faut estimer la configuration du modèle réduit qui correspond à l'état courant. Puis simuler l'évolution du modèle réduit à partir de cette configuration. Et enfin, il faut calculer les futures poses cibles à partir des informations obtenues grâce au modèle réduit.

Les modèles réduits les plus utilisés sont ceux présentés dans la figure 2.12. Étant donné leurs simplicités ils peuvent être contrôlés de manière optimale en utilisant la commande linéaire quadratique [KH10]. L'optimalité permet de choisir entre minimisation de l'énergie utilisée pour le contrôle et minimisation de l'erreur par rapport aux consignes. Une fois le modèle et le contrôleur établi, il faut déterminer les consignes permettant de reproduire le mouvement de référence. La reproduction du mouvement de référence est définie comme le suivi de la vitesse du CDM [KH10]. La consigne peut être déterminée en utilisant plusieurs mouvements de référence [KLV20], cela permet d'obtenir un modèle plus général.

Maintenant, que l'étude hors ligne est effectuée, il faut générer les trajectoires du pendule. L'idée est d'utiliser l'état courant de la simulation et éventuellement des consignes de haut niveau afin de simuler la dynamique du pendule. Les états futurs du pendule permettent alors de calculer le placement du prochain point d'appui.

Pour Kwon et al. [KH10], la position du pied est exprimée en utilisant la position du pied par rapport à la position de la base du pendule. Une amélioration de cette méthode est de définir la trajectoire du pendule comme une spline passant par la base du pendule au milieu des 3 dernières phases de support, cela permet d'éviter l'auto-collision [HKSK18]. La prise en compte de consignes sur la vitesse, la direction, la durée des cycles, la durée des pas et la fréquence de marche est abordé par Kwon et al. [KH10, KH17, KLV20].

Une fois les positions des pieds obtenues, l'utilisation de la cinématique inverse permet de définir la position des cibles. Ce résultat peut-être raffiné en utilisant la mise en correspondance des quantités de mouvement linéaire et angulaire [KH17] ou en utilisant le modèle de dynamique centripète [OGL13] afin d'estimer les forces de contact. La connaissance des forces de contact permet d'utiliser une méthode de calcul de la cinématique inverse qui assure le respect du modèle de dynamique centripète [KLV20]. Une résolution hybride est aussi proposée par Kwon et al. [KH17], la position des membres est calculé analytiquement et celle de la racine numériquement [KSG02].

D'autres extensions ont été proposées. Par exemple, Da Silva et al. [DAP08] proposent un modèle constitué de 3 segments à la place du pendule inverse. Mais il peut être utilisé seulement pour les mouvements avec toujours un contact avec le sol. La méthode proposée par Mordatch et al. [MdLH10] présente le même défaut. Hwang et al. [HKSK18] proposent une amélioration permettant d'obtenir une matrice de gains adaptée à la simulation afin de générer les changements de direction et de vitesse. Cette régression est effectuée par un réseau de neurones dépendant de la phase de contact.

2.2.3 Combinaison de contrôleurs

L'utilisation simultanée de différents contrôleurs pour contrôler un même squelette n'est pas évidente. En effet, l'addition de leur contribution peut aboutir à un résultat qui ne satisfait aucun des problèmes. On peut distinguer deux types de combinaison de contrôleur, la combinaison simultanée et la combinaison successive.

Pour la combinaison simultanée, on cherche à combiner pour un pas de temps les contributions de contrôleurs qui ont des objectifs différents. Par exemple, le suivi d'un mouvement de référence et la compensation de forces extérieures. Une méthode facile à mettre en place est de sommer les différentes contributions [GPV12]. Cependant, cela peut aboutir à un résultat non-satisfaisant. Il est aussi possible de réaliser une interpolation entre les différentes commandes [CBV09]. Cette interpolation pouvant favoriser certains contrôleurs, une étape d'op-

timisation peut permettre de réaliser l'arbitrage en respectant des métriques [DAP08]. Enfin, comme c'est le cas pour la combinaison des moments, il est aussi possible de combiner des modifications sur les trajectoires de référence [CPB15].

Pour la combinaison successive, en cherche à favoriser différents contrôleurs au cours du temps. C'est généralement en fonction de l'état de la simulation que le contrôleur est choisi. On trouve chez Carensac et al. [CPB15], un contrôleur d'équilibre qui est activé seulement quand le modèle perd l'équilibre. Cette méthode est aussi utilisée avec les réseaux de neurones [CMM*18]. Chentanez et al. proposent d'utiliser deux réseaux, un permettant le suivi d'un mouvement de référence et le deuxième permettant de retrouver l'équilibre. L'utilisation de graphe de contrôle permet aussi de combinaison successive de différents contrôleurs. Elle est principalement utilisée pour combiner dans une même simulation différent mouvements [LVY16] ou déclencher des actions permettant au modèle de se relever [HET*14].

2.2.4 Conclusion

Dans cette section, nous avons vu divers contrôleurs permettant de produire un mouvement ressemblant à un mouvement de référence, de maintenir l'équilibre, de suivre une direction de déplacement, de poser les pieds à des endroits précis et de se déplacer à une vitesse définie. Nous allons voir dans la section suivantes, les méthodes utilisées afin de spécialiser le contrôleur pour un sujet.

2.3 Spécialisation des contrôleurs

Les principales méthodes de contrôle ont été présentées dans la section 2.2. On note la présence de nombreux paramètres dans ces méthodes de contrôle. Ces paramètres peuvent être modifiés pour obtenir des comportements spécifique. Dans cette section, nous listons des la sous-section 2.3.1 ces différents paramètres puis dans la sous-section 2.3.2, nous présentons les différentes fonctions de coût utilisé pour évaluer le comportement d'un contrôleur. Et enfin, dans la sous-section 2.3.3, nous présentons différentes méthodes utilisées pour trouver les valeurs optimales de ces paramètres.

2.3.1 Les paramètres

Nous avons choisi de rassembler les paramètres en trois groupes : les coefficients des contrôleurs proportionnels ou proportionnels-dérivés, les paramètres des trajectoires de référence et les poids des neurones.

Les coefficients des contrôleurs PD

La plupart des contrôleurs utilisés dans la littérature ont une réponse proportionnelle à une quantité mesurée ou proportionnelle à la dérivée dans le temps de la quantité mesurée. Cette proportion est représentée par un gain, plus il est important plus la réaction sera importante. Pour trouver les gains à utiliser pour faire du suivi de mouvement, il est nécessaire d'établir un espace de recherche. C'est ce que propose Carensac et al. [CPB18] en donnant en fonction de la fréquence de simulation et des articulations un intervalle de valeur pour les gains. Il faut aussi prendre en compte le mouvement que l'on cherche à produire et l'articulation contrôlée, car pour produire un mouvement soumis à une résistance, il est nécessaire d'utiliser des gains plus élevés [LYvdP*10]. Pour les contrôleurs PD stables, un seul gain nécessite d'être optimisé [TLT11]. Dans le cas des contrôleurs d'équilibre et de vitesse, l'utilisation de contrôleurs PD stables n'est pas possible, car les problèmes de planification ne peuvent pas être résolus explicitement. Chaque gain doit donc être optimisé indépendamment.

Les trajectoires paramétriques

Des trajectoires paramétriques sont utilisées dans la plupart des contrôleurs. Par exemple pour décrire les trajectoires cibles pour les articulations, on trouve des fonctions linéaires continues par morceaux [LYvdP*10] et des splines [HET*14]. On note aussi, l'utilisation de séquences de polynômes cubiques pour décrire la trajectoire du pied [WBHB18]. Pour définir les vitesses cibles, on observe l'utilisation de fonctions linéaires continues par morceaux [KH10], de points interpolés par des splines de Catmull-Rom [CPB15] et des splines cubiques [RVK14]. La recherche des valeurs optimales pour les paramètres permettant de décrire les trajectoires est d'autant plus complexe que le nombre de trajectoires augmente. La solution optimale sera donc plus difficile à obtenir pour l'ensemble des trajectoires des articulations que pour la trajectoire de la vitesse cible.

Les poids des réseaux de neurones artificiels

Les réseaux de neurones sont composés de multiples neurones qui possèdent chacun un poids qui doit être optimisé pour que l'ensemble du réseau produise le comportement désiré. Ils peuvent être utilisés pour calculer la prochaine cible en utilisant un réseau de neurones convolutif [LPLL19] ou un auto-encodeur variationnel [LZCV20]. D'autres calculent les mouvements sur les deux prochains cycles de marche [KLV20]. Ils peuvent être aussi utilisés pour décrire les limites des configurations articulaires [JVDL19], pour calculer les moments pour l'ensemble des articulations pour le prochain pas de temps [XLKV20] ou pour calculer les coefficients des contrôleurs PD pour le prochain pas de temps [CMM*18]. En fonction de la complexité de la tâche à accomplir, l'organisation et le nombre de neurones varient ainsi que les méthodes utilisées

pour calculer les récompenses et réaliser l’optimisation.

Dans la section suivante, nous présentons les différentes fonctions de coût et les pénalités utilisées dans les différents processus d’optimisation.

2.3.2 Fonctions de coût et pénalités

Les fonctions de coût permettent de spécifier le comportement attendu par le contrôleur. Elles permettent, par exemple, de récompenser le maintien de l’équilibre ou la ressemblance avec un mouvement de référence. Les pénalités sont utilisées pour spécifier les comportements à éviter, par exemple la chute.

Ressemblance à un mouvement de référence

Une caractéristique que les simulations cherchent souvent est la ressemblance avec un mouvement de référence. Pour mesurer cette ressemblance, il est possible d’utiliser plusieurs métriques. On peut comparer la distance entre les configurations des articulations en utilisant la somme des différences d’orientation. Avec les quaternions, cette mesure peut être obtenue très facilement [LYvdP*10]. Une autre méthode consiste à mesurer la somme des distances entre des nuages de points [LPKL14]. Ces mesures statiques ne permettent pas de s’assurer de la ressemblance cinématique. Un terme mesurant la différence de vitesse angulaire est très souvent ajouté au calcul. La comparaison de la dynamique du centre de gravité permet de quantifier la ressemblance statique et cinématique avec un calcul simple [KLV20]. La mesure de la position des effecteurs relativement au centre de masse est aussi utilisée [PALV18]. Les mesures basées sur la comparaison des angles donnent une information sur la ressemblance au niveau de la configuration locale. Elles doivent donc être combinées avec des mesures sur la racine ou le centre de masse pour obtenir une information supplémentaire sur la ressemblance au niveau global. Pour la racine, on trouve des mesures de la différence d’orientation, de vitesse, de vitesse angulaire [CMM*18]. Pour le centre de masse, les mesures d’orientation n’étant pas possible, des différences de position [PALV18] et de vitesse [BCHR19] sont utilisées. L’utilisation de mesures sur la posture est aussi possible [XLKV20].

Conservation de l’équilibre

Une autre métrique très importante est la conservation de l’équilibre. Ce comportement peut être favorisé en pénalisant la chute ou en récompensant le maintien de l’équilibre. La pénalisation de la chute peut être mise en place en comptant le nombre de pas de temps manquants pour arriver à la fin de la simulation [LPKL14]. L’ajout de pénalité si des membres autres que les pieds touchent le sol a aussi été proposé [HET*14]. Pour récompenser du maintien de l’équilibre, l’ajout de récompenses pour chaque pas de temps simulé est une méthode simple à mettre

en place [XLKV20]. Mais des métriques plus complexes vont pouvoir donner un poids moins important au pas de temps simulé pendant la chute. On peut utiliser des mesures de l'éloignement de la tête [BCHR19] ou de la racine [CMM*18] par rapport au mouvement de référence. Une autre métrique est de mesurer la position du centre de masse par rapport aux pieds [LYvdP*10] ou au sol, cela permet de vérifier si le centre de masse reste approximativement au-dessus du polygone de support. Lorsqu'aucun mouvement de référence n'est utilisé, la récompense peut être basée sur l'orientation vers le haut du torse et de la tête et le déplacement global vers l'avant [YTLL18].

Comportement naturel

Les comportements peu naturels sont pénalisés pour éviter d'avoir un mouvement robotique. Parmi ces comportements, on trouve des comportements précis comme : le dépassement des limites articulaires [CMM*18], le glissement des pieds [LZCV20], les contacts des corps avec d'autres corps que le sol [CMM*18] ou l'ordre de contact des corps [KLV20]. On trouve aussi des mesures plus générales, comme la régularité des trajectoires articulaires [HET*14] et la minimisation de la dépense énergétique totale [LYvdP*10] ou rapportée à la distance parcourue [LPKL14]. La récompense de la symétrie [YTLL18] ou d'un certain degré de symétrie [ALX*19] dans le mouvement peut être utilisé pour plus ou moins favoriser les mouvements pathologiques. La magnitude des forces de contact est aussi une métrique importante pour avoir un mouvement naturel [LPKL14]. Enfin, des métriques très précises peuvent être utilisées quand on recherche des mouvements avec des caractéristiques connues : durée, longueur et cadence des pas et durée des contacts [KLV20]. Ces métriques peuvent aussi être utilisées pour remplir la mission de marcher sur des emplacements donnés [XLKV20].

Combinaison des récompenses

Les récompenses peuvent être combinées en réalisant une somme pondérée des différents termes [LPKL14]. Les poids attribués à chaque terme sont généralement utilisés pour favoriser le suivi du mouvement de référence. Leur choix est difficile car il n'est pas possible de connaître l'effet exact de leurs changements sans refaire l'optimisation. De meilleurs résultats sont obtenus en ajoutant des fonctions d'activation adaptée à chaque mesure. On retrouve souvent des Gaussiennes [PALV18], des fonctions de Heaviside [CMM*18], ou des unités de rectification linéaire [BCHR19].

2.3.3 Approches d'optimisation

Cette section présente les approches utilisées pour trouver les paramètres permettant de maximiser les récompenses et de minimiser les pénalisations. Le choix de l'approche dépend des

paramètres qui doivent être optimisés. L'initialisation et la régularisation ont aussi un rôle important dans la réussite de l'optimisation. La régularisation permet d'éviter le surentraînement, c'est à dire que le résultat de l'optimisation soit trop spécifique aux données rencontrées lors de l'entraînement.

Optimisation des paramètres

La plupart des fonctions de coût n'étant pas linéairement dépendantes des paramètres, les recherches sont faites avec des méthodes d'optimisation variées. Si les modifications d'une trajectoire sont représentées par un faible nombre de paramètres, une approche utilisant le CMA-ES peut être utilisée [Han07]. C'est le cas de Lee et al. [LPKL14], ils l'utilisent pour optimiser 18 paramètres. Une autre approche est d'utiliser une optimisation séquentielle des paramètres en commençant par ceux du début de la trajectoire [KH17]. Cela permet d'éviter certains minima locaux. Le CMA est couramment utilisé hors-ligne, mais il peut aussi être utilisé en ligne avec un nombre d'itérations limité [KLV20].

Dans le cas de l'optimisation d'un plus grand nombre de paramètres, la méthode "primal-dual" du point intérieur est utilisée [WB06]. Elle se base sur des évaluations analytiques ou numériques de la hessienne. Elle est utilisée par exemple pour calculer une trajectoire optimale sous contraintes [LPLL19] sans réaliser d'approximations de la fonction.

Une autre approche utilisée pour optimiser des trajectoires est le filtrage de particules, aussi appelée méthode de Monte-Carlo séquentielle [DGA00]. Cette méthode permet d'optimiser en ligne la stratégie de contrôle dans le futur proche [HET*14].

Entraînement de réseaux de neurones

La méthode la plus efficace à ce jour est adoptée dans tous les travaux récents. C'est la "Proximal Policy Optimisation" [SWD*17], elle est efficace, car elle permet d'utiliser le plus possible d'informations issues d'un lot de simulations tout en évitant le surentraînement.

Dans les travaux les plus récents, l'optimisation est combinée aux "curriculum learning". Cette méthode consiste à partir d'un problème simple et à le complexifier une fois que l'agent est capable de le résoudre. Chentanez propose d'utiliser cette méthode afin de pouvoir entraîner un seul réseau à produire plusieurs mouvements différents [CMM*18]. Une comparaison entre plusieurs approches permettant de réaliser le "curriculum learning" a été réalisée par Xie et al. [XLKV20], il a été appliqué sur la marche à des emplacements donnés.

Une autre méthode utilisée afin d'augmenter la quantité de données d'entraînement est proposée par Hwang et al. [HKS*18]. Elle permet de doubler la quantité de données sans réaliser de simulation supplémentaire, en utilisant le miroir des données par rapport au plan sagittal.

2.3.4 Conclusion

Dans cette section, nous avons vu les différents paramètres des contrôleurs qui peuvent être optimisés. Leurs optimisations permettent d’obtenir des comportements spécifiques lors des simulations. Nous avons vu comment évaluer à quel point une simulation respecte un comportement et comment l’optimisation peut être réalisée.

2.4 Simulation prédictive de mouvement

La simulation prédictive consiste à proposer un nouveau mouvement à partir du modèle du sujet et d’une modélisation d’une situation. Cette situation peut être l’évolution de la condition du sujet simulé ou de son environnement. Les simulations prédictives présentent un intérêt si elles sont réalistes et personnalisées. Dans la littérature, deux approches majoritaires ont émergé afin de répondre à cette problématique : les approches implicites et les approches explicites. Les approches implicites se basent sur la résolution d’un problème de contrôle optimal. Les équations de la dynamique auxquelles est soumis le modèle sont transformées en un système de contraintes. Une fonction de coût est utilisée afin de définir un objectif. Enfin, la résolution du problème permet d’obtenir le mouvement et les commandes nécessaires à la production du mouvement sur l’ensemble de l’intervalle de résolution. Pour les approches explicites, les équations de la dynamique sont résolues par intégration, il n’y a donc pas d’intervalle de résolution. Des contrôleurs produisent des signaux (excitations musculaires ou moments angulaires) qui contrôlent le modèle au cours de la simulation. Les contrôleurs sont optimisés pour que le mouvement produit tende vers un objectif.

2.4.1 Prédiction implicite

Les premiers travaux sur la simulation prédictive ont été réalisés avec une approche implicite. La plupart des travaux résolvent un problème de contrôle optimal avec une fonction de coût basée sur la minimisation de l’énergie utilisée pour se déplacer.

Chow et Jacobson [CJ71] sont à notre connaissance, les premiers à résoudre un problème de contrôle optimal pour réaliser la prédiction du mouvement d’une jambe. Il montre que leur modèle permet d’obtenir une simulation proche de la réalité expérimentale. Plus tard, Yen et Nagurka [YN87] étendent cette méthode à un modèle bipède constitué de 5 articulations.

Anderson et Pandy [AP01] ont proposé une prédiction utilisant un nombre significatif de muscles tout en permettant un mouvement en 3D. Les poses du début et de fin, ainsi que la durée du demi-cycle sont fixés à partir de données expérimentales. Ils obtiennent une simulation où le mouvement, les forces de réaction au sol et les activations musculaires sont pertinentes en comparaison avec les mesures expérimentales. Ren et al. [RJH07] proposent la prédiction d’un

cycle de marche complet en utilisant seulement la vitesse de marche, la durée d'un cycle de marche et la durée de la phase de double appui.

Xiang et al. [XARAM09] utilisent une méthode basée sur la formulation récursive de Lagrange pour prédire un demi-cycle de marche à partir de la longueur d'un pas et proposent des prédictions pour le port d'une charge. Xiang et al. [XAC*12] proposent des prédictions pour les transitions entre la marche lente et la marche rapide ainsi que la marche et l'arrêt. Ackermann et al. [AV12] prédisent une stratégie de marche différente dans un environnement à faible gravité. Koelewijn et al. [KvdB16] ont prédit des mouvements dans le cas d'une amputation trans-tibiale unilatérale. Falisse et al. [FSD*19] ont amélioré les résultats précédemment cités afin d'obtenir des simulations en 3D avec un modèle plus complexe. Lin et al. [LWP18], utilisant un critère de performance basé sur le coût du transport, ont prédit la marche à des vitesses plus lentes et plus rapides que les données expérimentales. Une boîte à outils logicielle OpenSim MOCO [DBF*20], utilisant la méthode de collocation directe, a aussi été conçue pour être facile à utiliser, personnalisable et extensible, accélérant ainsi l'utilisation des simulations pour comprendre le mouvement.

Le problème de contrôle optimal est posé avec comme contraintes le respect des lois de la dynamique musculaire et/ou squelettique. On peut trouver d'autres contraintes comme la symétrie droite/gauche, la vitesse de marche, la longueur des pas et d'autres mesures spatio-temporelles de la marche. Une fonction objectif basée au moins sur la minimisation du coût de transport vient compléter le problème. Parfois, la fonction de coût inclut un terme de minimisation de l'erreur par rapport à des données expérimentales. Étant donné les contraintes imposées par la dynamique, la fonction de coût est très sensible à l'optimisation. Les méthodes utilisant la collocation directe sont donc préférées aux méthodes de tirs directs, car elles réduisent l'horizon d'intégration. Les systèmes algébriques obtenus avec cette méthode sont résolus efficacement par les méthodes existantes.

Ces méthodes présentent l'avantage d'avoir un temps de résolution plus court que les méthodes utilisant l'approche explicite. Cet avantage semble être dû aux méthodes de résolution utilisées. Il est aussi fortement lié à une supposition qui est faite : la symétrie du mouvement. La résolution est donc effectuée seulement sur un demi-cycle de marche. À notre connaissance, aucune résolution n'a été effectuée sur plusieurs cycles de marche.

Le principal inconvénient est l'impossibilité de produire des simulations interactives. De plus, pour chaque changement dans les contraintes, le problème doit de nouveau être résolu. Cependant, pour les futures résolutions, un résultat peut être obtenu plus rapidement en prenant pour point de départ de l'optimisation une solution obtenue pour un problème précédent similaire. Ces méthodes nécessitent le choix et l'ajustement des termes de la fonction de coût pour produire des prédictions réalistes. Ce processus est relativement complexe, mais les méthodes explicites souffrent aussi de cet inconvénient.

2.4.2 Prédiction explicite

Dans le domaine des approches explicites, le concept de prédiction a été introduit que plus tardivement. Cependant, de nombreux travaux ont cherché à produire des mouvements visiblement puis physiquement réalistes dès les années 80. Dans ce domaine, nous considérons les contributions de tous les travaux qui ont eu pour objectif de produire un mouvement sans essayer uniquement de reproduire un mouvement de référence.

L'approche explicite consiste à réaliser une simulation par pas de temps. Pour chacun, une commande est appliquée sur le modèle biomécanique du sujet puis l'intégration temporelle est réalisée en utilisant les équations de la dynamique. Les commandes sont produites par un contrôleur de mouvement. La plupart du temps le contrôleur génère les commandes en fonction de l'état courant de la simulation, c'est un contrôle en boucle fermée. Rarement, lorsque l'interaction avec l'environnement n'est pas critique, par exemple pour de la simulation de nage [SLST14], le contrôle peut être réalisé en boucle ouverte. Les différents travaux réalisés en approche explicite directe se distinguent par leur contrôleur de mouvement.

Armstrong et Green [AG85] proposent en 1985 une méthode permettant de produire des mouvements humains physiquement réalistes. C'est une approche basée uniquement sur un modèle squelettique, les muscles ne sont pas pris en compte. Ils produisent un mouvement de plongeon pour un squelette composé de 12 articulations.

Komura et al. [KSK00] introduisent une méthode pour produire ou recentrer un mouvement en utilisant un modèle musculosquelettique. Cela leur permet de proposer des prédictions de l'effet de la fatigue musculaire sur le mouvement. La méthode est utilisée pour faire de l'interpolation de mouvement, corriger des résultats de cinématique inverse et modifier des mouvements existants.

Optimisation des trajectoires de contrôle

Lee et al. [LPKL14] ont proposé une méthode utilisant l'optimisation des paramètres d'un contrôleur et permettant de réaliser des prédictions de mouvement avec comme objectif d'éviter la douleur, d'effectuer une tâche, de compenser une faiblesse musculaire ou la dislocation d'une articulation. La dynamique d'activation musculaire n'est pas simulée dans cette méthode.

De nombreux travaux utilisent les réseaux de neurones pour contrôler un modèle biomécanique. Au moins un réseau de neurones est utilisé dans le processus de génération de la commande. Lee et al. [LPLL19] utilisent deux réseaux de neurones, l'un pour la commande articulaire, l'autre pour les commandes musculaires. Les prédictions proposées simulent le cas du port d'une prothèse aussi que plusieurs pathologies. Dans ces travaux, les prédictions sont par exemple l'adaptation aux changements de direction [PALV18, BCHR19], l'adaptation aux perturbations externes [BCHR19] et l'adaptation aux changements du modèle [LPLL19].

Le contrôleur présenté par Lee et al. [LPLL19] est également robuste aux changements apportés au mouvement de référence. Ils ont appliqué des modifications aux trajectoires angulaires afin de les rendre conformes aux contraintes. Les contraintes prennent la forme de limites articulaires imposées par les muscles. Leur méthode utilise l'optimisation statique des trajectoires du mouvement de référence. L'objectif est de trouver le mouvement qui respecte les contraintes, tout en étant le plus proche possible du mouvement de référence. Cette méthode leur a permis de simuler quatre types de mouvements pathologiques, dont la démarche du genou raide, mais aucune information n'est donnée sur la sévérité de ces pathologies. L'inconvénient de l'optimisation statique de la trajectoire de référence est que la stabilité du mouvement produit par la simulation n'est pas prise en compte.

Optimisation des paramètres du contrôleur

Le contrôle basé sur le réflexe musculaire est une méthode introduite par Geyer et al. [GH10]. Un modèle de contrôle en 2D a été développé par Dorn et al. [DWHD15], basé sur le réflexe musculaire, et a permis de prédire des mouvements de marche sur plan incliné et en portant des charges. Ils ont effectué des comparaisons sur la cinématique, la dynamique, les coordinations musculaires et l'énergie. Song et al. [SG18] produisent des prédictions sur un modèle 3D en utilisant un contrôleur basé sur les réflexes musculaire et la rétro-action. D'autres résultats sur des modèles 3D ont aussi été présentés par Ong [OGHD19] et Geijtenbeek et al. [Gei19]. Ils parviennent à prédire des marches à différentes vitesses et à différents niveaux de faiblesse ou de contracture musculaire. Geijtenbeek a conçu un logiciel nommé SCONE [Gei19], avec des objectifs similaires à ceux d'OpenSim MOCO mais pour le modèle de réflexe musculaire. À savoir, être facile à utiliser, personnalisable et extensible, accélérant ainsi l'utilisation des simulations pour comprendre le mouvement. Sun et al [SWV18] proposent un contrôleur capable de prédire un mouvement de marche à partir des paramètres anthropomorphiques, des propriétés mécaniques des articulations, de la longueur des pas et de la vitesse du CDM. Cette prédiction est néanmoins limitée à un modèle en 2D.

2.5 Conclusion

Le principal inconvénient de la prédiction utilisant la simulation directe est le temps nécessaire pour l'entraînement.

Le problème prend plus de temps à être résolu, mais la solution résultante est robuste aux changements apportés au mouvement de référence [LPLL19]. Ils peuvent facilement produire plusieurs cycles de marche successifs mais non-identiques, et des allures réalistes sur un terrain en pente [KLV20].

CONTRIBUTIONS

3.1 Introduction

Dans l'état de l'art, nous avons vu différentes modélisations physiques de l'humain, une méthode de simulation directe, différentes méthodes de contrôle permettant de produire des mouvements de marche et deux méthodes permettant de réaliser des simulations prédictives. Nos contributions s'appuient sur ces connaissances.

Nous proposons un simulateur avancé, basé sur le calcul des mouvements les plus optimaux, capable de prédire et donc d'améliorer les stratégies thérapeutiques pour les patients individuels. Ce simulateur est basé sur des réseaux neuronaux et des processus d'optimisation. Une analyse approfondie des propriétés de ce simulateur a été réalisée concernant sa précision, son exactitude, sa robustesse et sa sensibilité, et a été utilisée pour déterminer la configuration la plus optimale pour la prédiction. Pour prédire les mouvements de marche, l'approche proposée consiste à appliquer des déformations à un mouvement de référence afin d'obtenir des simulations nouvelles et stables sans réentraîner les réseaux neuronaux. La méthode permettant d'obtenir des prédictions est finalement appliquée pour obtenir une prédiction de l'effet d'une limitation stricte des mouvements du genou sur un sujet sain. Cette condition altérée limite la flexion du genou à environ 30° , et est nommée **c1**. Elle a été choisie car elle représente bien les effets de la pathologie du genou-raide (*stiff-knee gait*) [LOW12].

Ce chapitre détaille dans la section 3.2, le protocole utilisé pour obtenir les données brutes qui représentent les mouvements réalisés par le sujet. Ensuite, dans la section 3.3 nous proposons un traitement automatique à appliquer sur ces données brutes afin d'obtenir une modélisation des mouvements adaptée à notre simulateur. Une fois que les mouvements sont adaptés à notre simulateur, nous présentons dans la section 3.4 le processus permettant d'obtenir des réseaux de neurones permettant au simulateur de suivre un mouvement de référence. Dans la section 3.5, nous présentons un protocole permettant d'analyser les caractéristiques de différents réseaux de neurones afin de choisir le plus adapté à la réalisation des prédictions. Enfin, dans la section 3.6, nous présentons la méthode d'optimisation des trajectoires que nous avons employée afin d'obtenir les mouvements prédits.

La figure 3.1 donne une vision globale des différentes utilisations possibles de l'environnement de simulation que nous proposons.

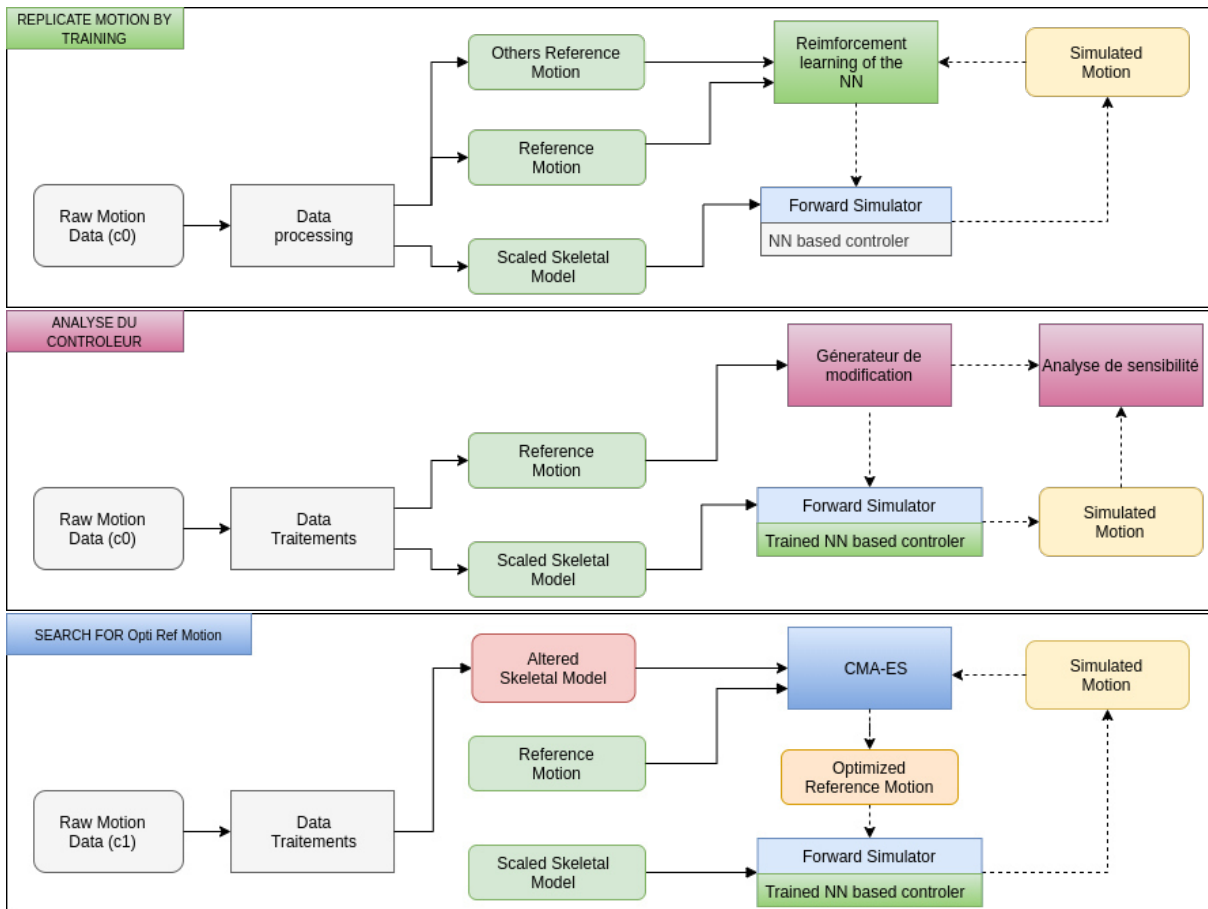


FIGURE 3.1 – Vues générales

Notre environnement de simulation permet : (a) de produire un mouvement qui suit un mouvement de référence, (b) d’analyser les caractéristiques du simulateur direct et (c) de produire des mouvements prédits.

3.2 Acquisition des données

Cette section a pour but de présenter le processus permettant d’obtenir les trajectoires articulaires brutes utilisées dans le cadre du projet OMEGA. Ce processus comprend le choix des sujets, le matériel et les logiciels utilisés. Le projet OMEGA étant une collaboration entre le LIRIS et le LBB, cela nous a permis de bénéficier de données d’excellente qualité, car les mesures ont été réalisées par des biomécaniciens et des techniciens habitués à réaliser des captures de mouvement en environnement clinique. Étant donné que le projet est une collaboration, il nous a été possible d’établir conjointement le protocole expérimental de ces captures.

3.2.1 L'acquisition des mouvements

Pour simuler la pathologie du genou-raide, nous avons choisi d'acquérir les mouvements sur un sujet sain dans deux conditions. Premièrement, un mouvement de marche du sujet sans contrainte, à une vitesse choisie par le sujet. Et ensuite un mouvement de marche où le sujet porte une orthèse restreignant la flexion de son genou droit à 30 degrés. Ce deuxième mouvement a été réalisé sans imposer un comportement en particulier mais le sujet a pu s'habituer à marcher au préalable avec l'orthèse pendant une dizaine de minutes.

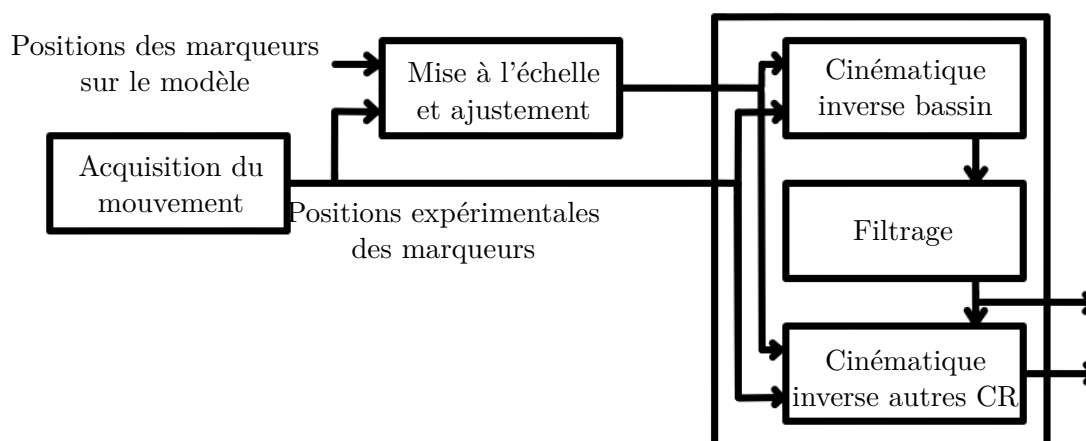


FIGURE 3.2 – Ensemble de marqueurs Plug-in Gait [Vic]

Pour l'acquisition, 12 caméras MX contrôlées avec le logiciel Nexus v1.8.5 (Vicon Motion System, Oxford, UK) ont capturé le mouvement de marqueurs rétro réfléchissants placés sur le sujet à une fréquence de 200 Hz. Les marqueurs étaient collés à la surface de la peau selon le protocole Plug-in Gait (voir Figure 3.3)[Vic]. L'environnement d'acquisition incluait également des plateformes de force (Type BP400600 ; AMTI, Watertown, MA, USA) permettant de mesurer à une fréquence de 1000 Hz les forces de réaction au sol pour deux appuis successifs.

3.2.2 Le modèle squelettique

Nous avons utilisé le modèle *Gait2392* [DAA*07]. Ce modèle visible sur la figure 3.4a est composé de 23 degrés de liberté et 92 unités musculo-tendineuses. Nous l'avons modifié afin de pouvoir l'utiliser dans un simulateur direct. En effet, ce modèle ne possède pas de primitive de collisions, il n'est donc pas possible de l'utiliser dans un simulateur direct.

Nous avons choisi de modéliser les pieds avec 3 corps rigides articulés par des articulations pivot (Figure 3.5). Ce modèle a été choisi car d'après Lee et al. [Lee19], il permet d'avoir des simulations directes stables sans avoir un modèle très détaillé. Cela limite la complexité du contrôle et du calcul des collisions.

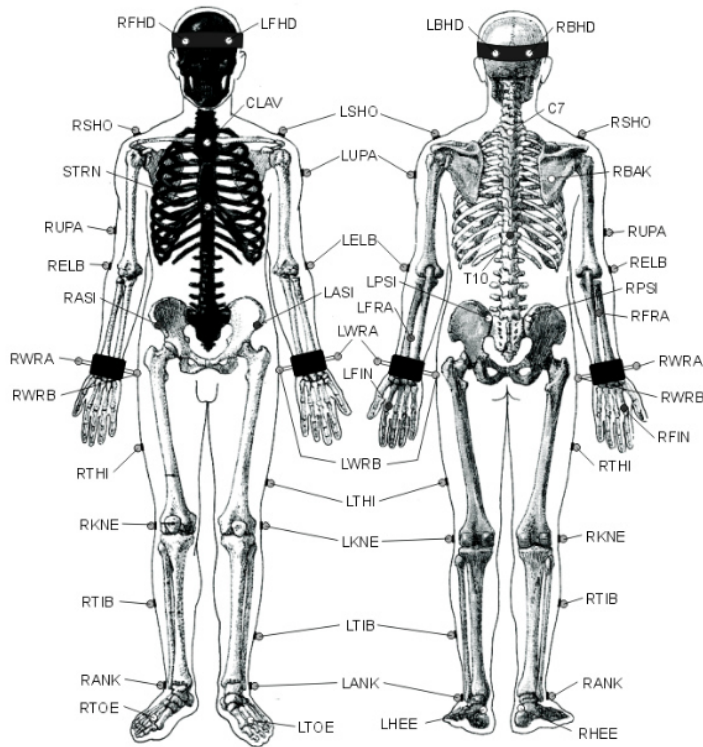


FIGURE 3.3 – Ensemble de marqueurs Plug-in Gait [Vic]

Le modèle *Gait2392* possède des articulations spécifiques pour les genoux. L'axe de rotation varie en fonction du degré de flexion du genou. Nous avons choisi de remplacer ces articulations spécifiques par des simples pivots, car pour les mouvements de marche que nous étudions l'axe de rotation se déplace très peu. De plus, ce type d'articulation n'est pas implémenté dans tous les simulateurs directs et moteurs physiques.

La dernière modification que nous avons réalisée sur le modèle est de supprimer les unités musculo-tendineuses afin de réduire la complexité du contrôle et de l'intégration et ainsi pouvoir expérimenter plus facilement différentes stratégies d'apprentissage et d'optimisation.

Le modèle obtenu est visible dans la Figure 3.4b. C'est un modèle générique, il nécessite d'être mis à l'échelle avant d'être utilisé pour représenter un sujet spécifique. Cette mise à l'échelle est réalisée grâce à des mesures sur le sujet. Un facteur de mise à l'échelle est utilisé pour chaque segment, il peut être calculé en utilisant la distance entre deux marqueurs sur le modèle et celle expérimentale. Le facteur de mise à l'échelle est le ratio entre la distance expérimentale et la distance sur le modèle. Ce facteur, peut aussi être défini manuellement, car il peut être obtenu avec une méthode différente, par exemple en mesurant les dimensions des segments sur une image médicale.

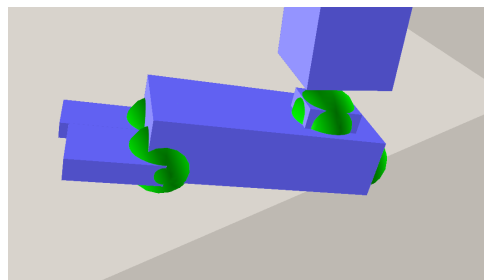
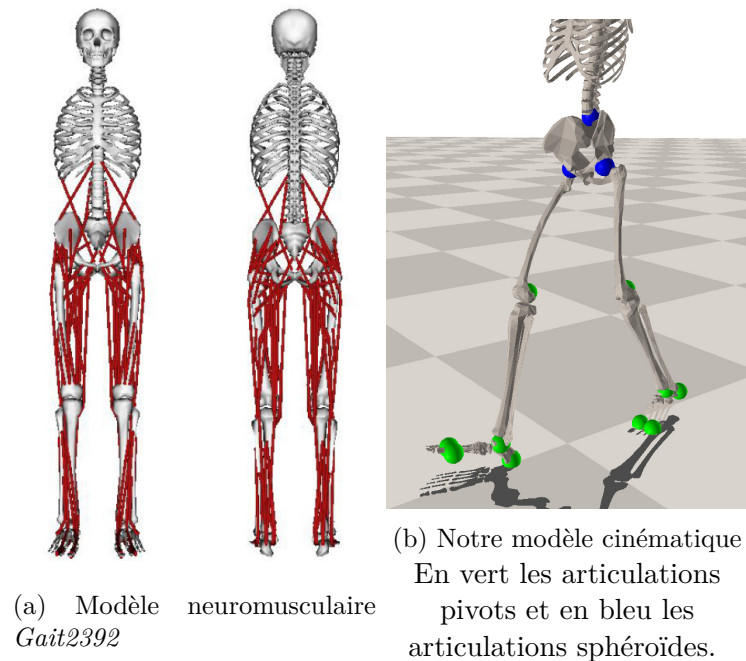


FIGURE 3.5 – Notre modèle de pied à 3 corps rigides, similaire à [Lee19]

3.2.3 La cinématique inverse

La cinématique inverse permet d'obtenir les mouvements effectués par un sujet à partir de la position des marqueurs placés sur celui-ci. Un avatar sur lequel sont placés les mêmes marqueurs que ceux du sujet réel est nécessaire. Dans un premier temps, le placement des marqueurs sur l'avatar est ajusté afin qu'ils correspondent le plus fidèlement possible au placement des marqueurs sur le sujet. Nous avons réalisé cette étape sous OpenSim en utilisant une pose en T, capturée lors de l'acquisition des mouvements.

Ensuite, la recherche des configurations articulaires de l'avatar minimisant la distance quadratique moyenne entre les marqueurs réels et virtuels est réalisée pour chaque pas de temps. Pour réaliser cette étape, nous avons utilisé deux approches.

La méthode classique qui consiste à minimiser la distance quadratique moyenne pour tous les marqueurs simultanément, en utilisant le même poids pour chaque marqueur. Les mouvements

obtenus avec cette méthode présentaient un phénomène de glissement des pieds sur le sol. En effet, comme nous utilisons une représentation récursive du mouvement et que nous approximations les trajectoires après la phase de cinématique inverse, une modification de l'orientation du bassin est possible. Cette modification de l'orientation entraîne une différence d'orientation qui se propage et cause des décalages au niveau de la position globale des pieds.

Nous avons donc utilisé une approche permettant de diminuer les modifications causées par l'approximation de l'orientation du bassin. Dans notre cas, ces modifications sont causées par la discontinuité de l'orientation du bassin à l'issue de la phase de minimisation des distances quadratiques. La discontinuité de l'orientation du bassin est causée par le glissement des marqueurs sur la peau. En effet, la position et l'orientation de la racine (le bassin) sont obtenues à partir de la position de quatre marqueurs (RASI, LASI, RPSI et LPSI, voir Figure 3.3)). Comme les marqueurs sont placés sur la peau et que la peau se déplace par rapport aux os pendant les mouvements, la position des marqueurs les uns par rapport aux autres n'est pas fixe. L'orientation du bassin de l'avatar qui minimise la distance quadratique n'est donc pas forcément continue.

Nous proposons donc de réaliser uniquement la minimisation de la distance des marqueurs du bassin puis de lisser les trajectoires obtenues pour sa position et son orientation. Le lissage est réalisé avec un filtre de Butterworth du second ordre, discret avec une fréquence de coupure de 10 Hz. Le filtre est appliqué dans les deux directions afin de ne pas créer de décalage. Ensuite, la minimisation de la distance quadratique pour les autres marqueurs est réalisée sans laisser la possibilité de modifier la position et l'orientation du bassin calculées précédemment. L'orientation et la position du bassin étant lissées à la fin de la cinématique inverse, elle n'est plus modifiée par le filtrage effectué lors de l'approximation des trajectoires.

3.3 Préparation automatique des mouvements

Le but de cette étape est d'adapter les mouvements issus de la cinématique inverse afin de pouvoir les utiliser dans notre environnement de simulation. En effet, le fonctionnement de notre environnement de simulation impose certaines contraintes. Ces contraintes sont dues aux calculs de la consigne utilisé pour contrôler l'avatar. Comme la consigne est la somme du mouvement de référence et de la sortie du réseau de neurone, si le mouvement de référence est bruité et/ou discontinue c'est la sortie du réseau de neurones qui devra compenser. Le réseau sera donc plus difficile à entraîner. Nous proposons donc une méthode permettant d'avoir une description des mouvements qui soit C^2 continue en tout point. Pour cela, nous allons d'abord extraire un cycle de marche des données de cinématique inverse (section 3.3.1) puis chercher à approximer chaque trajectoire articulaire de ce cycle par une fonction paramétrique C^2 continue en tout point (section 3.3.2). Ainsi, nous obtenons des mouvements non bruités, périodiques et dérivables.

3.3.1 Isolation d'un cycle de marche

Cette préparation automatique consiste premièrement à isoler un cycle de marche. En effet, le mouvement acquis est un ensemble de plusieurs cycles de marche. Afin d'y parvenir, nous avons choisi d'utiliser les événements de contact entre le pied et le sol. Les données de plateforme de force sont les plus adaptées pour extraire les événements de début et de fin des phases de contact. Cependant, comme nous ne disposons que des données pour deux appuis successifs, il est possible d'isoler seulement un demi-cycle de marche avec cette méthode. Nous avons donc choisi d'utiliser les positions de marqueurs (RTOE, RANK, LTOE, LANK, voir Figure 3.3) pour estimer les événements de contacts. Cette estimation est faite en utilisant une méthode basée sur l'étude de la vitesse dans le plan sagittal des marqueurs placés sur le pied [GSDE04]. Cette méthode permet de détecter les événements sur un mouvement de marche automatiquement quelque soit le sujet [BR14].

Elle consiste à réaliser un filtrage temporel des positions 3D des marqueurs. Le filtrage est réalisé avec un filtre de Butterworth du second ordre, discret avec une fréquence de coupure de 10 Hz. Le filtre est appliqué dans les deux directions afin de ne pas créer de décalage (voir Figure 3.6a). Ensuite, la vitesse des marqueurs dans le plan sagittal est calculée pour déterminer les événements (voir Figure 3.6b).

L'évolution de la vitesse dans le plan sagittal est étudiée pour chaque marqueur. On liste les maximums locaux puis on retire ceux qui sont en dessous de 30% du maximum global (voir Figure 3.7a). Nous trions les valeurs restantes par ordre décroissant. Nous appliquons ensuite le traitement suivant sur chaque maximum présent dans la liste, en partant du premier maximum :

- En partant de l'abscisse du maximum, on cherche la première fois où pour une abscisse supérieure la vitesse passe sous le seuil de 10% du maximum global. Ce sera un événement de contact.
- En partant de l'abscisse du maximum, on cherche la première fois où pour une abscisse inférieure la vitesse passe sous le seuil de 10% du maximum global. Ce sera un événement d'envol.
- On supprime de la liste tous les maximums locaux dont l'abscisse est comprise entre celle de l'événement d'envol et de contact.

La Figure 3.7 présente (a) les maximums retenus après avoir supprimé ceux inférieurs à 30% du maximum global et (b) les événements isolés pour cette trajectoire avec l'algorithme décrit ci-dessus.

Notre méthode est totalement automatique contrairement à Ghoussayni et al. [GSDE04] qui définissent un seuil de manière empirique en fonction des données utilisées. Dans notre cas, il n'est pas possible d'extraire les événements en utilisant seulement le seuil de 10%, car on obtient des faux événements pendant les phases où les marqueurs sont pratiquement immobiles (pied posé au sol). D'un autre côté, l'augmentation du seuil de 10% fausse la mesure, car on s'éloigne

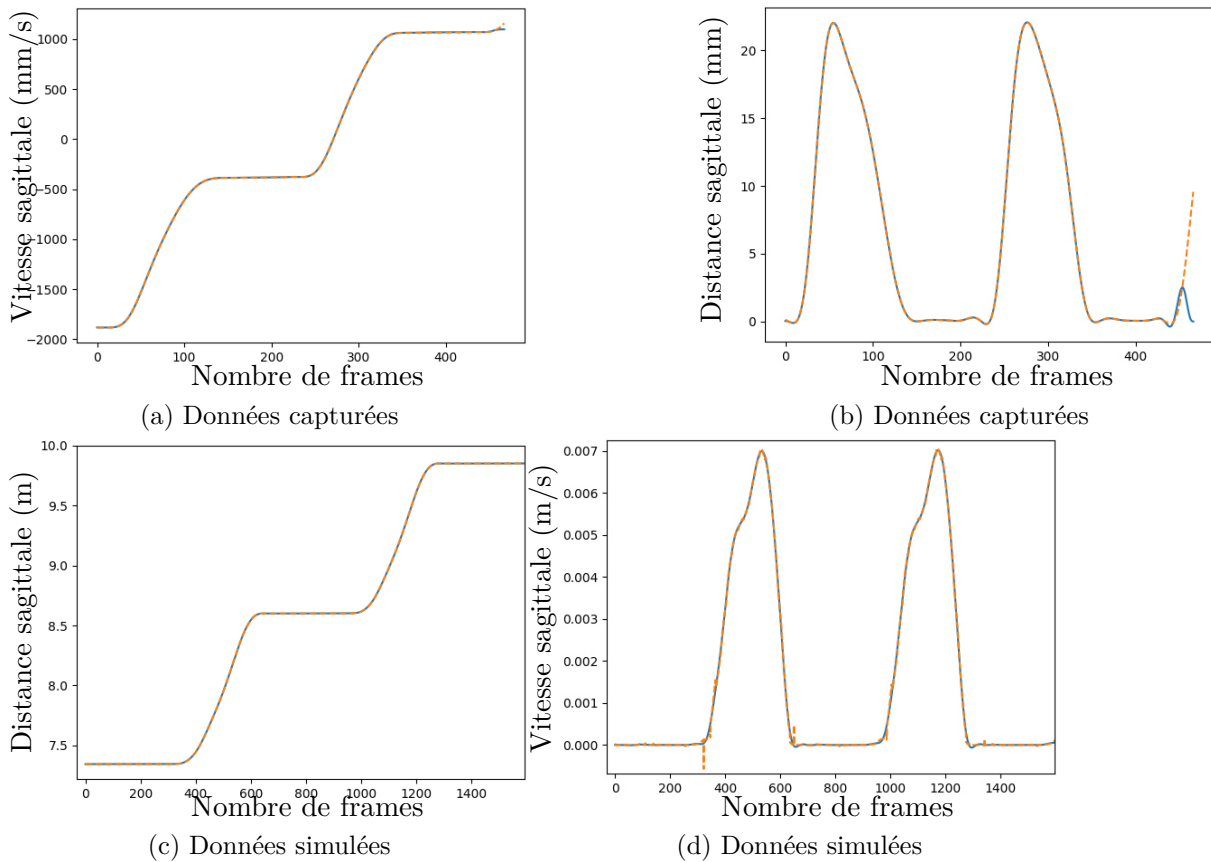


FIGURE 3.6 – Détail du filtrage

Position et vitesse du marqueur avant du pied droit dans une capture de mouvement. Les courbes en ligne pointillée orange sont les données avant filtrage. En bleu, les données après filtrage.

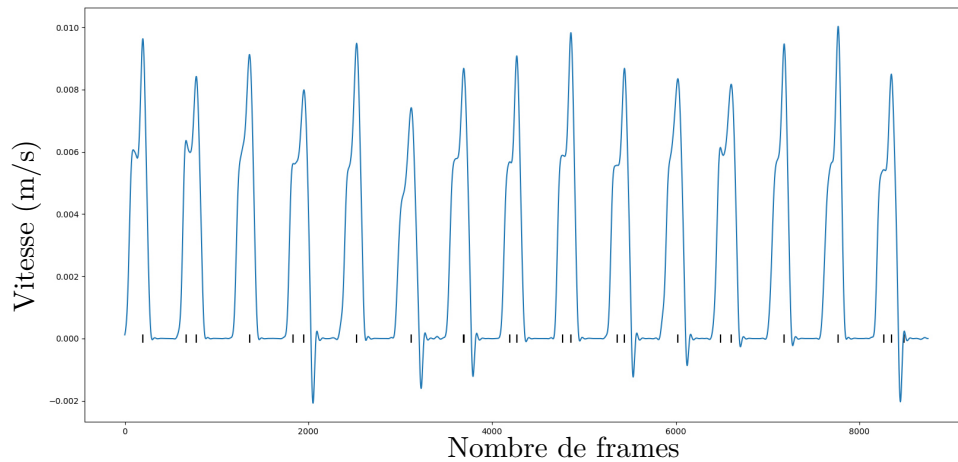
du véritable instant de l'événement.

Une fois les événements détectés, on extrait un cycle en utilisant deux événements de contact successif pour le talon d'un même pied. Si plusieurs cycles complets sont détectés dans le mouvement, on choisit celui qui a la position la plus centrale, car la précision de la capture de mouvement est meilleure au milieu du volume d'acquisition.

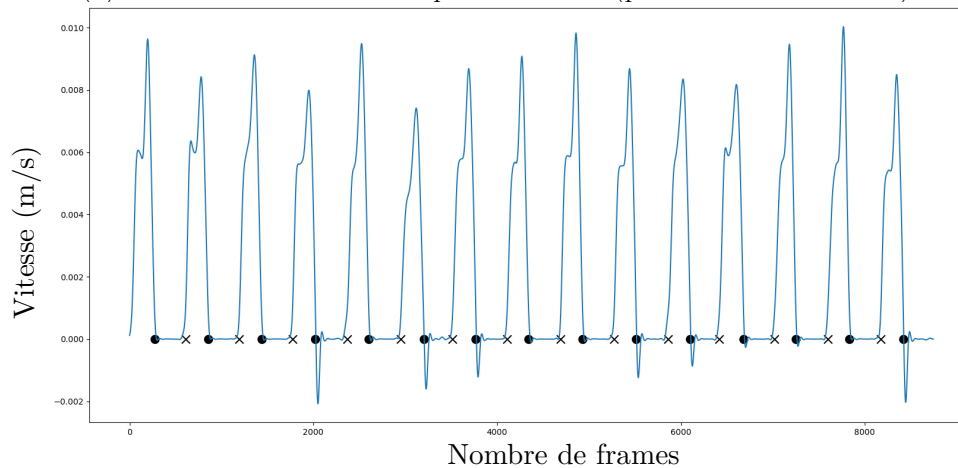
3.3.2 Obtention d'un mouvement périodique

Le cycle obtenu à l'étape précédente n'est pas parfaitement périodique (voir Figure 3.8). Lorsque l'on met les données d'un cycle bout à bout plusieurs fois, on observe une divergence progressive. En effet, même un sujet sain ne réalise pas deux fois exactement le même cycle de marche. Pour notre simulateur, il est bénéfique d'avoir un mouvement périodique, car il sera utilisé comme consigne de contrôle et répété de manière virtuellement infinie.

Nous allons donc chercher à rendre cycliques toutes les trajectoires, pour cela, nous avons



(a) Position des maximums supérieurs à 30% (petites barres verticales)



(b) Évènements détectés : ronds pour les contacts et croix pour les envois

FIGURE 3.7 – Extraction des événements

, basée sur la vitesse du marqueur LANK pendant la simulation d'un mouvement de marche.

utilisé deux approches différentes.

Une première approche a consisté à rendre les trajectoires périodiques en modifiant les positions des différents points de contrôle d'une B-Spline de manière à la rendre cyclique. La contrainte pour obtenir une trajectoire cyclique était d'avoir la valeur en début de cycle égale à la valeur en fin de cycle. Cette approche permettait d'assurer seulement la continuité C^1 , mais pas la continuité C^2 . Nous nous sommes donc tourné vers une méthode permettant d'obtenir une approximation paramétrique avec une fonction périodique et C^2 continue.

La solution la plus évidente aurait été l'utilisation d'une série de Fourier mais la modification des coefficients de Fourier ne permet pas de contrôler intuitivement l'allure de la courbe, et ce, contrairement aux splines dont le déplacement des points de contrôle permet une modification intuitive de la trajectoire. Nous avons donc choisi d'utiliser des Non-Uniformes Rational B-Spline

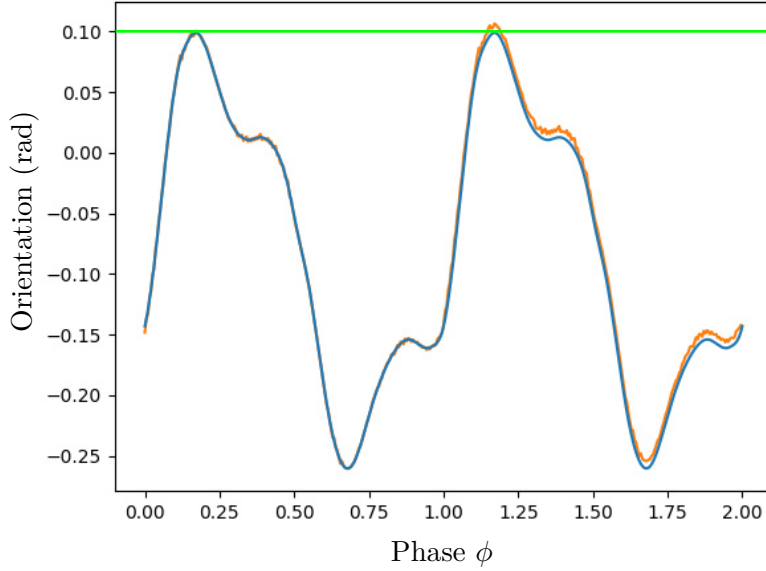


FIGURE 3.8 – Tracés de la trajectoire de référence de flexion de la hanche gauche et de son approximation sur 2 cycles.

(NURBS [PT97]) périodiques et non-rationnelles pour approximer les trajectoires.

Nous avons approximé toutes les trajectoires par des NURBS périodiques. Et pour les trajectoires décrivant la position globale de la racine dans le plan horizontal, nous avons sommé la NURBS périodique avec une fonction affine. En effet, ces trajectoires se répètent avec un décalage correspondant à la distance parcourue pendant le cycle.

Les NURBS sont largement utilisées dans le domaine de l'infographie pour approximer des courbes avec une bonne résolution et en utilisant très peu de ressources. De nombreux algorithmes ont été développés pour résoudre le problème d'approximation de formes géométriques [YJ12]. Le problème très spécifique de l'approximation d'une fonction périodique avec une NURBS périodique et non-rationnelle n'a, à notre connaissance, pas été traité.

Nous proposons donc une méthode simple à mettre en place pour résoudre ce problème. Elle consiste à minimiser l'erreur quadratique moyenne entre les données brutes filtrées d et les évaluations de la NURBS :

$$r_{eqm} = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} (d[i] - NURBS_d(\frac{i}{N}))^2$$

$NURBS_d(t)$ est définie entre $[0, 1[$ et est évaluée pour chacune des N frames du cycle de marche en considérant que 0 est le début du cycle et $1 - \frac{1}{N}$ la fin.

Un filtrage est appliqué sur les données brutes afin de retirer les bruits de mesure. Le filtrage

est réalisé avec un filtre de Butterworth du second ordre, discret avec une fréquence de coupure de 10 Hz, appliqué dans les deux directions. Il est appliqué sur trois cycles de données brutes mis bout à bout, afin d'éviter les déformations sur les bords. Après le filtrage, seul le cycle du milieu est utilisé pour calculer l'erreur quadratique moyenne.

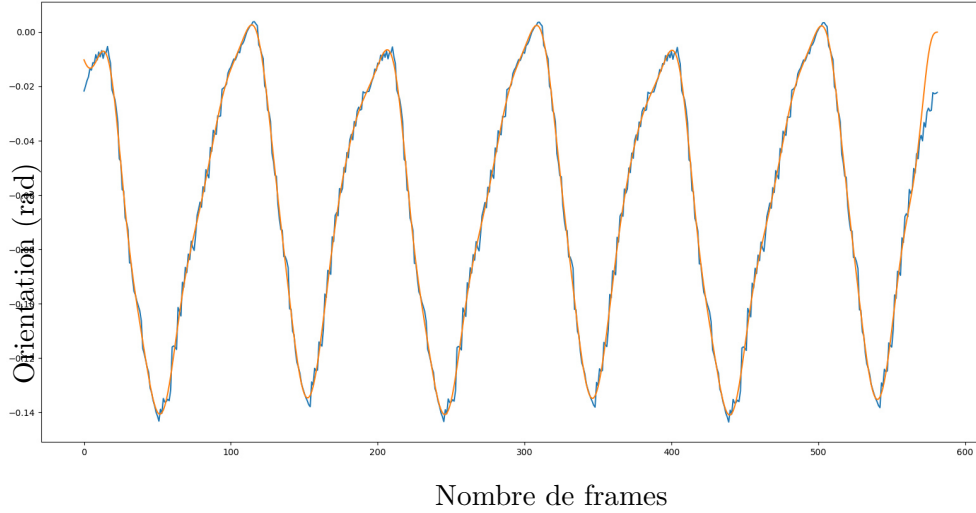


FIGURE 3.9 – Orientation sagittale du bassin avant et après filtrage

La minimisation est réalisée en optimisant les abscisses (k), les ordonnées (P) et les poids (ω) des différents points de contrôle qui définissent la NURBS.

$$NURBS(t) = \frac{\sum_{i=1}^j \omega_i P_i N_{i,n}(t)}{\sum_{i=1}^j \omega_i N_{i,n}(t)}$$

avec

$$N_{i,n}(t) = f_{i,n}(t)N_{i,n-1} + g_{i+1,n}(t)N_{i+1,n-1}$$

$$f_{i,n}(t) = \frac{t - k_i}{k_{i+n} - k_i}$$

$$g_{i,n}(t) = 1 - f_{i,n}(t) = \frac{k_i - t}{k_{i+n} - k_i}$$

Nous avons choisi de réaliser la minimisation en utilisant la méthode d'optimisation du CMA-ES [Han07] car cette méthode est performante pour un nombre de variables faibles (moins de 100). Cela nous permet d'utiliser jusqu'à 30 points de contrôle.

La fonction de coût que nous avons utilisé n'est pas composée uniquement de r_{eqm} . Nous avons ajouté plusieurs termes afin d'aider la convergence de l'optimisation :

— Une pénalisation de la distance minimale d_m entre deux points :

$$r_{min_dist} = sig_{15,-1}\left(1 - \frac{2 * d_m}{d_h}\right) \text{ avec } d_h \text{ la valeur maximale de la distance minimale}$$

— Une récompense pour la répartition moyenne des poids w_{moy} :

$$r_{moy_w} = exp(-0,0005(w_{moy} - w_{cible})^2) \text{ avec } w_{cible} \text{ la valeur cible pour la moyenne}$$

— Une pénalisation du poids minimum w_{min} :

$$r_{min_w} = sig_{20,0}(w_{min})$$

Ces termes supplémentaires dans la fonction de coût servent à éviter que deux points de contrôle soit trop proches car cela causerait une oscillation de grande amplitude dans la courbe. Et que le poids soit négatif car cela inverserait l'ordonnée du point de contrôle.

On initialise les abscisses aléatoirement entre $[0, 1[$, les ordonnées à 0 et les poids à 100. Et pour la position horizontale du bassin, le coefficient de la fonction affine est initialisée à la valeur $d[N - 1] - d[0]$, cette valeur est incluse dans les variables à optimiser. La fonction de coût complète est la suivante :

$$r = 10 * r_{eqm} + r_{min_dist} + r_{moy_w} + r_{min_w}$$

On réalise 40 000 itérations de CMA-ES pour calculer la position optimale des points de contrôle pour chaque courbe. Comme le nombre d'itérations est fixé, il n'est pas nécessaire de faire converger la fonction de coût vers 0. Nous avons donc choisi d'utiliser des fonctions sigmoïdes et gaussiennes comme fonctions d'activation afin de guider les valeurs des différents termes dans une direction ou vers une valeur centrale. Comme on cherche à garder les poids proches de la valeur 100, on utilise une fonction gaussienne comme fonction d'activation pour la moyenne des poids. Ensuite, on cherche à avoir des poids positifs et un écart entre deux points supérieur à 0 donc on utilise des fonctions sigmoïdes comme fonction d'activation pour ces deux termes.

On utilise une fonction sigmoïde (aussi appelée marche douce) et non des fonctions de Heaviside car elle permet d'éviter le blocage dans une configuration problématique. En effet avec une fonction de Heaviside, lorsque toutes les évaluations sont en haut de la marche, le retour en bas n'est pas guidé par un gradient dans les valeurs.

La table 3.1 présente la moyenne et l'écart-type de r_{eqm} par articulation sur nos 14 mouvements de référence. Le temps de calcul est d'environ 400 secondes pour toutes les articulations d'un cycle de marche.

Degré de liberté	Moyenne r_{eqm}	Écart type r_{eqm}
Rotation coronale du HAT	1.147×10^{-06}	1.31×10^{-11}
Rotation sagittale du HAT	4.418×10^{-06}	8.34×10^{-11}
Rotation transversale du HAT	2.437×10^{-06}	1.84×10^{-10}
Abduction/Adduction de hanche	1.533×10^{-06}	8.39×10^{-11}
Rotation int/ext de hanche	1.460×10^{-05}	8.20×10^{-09}
Flexion/Extension de hanche	4.797×10^{-06}	7.81×10^{-10}
Flexion du genou	2.529×10^{-06}	2.28×10^{-11}
Dorsiflexion/Plantaflexion de la cheville	1.069×10^{-05}	4.51×10^{-09}
Inversion/Eversion de la cheville	1.423×10^{-06}	1.69×10^{-10}

TABLE 3.1 – Moyenne et écart type de l’erreur quadratique moyenne entre les données brutes et l’approximation par une NURBS périodique avec 8 points de contrôle, pour différents degrés de liberté, en radian.

3.4 Contrôle pour le suivi d’un mouvement de référence

La première fonctionnalité de notre environnement de simulation est de produire un mouvement physique et contrôlé qui suit le mieux possible un mouvement de référence tout en étant capable de conserver l’équilibre sur plusieurs cycles de marche. Dans cette section, nous présentons l’architecture du contrôleur qui est majoritairement inspirée des travaux de Lee et al. [LPLL19]. Puis, nous allons détailler dans les différents composants et les modifications que nous avons apportées. Ces modifications influencent la génération des cibles données aux contrôleurs PD stables et l’entraînement du réseau de neurones.

3.4.1 Architecture du contrôleur

Le contrôleur est composé de cinq éléments (voir Figure 3.10).

L’élément (1) permet d’obtenir une pose de référence à partir des trajectoires articulaires de référence. Cet élément est utilisé lors de l’initialisation de la simulation, puis à chaque pas de temps de contrôle afin d’obtenir la prochaine pose de référence.

L’élément (2) permet de calculer une pose cible à partir de l’état courant de la simulation et de la pose de référence. Cet élément nécessite un entraînement hors-ligne. Cette cible est calculée à une fréquence inférieure à la fréquence de simulation (600 Hz), que l’on nomme la fréquence de contrôle (30 Hz).

L’élément (3) a pour but de calculer les moments à appliquer à chaque degré de liberté contrôlé. Ces moments sont calculés par des contrôleurs PD stables à partir de la pose cible et de l’état courant de la simulation. Ces moments sont calculés à la fréquence de simulation.

L’élément (4) permet l’intégration temporelle de l’état courant de la simulation, la sauvegarde de mesures sur l’état courant et l’application de perturbations externes.

L'élément (5) est utilisé pour réaliser l'optimisation hors-ligne des poids du réseau de neurones utilisé dans l'élément (2). Cet élément utilise le principe de *proximal policy optimisation* dont la fonction de coût sera détaillée dans la section 3.4.6.

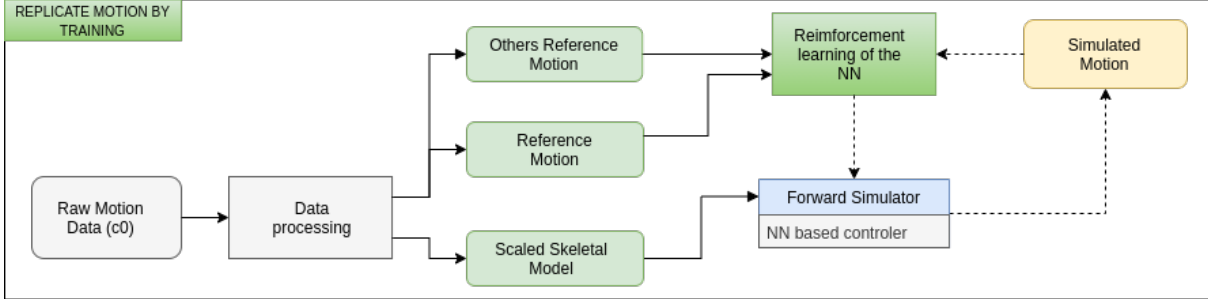


FIGURE 3.10 – Architecture du contrôleur

3.4.2 Évaluation de la pose de référence (1)

L'évaluation de la pose de référence est faite à partir des NURBS qui approximent les mouvements de référence. Cela permet d'assurer la continuité de la position et de la vitesse. Afin de pouvoir générer des mouvements de référence dans une direction choisie θ_d , nous utilisons la direction globale θ_{orig} de déplacement du mouvement original. Pour cela nous utilisons les coefficients (C_x, C_z) des fonctions affines utilisées dans la représentation avec des NURBS de la position du bassin dans le plan horizontal :

$$\theta_{orig} = atan2(C_x/C_z)$$

La pose étant exprimée en coordonnées généralisées, on applique sur les coordonnées de la racine une isométrie 3D permettant d'obtenir la pose dans la direction choisie. Pour obtenir les vitesses en coordonnées généralisées, on utilise la méthode des différences finies. Cette nouvelle implémentation du calcul permet, par rapport à la version proposée par Lee et al. [LPLL19], d'assurer la continuité de la position et de la vitesse à tout moment de la simulation (voir Figure 3.11).

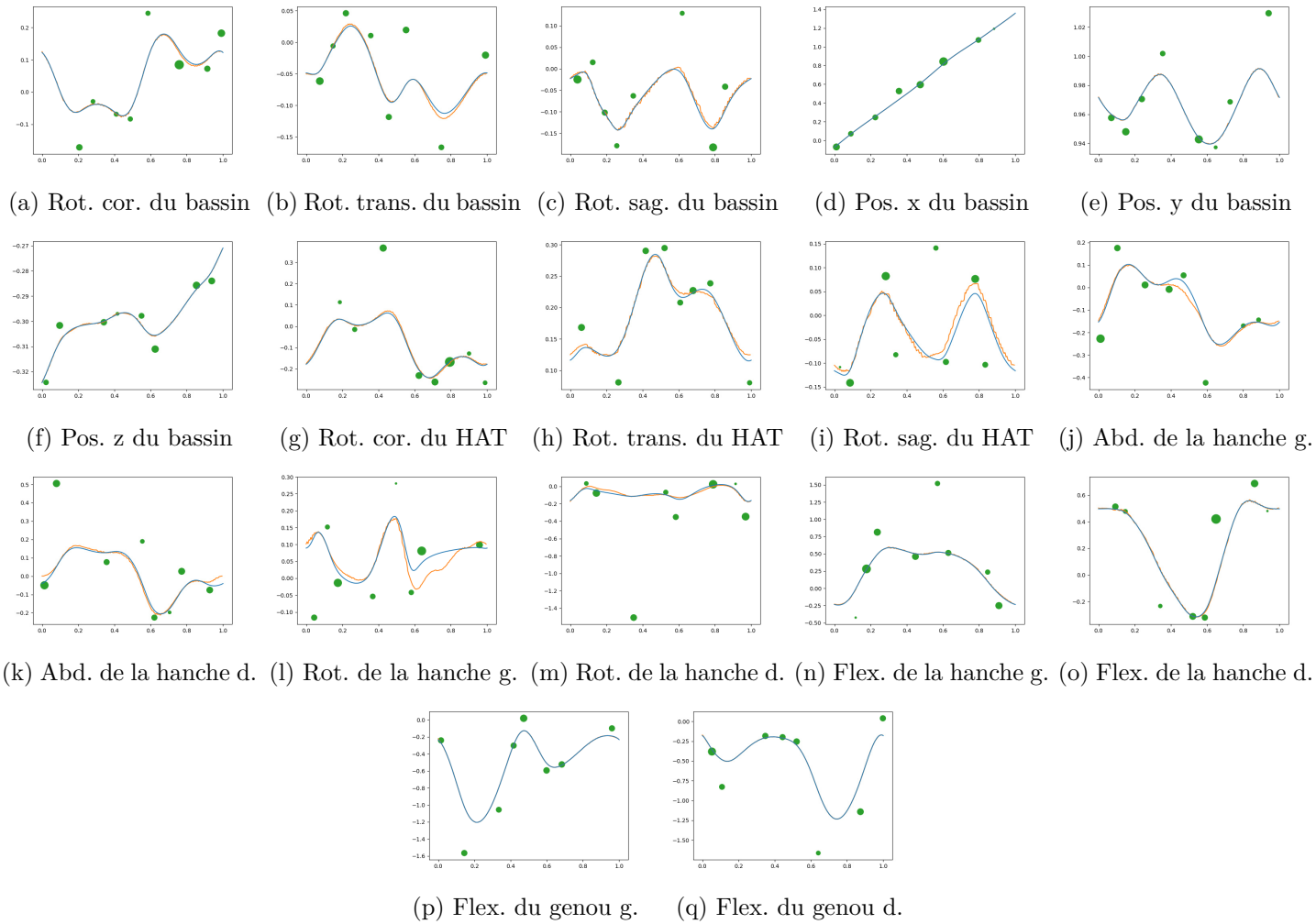


FIGURE 3.11 – Trajectoires de référence et leur approximation, avec la position des 8 points de contrôle.

3.4.3 Calcul de la pose cible (2)

La pose cible est calculée en additionnant la pose de référence que l'on souhaite obtenir après la simulation et des décalages. Ces décalages ont pour but de produire une pose cible qui permet d'obtenir après simulation un état proche de la pose de référence.

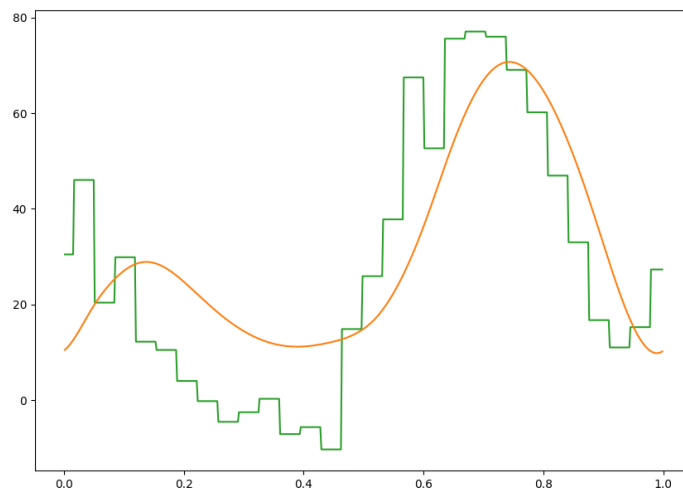


FIGURE 3.12 – Trajectoire cible (verte) et de référence (orange) pour la flexion du genou droit

Le calcul des décalages est fait par un réseau de neurones constitué de couches cachées de 256 neurones chacune. L'entrée du réseau de neurones est composée d'une représentation locale de l'état courant. Cette représentation est constituée :

- Des positions relatives des centres de masse (CDM) de l'ensemble des corps articulés par rapport à la racine ;
- Des vitesses linéaires des CDM de l'ensemble dans le référentiel de la direction de déplacement ;
- De la phase du cycle de marche.

Ces valeurs sont mises à l'échelle par des coefficients choisis de manière empirique. Un coefficient pour les positions et un autre pour les vitesses. La sortie du réseau de neurones est l'ensemble des décalages pour les degrés de liberté contrôlés. Par rapport à la version proposée par Lee et al., nous avons fait le choix d'utiliser uniquement des mesures locales afin que le réseau de neurones puisse être utilisé pour toutes les directions de déplacement. Le réseau de neurones nécessite un entraînement, cette étape est détaillée dans la section 3.4.6.

3.4.4 Calcul des moments (3)

L'étape de calcul des moments est indispensable à la mise en mouvement. Les moments sont calculés avec la méthode du contrôle PD stable [TLT11]. Un contrôleur est placé sur chaque degré de liberté contrôlable. Ils sont tous indépendants les uns des autres. Pour chaque contrôleur, la formule utilisée pour calculer le moment à appliquer sur le degré de liberté est la suivante :

$$\tau = -K_p(q + \dot{q}\Delta t - \bar{q}) - K_d(\dot{q} - \dot{\bar{q}}\Delta t)$$

La valeur de \ddot{q} est estimée en utilisant la formule suivante :

$$\ddot{q} = M^{-1}(-C + q + \dot{q}\Delta t + \dot{q} + F_{ext})$$

Avec M la matrice de masse, C les forces de Coriolis et centrifuge et F_{ext} les forces extérieures.

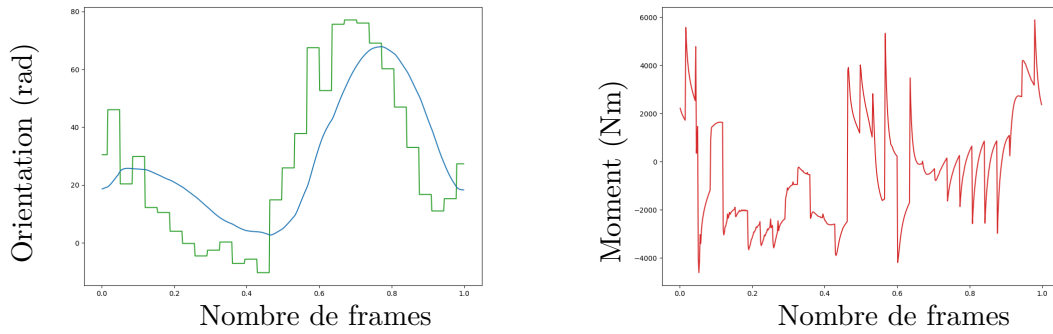


FIGURE 3.13 – Cible, moment et position pour la flexion du genou droit
En bleu, l'orientation simulé, en vert, la consigne en entrée du contrôleur-PD stable et en rouge le moment généré par le contrôleur.

Cette étape est faite à la fréquence de simulation, elle est donc faite plusieurs fois pour la même pose cible. Nous n'avons pas apporté de modification à cette étape car elle correspond à l'état de l'art. Les coefficients $K_p = 300$ et $K_d = \sqrt{2K_p}$ définis dans Lee et al. donnent des résultats satisfaisants. Cette valeur est cohérente avec l'analyse de stabilité réalisée par Tan et al. [TLT11], car $K_d > K_p\Delta t$ pour notre fréquence de simulation de 600 Hz.

3.4.5 Simulation directe (4)

Pour l'étape de simulation directe, le but est de réaliser l'intégration temporelle du système avec le moins d'erreurs possibles et en utilisant un temps de calcul raisonnable. Au cours du projet, trois moteurs physiques différents ont été étudiés : Open Dynamique Engine (ODE) [Smi], SimBody [SSD11] et DART [LXH*18]. Bien que dans la littérature de nombreuses utilisations d'ODE soient rapportées, nous avons rapidement choisi d'utiliser un autre moteur physique

car ODE utilise une représentation en coordonnées maximales. Cette représentation nécessite des équations supplémentaires pour représenter les contraintes des articulations. Ces équations dépendent de paramètres tels que *Constraint Force Mixing* et *Error Reduction Parameter*, qui influencent de manière importante le résultat des simulations, et l'utilisation de valeurs permettant de se rapprocher d'une représentation en coordonnées générales rendent la simulation instable. La méthode de reproduction du mouvement présentée dans cette section a premièrement été implémentée sous SimBody car toutes nos données étaient issues d'OpenSim. Cependant, même si la méthode d'intégration utilisée par SimBody est très précise, elle est trop coûteuse en temps de calcul. Le calcul des pas de temps était 10 fois plus lent et difficilement parallélisable. La réalisation d'entraînements du réseau de neurones n'était pas réalisable en un temps raisonnable.

Nous avons finalement opté pour DART, le moteur physique aussi choisi par Lee et al., et nous avons réalisé la conversion des modèles afin de pouvoir les utiliser dans cet environnement. Ce moteur répond aux critères que nous avons fixés : il utilise la méthode de Featherstone et l'intégration est effectuée suffisamment rapidement en utilisant un modèle de contact rigide.

Par ailleurs, nous avons aussi essayé d'utiliser un modèle de contact souple pour obtenir des résultats plus précis pour les forces d'interaction. Hélas, l'utilisation d'un modèle de contact souple nécessitait une fréquence de simulation beaucoup plus élevée pour être stable. En pratique une fréquence de 2000 Hz permet d'avoir une simulation stable, contre seulement 600 Hz pour des contacts rigides. Ce qui représente une multiplication par plus de trois du temps d'entraînement du réseau.

Nous profitons de cette étape de simulation directe pour sauvegarder des données sur la simulation qui seront utilisées par le composant réalisant le calcul de mouvement prédit (section 3.6). C'est aussi l'étape où nous pouvons appliquer des perturbations sur notre personnage virtuel. Ces perturbations sont utilisées lors de l'entraînement (section 3.4.6) pour rendre le simulateur plus robuste. Elles sont appliquées sur le centre de masse dans une direction aléatoire selon le schéma suivant : 100 N pendant 0.2 s puis 1 s de pause. Elles correspondent aux tests de robustesse proposés par Geijtenbeek et al. [GPV12]. Leur utilisation est détaillée dans la section 3.5.7.

3.4.6 Proximal policy optimisation (5)

L'entraînement par *proximal policy optimisation* (PPO) consiste à initialiser l'environnement dans différents états initiaux. Simuler l'évolution des différents environnements en collectant les décisions prises par l'agent. Une fois que suffisamment de données ont été collectées, l'agent est mis à jour. Ces deux étapes sont répétées jusqu'à la fin de l'entraînement. Cette section présente succinctement : l'initialisation des environnements de simulation, les données collectées lors de chaque transition et la méthode de mise à jour de l'agent.

L'initialisation des différents environnements de simulation est faite de manière aléatoire.

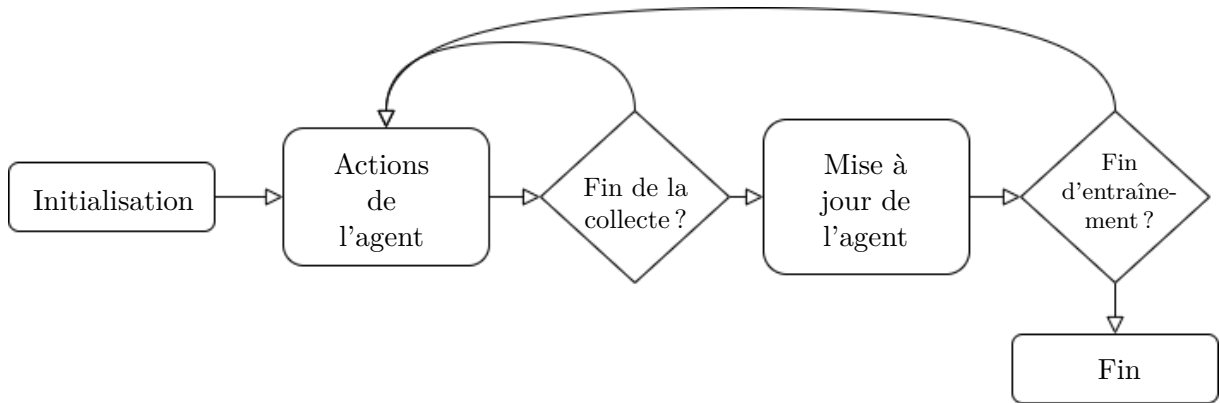


FIGURE 3.14 – Le principe de la stratégie de *proximal policy optimisation*

Par rapport à la version proposée par Lee et al., nous avons ajouté la possibilité de rendre la direction de déplacement aléatoire en plus de la phase du cycle de marche. Cela permet de vérifier l'intérêt des modifications faites sur la représentation de la pose cible. Nous avons aussi ajouté la possibilité de choisir aléatoirement le mouvement parmi plusieurs.

À partir de ces états initiaux, des transitions sont simulées. En considérant un état initial S_i et un état de référence dans le futur \bar{S}_f , la transition correspond à la simulation de la durée séparant les deux états.

Au début et à la fin de chaque transition, différentes données sont collectées pour permettre l'entraînement de l'agent :

- L'état de l'environnement avant la transition (S_i) ;
- Les actions choisies par l'agent (A) ;
- La récompense associée au résultat de la transition (r) ;
- La valeur attendue pour la récompense (v), calculée par le réseau de neurones ;
- La distribution de probabilité des actions (log_p).

La récompense r associée au résultat de la transition est calculée en comparant l'état à la fin de la transition S_f et l'état de référence \bar{S}_f . La formule permettant son calcul est composée des termes suivants :

- La différence de pose en coordonnées généralisées : $r_q = exp(K_q * L_2(\Delta q))$. Pour le degré de liberté correspondant au mouvement d'inversion/eversion du pied aucune pénalité n'est ajoutée. En effet, le modèle du pied n'étant pas fidèle à la réalité il serait contre productif de forcer son mouvement. L'erreur de position et l'orientation du bassin sont aussi ignorées car on cherche à mesurer une différence locale. Pour les autres degrés de liberté, la formule utilisée est la suivante :

$$L_2(\Delta q) = \sqrt{\sum_i (q_{courant}(i) - q_{cible}(i))^2}$$

- La différence de position des effecteurs dans le repère global : $r_{ee} = \exp(K_{ee} * L_2(\Delta ee))$. Les effecteurs sont le corps situé entre le tibia et le pied, et le HAT. Et la formule utilisée est la suivante :

$$L_2(\Delta ee) = \sqrt{\sum_i ((COM_{courant}(i) - COM_{courant}) - (COM_{cible}(i) - COM_{cible}))^2}$$

La récompense r est finalement calculée par $r = r_{ee} * r_q$.

La phase de mise à jour de l’agent est réalisée de manière classique pour la PPO. Les hyperparamètres de la PPO n’ont pas été modifiés car les valeurs utilisées sont cohérentes avec les valeurs déterminées empiriquement dans l’état de l’art. Parmi ces paramètres on trouve les paramètres utilisés pour calculer l’avantage ($\gamma = 0.99$ et $\lambda = 0.99$), le nombre de fois où les transitions collectées sont réutilisées dans une même phase de mise à jour de l’agent (10), le nombre de transitions à utiliser pour chaque étape de l’apprentissage (128) et la vitesse d’apprentissage (0.0001 avec une décroissance linéaire vers 0 sur les 2 derniers millions de transitions).

Nous avons seulement modifié le nombre de transitions collectées entre chaque mise à jour de l’agent afin de permettre aux simulations d’atteindre la fin de l’horizon de simulation. Nous avons choisi un horizon de simulation de 20 cycles de marche (environ 20 secondes de mouvement) afin d’augmenter la robustesse du simulateur. Pour cela, le nombre de transitions collectées est fixé à $N_{thread} * F_{control} * 20$. Originellement, l’horizon de simulation était fixé à 10 secondes, mais avec seulement 2048 transitions collectées, $F_{control} = 30Hz$ et $N_{thread} = 16$, cela donne un horizon effectif de seulement 4 secondes.

Nous avons intégré à cet entraînement le suivi d’un programme avec des tâches de plus en plus difficiles en suivant le principe du *curriculum learning* [BLCW09]. Après un premier entraînement qui abouti à la production d’un mouvement qui suit le mouvement de référence, nous réalisons un deuxième apprentissage mais en ajoutant des perturbations lors de la simulation.

3.4.7 Configuration du simulateur

Le comportement du simulateur dépend directement de la configuration du réseau de neurones utilisé pour calculer les poses cibles. Des configurations différentes du réseau de neurones peuvent être obtenues en changeant les conditions d’entraînement (PPO). Nous présentons dans cette section les différentes conditions d’entraînement que nous avons défini.

Afin d’avoir différentes conditions d’entraînement nous avons choisi d’exploiter la possibilité d’utiliser différents mouvements de référence et de pouvoir appliquer des perturbations sur l’avatar pendant la simulation. Nous avons donc choisi d’avoir 5 conditions d’entraînement simples et 2 conditions d’entraînement de type *curriculum learning*. Nous avons nommé les réseaux obtenus afin d’y faire référence plus facilement dans la suite.

Pour les conditions d’entraînement simples, nous avons fait varier le nombre de mouvements de référence utilisés :

- Un mouvement de sujet sain, avec $\phi = 0$ correspondant au contact du talon droit (**R1**)
- Un mouvement de sujet sain et sa version déphasée d’un demi-cycle de marche (**R1d**)
- Sept mouvements de sujet sain, avec $\phi = 0$ correspondant au contact du talon droit (**R7**)
- Sept mouvements de sujet sain et leurs versions déphasées d’un demi-cycle de marche (**R7d**)
- Un mouvement de sujet avec le genou contraint (**R1c1**)

Le déphasage d’un demi-cycle de marche permet d’avoir pour un mouvement donné une version avec le contact initial du pied droit et aussi une version avec le pied gauche. C’est une modification importante car la phase ϕ est une des valeurs d’entrée du réseau de neurones.

Pour les conditions d’entraînement de type *curriculum learning*, nous avons utilisé les réseaux issus des entraînements simples comme solution initiale. Puis, nous avons réalisé un ré-entraînement en appliquant des perturbations sur l’avatar pendant les simulations. Nous avons appliqué ces conditions sur :

- Le réseau obtenu avec un mouvement de sujet sain (**R1p**)
- Le réseau obtenu avec sept mouvements de sujet sain et leurs versions déphasées d’un demi-cycle de marche (**R7dp**)

Je verrai pour faire une figure

3.5 Analyse des configurations de simulation

Cette section présente les travaux réalisés afin d’évaluer les caractéristiques des configurations obtenues après l’entraînement décrit ci-dessus. Nous présentons ici la méthodologie employée afin d’établir différentes métriques sur les configurations :

1. L’exactitude de la méthode de contrôle. Elle mesure la capacité d’une configuration à produire un mouvement proche du mouvement de référence, la méthode utilisée est détaillée dans la section 3.5.3.
2. La reproductibilité de la méthode d’entraînement. Elle vise à évaluer si deux entraînements réalisés avec le même protocole donnent des résultats similaires, la méthode utilisée est détaillée dans la section 3.5.4.
3. La spécificité du contrôleur. Elle mesure la capacité d’une configuration à produire des mouvements stables sans ré-entraînement lors de la modification des trajectoires de référence, la méthode utilisée est détaillée dans la section 3.5.5.
4. La robustesse du contrôleur. Elle mesure la capacité d’une configuration à produire des mouvements stables même en cas de perturbations extérieures, la méthode utilisée est détaillée dans la section 3.5.7.

5. La sensibilité du contrôleur. Elle vise à mesurer l'effet d'une modification d'une trajectoire de référence sur le mouvement simulé, la méthode utilisée est détaillée dans la section 3.5.6.

Les objectifs de l'analyse du simulateur sont de mieux interpréter les mouvements produits par le simulateur et de choisir la configuration la plus adaptée à la réalisation de prédictions.

3.5.1 Sélection des mesures

Nous avons sélectionné des mesures afin de comparer les mouvements produits en utilisant les différents réseaux. Nous nous sommes basés sur la revue de littérature réalisée par Roberts et al. [RMP17], sur une étude de Pulido-Valdeolivas et al. [PVGAMG*18]. Afin de pouvoir visualiser les mesures effectuées, nous rappelons le découpage du mouvement de marche en différentes phases dans la Figure 3.15.

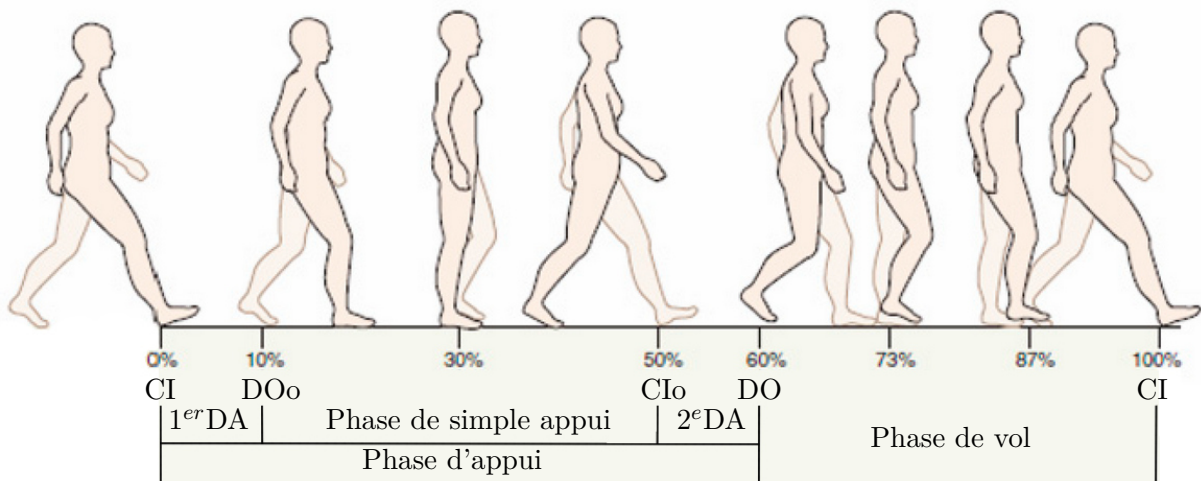


FIGURE 3.15 – Évènements et phase du cycle de marche droit : contact initial (CI), décollage des orteils de la jambe opposée (DOo), contact initial de la jambe opposée (CIo), décollage des orteils (DO) et phase de double appui (DA) (inspirée de [HJ19])

D'après la revue de littérature, les paramètres les plus pertinents à mesurer sur un sujet sain se rapportent à la vitesse de marche (en $m.s^{-1}$), la cadence de marche (en $pas.min^{-1}$) et la longueur des pas (en cm). Les paramètres listé dans la suite, ont été D'après Pulido-Valdeolivas et al., qui ont étudié l'importance des différents paramètres pour classifier des mouvements présentant des schémas spécifiques, ont été retenu pour chaque jambe :

- Inclinaison moyenne du bassin (Moy.IB) en degré
- Flexion de la hanche au moment du contact initial (IC.FH) en degré
- Flexion maximale de la hanche pendant la phase de vol (Max.V.FH) en degré
- Abduction maximale de la hanche pendant la phase de vol (Max.V.AH) en degré

- Rotation externe maximale de la hanche pendant la phase de vol (Max.V.RH) en degré
- Flexion moyenne de la hanche en phase d'appui (Moy.V.FH) en degré
- Flexion maximale du genou pendant le 1^{er} double appui (Max.1DA.FG) en degré
- Flexion du genou au moment du contact initial (IC.FG) en degré
- Flexion minimum du genou pendant le simple appui (min.SA.FG) en degré
- Flexion maximum du genou pendant le simple appui (Max.SA.FG) en degré
- Flexion maximum du genou (Max.FG) en degré
- Dorsiflexion maximum de la cheville en phase d'appui (Max.A.DFC) en degré
- Dorsiflexion maximum de la cheville en phase de vol (Max.V.DFC) en degré
- Dorsiflexion moyenne de la cheville pendant le simple appui (Moy.SA.DFC) en degré
- Pourcentage de phase d'appui (%.A) en %
- Pourcentage de 1^{er} double appui (%.1DA) en %
- Pourcentage de 2^e double appui (%.2DA) en %

Nous avons donc implémenté une méthode automatisée permettant de réaliser l'ensemble de ces mesures sur des mouvements simulés ou acquis par capture de mouvement. Elle est présentée dans la section 3.5.2.

3.5.2 Réalisation des mesures

La méthode de détection des événements est la même que pour l'isolation d'un cycle de marche depuis les données de capture de mouvement (section 3.3.1). Au cours de chaque simulation, les positions de marqueurs virtuellement placés aux extrémités avant et arrière du pied sont enregistrées. Pour notre analyse, contrairement à l'isolation d'un cycle de marche, il est nécessaire d'avoir les événements de contact initial et de décollage pour chaque pas. On réalise donc une étape de synchronisation pour retirer les événements de décollage (resp. contact) isolé en début (resp. fin) d'enregistrement. Pour réaliser la synchronisation, on détermine la fréquence moyenne des événements (F_{event}), puis on regarde si pour chaque événement on trouve l'événement complémentaire dans un intervalle de temps de $\frac{1}{2F_{event}}$. Si ce n'est pas le cas, on supprime l'élément en question. Maintenant, que les données sont prêtes, nous déterminons automatiquement les différentes phases correspondant à la figure 3.15 pour chacune des deux jambes. Et pour chaque cycle nous réalisons automatiquement les mesures présentées dans la section 3.5.1. Pour chaque enregistrement, nous calculons aussi la moyenne et l'écart-type des mesures.

Aucune des mesures n'est sensible à la direction de marche comme le montre la table 3.2 obtenue avec et sans variation de la direction de marche. De plus, les mesures effectuées sur les mouvements de référence ne sont pas sensibles aux valeurs de ϕ utilisé pour l'initialisation.

Mesures	ϕ et direction		ϕ		Écart	
%1DA	11.0 (0.2)	7.1 (0.6)	10.9 (0.2)	7.1 (0.6)	0.0	0.0
%2DA	7.1 (0.6)	11.0 (0.2)	7.1 (0.6)	10.9 (0.2)	0.0	0.0
%A	56.7 (0.5)	61.4 (0.3)	56.7 (0.5)	61.4 (0.3)	0.0	0.0
Moy.IB	4.5 (1.1)		4.5 (1.2)		0.0	
IC.FH	36.3 (0.5)	39.9 (0.4)	36.4 (0.5)	39.9 (0.4)	0.0	0.0
Moy.V.FH	12.5 (0.3)	7.2 (0.2)	12.4 (0.3)	7.3 (0.2)	0.0	0.0
Max.V.FH	36.3 (0.5)	40.1 (0.4)	36.3 (0.5)	40.1 (0.4)	0.0	0.0
Max.V.AH	3.4 (0.3)	10.8 (0.3)	3.3 (0.3)	10.9 (0.3)	0.0	0.0
Max.V.RH	10.7 (0.4)	8.5 (0.4)	10.8 (0.3)	8.4 (0.4)	0.1	-0.1
Max.FG	64.3 (0.3)	69.1 (0.2)	64.4 (0.3)	69.1 (0.2)	0.0	0.0
IC.FG	14.7 (0.4)	21.2 (0.3)	14.7 (0.4)	21.2 (0.3)	0.0	0.0
Max.1DA.FG	26.4 (0.3)	25.9 (0.4)	26.3 (0.3)	25.9 (0.4)	0.0	0.0
min.SA.FG	8.2 (0.6)	6.8 (0.2)	8.2 (0.6)	6.8 (0.2)	0.1	0.0
Max.SA.FG	30.3 (0.3)	28.9 (0.6)	30.3 (0.3)	28.9 (0.6)	0.0	0.0
Max.A.DFC	12.7 (0.3)	10.4 (0.6)	12.7 (0.3)	10.4 (0.6)	0.0	0.0
Max.V.DFC	3.8 (0.4)	5.9 (0.5)	3.8 (0.4)	5.9 (0.5)	0.0	0.0
Moy.SA.DFC	-13.5 (0.3)	-9.7 (0.3)	-13.5 (0.3)	-9.7 (0.3)	0.0	0.0
Cadence	123.7 (0.6)		123.7 (0.6)		0.0	
Long. des pas	64.5 (1.1)	71.3 (0.5)	64.6 (1.1)	71.3 (0.5)	0.0	0.0
Vitesse	1.40 (0.02)		1.40 (0.02)		0.00	

TABLE 3.2 – Comparaison entre les mouvements simulés avec une variation de ϕ et de la direction de marche et ceux avec seulement une variation de ϕ

3.5.3 Évaluation de la précision et de l'exactitude

Le but de cette évaluation est de pouvoir comparer la précision et l'exactitude des différentes configurations du simulateur. Pour la précision, on cherche pour chaque mesure i à connaître l'écart-type σ_i entre les valeurs obtenues pendant un enregistrement et l'écart-type $\sigma_i(\phi)$ entre les valeurs moyennes obtenues en faisant varier le ϕ utilisé pour l'initialisation. Pour l'exactitude, on cherche à regarder si la moyenne des valeurs obtenues pour l'ensemble des différents enregistrements $\bar{i}(\phi)$ l'écart avec la valeur de référence.

Afin de pouvoir interpréter ces valeurs, on mesure sur l'ensemble des mouvements de référence l'écart-type les différentes mesures 3.3. On mesure aussi la différence entre la moyenne des mesures faites sur le sujet en condition **c0** et en condition **c1**. Et on établit qu'une différence dans les mesures d'angle supérieure à 5 degrés est cliniquement significative [MBWM09]. Les N valeurs de ϕ sont échantillonnées selon une séquence de Sobol.

En considérant que les valeurs des mesures suivent une répartition normale, on choisit d'utiliser la valeur de 2.5 fois l'écart-type comme référence. Cela correspond à couvrir 99% des valeurs dans la répartition normale. On établit en observant les valeurs d'écart-type, qu'une différence de pourcentage de plus de 5% est significative pour les mesures de pourcentage de cycle de marche.

Mesures	Condition 0		Condition 1		Écart	
%1DA	9.0 (1.5)	6.9 (2.7)	6.1 (2.8)	6.3 (2.3)	-2.9	-0.5
%2DA	6.9 (2.7)	9.0 (1.5)	6.3 (2.3)	6.1 (2.8)	-0.5	-2.9
%A	59.1 (3.3)	56.8 (3.8)	58.6 (2.5)	53.8 (2.9)	-0.4	-3.0
Moy.IB	1.6 (2.1)		2.9 (4.1)		1.3	
IC.FH	27.3 (3.0)	30.7 (3.6)	29.2 (3.2)	27.1 (4.3)	1.9	-3.7
Moy.V.FH	7.2 (3.0)	9.0 (4.1)	9.0 (4.8)	9.5 (2.8)	1.9	0.5
Max.V.FH	32.9 (4.1)	32.3 (2.0)	29.4 (2.2)	28.0 (3.7)	-3.5	-4.3
Max.V.AH	6.6 (1.7)	8.0 (4.5)	2.6 (2.7)	4.9 (1.3)	-4.0	-3.1
Max.V.RH	9.3 (5.8)	12.3 (4.0)	17.9 (3.6)	20.6 (4.4)	8.6	8.3
Max.FG	68.4 (3.1)	69.3 (4.8)	58.7 (5.8)	32.1 (5.0)	-9.7	-37.2
IC.FG	11.4 (2.7)	14.8 (4.5)	8.7 (2.1)	15.1 (2.8)	-2.7	0.3
Max.1DA.FG	28.9 (2.4)	25.0 (3.6)	18.1 (4.2)	21.2 (3.2)	-10.8	-3.8
min.SA.FG	9.0 (2.8)	9.5 (3.3)	8.0 (3.5)	17.2 (1.7)	-1.0	7.6
Max.SA.FG	30.9 (2.7)	29.1 (2.4)	22.8 (4.0)	24.2 (3.7)	-8.1	-4.9
Max.A.DFC	10.5 (6.2)	5.3 (3.9)	11.3 (4.2)	0.6 (3.2)	0.9	-4.8
Max.V.DFC	16.2 (5.5)	12.7 (11.5)	16.4 (3.1)	3.1 (5.1)	0.2	-9.5
Moy.SA.DFC	-7.3 (3.5)	-0.5 (4.7)	-4.1 (3.0)	-8.2 (2.0)	3.2	-7.7
Cadence	123.0 (8.0)		111.3 (8.5)		-11.7	
Long. des pas	77.4 (10.8)	69.6 (8.7)	67.9 (10.9)	69.5 (6.4)	-9.6	-0.2
Vitesse	1.51 (0.07)		1.27 (0.19)		-0.23	

TABLE 3.3 – Comparaison des mouvements de référence de la condition **c0** avec ceux de la condition **c1**

Pour la cadence, c'est une valeur de 10 pas.s^{-1} . Pour la longueur des pas, une valeur de 15 cm. Et enfin pour la vitesse, une valeur de 0.20 m.s^{-1} .

Mesures	R1		R1d		R1p		R7		R1d		R7dp	
%.1DA	0.2	0.6	0.5	0.3	0.5	0.6	0.5	0.2	0.5	0.5	0.7	0.4
%.2DA	0.6	0.2	0.3	0.5	0.6	0.5	0.2	0.5	0.5	0.5	0.4	0.7
%.A	0.5	0.3	0.4	0.5	0.6	0.6	0.3	0.6	0.6	0.6	0.6	0.9
Moy.IB	1.2		0.6		1.4		4.3		1.8		1.0	
IC.FH	0.5	0.4	0.5	0.2	0.2	0.5	0.5	0.9	0.7	0.8	0.6	0.2
Moy.V.FH	0.3	0.2	0.3	0.3	0.3	0.2	0.4	0.4	0.4	0.3	0.3	0.2
Max.V.FH	0.5	0.4	0.3	0.2	0.2	0.5	0.4	0.5	0.6	1.0	0.6	0.2
Max.V.AH	0.3	0.3	0.3	0.5	0.5	0.3	0.5	0.4	0.4	0.2	0.3	0.5
Max.V.RH	0.3	0.4	0.4	0.5	0.2	0.3	0.6	0.8	0.9	0.4	0.5	0.3
Max.FG	0.3	0.2	0.5	0.5	0.6	0.3	0.8	0.6	0.4	0.4	0.6	0.4
IC.FG	0.4	0.3	0.3	0.3	0.4	0.3	0.4	0.6	0.3	0.6	0.8	0.2
Max.1DA.FG	0.3	0.4	0.3	0.3	0.5	0.2	0.7	0.5	0.8	0.5	0.6	0.4
min.SA.FG	0.6	0.2	0.2	0.2	0.3	0.3	0.4	0.2	0.4	0.5	0.3	0.5
Max.SA.FG	0.3	0.6	0.5	0.5	0.2	0.4	0.8	0.5	1.0	0.5	0.4	0.8
Max.A.DFC	0.3	0.6	0.4	0.6	0.3	1.0	0.7	0.6	0.5	0.6	1.0	0.3
Max.V.DFC	0.4	0.5	0.6	0.4	0.4	0.8	0.5	0.7	0.5	0.6	1.1	0.4
Moy.SA.DFC	0.3	0.3	0.2	0.4	0.4	0.5	0.3	0.5	0.5	0.2	0.5	0.2
Cadence	0.6		0.7		0.5		0.9		0.6		0.7	
Long. des pas	1.1	0.5	1.2	1.0	0.9	0.5	0.8	1.2	0.6	1.6	0.7	1.3
Vitesse	0.02		0.02		0.01		0.02		0.02		0.02	

TABLE 3.4 – Précision des différentes configurations

Mesures	c0_15		R1		R1d		R1p		R7		R7d		R7dp	
%.1DA	8.2	7.7	2.7	-0.6	2.1	1.2	0.3	-0.3	-2.0	0.8	2.0	-1.1	2.4	0.6
%.2DA	7.7	8.2	-0.6	2.7	1.2	2.1	-0.3	0.3	0.8	-2.0	-1.1	2.0	0.6	2.4
%.A	56.7	59.3	0.0	2.1	1.6	1.7	0.3	-0.3	2.6	-3.8	2.7	-1.7	3.7	-0.7
Moy.IB	1.1		3.4		1.2		1.4		2.0		0.9		3.3	
IC.FH	28.7	28.5	7.6	11.4	6.2	6.2	5.8	8.6	5.9	9.5	6.9	10.3	4.5	10.9
Moy.V.FH	9.9	6.5	2.6	0.7	1.2	1.2	2.4	0.1	0.0	4.3	-1.4	-0.2	-1.0	-1.5
Max.V.FH	33.8	32.0	2.5	8.1	3.2	3.0	0.8	5.1	1.5	8.4	2.3	7.2	-0.2	8.7
Max.V.AH	5.9	11.8	-2.6	-0.9	-0.7	-1.8	-2.8	-0.7	2.4	-2.4	0.3	-1.5	4.2	2.0
Max.V.RH	10.5	9.9	0.3	-1.5	-1.0	0.5	-6.1	-0.4	-2.8	-0.1	-5.7	-2.6	-2.6	0.2
Max.FG	69.0	70.7	-4.7	-1.6	0.3	-1.0	-0.8	-3.1	-3.8	-2.9	1.1	-1.8	3.9	-2.9
IC.FG	13.4	12.2	1.3	9.0	0.8	11.3	1.5	8.5	1.5	7.7	2.6	8.0	4.9	6.1
Max.1DA.FG	29.9	25.9	-3.6	0.0	-7.0	0.3	-2.4	0.0	-4.9	0.2	-4.2	3.1	-2.2	-0.7
min.SA.FG	10.7	11.2	-2.5	-4.4	-2.4	1.3	-7.4	-1.6	-5.7	-3.2	-6.0	-6.8	-4.9	-8.5
Max.SA.FG	32.0	28.9	-1.7	0.0	-3.7	-3.2	-2.9	-1.8	-6.0	-3.4	-5.2	0.1	-3.6	-4.6
Max.A.DFC	7.3	5.9	5.4	4.5	5.4	1.7	5.7	4.0	5.2	3.7	3.9	2.6	-0.6	4.5
Max.V.DFC	12.7	15.0	-8.8	-9.1	-5.9	-9.1	-7.4	-7.7	-7.9	-18.2	-5.7	-13.1	-11.6	-10.7
Moy.SA.DFC	-8.4	0.9	-5.1	-10.6	-3.7	-10.4	-2.3	-12.2	-2.6	-16.9	-4.2	-12.5	-5.8	-14.0
Cadence	123.7		0.0		0.0		0.0		0.0		0.0		0.0	
Long. des pas	68.3	74.9	-3.7	-3.6	-8.8	-2.4	-4.5	-1.2	1.2	-4.7	1.1	-9.0	-1.0	-8.4
Vitesse	1.48		-0.08		-0.12		-0.06		-0.04		-0.08		-0.10	

TABLE 3.5 – Exactitude des différentes configurations

La table 3.4 montre que la dispersion des mesures au cours de la simulation de plusieurs cycles de marche est bien inférieure à la dispersion observée entre les mesures réalisées sur les mouvements de référence. On observe aussi qu’aucune des méthodes d’entraînement ne produit des réseaux qui présentent une amélioration ou une dégradation de la précision. La seule valeur notable est l’écart-type de l’inclinaison moyenne du bassin pour le réseau **R7**, mais elle reste tout de même inférieure à la valeur seuil de 5° .

La table 3.5 liste pour chaque mesure et chaque réseau la différence entre la moyenne des valeurs observées et la valeur mesurée sur le mouvement de référence. On observe que pour chaque réseau, nous avons entre 8 et 11 différences qui sont supérieures au seuil établi. Nous avons aussi calculé la somme des valeurs absolues des différences pour les mesures angulaires. On obtient les valeurs suivantes :

- **R1** = 113.9°
- **R1d** = 96.4°
- **R1p** = 103.5°
- **R7** = 133.1°
- **R7d** = 120.2°
- **R7dp** = 125.3°

Ces résultats ne montrent pas de différences significatives entre les réseaux. D’après la somme des différences, il semble que l’entraînement sur moins de mouvements et l’utilisation des mouvements déphasés réduise la différence entre les mouvements simulés et la référence.

Des différences sont plus fréquemment relevées sur la flexion de la hanche au moment du contact, la dorsiflexion maximale du pied en phase de vol, la dorsiflexion moyenne du pied en phase d’appui et la flexion du genou droit au moment du contact. Ces différences peuvent s’expliquer par la modélisation simplifiée du pied.

Il ne ressort finalement pas de préférence particulière pour une configuration d’entraînement. Mais la configuration **R7** semble être la moins adaptée à nos objectifs.

3.5.4 Évaluation de la reproductibilité de la PPO

Le but de cette évaluation est de quantifier la dispersion des mesures causée par le processus d’entraînement. On cherche à savoir si deux entraînements réalisés avec les mêmes conditions expérimentales aboutissent à deux réseaux qui produisent des simulations similaires. Pour cela on calcule l’écart entre les moyennes des mesures obtenues pour deux configurations similaires, mais issues de deux entraînements distincts. On réalise ces mesures pour les réseaux **R1** et **R7d**.

La table 3.6 présente les résultats obtenus. On observe des valeurs supérieures aux valeurs mesurées pour la précision, on ne peut donc pas conclure que le processus d’entraînement est parfaitement reproductible. Mais la plupart des mesures sont en dessous des seuils que nous avons fixé pour juger de la différence significative entre deux mouvements. De plus, le nombre d’en-

Mesures	R1		R7d	
%.1DA	-1.3	0.3	0.1	-0.0
%.2DA	0.3	-1.3	-0.0	0.1
%.A	-0.6	-0.4	-0.4	0.4
Moy.IB	1.0		1.2	
IC.FH	0.1	-2.5	-1.3	0.3
Moy.V.FH	0.1	2.9	1.0	3.0
Max.V.FH	0.1	-2.8	0.4	0.6
Max.V.AH	-0.7	1.1	-0.7	-1.7
Max.V.RH	-1.4	-3.5	0.2	0.8
Max.FG	-0.3	-1.8	-4.9	0.1
IC.FG	-0.4	-0.4	0.1	-1.3
Max.1DA.FG	1.4	2.5	2.4	-3.1
min.SA.FG	-2.2	2.6	1.5	5.1
Max.SA.FG	-1.1	0.2	2.3	-1.1
Max.A.DFC	-0.8	-1.9	-1.5	3.7
Max.V.DFC	1.6	-5.4	-2.8	6.3
Moy.SA.DFC	1.0	-2.2	-0.7	1.7
Cadence	0.0		-0.0	
Long. des pas	-0.7	1.7	-0.6	-0.7
Vitesse	0.01		-0.01	

TABLE 3.6 – Mesure de la reproductibilité du simulateur

traînements réalisés avec la même configuration n'est pas suffisant pour établir des conclusions qualitatives. On conclut donc que la reproductibilité n'est pas parfaite, mais elle est suffisante pour ne pas produire des mouvements totalement différents.

3.5.5 Évaluation de la spécificité à un mouvement

Cette évaluation a pour but de quantifier la capacité d'un réseau à produire des mouvements stables sans ré-entraînement en cas de changement dans les trajectoires de référence. Cette capacité est recherchée car dans le cadre du projet, on souhaite que le réseau. Pour cette évaluation, nous avons employé deux approches.

La première consistait à appliquer des modifications sur la trajectoire de référence du genou. Elle a été réalisée avec une version plus ancienne de notre simulateur. Nous étions moins exigeant, une simulation de 3 secondes était considérée comme un succès. Dans cette version, les trajectoires étaient décrites par des B-Splines, les déformations étaient réalisées en changeant l'ordonnée d'un ou plusieurs points de contrôle de manière à faire varier l'amplitude des extremums locaux (D1, D2, D3, D4) de trajectoire du genou droit (voir Figure 3.16).

Les résultats obtenus sont présentés dans la table 3.7. Afin d'interpréter la limite inférieure de RK, il faut rappeler que la flexion maximale moyenne du genou est d'environ 70°. La modification

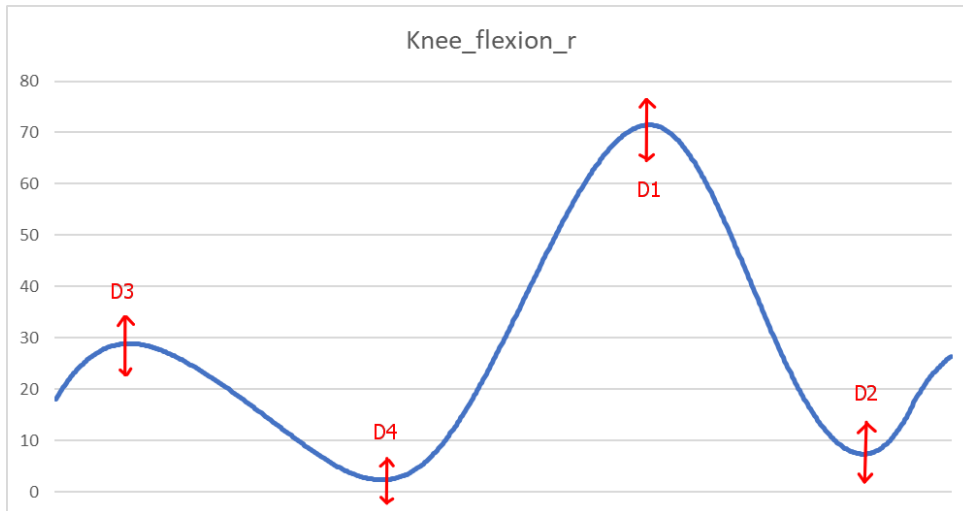


FIGURE 3.16 – Modifications sur la trajectoire du genou droit

Valeur d'entrée	Limite inférieure	Limite supérieure
RK	53.5°	-
$D1$	-60°	0°
$D2$	0°	38°
$D3$	-15°	12.9°
$D4$	0°	36.5°

TABLE 3.7 – Bornes des modifications acceptables

de RK permet donc de réduire la flexion maximale de 16.5° . Ce n'est clairement pas suffisant pour approcher la valeur de 32° , observée en moyenne dans les mouvements de référence de la condition **c1**. L'amplitude des modifications acceptables sur $D1$, $D2$, $D3$ et $D4$ et plus est importante donc le blocage strict de l'articulation fait échouer plus facilement les simulations que la modification des extremums. On observe aussi que $D2$, $D3$ et $D4$ sont des modifications plus critiques que $D1$ car leurs amplitudes acceptables sont plus faibles.

La seconde approche, nous l'avons mise en place après avoir implémenté l'entraînement sur différents mouvements. Elle consiste, pour chaque configuration, à mesurer le ratio de réussite lorsque les mouvements à reproduire sont sélectionnés aléatoirement parmi les 7 mouvements de référence et leur version déphasée, avec une répartition uniforme du ϕ de départ. On considère 3 ratios, les simulations qui durent au moins 5s, 10s et 15s.

La table 3.8 nous montre que la configuration **R7dp** est la moins spécifique, elle permet une adaptation à plus de mouvements différents. Au contraire, la configuration **R1p** est la plus spécifique, elle a le taux d'échec le plus élevé lorsqu'elle rencontre d'autres mouvements. On observe aussi que l'utilisation d'un mouvement déphasé d'un demi-cycle de marche dans l'apprentissage permet de réduire la spécificité. Par contre, la stabilité est aussi affectée si seulement

Ratio	R1	R1d	R1p	R7	R7d	R7dp
7d 5 s	0.724	0.892	0.712	0.978	0.978	0.986
7d 10 s	0.724	0.798	0.554	0.976	0.978	0.986
7d 15 s	0.724	0.67	0.524	0.976	0.978	0.986
1 5 s	1	1	1	1	1	1
1 10 s	1	1	1	1	1	1
1 15 s	1	1	1	1	1	1

TABLE 3.8 – Ratio de réussite des différentes configurations

un mouvement de référence est utilisé.

3.5.6 Évaluation de la sensibilité aux modifications des mouvements

Dans le but d'établir un lien entre les modifications appliquées sur le mouvement de référence et les changements observés dans les mouvements produits par le simulateur, nous avons proposé une analyse de sensibilité.

Afin de la réaliser, nous avons effectué des simulations en faisant varier les valeurs d'entrée (D1, D2, D3, D4). Les combinaisons de variations ont été générées en utilisant une séquence de Sobol. La séquence et le nombre d'échantillons ont été choisis pour être optimaux afin de calculer les indices de sensibilité selon Saltelli et al. [SAA*10]. Pour chaque mesure, nous avons calculé l'indice d'effet principal. Il existe plusieurs façons de calculer cet indice et nous avons utilisé la méthode introduite par Saltelli et al. [SAA*10]. Cet indice peut être considéré intuitivement comme la variance obtenue si tous les paramètres sauf le paramètre k pouvaient être fixés, le tout normalisé par la variance globale. Cela présente l'avantage de pouvoir étudier l'influence d'une valeur d'entrée dans un système où toutes les valeurs changent. Ces mesures ont aussi été réalisées sur la version du simulateur qui utilisait les B-Splines. La table 3.9 présente les résultats obtenus.

Measures	D1		D2		D3		D4	
Moy.IB			2		5			
Moy.A.FH			4		3			
IC.FH	1		1		5		1	
Max.S.AH	4	2		5				
Max.S.FG	5	3	3			3		4
min.SA.FG				2	1			

TABLE 3.9 – Rang de sensibilité

Cette table donne pour chaque valeur d'entrée les 5 mesures les plus influencées. Lorsque deux valeurs sont données, la première fait référence au côté gauche et la seconde au côté droit.

3.5.7 Évaluation de la robustesse aux perturbations

Enfin, afin d'évaluer la robustesse des différentes configurations nous avons réalisé un ensemble de simulations pendant lesquelles nous avons appliqué des perturbations en suivant le protocole proposé par Geijtenbeek et al. [GPV12]. Il consiste à appliquer une force d'une intensité T sur le centre de masse dans une direction horizontale aléatoire, selon le schéma suivant : 100 N pendant 0.2 seconde puis 1 seconde de pause.

Ce protocole a été appliqué dans deux situations différentes :

- La simulation avec comme mouvement d'entrée les 7 mouvements de référence et leurs versions déphasées (**7d**).
- La simulation avec le seul mouvement que les configurations **R1**, **R1d**, **R1p** ont rencontré.

	R1	R1p	R7d	R7dp
7d 5 s	0.624	0.638	0.956	0.984
7d 10 s	0.327	0.404	0.71	0.964
7d 15 s	0.179	0.3	0.486	0.936
1 5 s	0.994	1	0.972	0.998
1 10 s	0.744	1	0.658	0.996
1 15 s	0.506	1	0.392	0.988

TABLE 3.10 – Ratios de réussite des différentes configurations face aux perturbations

Les résultats obtenus (voir Table 3.10) permettent de comparer la robustesse du simulateur avec les différents réseaux de neurones. Comme pour la spécificité, on considère 3 ratios, les simulations qui durent au moins 5 s, 10 s et 15 s. Ce choix permet de se faire une idée de la robustesse sur des simulations qui durent plus ou moins longtemps. Contrairement aux résultats sur la spécificité, il y a une nette différence entre le taux de succès à 10 s et à 15 s. Cela confirme l'utilité de réaliser des simulations d'au moins 15 s pour juger de la stabilité.

Les résultats montrent que l'entraînement en présence de perturbations permet effectivement de rendre le simulateur plus robuste aux perturbations. Ces résultats nous montrent aussi qu'un entraînement réalisé sur plus de mouvements de référence rend le réseau moins robuste aux perturbations.

3.5.8 Conclusion

Les résultats des analyses réalisées sur les mouvements produits en utilisant les différents réseaux de neurones nous permettent de choisir un contrôleur qui est le plus adapté à la réalisation de prédictions. Afin de pouvoir réaliser des prédictions nous avons cherché parmi les différents réseaux celui qui était le plus à même de produire des simulations stables quand les trajectoires de référence sont modifiées. Ce choix a été guidé par le fait que la méthode que nous utilisons

pour réaliser les prédictions est basée sur la déformation de trajectoires. Cette méthode sera présentée en détails dans la section 3.6.

Nous avons choisi le réseau **R7dp** qui a été obtenu en réalisant un premier entraînement sur 7 mouvements de référence et leurs versions déphasées d'un demi-cycle de marche, puis un ré-entraînement avec des perturbations. Ce réseau permet la plus grande stabilité sur l'ensemble des mouvements de référence avec et sans perturbation. De plus, il présente une précision et une exactitude similaires à celles des autres réseaux étudiés.

3.6 Calcul de mouvement prédit

Dans cette section nous présentons la troisième utilisation possible de notre environnement de simulation dont l'architecture est rappelée dans la figure 3.17. L'objectif est de produire des mouvements prédits. Un mouvement prédit est une proposition de mouvement que le sujet pourrait effectuer pour s'adapter aux changements qui lui sont imposés. Sa recherche est un problème d'optimisation de trajectoires, car il faut trouver des nouvelles trajectoires de référence permettant de produire un mouvement respectant les contraintes. Les contraintes représentent le changement imposé à l'avatar et des termes de régularisation.

Notre contribution consiste à réaliser l'optimisation en simulant les mouvements obtenus après modification de la trajectoire de référence. Cela permet de s'assurer de la faisabilité du mouvement et de pouvoir calculer la récompense utilisée dans le processus d'optimisation directement avec des données mesurées sur le mouvement simulé. Mais le nombre de déformations qui peuvent être effectuées sur le mouvement de référence est très important. En effet, le mouvement de référence ne doit pas être nécessairement un mouvement physiquement valide pour permettre de produire un mouvement simulé stable. Le nombre de simulations à réaliser est donc très élevé, nous proposons donc également une approche pour réduire le nombre de simulations.

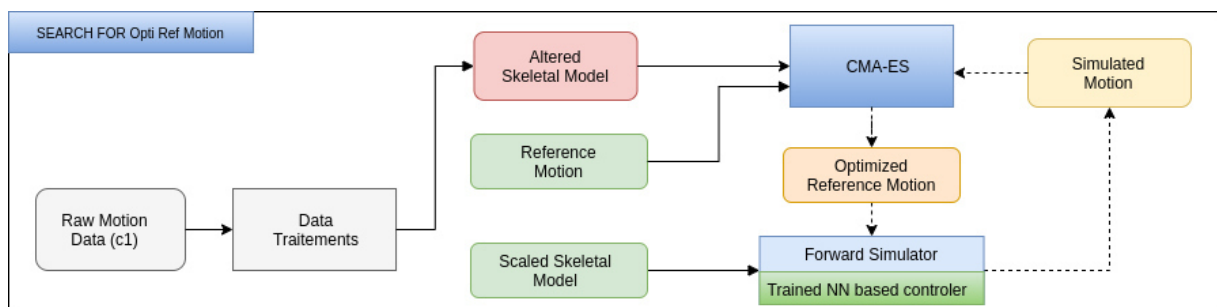


FIGURE 3.17

Les composants permettant la prédiction d'un mouvement sont :

- La phase de réduction de la taille de l'espace de recherche ;
- La déformation d'une trajectoire du mouvement du référence ;

- L’optimisation des déformations ;
- Le composant de simulation et de contrôle permettant d’évaluer le résultat d’une déformation.

3.6.1 Réduction de l’espace de recherche

L’espace de recherche est constitué de toutes les modifications que l’on peut apporter au mouvement de référence, en conservant la continuité C^2 , ainsi que la caractéristique cyclique des trajectoires articulaires.

Le choix d’utiliser la description utilisant des NURBS non-rationnelles et périodiques a été grandement motivé par le souhait de pouvoir modifier des paramètres en étant sûr que les propriétés de continuité et la caractéristique cyclique soit conservées.

La première méthode utilisée pour réduire l’espace de recherche a donc été de réaliser des approximations des trajectoires avec un nombre variable de points de contrôle, afin d’en déterminer la quantité optimale c’est-à-dire minimale tout en gardant une trajectoire d’allure similaire. Nous considérons que deux trajectoires sont similaires de manière subjective, et les critères utilisés pour sélectionner le nombre de points de contrôle à utiliser sont :

- La valeur de l’erreur quadratique moyenne ;
- Le nombre de points de contrôle ;
- L’éloignement des points de contrôle par rapport à l’ordonnée ;
- Le respect de l’allure générale de la trajectoire.

Cette étape a permis de réduire le nombre total de points de contrôle utilisés pour décrire les trajectoires des articulations.

Dans un deuxième temps, nous avons choisi de réduire le nombre de trajectoires articulaires à optimiser. Pour cela, nous nous sommes basé sur l’état de l’art des connaissances biomécaniques sur la contrainte que nous avons choisi d’imposer à l’avatar. Par exemple, dans [KFRR00] est présentée une comparaison de mesures effectuées entre des patients présentant une démarche raide du genou et des patients témoins. [IKK*12] présente également des comparaisons de mesures, mais en utilisant des courbes de Lissajous. Dans [LOW12] sont présentées encore des comparaisons de mesures mais réalisées sur des sujets sains pour lesquels la pathologie a été induite. Toutes rapportent des schémas d’élévation et de circumduction de hanches pendant la phase de vol. L’élévation de la hanche peut être définie comme *"une augmentation de l’abduction de la hanche sur le côté non affecté pendant l’appui, avec une élévation du bassin du côté affecté pendant la phase de vol"* [KFRR00]. Et la circumduction peut être définie comme *"une abduction de la hanche plus importante du côté du membre affecté pendant le mouvement de balancier"* [KFRR00].

Dans notre simulateur, la position et l’orientation du bassin sont définies dans le repère du monde. Des variations dans les mouvements des pieds sont également constatées mais nous ne

les étudierons pas car notre modèle ne le permet pas. Le changement d'orientation du bassin dans le plan coronal influence donc l'orientation globale de tous les corps rigides dans le plan coronal. Pour limiter cet effet, nous avons choisi d'inclure dans l'optimisation toutes les articulations du plan coronal qui sont liées au bassin. Le changement de hauteur du bassin influence aussi la hauteur des autres corps. Pour que les pieds restent en contact avec le sol, nous avons choisi d'inclure aussi la flexion du genou opposée en phase d'appui. Étant donné qu'une modification de la cadence de marche est aussi observée, nous avons aussi inclus dans l'optimisation une variable permettant son optimisation. Nos conclusions sont résumées dans la table ??, et le résultat sur les points de contrôle sélectionnés est présenté dans les trajectoires de la figure 3.18.

Degré de liberté	Appui non affecté	Vol affecté	Appui affecté	Vol non affecté
Rotation coronale du bassin		l		—
Hauteur globale du bassin		l		—
Rotation coronale du HAT		*		—
Abduction de hanche	l	l	—	—
Flexion du genou	l	c	c	—

TABLE 3.11 – Conclusions de la comparaison entre **c0** et **c1** par degré de liberté et par phase : l indique une différence rapportée par la littérature, * une implication suite à notre modèle et c est la contrainte imposé. Lorsque deux valeurs sont données, la première fait référence au côté gauche et la seconde au côté droit.

3.6.2 Déformation des trajectoires

Dans cette section nous présentons les différents choix possibles pour déformer les trajectoires tout en conservant les propriétés de continuité C^2 et la caractéristique périodique. Nous avons commencé par exclure la possibilité de changer l'abscisse les points de contrôle. En effet, lorsque deux points de contrôle ont des abscisses très proches une oscillation de grande amplitude apparaît dans la trajectoire. Nous avons alors observé l'influence des modifications de l'ordonnée et du poids des points de contrôle. La figure ?? présente une comparaison des déformations obtenues en faisant varier dans un cas l'ordonnée y des points de contrôle (courbes bleues) et dans l'autre cas leur poids w (courbes vertes). La même modification n'a pas été appliquée simultanément sur tous les points de contrôle car cela aurait eu très peu d'influence. En effet, appliquer le même décalage sur les ordonnées de tous les points de contrôle revient à ajouter un décalage à la trajectoire. Et multiplier simultanément tous les poids n'a aucun effet car c'est le ratio entre les points qui influence l'allure de la courbe. Nous avons tracé les courbes correspondantes à l'application d'une modification au point d'abscisse $0 < \phi < 1$. Les modifications sont appliquées sur tous les points de contrôle (j) en utilisant la première formule pour l'ordonnée et

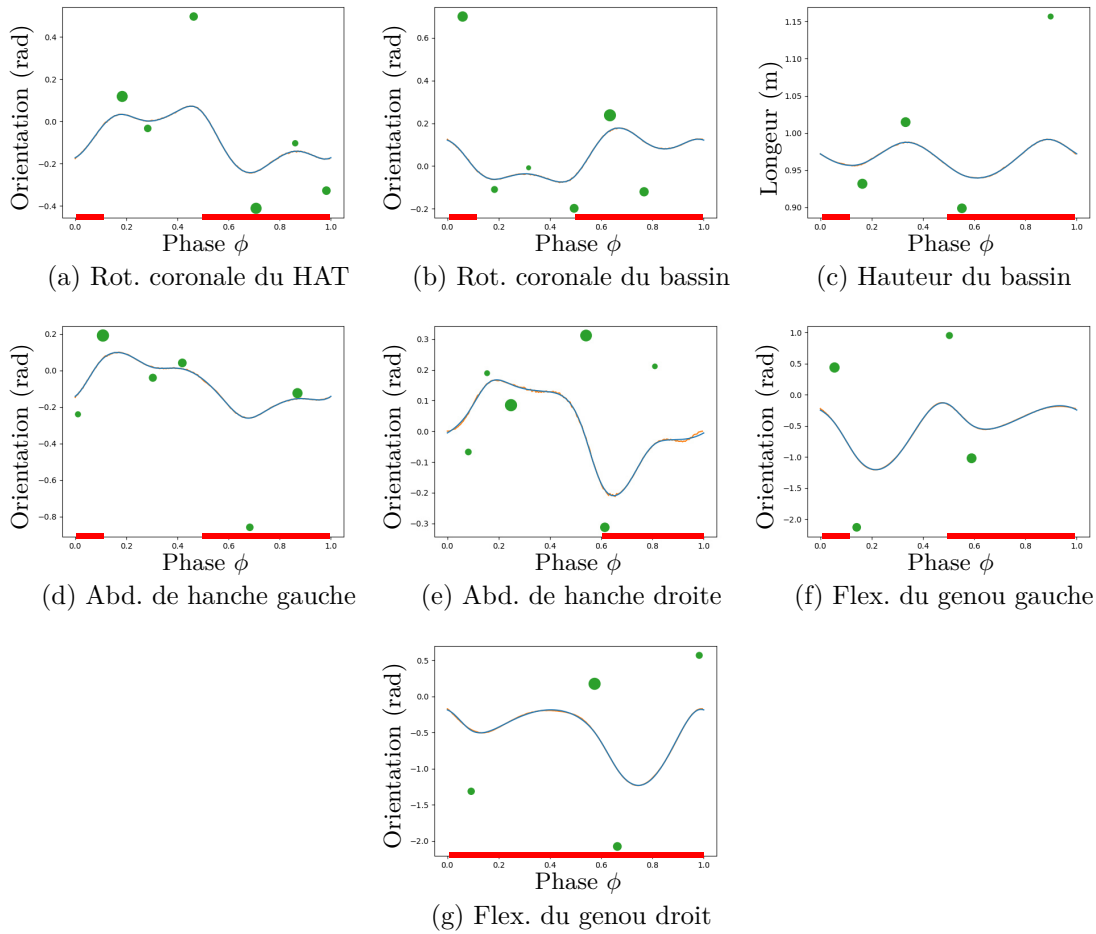


FIGURE 3.18 – Trajectoires approximées avec un nombre de points de contrôle optimal

la seconde pour le poids :

$$y_{new}(j) = y_{old}(j) + y_{offset} * (1 - 2 * |x(j) - \phi|)^{30}$$

$$w_{new}(j) = w_{old}(j) * (w + (1 - w) * (1 - 2 * |x(j) - \phi|)^3)$$

La modification du poids seul a été écartée car l'amplitude des modifications est limitée par l'ordonnée des points de contrôle. Afin de limiter le nombre de variables à optimiser nous avons choisi d'optimiser uniquement les ordonnées.

3.6.3 Optimisation des trajectoires de référence

Dans cette section, nous allons présenter la méthode utilisée pour réaliser l'optimisation. L'algorithme d'optimisation que nous avons choisi d'utiliser est celle du CMA-ES. Le principe

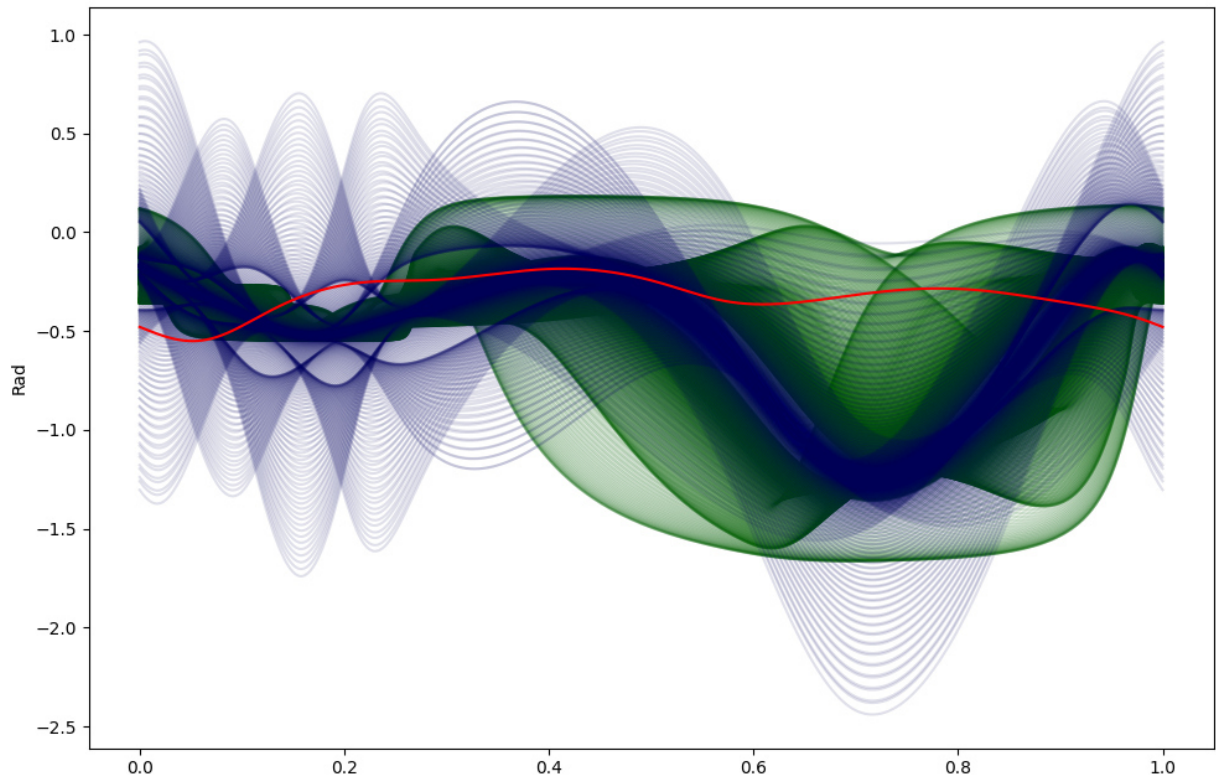


FIGURE 3.19 – Déformation de la trajectoire du genou droit. En bleues les variations de $\mathbf{c0}$ obtenues en appliquant un décalage de $\pm\frac{\pi}{2}$ rad sur l'ordonnée de chaque point de contrôle. En vertes les variations de $\mathbf{c0}$ obtenues en multipliant les poids entre 0.001 et 1000. En rouge, la trajectoire dans la condition $\mathbf{c1}$.

que nous proposons consiste à partir d'un mouvement de référence et décrire l'altération du modèle sous la forme d'un objectif. En effet, comme nous l'avons vu dans l'analyse de spécificité du simulateur, il ne peut pas s'adapter à une contrainte stricte sur le mouvement de l'articulation du genou. Parmi les différentes configurations dont nous disposons, il semble plus judicieux de choisir celle qui est la moins spécifique aux mouvements de référence. Le simulateur sera ainsi plus facilement capable de produire un mouvement stable lorsque le mouvement de référence va changer.

On utilisant un mouvement de référence, la configuration la moins spécifique et l'algorithme du CMA-ES, nous allons chercher progressivement par optimisation de nouvelles trajectoires de référence optimisées qui permettent de produire un mouvement stable plus proche de l'objectif. Ainsi, notre modèle ne diverge pas et reste capable de produire des mouvements stables tout au long de l'optimisation. C'est important car si l'on se retrouve dans une configuration qui ne permet plus de produire des mouvements stables, il est impossible de revenir en arrière avec cet

algorithme.

Les nouvelles trajectoires de référence sont calculées en appliquant des décalages sur l'ordonnée de certains points de contrôle. Ces décalages et celui sur la durée du cycle de marche sont les valeurs d'entrée de notre processus d'optimisation.

Le CMA-ES fonctionne par vagues (itérations). Pour chaque vague, plusieurs ensembles de valeurs d'entrée vont être testés. Ces ensembles sont obtenus par tirage aléatoire dans l'espace de recherche qui est décrit par des valeurs moyennes et des écart-types pour chaque valeur d'entrée. Une fois une vague terminée, en fonction des récompenses obtenues pour chaque ensemble, la valeur moyenne et l'écart-type sont mis à jour. L'initialisation est réalisée en utilisant 0 comme valeur moyenne et un écart-type de 0.001 pour les décalages, et 0.0001 comme valeur pour le décalage sur la durée du cycle de marche. Ceci afin d'être très proche du mouvement de référence à l'initialisation.

Les récompenses sont calculées à partir de plusieurs objectifs. En plus de l'objectif permettant de mesurer l'éloignement avec la condition altérée, il y a plusieurs objectifs qui servent de régularisation. On mesure la quantité de collisions entre les deux jambes, le changement dans la direction de marche, la chute et la différence entre les cycles consécutifs de marche. Toutes ces mesures sont réalisées à la fin de la simulation, et notre algorithme de détection automatique des événements est utilisé pour extraire les cycles. La formule générale de la récompense est la suivante :

$$r = w_{obj} * r_{obj} + w_{col} * r_{col} + w_{dir} * r_{dir} + w_{fall} * r_{fall} + w_{sim} * r_{sim}$$

Les formules suivantes détaillent le calcul des différents termes :

$$r_{obj} = 1 - \exp(-5 * diff^2)$$

diff est la différence angulaire (en radians) entre la contrainte imposée et la contrainte respectée par la simulation.

$$r_{col} = sig_{0.5,10}(col_{ratio})$$

col_{ratio} est le ratio de pas de temps de simulation pendant lesquels il y a des collisions entre les deux jambes. 0 correspond à aucune collision et 1 à des collisions à chaque pas de temps.

$$r_{dir} = sig_{0.5,20}(3 * \Delta dir)$$

Δdir est la différence angulaire (en radians) entre la direction de marche souhaitée et moyenne des directions de marche de chaque cycle simulé.

$$r_{fall} = sig_{0.5,10}(fall_{ratio})$$

$fall_{ratio}$ est le ratio de pas de temps de simulation manquant pour arriver à la fin de l'horizon de simulation. 0 correspond à aucun pas de temps manquant et 1 à une chute dès le premier pas de temps.

$$r_{sim} = sig_{0.5,20}(3 * sim)$$

sim est la moyenne des similarités entre deux cycles successifs de marche. La similarité entre deux cycles est définie comme étant la somme des différences quadratiques moyennes des positions locales des centres de masse de chaque corps rigide.

Dans chaque formule précédente $sig_{a,b}(x) = \frac{1}{1 - \exp(-a*(x+b))}$, et le résultat est régularisé de manière à obtenir 0 pour $x = 0$ et 1 pour $x = 1$.

Les conditions d'arrêt utilisées sont celles par défaut (cf. documentation du module Python `cma`). Nous avons seulement modifié la tolérance sur la valeur de la récompense, car il est impossible d'atteindre la valeur par défaut de 10^{-11} avec notre fonction de coût. Pour définir une valeur plus cohérente nous avons mesuré la récompense de similarité, de direction et de collisions sur un mouvement de référence. Et nous avons calculé la récompense minimale associée à une différence de 1° dans le respect de l'objectif.

RÉSULTATS

Dans ce chapitre, nous allons présenter les résultats obtenus en utilisant les méthodes présentées dans le chapitre 3. L'objectif de la section 4.1 est de présenter et d'analyser les résultats obtenus pour le suivi de mouvements sains et pathologiques avec les différents réseaux de neurones entraînés. Dans la section 4.2 les résultats des prédictions obtenues avec différentes configurations sont présentés et analysés.

Dans les différentes tables de ce chapitre les valeurs sur-lignées en bleu mettent en avant une dissymétrie. Les valeurs sur-lignées en orange mettent en avant une différence supérieure aux valeurs établies dans la section 3.5.3.

4.1 Résultats du suivi de mouvement

Dans cette section nous allons présenter la réalisation des différents entraînements en détaillant le coût en temps de calcul et l'évolution au cours du temps des récompenses (section 4.1.1). Ensuite, dans les sections 4.1.3 et 4.1.4, les mouvements obtenus en utilisant les différents réseaux de neurones sont présentés. La section 4.1.3 présente sur le suivi d'un mouvement sain avec différents réseaux et la section 4.1.4 présente le suivi d'un mouvement pathologique. La section 4.1.2 présentera le mouvement optimal utilisé pour la réalisation de toutes les simulations avec la condition **c0**.

4.1.1 Entraînements

Le déroulement des différents entraînements est détaillé dans cette section. Au total, 9 entraînements ont été réalisés pour obtenir tous les résultats présentés dans ce document. Ils ont été réalisés en utilisant les protocoles détaillés dans la section 3.4.7. Pour tous les entraînements réalisés, chaque mouvement de référence était représenté par des trajectoires décrites avec des NURBS périodiques et non-uniformes composées de 8 points de contrôle. Elles ont été obtenues en utilisant la méthode décrite dans la section 3.3.2.

Un entraînement dure environ 10 heures en parallélisant la simulation des transitions sur les 12 threads d'un processeur cadencé à 3.6 GHz. Les calculs de propagation sur le réseau de neurones n'ont pas été réalisés sur GPU. En effet, il représente très peu de temps de calcul par

rapport aux simulations elles-mêmes. Quelle que soit la configuration, les entraînements ont une durée similaire car la condition d'arrêt est la réalisation de 22 millions de transitions et que la durée de simulation d'une transition est constante. Cette durée est d'environ 20 ms et elle correspond à un mouvement d'une durée de 33 ms. La simulation parallélisée est donc environ 20 fois plus rapide que le temps réel. Pour augmenter cette valeur sans diminuer l'horizon de simulation, il faudrait augmenter le nombre de threads utilisés et/ou le nombre de transitions collectées par cycle.

La Figure 4.1 montre pour les 7 configurations d'entraînement différentes l'évolution de la récompense par transition en fonction du nombre de cycles d'apprentissage. Elle montre aussi la répartition des récompenses par transition en fonction de la direction de déplacement et de la phase d'initialisation de la simulation. Seuls 7 graphiques sont présentés car les 2 entraînements supplémentaires sont réalisés en utilisant une deuxièmement fois une configuration déjà présentée. On précise que pour deux entraînements réalisés avec des configurations identiques, il n'y a pas de différence visible dans les récompenses.

Pour chaque configuration, le graphique supérieur présente l'évolution des récompenses par transition en fonction du nombre de cycles d'apprentissage. Cela permet de visualiser pour chaque cycle la répartition des récompenses données aux transitions simulées pendant ce cycle. Le premier et le dernier quartile des récompenses sont représentés par un trait noir et la médiane par un point orange. Ces informations permettent de lire la borne inférieure, la borne supérieure et la répartition par quartile des récompenses pour chaque cycle.

Pour chaque entraînement qui commence avec un réseau non entraîné on observe deux phases au cours de l'apprentissage. La première phase s'étend environ du premier au 300^{ème} cycle, et correspond à une augmentation rapide de la récompense pour les 3/4 des transitions. Cette phase n'est pas observée lorsque que l'on réalise un ré-entraînement avec des perturbations. La deuxièmement phase s'étend du 300^{ème} cycle à la fin de l'apprentissage, elle correspond à une évolution beaucoup plus lente des récompenses.

Sachant que lors des premiers cycles de l'entraînement le réseau n'est pas capable de produire des mouvements de marche, on peut interpréter ces deux phases. Premièrement, une phase qui va permettre au réseau de produire un mouvement de marche stable. Puis, une deuxièmement phase qui va permettre de mieux suivre le ou les mouvements de référence. Il est donc probable qu'il soit possible d'utiliser le réseau obtenu après 300 cycles d'entraînement comme solution de départ pour tous les entraînements réalisés sur le même sujet. Cela pourrait permettre de réduire d'environ 10% le temps d'entraînement.

On observe aussi sur le graphique supérieur une différence importante entre les entraînements réalisés sur 1 mouvement et les entraînements réalisés sur 7 mouvements. Pour les entraînements réalisés sur 7 mouvements, la borne inférieure des récompenses sur les transitions est proche de 0 pour un nombre de cycles plus important que pour les autres entraînements. Nous pouvons

expliquer cela car les réseaux entraînés à reproduire 7 mouvements n’obtiennent pas un taux de réussite de 100% sur la reproduction des 7 mouvements avec des conditions initiales variables (voir Table 3.8).

Les deux graphiques inférieurs permettent de vérifier qu’il n’y a pas de condition initiale problématique. Dans notre cas, on observe sur l’entraînement dans la condition **R7** des valeurs de récompense plus faibles pour un ϕ de départ proche de 0.4. Cette valeur ne correspond pas à un événement particulier dans le cycle de marche mais elle explique peut-être le résultat légèrement inférieur obtenu dans la Table 3.8.

4.1.2 Approximation optimale d’un mouvement

Les résultats de cette section permettent de visualiser la qualité de notre approximation optimale d’un mouvement et la quantité de calculs nécessaires à son obtention. L’obtention de l’approximation optimale d’un mouvement n’est pas totalement automatique. En effet, la phase de choix du nombre de points de contrôle pour chaque trajectoire a été réalisée manuellement. Cette opération a uniquement été effectuée pour le mouvement nommé *c0_15*. C’est le même mouvement qui a été utilisé pour faire l’approximation avec 8 points de contrôle utilisée pour obtenir les réseaux **R1**, **R1d** et **R1p**.

Nous avons commencé par réaliser l’optimisation de la position des points pour un nombre de points de contrôle fixe avec la méthode présentée dans la section 3.3.2. Cette optimisation a été réalisée pour 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10 et 21 points de contrôle. Nous avons rassemblé dans la Table 4.1 l’erreur quadratique moyenne des approximations en fonction du nombre de points de contrôle pour chaque degré de liberté.

Dans cette table, pour chaque degré de liberté, nous avons marqué avec une case verte le nombre optimal de points de contrôle utilisés. Cet optimum a été choisi en utilisant la liste des critères suivants :

- La valeur de l’erreur quadratique moyenne ;
- Le nombre de points de contrôle ;
- L’éloignement des points de contrôle par rapport à l’ordonnée ;
- Le respect de l’allure générale de la trajectoire ;
- La validité des critères pour les deux côtés.

Les trajectoires approximées optimales comparées aux données brutes sont visibles dans la Figure 4.2. On y voit aussi le positionnement des points de contrôle (points verts) et leur poids (taille des points). En tout, 128 points de contrôle sont nécessaires pour représenter le mouvement de marche de notre sujet. Cela représente 387 paramètres car il faut 3 paramètres par point de contrôle plus les deux paramètres qui représentent le déplacement global du sujet dans le plan horizontal et le paramètre qui indique la durée du cycle. Dans les données brutes environ 200 valeurs étaient nécessaires pour représenter chaque trajectoire. Donc au total 4200

Degré de liberté/Nb. de points	4	5	6	7	8	9	10	21
Rot. coronale du bassin	-3.7	-3.8	-6.3	-6.5	-7.4	-6.4	-6.4	-8.8
Rot. transversale du bassin	-4.1	-4.8	-7.5	-7.8	-7.8	-7.8	-8.0	-8.3
Rot. sagittale du bassin	-4.8	-5.0	-5.1	-5.4	-5.2	-5.8	-5.8	-8.7
Pos. x du bassin	-6.0	-6.7	-6.7	-6.9	-7.2	-7.4	-7.7	-8.0
Pos. y du bassin	-7.1	-7.2	-7.7	-7.7	-7.6	-8.1	-8.1	-9.6
Pos. z du bassin	-6.6	-7.2	-7.3	-7.5	-7.4	-7.5	-7.5	-9.6
Rot. coronale du HAT	-3.2	-3.7	-6.6	-7.1	7.2	-7.1	-7.6	-8.7
Rot. transversale du HAT	-4.5	-4.9	-6.6	-6.6	-6.7	-6.8	-6.8	-8.5
Rot. sagittale du HAT	-5.1	-5.3	-5.4	-5.5	-5.5	-5.6	-5.9	-8.4
Abduction/Adduction de la hanche	-3.7	-4.4	-5.6	-5.9	-6.3	-6.6	-6.8	-8.2
Rot. int/ext de la hanche	-4.0	-4.2	-4.8	-4.7	-5.0	-5.0	-6.0	-7.8
Flexion/Extension de la hanche	-4.8	-5.1	-5.1	-5.2	-5.1	-5.7	-6.0	-7.0
Flexion/Extension du genou	-4.5	-5.3	-5.8	-5.6	-6.3	-6.6	-6.3	-7.6
Dorsiflexion/Plantaflexion du pied	-3.0	-3.4	-4.1	-3.9	-5.3	-4.6	-5.1	-7.6
Inversion/Eversion du pied	-5.0	-5.2	-5.4	-5.4	-5.9	-6.1	-6.2	-8.9

TABLE 4.1 – Erreur quadratique moyenne des approximations
En vert, la valeur conservée pour la suite des expériences.

valeurs pour représenter le mouvement. Nous avons donc réussi à diviser par un facteur 10 la quantité de données nécessaires à la représentation du mouvement.

On observe que les points de contrôle sont généralement placés au niveau des changements de pente de la courbe. Il semble donc possible de pouvoir calculer automatiquement un nombre de points de contrôle optimal en utilisant les changements de signe et les extremums de la dérivé et ainsi d'avoir une meilleure initialisation lors de l'optimisation.

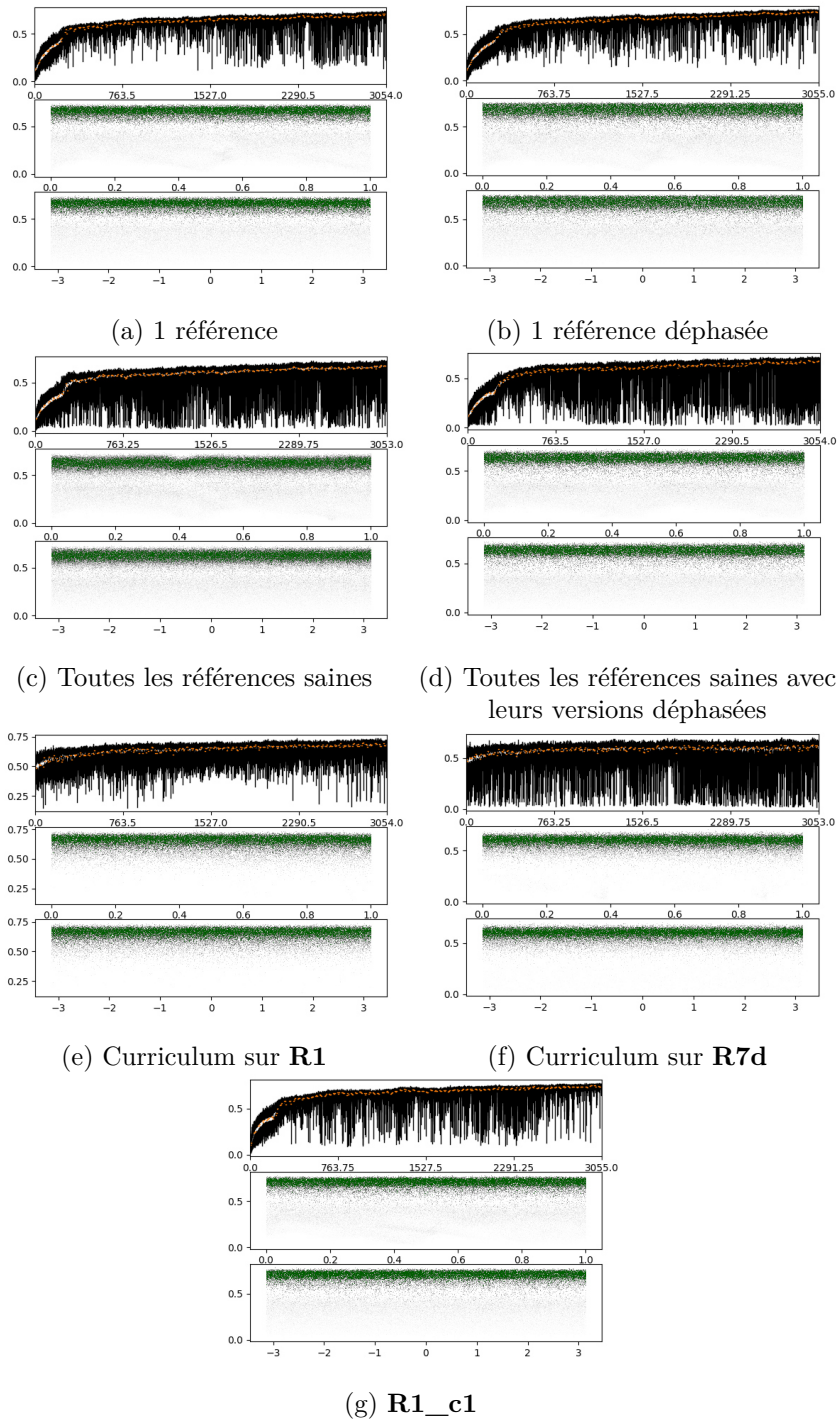


FIGURE 4.1 – Récompenses pour chaque entraînement
 Graphique supérieur : évolution au cours des cycles de la répartition des récompenses par transition ; Graphique centrale : récompenses par transition en fonction du ϕ de départ ;
 Graphique inférieur : récompenses par transition en fonction de la direction de départ.

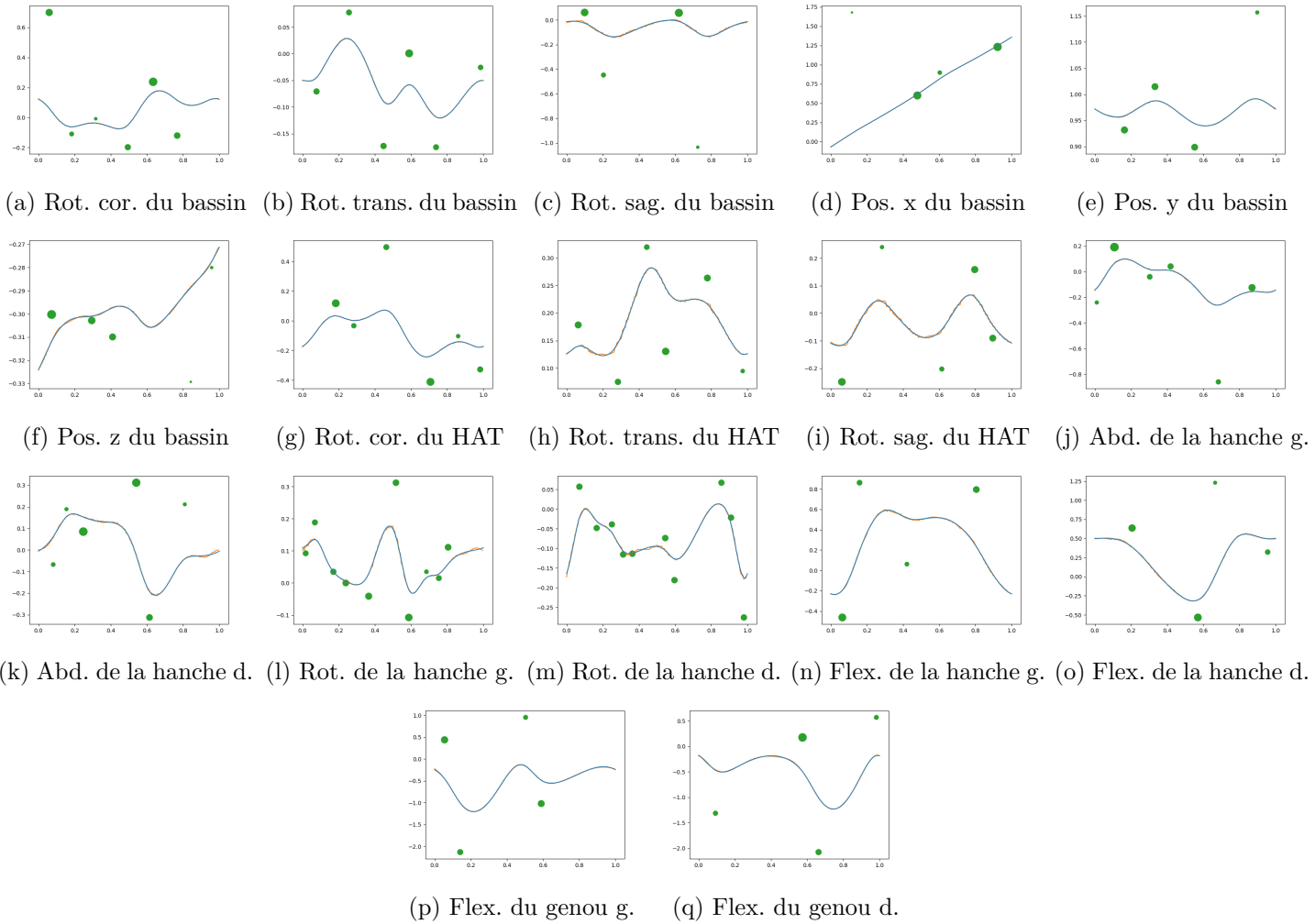


FIGURE 4.2 – Trajectoires de référence et leur approximation pour le nombre optimal de points de contrôle.

4.1.3 Suivi du mouvement dans la condition c_0

Cette section présente les mouvements obtenus en simulant le suivi du mouvement dans la condition c_0 en utilisant les réseaux **R1p** et **R7dp**. Le mouvement de référence c_0 est représenté par l'approximation faite dans la section 4.1.2. Les résultats sont présentés sous la forme de graphiques (Figures 4.3 et 4.4) permettant une comparaison visuelle des trajectoires et de la Table 4.2 permettant une comparaison quantitative des mesures effectuées sur les mouvements simulés. Une comparaison entre forces de réaction au sol réelles et simulées est aussi faite. L'ensemble des données issues des simulations a été obtenu en réalisant 500 simulations de 20 cycles de marche en faisant varier le ϕ de départ.

Mesures	Ref		R7dp		R1p		R7dp - Ref		R1p - Ref	
%.1DA	9.5	7.9	10.8	8.0	8.2	6.9	1.3	0.1	-1.3	-1.0
%.2DA	7.9	9.5	8.0	10.8	6.9	8.2	0.1	1.3	-1.0	-1.3
%.A	58.2	59.1	60.1	58.7	56.2	58.9	1.9	-0.4	-2.0	-0.2
Moy.IB	0.7		4.7		2.1		3.9		1.4	
IC.FH	29.0	28.6	33.1	39.9	34.4	37.0	4.1	11.3	5.4	8.4
Moy.V.FH	10.4	6.6	9.7	5.1	12.3	6.4	-0.8	-1.6	1.9	-0.2
Max.V.FH	33.9	31.9	33.5	41.3	34.4	37.0	-0.5	9.4	0.5	5.0
Max.V.AH	5.6	12.0	10.9	13.3	1.8	11.0	5.3	1.3	-3.9	-1.0
Max.V.RH	10.2	10.0	7.9	10.8	4.1	10.6	-2.3	0.8	-6.1	0.6
Max.FG	69.0	70.6	74.0	68.4	68.0	67.4	5.0	-2.3	-1.0	-3.3
IC.FG	10.7	12.4	19.9	18.2	15.4	21.4	9.2	5.7	4.7	8.9
Max.1DA.FG	29.7	27.0	28.1	24.2	27.7	26.1	-1.6	-2.8	-2.0	-0.8
min.SA.FG	10.1	10.7	5.8	2.7	5.7	9.4	-4.3	-8.0	-4.3	-1.3
Max.SA.FG	31.7	29.0	28.5	23.4	29.0	27.8	-3.1	-5.6	-2.7	-1.2
Max.A.DFC	7.6	6.2	5.8	10.5	12.9	10.3	-1.8	4.3	5.2	4.1
Max.V.DFC	13.0	14.7	-0.3	4.6	4.7	8.8	-13.3	-10.1	-8.3	-5.9
Moy.SA.DFC	-8.4	0.9	-14.3	-13.4	-10.9	-10.6	-5.9	-14.3	-2.5	-11.5
Cadence	123.7		123.7		123.7		0.0		0.0	
Long. des pas	69.0	73.9	67.6	64.6	64.6	73.3	-1.4	-9.3	-4.4	-0.6
Vitesse	1.47		1.36		1.42		-0.11		-0.05	
Norm.Moment	/		14.4		14.2		/		/	
GRF	307.7	321.4	371.1	331.7	364.0	338.5	63.4	10.3	56.3	17.1

TABLE 4.2 – Comparaison des mouvements simulés avec **R1p** et **R7dp**

Sur chaque graphique on visualise en orange la trajectoire du degré de liberté dans le mouvement de référence et en bleu les trajectoires du degré de liberté au 15ème cycle pour chacun des 500 mouvements simulés. La valeur de $\phi = 0$ correspond pour tous les graphiques au contact initial de la jambe droite.

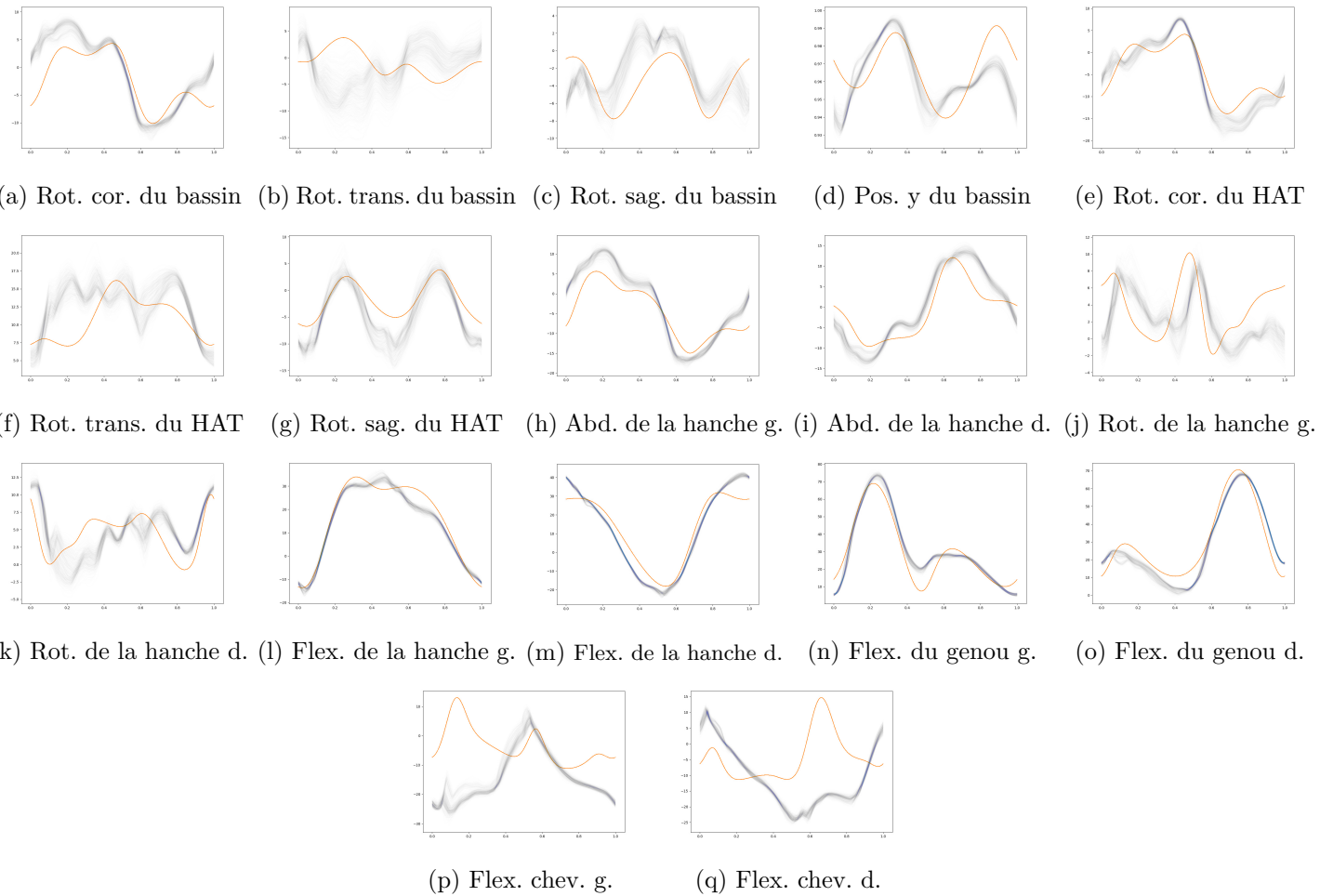


FIGURE 4.3 – Trajectoires de référence et simulées avec la configuration **R7dp**

Les durées des différentes phases du cycle de marche sont bien simulées avec les deux réseaux. Cette conclusion peut être faite car la cadence est respectée et les différentes durées en pourcentage des phases ne présente pas de différence significative. Dans les mouvements acquis la cadence est variable. Cette variabilité est naturelle et n'est pas simulée dans notre environnement. En effet, le mouvement donné en entrée du réseau de neurones ne présente aucune variation de cadence.

On observe une différence significative sur la flexion des hanches au moment du contact initial pour les deux réseaux. Cette flexion est mesurée à environ $\phi = 0$ pour la jambe droite et $\phi = 0.5$ pour la jambe gauche. Ce résultat est cohérent avec l'analyse de l'exactitude de notre simulateur. Cette augmentation de la flexion des hanches au moment du contact par rapport au mouvement réel est pénalisé lors de l'apprentissage et il est présent pour tous les réseaux. Il est donc probable qu'elle soit indispensable à la réalisation d'une simulation stable. Et la conséquence de la modélisation des pieds. Une méthode pour le vérifier serait de mettre un poids plus important lors de l'apprentissage pour la pénalité associée au suivi du mouvement de cette articulation.

La flexion maximale de la hanche en phase de vol est différente de la flexion au moment du contact initial dans les mouvements de référence. En effet, lorsque l'on regarde les trajectoires de référence de la flexion des hanches, on observe que le maximum de flexion est atteint avant le contact. Dans les mouvements simulés, ce maximum est bien simulé pour la hanche gauche, mais moins bien pour la hanche droite. Ceci est partiellement masqué par le fait que la flexion au moment du contact initial est supérieur. Pour la hanche droite avec le réseau **R7dp**, on n'observe pas de minimum local de la flexion de la hanche avant le contact.

Le maximum de l'abduction de la hanche gauche en phase de vol n'est pas simulé correctement pour **R7dp**. Il est important de noter qu'il y avait que la variation dans cette mesure pour les mouvements de référence dans la condition **bf** était importante. Il en est de même pour la rotation de la hanche en phase de vol.

La flexion maximale du genou présente un erreur de 5° . Bien que cette différence soit importante, elle n'est pas considérée comme significative car dans les mouvements de référence nous avons observé plus de 5° de différence entre deux mouvements de la condition **c0**.

Pour la flexion lors du contact initial, le résultat est corrélé avec celui de la hanche. On observe une flexion plus importante du genou au moment du contact. Une flexion plus importante du genou et de la hanche correspondent à une distance hanche-cheville plus courte. La nécessité de cette distance plus courte n'est pas forcée par la récompense sur l'axe vertical de la position du bassin, et elle ne peut pas non plus être influencée par la position des effecteurs. En effet, la récompense sur la position des effecteurs est calculée comme la différence entre leur position et le centre de masse. Comme l'effecteur est le corps situé entre le pied et le tibia, la position de son centre de masse par rapport au centre de masse global. En supposant que la position globale du

centre de masse est peu influencée par la différence de configuration, la récompense est influencée par la flexion de la hanche, du genou et la dorsiflexion. La dorsiflexion a très peu d'influence sur la position du centre de masse donc cette erreur de position devrait être pénalisée. Cette adaptation est donc possiblement dû à un mouvement permettant d'éviter un contact entre le pied et le sol.

La phase de simple appui s'étend approximativement de $\phi = 0.6$ à 1 pour la jambe gauche et de 0.1 à 0.5 pour la jambe droite. Donc le maximum global correspond au deuxième maximum local et le minimum global au deuxième minimum local. Pour le mouvement réalisé par **R1p** et **R7** pour le genou gauche, c'est le même mouvement. On observe un peu moins de flexion au moment du contact initial du pied opposé. Plus de flexion pour la jambe qui va être en contact et moins de contact pour l'autre jambe. Plus observé sur **R7** donc permet potentiellement plus de stabilité.

Pour la dorsiflexion, on note seulement qu'on observe des valeurs plus importantes en appui et plus faible en vol. Cette position peut s'expliquer par un modèle de contact du pied trop épais sur la partie avant ou trop fin sur la partie arrière. Il me faut une estimation de l'erreur de position du centre de masse global.

On observe des différences importantes entre les mesures sur le mouvement de référence et les mouvements simulés. On rappelle que lors de l'analyse des différents mouvements de référence (section 3.5.3), nous avons aussi observé des différences importantes entre les mesures. Dans l'ensemble des mesures faites sur les simulations peu de variabilité entre les mesures sont observées. En observant les trajectoires, on voit que dans les mouvements simulés il n'y a pas de maximum local de flexion pendant la phase de vol. Ce maximum dans les mouvements réels permet d'éviter le contact entre le pied et le sol en phase de vol. Dans les mouvements simulés, les orteils font un plus grand mouvement de flexion dans la phase de vol afin d'éviter de toucher le sol.

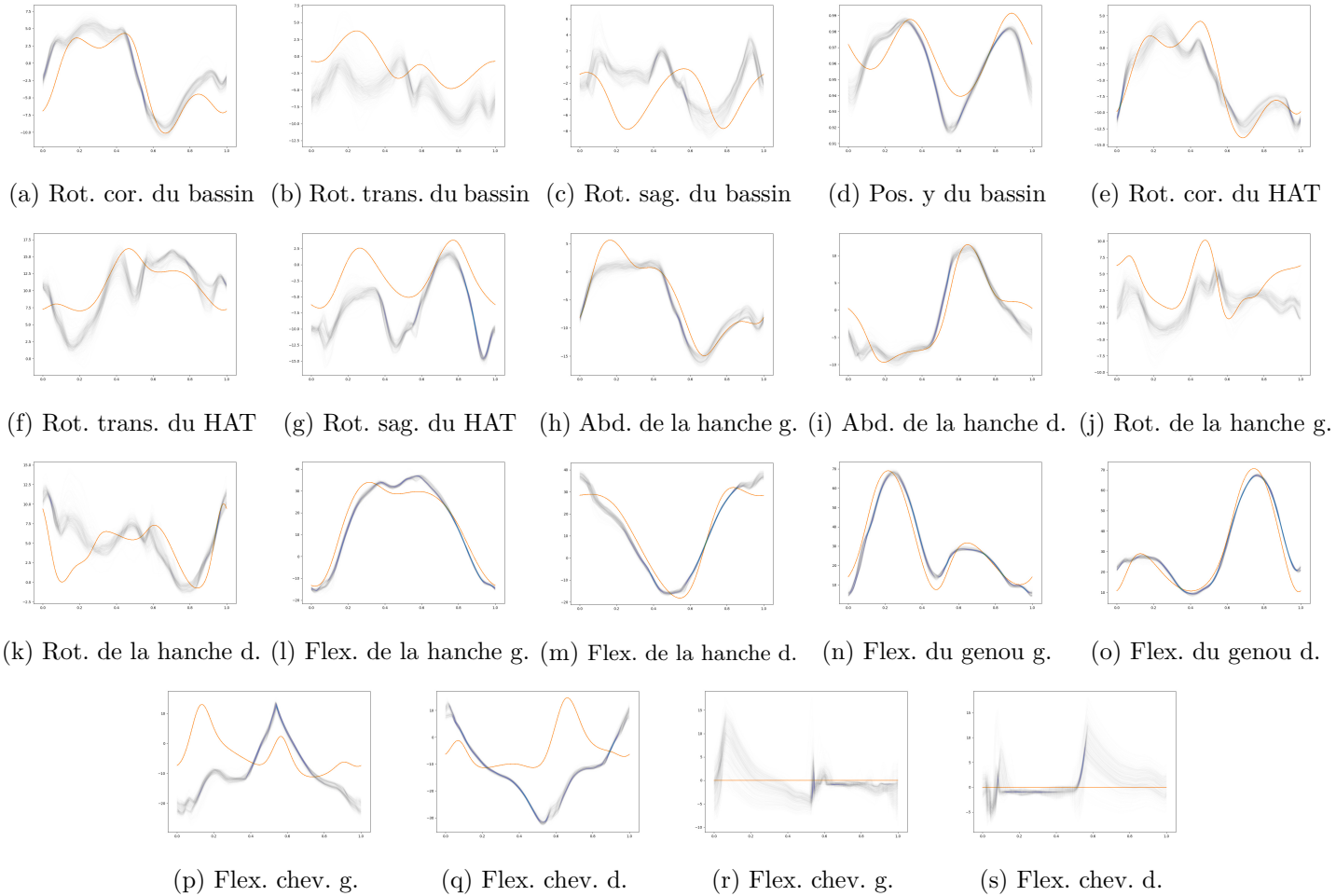


FIGURE 4.4 – Trajectoires de référence et simulées avec la configuration **R1p**

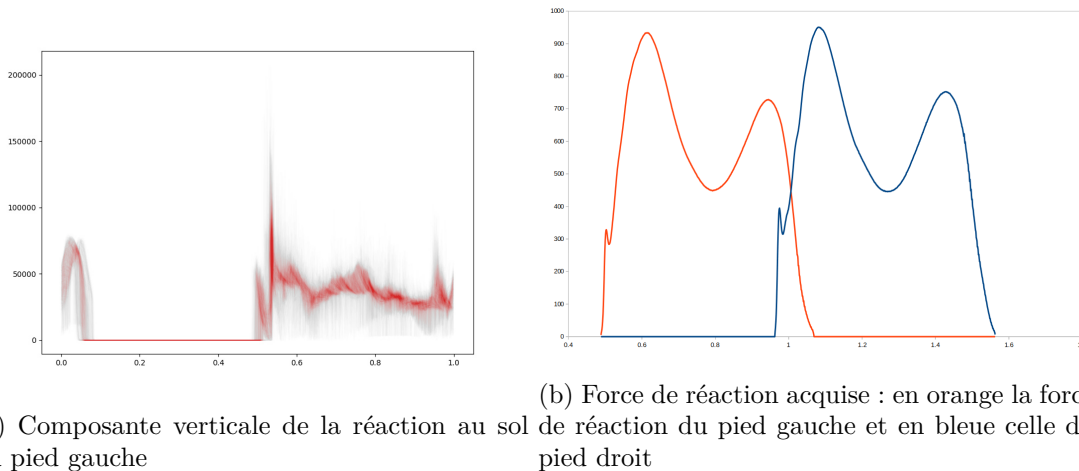


FIGURE 4.5 – Résultats des forces de réaction au sol

Les figures 4.5a et 4.5b permettent de voir que les forces de réaction au sol mesurées pendant la simulation sont assez bruitées. Cela est probablement lié à la méthode de contrôle et au modèle utilisé pour simuler les contacts. La moyenne des forces de réaction est néanmoins exploitable et on observe une répartition des appuis moins homogène que le mouvement de référence. Les valeurs moyennes pour les forces de réaction sont plus élevées pour le pied gauche dans les deux cas, alors que l'inverse est observé dans les valeurs mesurées.

Nous avons évalué la norme 1 des moments générés pendant la simulation du mouvement. Cette valeur, exprimée en Nm, correspond au moment moyen appliqué à chaque pas de simulation. Afin de pouvoir comparer cette valeur à d'autres, nous avons choisi de la convertir en Nm/s. Comme nous ne cherchons pas à minimiser l'énergie lors de l'entraînement, cette valeur est plus élevée que celle rapportée dans la littérature qui est d'environ $6 \text{ Nm} * 500 \text{ Hz} = 3000 \text{ Nm/s}$ [YTL18]. Nos valeurs sont bien supérieures mais d'un ordre de grandeur similaire : $14 \text{ Nm} * 600 \text{ Hz} = 8400 \text{ Nm/s}$.

4.1.4 Suivi du mouvement **c1**

Cette section présente les mouvements obtenus en simulant le suivi du mouvement dans la condition **c1** en utilisant le réseaux **R1c1**. Le mouvement de référence **c1** est représenté par la même approximation que celle utilisée pendant l'entraînement du réseau. Les résultats sont présentés sous la forme de graphiques, la Figure 4.6 permettant une comparaison visuelle des trajectoires et la Table 4.3 permettant une comparaison quantitative des mesures effectuées sur les mouvements simulés. L'ensemble des données issues des simulations a été obtenu en réalisant 500 simulations de 20 cycles de marche en faisant varier le ϕ de départ.

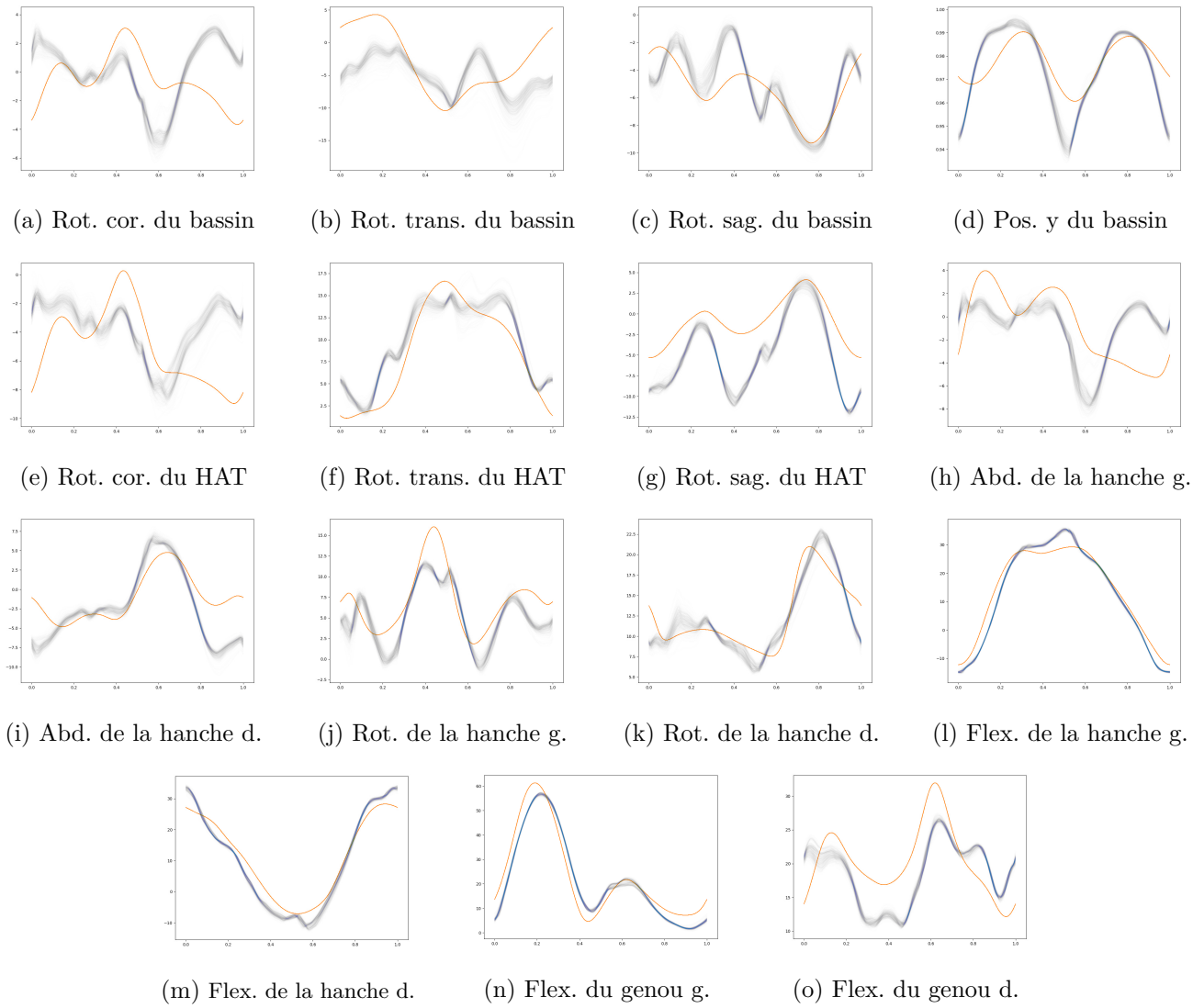


FIGURE 4.6 – Trajectoires de référence **c1**, simulées avec la configuration **R1c1**

Mesures	Ref		R1c1		R1c1 - Ref	
%.1DA	7.8	6.7	7.1	8.3	-0.7	1.6
%.2DA	6.7	7.8	8.3	7.1	1.6	-0.7
%.A	58.8	55.7	58.3	57.2	-0.6	1.5
Moy.IB	2.5		4.8		2.3	
IC.FH	28.8	26.7	34.2	33.3	5.4	6.6
Moy.V.FH	9.4	8.9	9.7	8.8	0.3	-0.1
Max.V.FH	28.8	28.3	34.1	33.3	5.3	5.0
Max.V.AH	4.0	4.8	1.5	6.3	-2.5	1.5
Max.V.RH	16.0	21.0	12.0	21.8	-4.1	0.9
Max.FG	61.3	32.0	56.8	26.9	-4.6	-5.0
IC.FG	8.6	15.1	10.0	19.2	1.3	4.1
Max.1DA.FG	18.7	22.1	18.8	22.2	0.1	0.1
min.SA.FG	7.2	16.9	1.8	11.3	-5.4	-5.5
Max.SA.FG	21.7	24.6	21.3	21.9	-0.5	-2.7
Max.A.DFC	7.9	-0.7	11.7	9.6	3.8	10.2
Max.V.DFC	14.1	2.4	5.0	6.4	-9.1	4.0
Moy.SA.DFC	-6.2	-8.1	-7.6	-12.5	-1.4	-4.5
Cadence	112.7		112.7		0.0	
Long. des pas	63.5	69.7	58.0	67.5	-5.5	-2.2
Vitesse	1.25		1.18		-0.07	
Norm.Moment	/		11.5		/	
GRF	348.9	316.3	324.3	371.9	-24.6	55.6

TABLE 4.3 – Comparaison du mouvement de référence **c1** avec les simulation en utilisant **R1c1**

Comme pour les mouvements simulés dans la condition **c0**, la cadence est parfaitement respectée et la durée des différentes phases est bien reproduite.

On observe une différence significative de la flexion de la hanche lors du contact initial. Cela soutient le fait que cette augmentation de la flexion n'est pas propre au mouvement **c0** et qu'elle est sûrement nécessaire à la stabilité de la simulation.

Une flexion plus importante de la hanche pour les deux jambes lors de la phase de vol est observée. Cette observation n'est pas étonnante et semble être aussi apparue afin de permettre la stabilisation du mouvement.

On observe que la rotation-externe maximale de la hanche est bien reproduite (Table 3.3). C'est un point positif car cette caractéristique est une particularité du mouvement dans la condition **c1** (pathologie du genou raide). Cependant, on observe sur la trajectoire de la rotation-externe de la hanche gauche, deux maximum locaux au lieu d'un seul maximum dans le mouvement de référence.

La flexion maximale du genou droit est aussi réduite, elle est même inférieure à la valeur cible. Et celle du genou gauche l'est également.

Pour la flexion minimale du genou en simple appui, on observe une différence significative

avec le mouvement de référence. Cette différence est observée pour les deux genoux. On observe donc bien une dissymétrie, avec une flexion moins importante pour la jambe gauche, ce qui correspond à la condition **c1**. Les jambes restent néanmoins plus tendues pendant cette phase d'appui. On peut imaginer que cela permet de stabiliser le mouvement car la jambe opposée, qui est en phase de vol, aura moins de risque de rentrer en contact avec le sol. On peut voir sur les trajectoires que ce minimum intervient pour les deux jambes à la fin de la phase de simple appui.

De son coté la flexion maximale pendant cette même phase est bien simulée. Elle apparaît au début de la phase de simple appui est correspond à l'absorption de l'énergie de contact.

On observe sur la dorsiflexion des différences significatives qui vont dans le même sens que pour le mouvement en condition **c0** et on ne retrouve pas la dissymétrie observée dans le mouvement de référence.

Pour le moment moyen, la valeur est plus faible que dans le mouvement en condition **c0** mais la vitesse de déplacement l'est aussi. La vitesse de déplacement est, elle, bien simulée.

Pour les forces de réaction on n'observe un appui plus important sur la jambe avec le genou bloqué alors que l'inverse est observé dans le mouvement capturé. Mais l'observation faite dans la réalité peut être partiellement causée par la volonté de ne pas forcer sur l'orthèse. Dans la simulation, cette stratégie n'est pas récompensée, ce qui peut être une raison de la différence constatée.

4.2 Prédictions du mouvement

Dans cette section, nous présentons et analysons les résultats des différentes prédictions réalisées en utilisant la méthode proposée dans la section 3.6. L'un des objectifs des prédictions que nous avons réalisé est de mesurer la qualité des prédictions, de l'influence des paramètres optimisés et de l'influence de la fonction objectif.

Nous avons réalisé les prédictions en utilisant au moins un des objectifs suivant :

- une flexion maximale du genou droit inférieure à 33°
- une moyenne des moments minimale

Et nous avons choisi d'optimiser différents jeux de paramètres :

- le jeu **J1** est composé de l'ordonnée de tous les points de contrôle des trajectoires suivantes : les 3 rotations du HAT, les 3 rotations et la hauteur globale du bassin, les 3 rotations des hanches, et la flexion des genoux. Un paramètre permettant de modifier la durée du cycle de marche est aussi optimisé.
- le jeu **J2** est composé de l'ordonnée de tous les points de contrôle des trajectoires suivantes : la rotation coronale du HAT, la rotation coronale du bassin, la hauteur globale du bassin, l'abduction des hanches et la flexion des genoux. Un paramètre permettant de

modifier la durée du cycle de marche est aussi optimisé.

- le jeu **J3** est composé de l'ordonnée certains points de contrôle des trajectoires suivantes : la rotation coronale du HAT, la rotation coronale du bassin, la hauteur globale du bassin, l'abduction des hanches et la flexion des genoux. Un paramètre permettant de modifier la durée du cycle de marche est aussi optimisé.

La description du mouvement de référence utilisée pour toutes les optimisations est celle présentée dans la section 4.1.2.

Dans les sections ci-dessous, nous présentons les résultats des prédictions pour les configurations suivantes :

- minimisation de la moyenne des moments avec le jeu **J1** (section 4.2.1) ;
- optimisation de la flexion du genou avec le jeu **J1** (section 4.2.2) ;
- optimisation de la flexion du genou avec le jeu **J2** (section 4.2.3) ;
- minimisation de la moyenne des moments et optimisation de la flexion du genou avec le jeu **J2** (section 4.2.4) ;
- minimisation de la moyenne des moments et optimisation de la flexion du genou avec le jeu **J3** (section 4.2.5).

4.2.1 Minimisation de la moyenne des moments avec le jeu J1

Cette prédiction (nommée **CMA1**) a pour objectif de montrer ce qui est possible de prédire en minimisant la moyenne des moments. Nous avons choisi de la réaliser sur le jeu de paramètres **J1** afin de guider le moins possible l'optimisation. Le résultat a été obtenu en réalisant 1000 cycles de CMA-ES en 5h. L'optimisation n'as pas convergée, la condition d'arrêt a été le nombre de cycles.

Dans la Table 4.4 nous avons mis en évidence les dissymétries des mesures réalisées sur les mouvements simulés (en bleu) et les écarts entre les mesures supérieures aux seuils établis précédemment (en orange).

Pour le mouvement prédit, on observe des dissymétries pour toutes les mesures faites sur les hanches sauf pour la flexion moyenne, pour la flexion maximale du genou et pour le minimum de flexion en phase de simple appui du genou.

Entre la simulation du suivi du mouvement de référence et la prédiction, on observe les écarts significatifs suivants :

- Diminution de la flexion des hanches lors du contact initial ;
- Augmentation de l'abduction maximale de la hanche droite en phase de vol ;
- Augmentation de la rotation externe maximale de la hanche gauche en phase de vol ;
- Diminution de toutes les valeurs de flexion pour le genou gauche ;
- Diminution de la flexion maximale pour le genou droit.

On observe aussi une diminution importante (environ 20%) de la longueur du pas réalisée

Mesures	c0		CMA1		CMA1 - c0	
%.1DA	10.8	8.0	7.7	6.3	-3.1	-1.8
%.2DA	8.0	10.8	6.2	7.7	-1.8	-3.1
%.A	60.1	58.7	55.9	58.1	-4.2	-0.6
Moy.IB	4.7		7.2		2.5	
IC.FH	33.1	39.9	21.1	33.0	-12.0	-6.9
Moy.V.FH	9.7	5.1	9.8	6.7	0.1	1.6
Max.V.FH	33.5	41.3	29.0	40.2	-4.5	-1.1
Max.V.AH	10.9	13.3	6.4	18.4	-4.6	5.1
Max.V.RH	7.9	10.8	15.8	7.5	7.9	-3.4
Max.FG	74.0	68.4	65.4	56.3	-8.6	-12.1
IC.FG	19.9	18.2	13.7	15.0	-6.2	-3.2
Max.1DA.FG	28.1	24.2	19.9	20.1	-8.3	-4.1
min.SA.FG	5.8	2.7	-1.1	4.4	-6.8	1.8
Max.SA.FG	28.5	23.4	19.3	22.4	-9.2	-1.0
Cadence	123.7		123.0		-0.7	
Long. des pas	67.6	64.6	54.6	68.0	-13.0	3.4
Vitesse	1.36		1.26		-0.11	
Norm.Moment	14.4		10.2		-4.2	
Moy.grf	371.1	331.7	363.3	334.8	-7.8	3.1

TABLE 4.4 – Mesures simulées entre **CMA1** et **c0**

avec la jambe gauche, une diminution d'un peu moins de 10% de la vitesse de marche et une diminution d'environ 30% de la moyenne des moments.

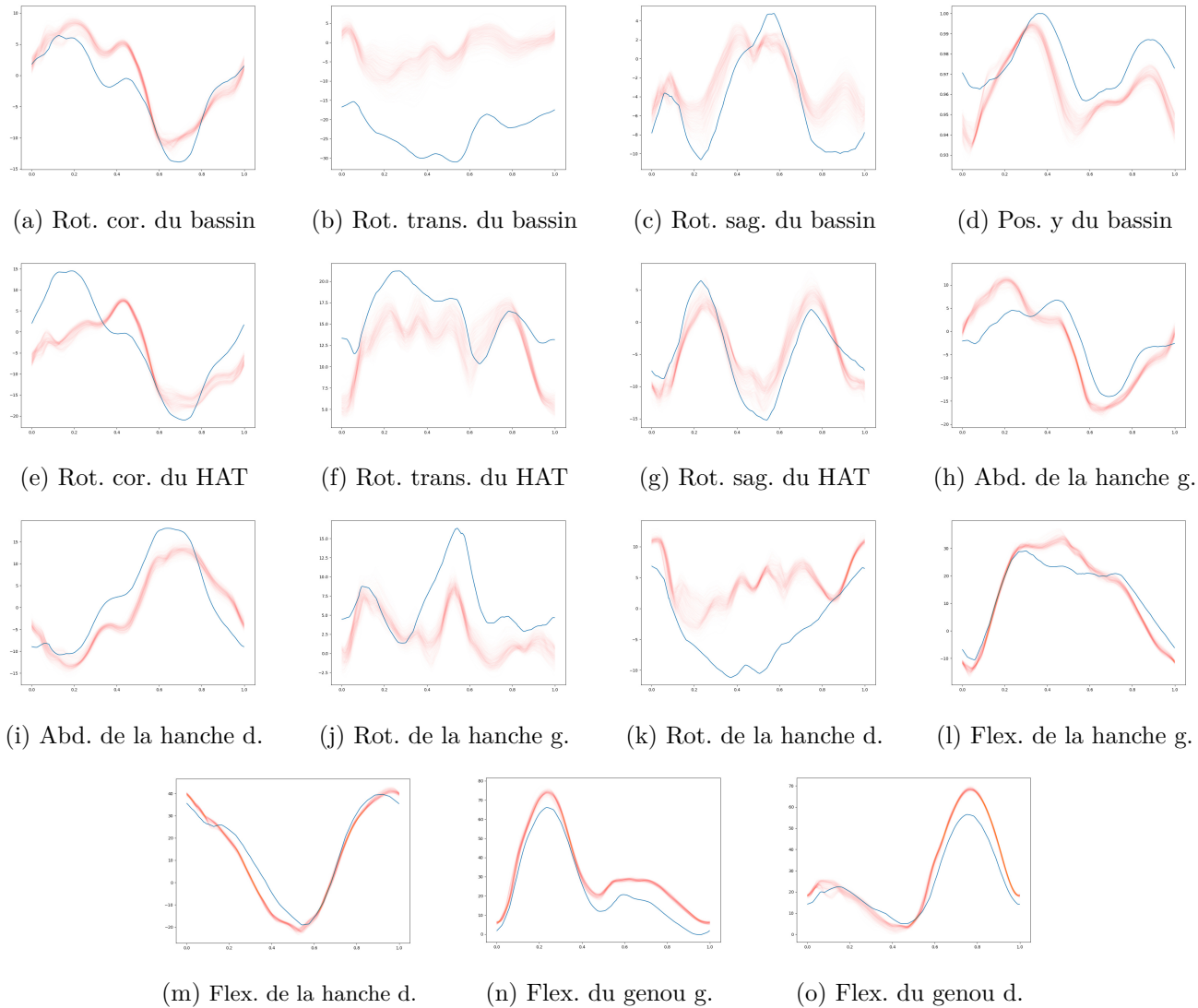


FIGURE 4.7 – Mouvements simulés avec **CMA1** et **c0**

En bleu, les trajectoires du mouvement **CMA1** pendant le 15ème cycle; en rouge les trajectoires pendant le 15ème cycle des mouvements **c1** simulés.

Lors de l'observation des trajectoires, on cherche à repérer les différences qui ne sont pas mises en avant par la lecture du tableau, on observe les suivantes :

- Diminution d'au moins 10° de la rotation transversale du bassin ;
- Augmentation d'environ 2 cm du minimum de hauteur du bassin ;
- Décalage temporel ($\phi = 0.4 \rightarrow \phi = 0.2$) et augmentation de 5° du maximum de rotation coronale du HAT ;
- Augmentation de 5° du minimum de rotation transversale du HAT ;
- Diminution de 5° du minimum de rotation externe de la hanche droite.

Les principaux éléments qui ressortent des observations sont que le mouvement est dissymétrique, que le bassin est plus haut et tourné vers la droite, que les jambes restent plus tendues et que la vitesse a diminuée.

La diminution de la vitesse était attendue car, dans la réalité, il existe une relation entre la vitesse de déplacement et l'énergie dépensée. Comme la moyenne des moments est un indicateur de l'énergie dépensée, ce résultat est satisfaisant.

L'importante dissymétrie du mouvement n'était pas attendue, en particulier la diminution de la longueur du pas seulement du côté gauche. Cette solution a peut-être été obtenue car dans l'espace de recherche il n'était peut être pas possible de diminuer la longueur des deux pas en même temps sans déséquilibrer la marche.

Le dernier point est l'observation d'un mouvement où les jambes restent plus tendues. Cette modification réduit l'amplitude du mouvement et permet probablement de réduire la moyenne des moments nécessaires à la génération du mouvement.

4.2.2 Optimisation de la flexion du genou avec le jeu J1

Cette prédiction (nommée **CMA2**) a pour objectif de montrer qu'il est possible d'optimiser une flexion du genou afin de respecter la contrainte de 33° de flexion maximale. Nous avons choisi de la réaliser sur le jeu de paramètres **J1** afin de guider le moins possible l'optimisation. Le résultat a été obtenu après un peu plus de 600 cycles du CMA-ES, soit un peu plus de 3h. L'optimisation a convergée, la condition d'arrêt était la constance des récompenses au cours de plusieurs cycles successifs.

Dans la Table 4.5 nous avons mis en évidence les dissymétries des mesures réalisées sur les mouvements simulés (en bleu) et les écarts entre les mesures supérieures aux seuils établis précédemment (en orange).

Pour le mouvement prédit, on observe des dissymétries pour la flexion maximale du genou et pour la flexion minimale du genou en phase de simple appui.

Entre la simulation du suivi du mouvement de référence et la prédiction, on observe les écarts significatifs suivants :

- Diminution de la flexion de la hanche droite lors du contact initial ;

Mesures	CMA2		c0		c1		c0 - CMA2		c1 - CMA2	
%.1DA	8.3	6.3	10.8	8.0	7.1	8.3	2.5	1.7	-1.2	2.0
%.2DA	6.3	8.3	8.0	10.8	8.3	7.1	1.7	2.5	2.0	-1.2
%.A	58.5	56.2	60.1	58.7	58.3	57.2	1.6	2.5	-0.2	0.9
Moy.IB	2.1		4.7		4.8		2.6		2.7	
IC.FH	33.6	30.7	33.1	39.9	34.2	33.3	-0.4	9.2	0.6	2.7
Moy.V.FH	5.4	1.0	9.7	5.1	9.7	8.8	4.3	4.1	4.3	7.8
Max.V.FH	38.5	38.5	33.5	41.3	34.1	33.3	-5.0	2.8	-4.4	-5.2
Max.V.AH	9.2	11.9	10.9	13.3	1.5	6.3	1.8	1.4	-7.6	-5.7
Max.V.RH	8.1	10.8	7.9	10.8	12.0	21.8	-0.3	0.1	3.8	11.1
Max.FG	82.7	31.5	74.0	68.4	56.8	26.9	-8.8	36.8	-26.0	-4.6
IC.FG	10.6	12.6	19.9	18.2	10.0	19.2	9.3	5.6	-0.7	6.6
Max.1DA.FG	16.1	18.6	28.1	24.2	18.8	22.2	12.0	5.6	2.7	3.6
min.SA.FG	-3.7	-10.0	5.8	2.7	1.8	11.3	9.5	12.7	5.5	21.3
Max.SA.FG	15.9	18.5	28.5	23.4	21.3	21.9	12.7	4.9	5.4	3.4
Cadence	125.0		123.7		112.7		-1.3		-12.3	
Long. des pas	70.4	76.5	67.6	64.6	58.0	67.5	-2.8	-11.9	-12.3	-9.0
Vitesse	1.53		1.36		1.18		-0.17		-0.35	
Norm.Moment	15.2		14.4		11.5		-0.6		-3.7	
Moy.grf	370.4	332.0	371.1	331.7	324.3	371.9	0.7	-0.3	-46.1	39.9

TABLE 4.5 – Comparaisons des mesures entre **CMA2**, **c0** et **c1**

- Augmentation de la flexion maximale de la hanche gauche en phase de vol ;
- Diminution de la flexion maximale du genou droit ;
- Augmentation de la flexion maximale du genou gauche ;
- Diminution de la flexion des deux genoux pour toutes les autres mesures sauf la flexion maximale du genou droit en simple appui.

On observe aussi une augmentation de plus de 15% de la longueur du pas réalisée avec la jambe droite et une augmentation de plus de 10% de la vitesse de marche.

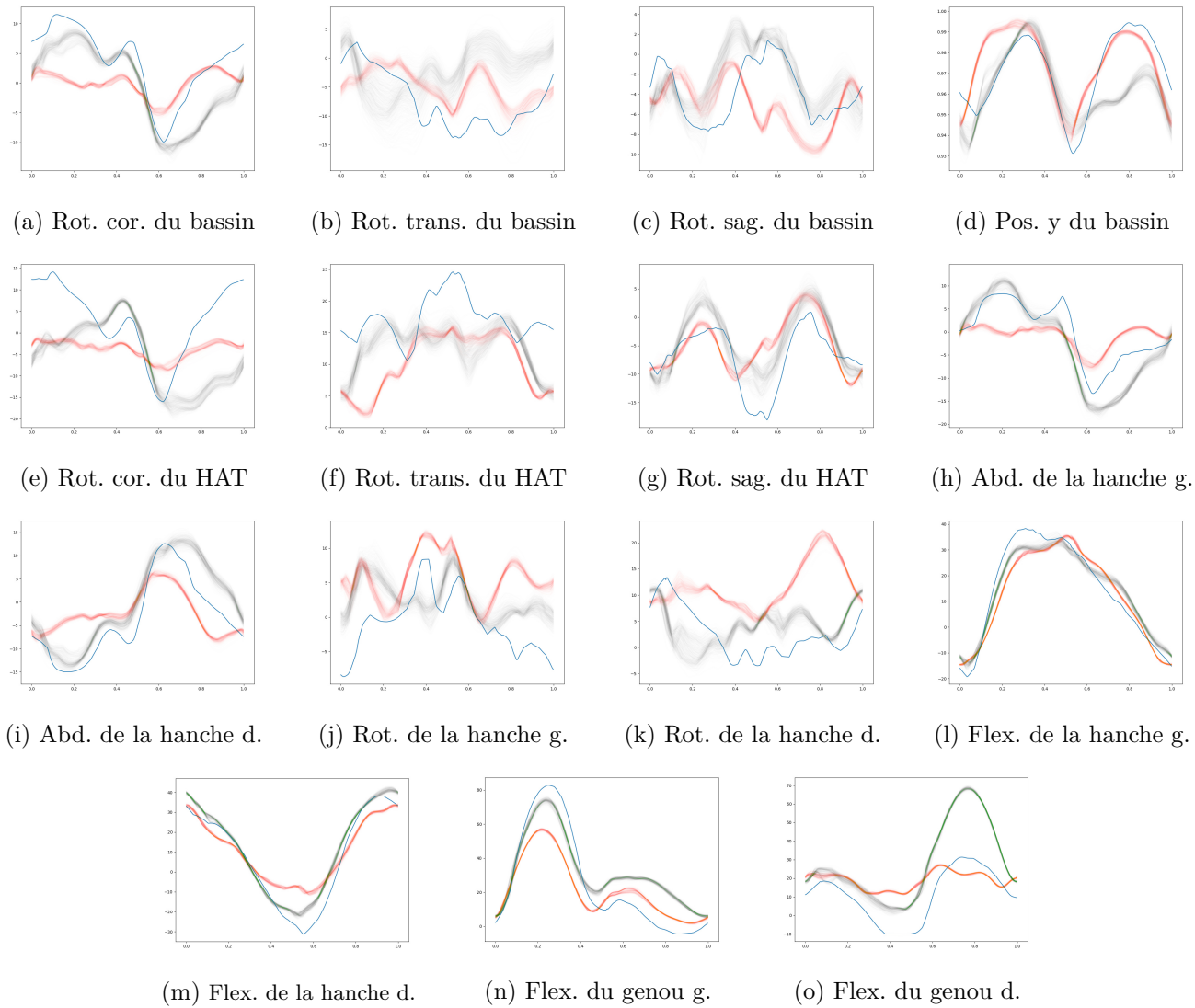


FIGURE 4.8 – Comparaisons des mouvements simulés avec **CMA2**, **c0** et **c1**

En bleu, les trajectoires du mouvement **CMA2** pendant le 15^{ème} cycle ; en vert, les trajectoires pendant le 15^{ème} cycle des mouvements **c0** simulés ; en rouge les trajectoires pendant le 15^{ème} cycle des mouvements **c1** simulés.

Les principaux éléments qui ressortent de l’observation sont le respect de la contrainte sur le genou droit, des comportements attendus et inattendus. Les comportements attendus observés sont : la diminution de la flexion maximale du genou droit en 1ère phase de double appui et diminution du maximum de flexion du genou droit en phase de simple appui. On observe aussi des comportements qui sont inattendus : pas d’augmentation du maximum de rotation externe de la hanche droite, augmentation de la flexion maximale du genou gauche, hyper-extension des deux genoux, pas de changement de cadence ni de vitesse.

Le respect de la contrainte sur la flexion du genou montre qu’il est possible de générer une prédiction avec peu de contraintes sur l’espace de recherche. Par contre, la solution trouvée ne correspond pas à la réalité car la vitesse et la cadence de marche n’ont pas diminuées. Une explication possible est que dans la réalité il n’as pas été demandé au sujet de conserver sa vitesse de marche de la condition **c0**. L’autre explication est qu’avec notre simulateur le changement de vitesse de marche et de cadence semble difficile.

4.2.3 Optimisation de la flexion du genou avec le jeu J2

Cette prédiction (nommée **CMA3**) a pour objectif de montrer qu’il est possible d’optimiser de la flexion du genou afin de respecter la contrainte de 33° de flexion maximale en utilisant une jeu de paramètres plus petit **J2**. Le résultat a été obtenu après un peu plus de 300 cycles du CMA-ES, soit environ 1h45. L’optimisation a convergée, la condition d’arrêt était la constance des récompenses au cours de plusieurs cycles.

Dans la Table 4.6 nous avons mis en évidence les dissymétries des mesures réalisées sur les mouvements simulés (en bleu) et les écarts entre les mesures supérieures aux seuils établis précédemment (en orange).

Pour le mouvement prédit, on observe des dissymétries pour la flexion de hanche au moment du contact initial, la flexion moyenne de hanche, la flexion maximale de hanche, la flexion maximale du genou et pour la flexion minimale du genou en phase de simple appui.

Entre la simulation du suivi du mouvement de référence et la prédiction, on observe les écarts significatifs suivants :

- Diminution de la flexion de la hanche droite lors du contact initial ;
- Diminution de la flexion moyenne de la hanche droite en phase de vol ;
- Augmentation de la flexion maximale de la hanche gauche en phase de vol ;
- Diminution de la flexion maximale de la hanche droite en phase de vol ;
- Augmentation de la flexion maximale du genou gauche ;
- Diminution de la flexion maximale du genou droit ;
- Diminution de la flexion minimale du genou droit en phase de simple appui.

On observe aussi une augmentation de plus de 15% de la longueur du pas réalisée avec la jambe droite et une augmentation de plus de 10% de la vitesse de marche.

Mesures	CMA3		c0		c1		c0 - CMA3		c1 - CMA3	
%.1DA	10.4	4.6	10.8	8.0	7.1	8.3	0.4	3.4	-3.3	3.7
%.2DA	4.6	10.4	8.0	10.8	8.3	7.1	3.4	0.4	3.7	-3.3
%.A	58.2	56.9	60.1	58.7	58.3	57.2	1.9	1.8	0.0	0.3
Moy.IB	3.5		4.7		4.8		1.1		1.3	
IC.FH	36.8	28.2	33.1	39.9	34.2	33.3	-3.7	11.7	-2.7	5.1
Moy.V.FH	11.7	-0.7	9.7	5.1	9.7	8.8	-2.1	5.8	-2.1	9.5
Max.V.FH	39.9	33.3	33.5	41.3	34.1	33.3	-6.4	8.0	-5.8	0.0
Max.V.AH	12.0	10.8	10.9	13.3	1.5	6.3	-1.1	2.5	-10.5	-4.5
Max.V.RH	9.2	11.9	7.9	10.8	12.0	21.8	-1.3	-1.1	2.8	9.9
Max.FG	83.7	32.3	74.0	68.4	56.8	26.9	-9.8	36.1	-27.0	-5.3
IC.FG	19.8	17.1	19.9	18.2	10.0	19.2	0.1	1.1	-9.8	2.1
Max.1DA.FG	26.4	25.5	28.1	24.2	18.8	22.2	1.8	-1.3	-7.5	-3.3
min.SA.FG	6.6	-10.0	5.8	2.7	1.8	11.3	-0.8	12.7	-4.9	21.3
Max.SA.FG	24.5	28.3	28.5	23.4	21.3	21.9	4.1	-4.9	-3.2	-6.5
Cadence	120.8		123.7		112.7		2.9		-8.1	
Long. des pas	60.6	69.4	67.6	64.6	58.0	67.5	7.0	-4.8	-2.5	-1.9
Vitessel	1.31		1.36		1.18		0.05		-0.13	
Norm.Moment	15.3		14.4		11.5		-1.1		-4.8	
Moy.grf	351.2	351.7	371.1	331.7	324.3	371.9	19.9	-20.0	-26.9	20.2

TABLE 4.6 – Comparaison des mesures avec **CMA3**, **c0** et **c1**

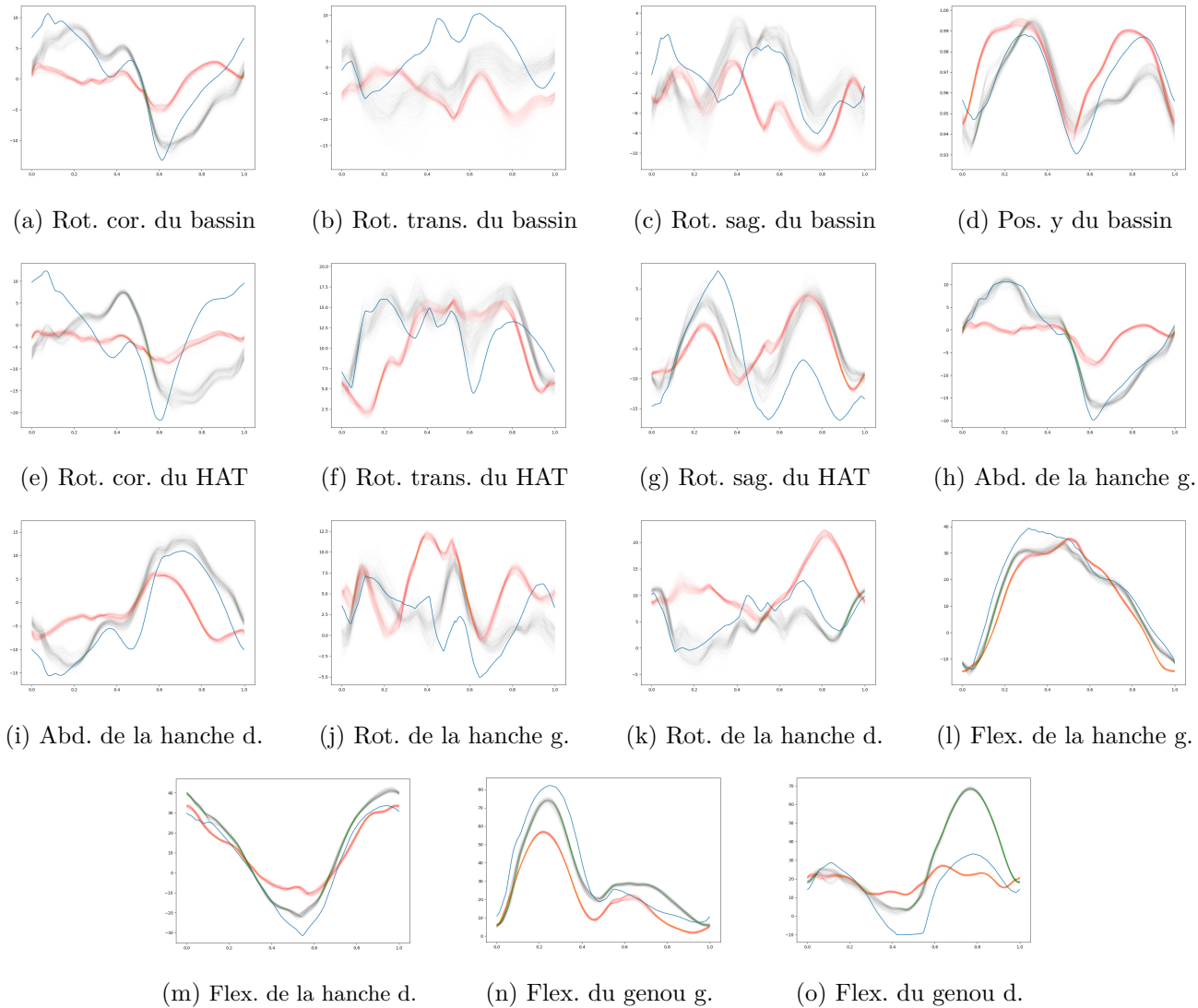


FIGURE 4.9 – Comparaison des mouvements simulés avec **CMA3**, **c0** et **c1**

En bleu, les trajectoire du mouvement **CMA3** pendant le 15ème cycle; en vert, les trajectoires pendant le 15ème cycle des mouvements **c0** simulés; en rouge, les trajectoires pendant le 15ème cycle des mouvements **c1** simulés.

Les principaux éléments qui ressortent de l’observation sont le respect de la contrainte sur le genou droit, des comportements attendus et inattendus. Le comportement attendu observé est la diminution du maximum de flexion du genou gauche en phase de simple appui. On observe aussi des comportements qui sont inattendus : pas d’augmentation du maximum de rotation externe de la hanche droite, augmentation de la flexion maximale du genou gauche, pas de diminution de la flexion maximale du genou gauche en 1ère phase de double appui, hyper-extension du genou droit en phase de simple appui, pas de changement de cadence ni de vitesse.

Là encore, le respect de la contrainte sur la flexion du genou est un point positif. Cela confirme que notre choix de paramètres à optimiser après réduction de l’espace de recherche est cohérent. Mais cela ne permet pas d’obtenir une stratégie qui correspond parfaitement à la réalité, principalement parce que la vitesse et la cadence ne changent pas par rapport au mouvement **c0**.

4.2.4 Minimisation et optimisation avec le jeu J2

Cette prédiction (nommée **CMA4**) a pour objectif de montrer qu’il est possible d’optimiser une flexion du genou afin de respecter la contrainte de 33° et de réduire l’énergie en utilisant le jeu de paramètres **J2**. Le résultat a été obtenu après un peu plus de 1400 itérations du CMA-ES, soit environ 7h30. L’optimisation n’a pas convergée, elle a été arrêtée après 1400 itérations.

Mesures	CMA4		c0		c1		c0 - CMA4		c1 - CMA4	
%.1DA	8.2	8.3	10.8	8.0	7.1	8.3	2.6	-0.3	-1.1	0.0
%.2DA	8.3	8.2	8.0	10.8	8.3	7.1	-0.3	2.6	0.0	-1.1
%.A	61.0	55.5	60.1	58.7	58.3	57.2	-0.9	3.2	-2.7	1.7
Moy.IB	7.8		4.7		4.8		-3.2		-3.0	
IC.FH	23.8	31.8	33.1	39.9	34.2	33.3	9.3	8.1	10.4	1.5
Moy.V.FH	4.4	8.6	9.7	5.1	9.7	8.8	5.3	-3.5	5.3	0.2
Max.V.FH	26.2	34.8	33.5	41.3	34.1	33.3	7.3	6.5	7.9	-1.5
Max.V.AH	6.2	22.1	10.9	13.3	1.5	6.3	4.7	-8.8	-4.7	-15.8
Max.V.RH	16.7	8.9	7.9	10.8	12.0	21.8	-8.8	1.9	-4.7	12.9
Max.FG	57.6	32.1	74.0	68.4	56.8	26.9	16.3	36.2	-0.9	-5.2
IC.FG	7.8	23.2	19.9	18.2	10.0	19.2	12.1	-5.0	2.2	-4.0
Max.1DA.FG	14.0	27.1	28.1	24.2	18.8	22.2	14.1	-3.0	4.8	-4.9
min.SA.FG	-10.0	-0.5	5.8	2.7	1.8	11.3	15.8	3.1	11.8	11.8
Max.SA.FG	13.9	27.2	28.5	23.4	21.3	21.9	14.7	-3.8	7.4	-5.4
Cadence	123.1		123.7		112.7		0.6		-10.4	
Long. des pas	47.5	67.8	67.6	64.6	58.0	67.5	20.1	-3.2	10.6	-0.3
Vitesse	1.18		1.36		1.18		0.18		0.00	
Norm.Moment	10.6		14.4		11.5		3.8		0.9	
Moy.grf	365.3	333.6	371.1	331.7	324.3	371.9	5.8	-1.9	-41.0	38.3

TABLE 4.7 – Comparaison des mesures entre **CMA4**, **c0** et **c1**

Dans la Table 4.7 nous avons mis en évidence les dissymétries des mesures réalisées sur les mouvements simulés (en bleu) et les écarts entre les mesures supérieures aux seuils établis précédemment (en orange).

Pour le mouvement prédit, on observe des dissymétries pour la flexion maximale du genou et pour la flexion minimale du genou en phase de simple appui.

Entre la simulation du suivi du mouvement de référence et la prédiction, on observe les écarts significatifs suivants :

- Diminution de la flexion des hanches lors du contact initial ;
- Diminution de la flexion moyenne de la hanche gauche ;
- Diminution de la flexion maximale des deux hanches ;
- Augmentation de l'abduction maximale du genou droit ;
- Augmentation de la rotation externe maximale du genou gauche ;
- Diminution de la flexion du genou gauche pour toutes les autres mesures ;
- Diminution de la flexion du genou droit ;
- Augmentation de la flexion au moment du contact initial ;
- Diminution de la longueur du pas gauche ;
- Diminution de la vitesse de marche.

On observe aussi une augmentation de plus de 15% de la longueur du pas réalisée avec la jambe droite et une augmentation de plus de 10% de la vitesse de marche.

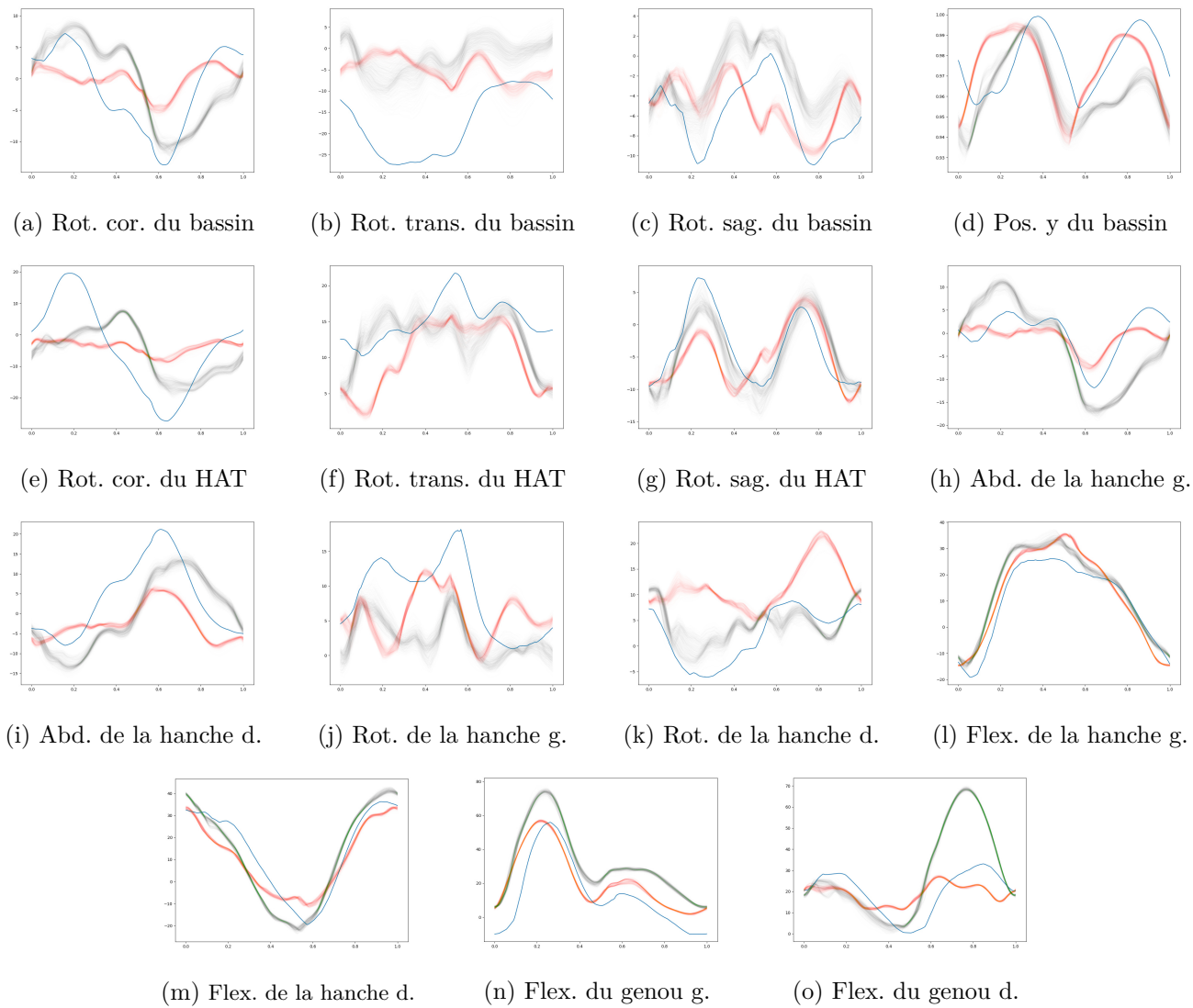


FIGURE 4.10 – Comparaison des mouvements simulés avec **CMA4**, **c0** et **c1**

En bleu, les trajectoires du mouvement **CMA4** pendant le 15ème cycle ; en vert, les trajectoires pendant le 15ème cycle des mouvements **c0** simulés ; en rouge, les trajectoires pendant le 15ème cycle des mouvements **c1** simulés.

Les principaux éléments qui ressortent de l’observation sont le respect de la contrainte sur le genou droit, des comportements attendus et inattendus. Les comportements attendus observés sont : la diminution de la flexion maximale du genou gauche, la diminution de la flexion maximale du genou gauche en 1ère phase de double appui et le changement de vitesse de marche. On observe aussi des comportements qui sont inattendus : pas d’augmentation du maximum de rotation externe de la hanche droite, hyper-extension des deux genoux en phase de simple appui, diminution trop importante du maximum de flexion gauche en phase de simple appui, pas de changement de cadence.

Là encore, le respect de la contrainte sur la flexion du genou est un point positif. Un deuxième point positif est la réduction de la vitesse de déplacement. Elle s’explique probablement par l’ajout de la minimisation des moments. Mais cette minimisation de l’énergie semble, comme pour la prédiction **CMA1**, causer une dissymétrie importante dans le mouvement, en particulier sur la longueur des pas.

4.2.5 Minimisation et optimisation avec le jeu J3

Cette prédiction (nommée **CMA5**) a pour objectif de voir s’il y a un intérêt à guider l’optimisation en limitant la taille du jeu de paramètres. L’optimisation cherche à nouveau à optimiser une flexion du genou afin de respecter la contrainte de 33° et à réduire l’énergie. Le résultat a été obtenu après un peu plus de 400 itérations du CMA-ES, soit environ 1h45. L’optimisation n’a pas convergée, elle a été arrêtée après 400 itérations.

Dans la Table 4.8 nous avons mis en évidence les dissymétries des mesures réalisées sur les mouvements simulés (en bleu) et les écarts entre les mesures supérieures aux seuils établis précédemment (en orange).

Pour le mouvement prédit, on observe des dissymétries pour la flexion des hanches au moment du contact initial, pour l’abduction maximale des hanches, pour la flexion maximale des genoux et pour la flexion des genoux au moment du contact initial.

Entre la simulation du suivi du mouvement de référence et la prédiction, on observe les écarts significatifs suivants :

- Diminution de la flexion de la hanche droite lors du contact initial ;
- Diminution de la flexion maximale de la hanche droite en phase de vol ;
- Diminution de l’abduction maximale de la hanche gauche en phase de vol ;
- Diminution de la flexion maximale du genou droit ;
- Diminution de toutes les mesures sur les deux genoux.

Mesures	CMA5		c0		c1		c0 - CMA5		c1 - CMA5	
%.1DA	11.3	9.4	10.8	8.0	7.1	8.3	-0.5	-1.4	-4.2	-1.1
%.2DA	9.4	11.3	8.0	10.8	8.3	7.1	-1.4	-0.5	-1.1	-4.2
%.A	61.4	59.3	60.1	58.7	58.3	57.2	-1.3	-0.5	-3.2	-2.1
Moy.IB	5.2		4.7		4.8		-0.6		-0.4	
IC.FH	33.8	27.3	33.1	39.9	34.2	33.3	-0.7	12.6	0.4	6.1
Moy.V.FH	7.1	2.4	9.7	5.1	9.7	8.8	2.6	2.7	2.6	6.4
Max.V.FH	34.1	33.3	33.5	41.3	34.1	33.3	-0.6	8.0	0.0	0.0
Max.V.AH	4.8	14.4	10.9	13.3	1.5	6.3	6.1	-1.0	-3.3	-8.1
Max.V.RH	10.8	11.6	7.9	10.8	12.0	21.8	-2.9	-0.8	1.2	10.2
Max.FG	63.5	33.4	74.0	68.4	56.8	26.9	10.4	35.0	-6.8	-6.4
IC.FG	8.5	1.3	19.9	18.2	10.0	19.2	11.4	16.9	1.5	17.9
Max.1DA.FG	17.8	13.0	28.1	24.2	18.8	22.2	10.3	11.2	1.0	9.2
min.SA.FG	-10.0	-10.0	5.8	2.7	1.8	11.3	15.8	12.7	11.8	21.3
Max.SA.FG	17.4	15.0	28.5	23.4	21.3	21.9	11.2	8.4	3.9	6.8
Cadence	123.7		123.7		112.7		0.0		-11.0	
Long. des pas	62.3	70.3	67.6	64.6	58.0	67.5	5.3	-5.7	-4.3	-2.8
Vitesse	1.37		1.36		1.18		0.00		-0.19	
Norm.Moment	13.9		14.4		11.5		0.5		-2.4	
Moy.grf	338.0	365.0	371.1	331.7	324.3	371.9	33.1	-33.3	-13.7	6.9

TABLE 4.8 – Mesures avec **CMA5**, **c0** et **c1**

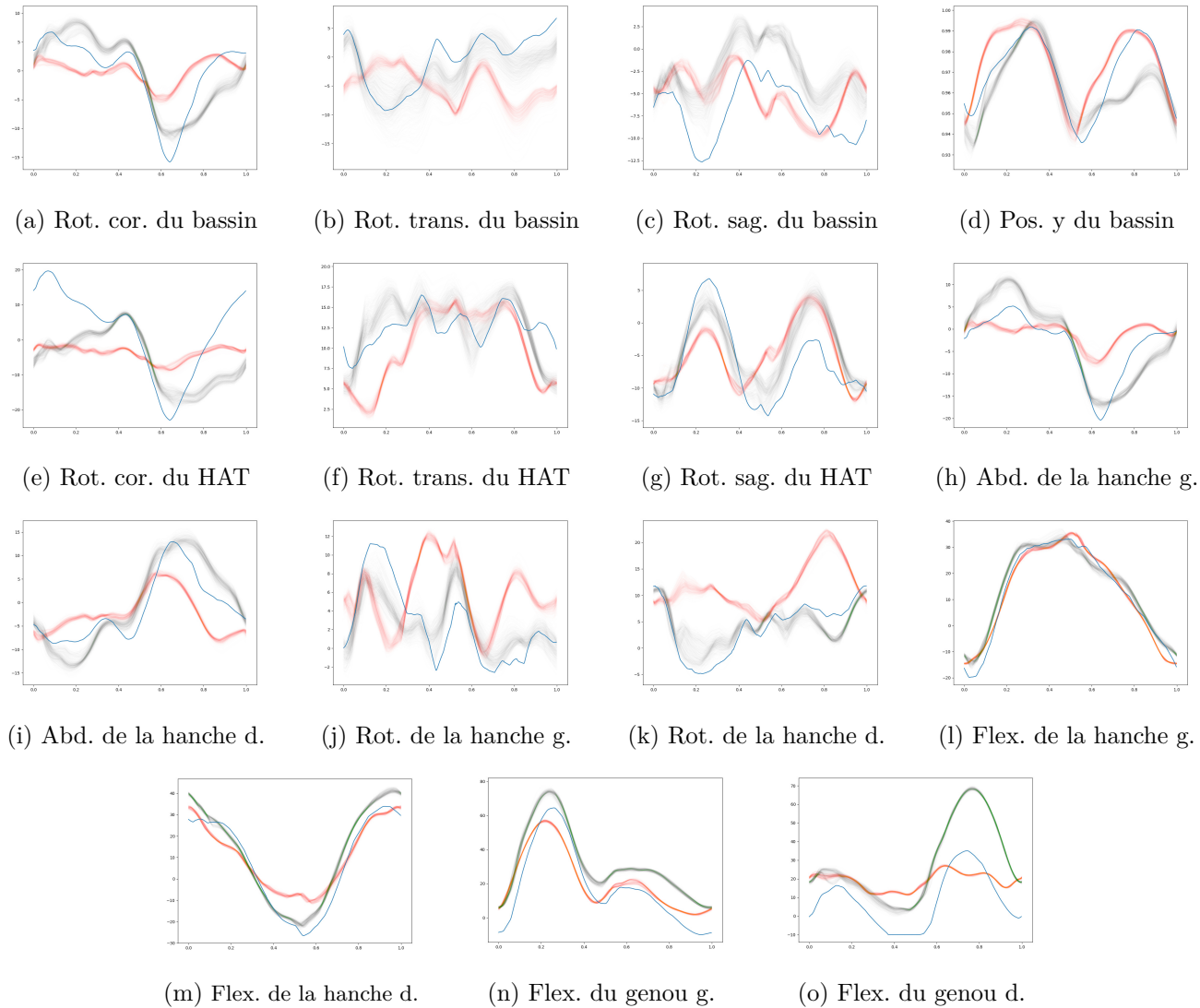


FIGURE 4.11 – Comparaison des mouvements simulés entre **CMA5**, **c0** et **c1**

En bleu, les trajectoires du mouvement **CMA5** pendant le 15ème cycle ; en vert, les trajectoires pendant le 15ème cycle des mouvements **c0** simulés ; en rouge, les trajectoires pendant le 15ème cycle des mouvements **c1** simulés.

Les principaux éléments qui ressortent de l'observation sont le respect de la contrainte sur le genou droit, des comportements attendus et inattendus. Les comportements attendus observés sont : la diminution de la flexion maximale du genou gauche, la diminution de la flexion maximale du genou gauche en 1ère phase de double appui, la diminution du maximum de flexion gauche en phase de simple appui. On observe aussi des comportements qui sont inattendus : pas d'augmentation du maximum de rotation externe de la hanche droite, hyper-extension des deux genoux en phase de simple appui, pas de changement de cadence ni de vitesse de marche.

Là encore, le respect de la contrainte sur la flexion du genou est un point positif. Le nombre de paramètres à optimiser est encore suffisant. Par contre, la solution obtenue ne présente pas de diminution de la vitesse de marche et ni de l'énergie.

CONCLUSION

Nos contributions en termes de préparation du mouvement, d'entraînement des réseaux de neurones, d'analyse des simulations et d'optimisation des trajectoires nous ont permis d'obtenir diverses prédictions de mouvement. Ces prédictions ne correspondent pas exactement au mouvement réalisé par le sujet de l'étude, mais malgré le peu d'informations utilisées, nous retrouvons des caractéristiques du mouvement pathologique réel, ce qui est très encourageant.

Notre préparation du mouvement permet d'avoir une description très précise des mouvements en utilisant beaucoup moins de paramètres que pour les données brutes. Elle permet aussi de pouvoir de conserver la continuité des vitesses angulaires entre les différents cycles de marche. Enfin, nous avons montré que la réalisation d'une optimisation de trajectoire est possible, en un temps raisonnable et avec peu de contraintes. Pour améliorer et automatiser la préparation du mouvement, une étude sur le nombre et le placement optimal des points de contrôle serait néanmoins nécessaire. Une piste serait de réaliser la même opération de préparation sur différents mouvements pathologiques ou non, capturés sur différents sujets. Cette analyse pourrait aussi permettre d'extraire les descripteurs des transformations permettant de passer d'un mouvement à un autre. Ces transformations seraient par exemple la modification simultanée d'un ou plusieurs points de contrôles situés sur différentes articulations. Ces descripteurs seraient intéressants afin de pouvoir décrire l'ensemble des mouvements similaires en donnant des intervalles de valeurs pour les paramètres. Cela permettrait aussi d'avoir un grand nombre de variations du même mouvement tout en restant spécifique au sujet.

Les changements que nous avons apportés à la méthode d'apprentissage nous ont permis d'obtenir différents réseaux avec des propriétés différentes. Ils se limitent tout de même à l'utilisation simultanée de différents mouvements de référence et à l'utilisation du *curriculum learning*. Nos réseaux présentent des propriétés différentes et choisir celui à utiliser pour réaliser des prédictions n'est pas évident. Afin de choisir, nous proposons une routine d'analyse des réseaux. Elle nous a permis de prendre des décisions en nous appuyant sur des résultats concrets. Parmi les propriétés étudiées, on trouve la robustesse aux perturbations et aux changements dans le mouvement de référence. Les tests de robustesse aux changements dans le mouvement de référence pourraient être complétés en utilisant les transformations de mouvement avec des paramètres. Nous pensons que cette routine d'analyse peut être utilisée de manière plus générale, pour comparer d'autres méthodes de contrôleurs directs. L'étude de la spécificité de notre simulateur

pourrait être améliorée en utilisant des mouvements réalisés par d'autres sujets. Nous pourrions ainsi vérifier si le simulateur est spécifique à un sujet en montrant s'il réussit ou pas à suivre des mouvements d'autres sujets, sans avoir subi un re-entraînement et/ou une mise à jour du sujet virtuel.

Notre routine est aussi intéressante pour l'analyse des mouvements car elle permet d'identifier plus facilement les différences entre les mouvements qu'avec l'observation directe des trajectoires. Cependant, les différents seuils utilisés pour mettre en avant des différences nécessitent d'être définis plus précisément. Cela nécessite aussi le suivi d'un plus grand nombre de sujets et de mouvements.

L'analyse des mouvements est limitée par le manque de variabilité dans les mouvements simulés. Les changements de la condition initiale et les perturbations ne permettent pas d'avoir une variabilité comparable à celle de la réalité. Cela pourrait être amélioré en introduisant plus des modifications de la durée des cycles de marche. Cette variabilité pourrait aussi permettre, pendant l'entraînement, d'avoir plus de mouvements de référence et ainsi obtenir un contrôleur plus robuste. La possibilité de faire ressembler le mouvement de référence à des mouvements pathologiques, approche déjà rapportée dans la littérature, pourrait aussi permettre d'améliorer la robustesse du contrôleur. De même, pour passer d'un mouvement sain à un mouvement pathologique, une description des transformations permettrait de réduire le nombre de variables à optimiser.

Notre comparaison avec le mouvement de référence est uniquement effectuée sur la cinématique, à l'exception des moments moyens et des forces de réaction au sol. Cela aurait par exemple été intéressant de comparer les résultats en termes de moments angulaires. Avec le modèle de contrôle que nous utilisons les moments présentent du bruit, et la comparaison directe avec les résultats d'une étude en dynamique inverse réalisée sur le mouvement de référence ne serait probablement pas concluante. Cependant, il serait possible de faire une analyse en dynamique inverse du mouvement simulé afin d'avoir des informations en termes de moments plus précises. Cette analyse pourrait être réalisée en utilisant les forces de réaction au sol filtrées ou bien, afin d'obtenir des résultats moins bruités, en modifiant le modèle de contact par un modèle plus réaliste. Par exemple, on pourrait utiliser un modèle de pied avec plus de segments. Notre routine d'analyse permettrait de s'assurer que ce nouveau modèle ne modifie pas les autres propriétés du simulateur.

Les mouvements que nous simulons sont réalisés dans notre moteur physique mais ils pourraient ne pas être réalisables par un modèle musculaire. Nous n'en avons pas utilisé un car trop coûteux en temps de simulation. Une piste d'amélioration serait l'utilisation d'un modèle basé sur les réseaux de neurones [JVDL19] qui permet de s'assurer que les moments sont compatibles avec un modèle musculaire. Cela permettrait, lors de l'analyse en dynamique inverse du mouvement simulé, d'avoir un résultat cohérent.

Même si la méthode utilisée pour obtenir la représentation paramétrique du mouvement est simple, elle est assez coûteuse en temps de calcul. Dans notre cas, cela ne pose aucun problème car elle n'est réalisée qu'une fois par mouvement. Mais dans le cadre d'une utilisation de manière automatique sur de nombreux mouvements, il faudrait l'améliorer. Cela pourrait être fait par exemple en donnant des positions initiales pour les points de contrôle.

L'amélioration de la modélisation du personnage est aussi une piste à étudier pour avoir des prédictions plus réalistes et spécifiques. En effet, les mouvements réalisés par un sujet virtuel seront plus spécifiques à celui-ci s'il représente fidèlement le sujet réel. Une mise à l'échelle plus précise des moments d'inertie des corps rigides est l'une des pistes d'améliorations possibles. Les travaux réalisés par Bergamin et al. [BCHR19] proposent d'extraire à l'aide de reconstruction 3D à partir d'une série d'image les propriétés inertie des corps rigides. Cette étape nécessite l'extraction de la silhouette [BJE*08] et une segmentation précise des différents membres du sujet.

Les résultats obtenus avec la méthode de prédiction montrent l'émergence naturelle de plusieurs phénomènes compatibles avec la réalité. On peut citer par exemple la réduction de la vitesse de marche pour minimiser l'énergie. Par contre, l'apparition de dissymétries de longueur des pas n'est pas naturel et pourrait probablement être corrigée en utilisant une pénalisation sur la dissymétrie de la marche.

Dans le cadre du projet OMEGA, l'objectif d'obtenir un simulateur capable de réaliser des prédictions a été rempli. L'étude n'a néanmoins pas été réalisée sur autant de pathologiques et de sujets que prévu initialement. Malgré tout, de mon point de vue, les résultats sont satisfaisants car les différentes approches proposées vont pouvoir être réutilisées et sont généralisables afin de choisir les contrôleurs les plus adaptés à la réalisation de prédiction.

BIBLIOGRAPHIE

- [AG85] ARMSTRONG W. W., GREEN M. W. : The dynamics of articulated rigid bodies for purposes of animation. *The Visual Computer* 1, 4 (1985), 231–240.
- [ALX*19] ABDOLHOSSEINI F., LING H. Y., XIE Z., PENG X. B., VAN DE PANNE M. : On learning symmetric locomotion. *Proceedings - MIG 2019 : ACM Conference on Motion, Interaction, and Games* (2019).
- [AP99] ANDERSON F. C., PANDY M. G. : A dynamic optimization solution for vertical jumping in three dimensions. *Computer Methods in Biomechanics and Biomedical Engineering* 2, 3 (1999), 201–231.
- [AP01] ANDERSON F. C., PANDY M. G. : Dynamic optimization of human walking. *Journal of Biomechanical Engineering* 123, 5 (2001), 381–390.
- [AP02] ANITESCU M., POTRA F. A. : A time-stepping method for stiff multibody dynamics with contact and friction. *International Journal for Numerical Methods in Engineering* 55, 7 (2002), 753–784.
- [AP11] ABE Y., POPOVIĆ J. : Simulating 2D gaits with a phase-indexed tracking controller. *IEEE Computer Graphics and Applications* 31, 4 (jul 2011), 22–33.
- [Asa83] ASADA H. : A Geometrical Representation of Manipulator Dynamics and Its Application to Arm Design. *Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control* 105, 3 (sep 1983), 131–142.
- [AV12] ACKERMANN M., VAN DEN BOGERT A. J. : Predictive simulation of gait at low gravity reveals skipping as the preferred locomotion strategy. *Journal of Biomechanics* 45, 7 (2012), 1293–1298.
- [AWLD10] ARNOLD E. M., WARD S. R., LIEBER R. L., DELP S. L. : A model of the lower limb for analysis of human movement. *Annals of Biomedical Engineering* 38, 2 (2010), 269–279.
- [BCHR19] BERGAMIN K., CLAVET S., HOLDEN D., RICHARD FORBES J. : DReCon : Data-driven responsive control of physics-based characters. *ACM Transactions on Graphics* 38, 6 (2019).

- [BJE*08] BENEZETH Y., JODOIN P. M., EMILE B., LAURENT H., ROSENBERGER C. : Review and evaluation of commonly-implemented background subtraction algorithms. *Proceedings - International Conference on Pattern Recognition* (2008), 2–5.
- [BLCW09] BENGIO Y., LOURADOUR J., COLLOBERT R., WESTON J. : Curriculum learning. In *Proceedings of the 26th Annual International Conference on Machine Learning - ICML '09* (New York, New York, USA, 2009), vol. 2, ACM Press, pp. 1–8.
- [BM17] BROWN P., MCPHEE J. : Volumetric contact model of ellipsoid-plane geometries. In *Proceedings of the 8th ECCOMAS Thematic Conference on MULTIBODY DYNAMICS 2017, MBD 2017* (2017), vol. 2017-Janua, pp. 365–374.
- [BM18] BROWN P., MCPHEE J. : A 3D ellipsoidal volumetric foot–ground contact model for forward dynamics. *Multibody System Dynamics* 42, 4 (2018), 447–467.
- [BR14] BRUENING D. A., RIDGE S. T. : Automated event detection algorithms in pathological gait. *Gait and Posture* 39, 1 (2014), 472–477.
- [BSF10] BRUBAKER M. A., SIGAL L., FLEET D. J. : Estimating contact dynamics. *2009 IEEE 12th International Conference on Computer Vision, Iccv* (2010), 2389–2396.
- [CBV09] COROS S., BEAUDOIN P., VAN DE PANNE M. : Robust task-based control policies for physics-based characters. *ACM Transactions on Graphics* 28, 5 (2009), 1.
- [CBV10] COROS S., BEAUDOIN P., VAN DE PANNE M. : Generalized biped walking control. *ACM SIGGRAPH 2010 Papers, SIGGRAPH 2010* 29, 4 (2010), 1.
- [CCDL95] CAPPOZZO A., CATANI F., DELLA CROCE U., LEARDINI A. : Position and orientation in space of bones during movement. *Clin. Biomech.* 10, 4 (1995), 171–178.
- [CFP*15] CARBONE V., FLUIT R., PELLIKAAN P., VAN DER KROGT M. M., JANSSEN D., DAMSGAARD M., VIGNERON L., FEILKAS T., KOOPMAN H. F., VERDON-SCHOT N. : TLEM 2.0 - A comprehensive musculoskeletal geometry dataset for subject-specific modeling of lower extremity. *Journal of Biomechanics* 48, 5 (2015), 734–741.

- [CJ71] CHOW C. K., JACOBSON D. H. : Studies of human locomotion via optimal programming. *Mathematical Biosciences* 10, 3-4 (1971), 239–306.
- [CMM*18] CHENTANEZ N., MÜLLER M., MACKLIN M., MAKOVYCHUK V., JESCHKE S. : Physics-based motion capture imitation with deep reinforcement learning. *Proceedings - MIG 2018 : ACM SIGGRAPH Conference on Motion, Interaction, and Games* (2018).
- [CPB15] CARENSAC S., PRONOST N., BOUAKAZ S. : Real-time gait control for partially immersed bipeds. *Proceedings of the 8th ACM SIGGRAPH Conference on Motion in Games, MIG 2015*, NOVEMBER (2015), 177–182.
- [CPB18] CARENSAC S., PRONOST N., BOUAKAZ S. : Physics-based control of walking virtual characters in low frequency simulations. In *ACM International Conference Proceeding Series* (New York, New York, USA, 2018), ACM Press, pp. 77–82.
- [CPPD17] CRUZ RUIZ A. L., PONTONNIER C., PRONOST N., DUMONT G. : Muscle-Based Control for Character Animation. *Computer Graphics Forum* 36, 6 (2017), 122–147.
- [DAA*07] DELP S. L., ANDERSON F. C., ARNOLD A. S., LOAN P., HABIB A., JOHN C. T., GUENDELMAN E., THELEN D. G. : OpenSim : Open-source software to create and analyze dynamic simulations of movement. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering* 54, 11 (2007), 1940–1950.
- [DAP08] DA SILVA M., ABE Y., POPOVIĆ J. : Interactive simulation of stylized human locomotion. *ACM Transactions on Graphics* 27, 3 (2008), 1.
- [DBF*20] DEMBIA C. L., BIANCO N. A., FALISSE A., HICKS J. L., DELP S. L. : OpenSim Moco : Musculoskeletal optimal control. *PLoS Computational Biology* 16, 12 December (2020), 1–21.
- [DGA00] DOUCET A., GODSILL S., ANDRIEU C. : On sequential Monte Carlo sampling methods for Bayesian filtering. *Statistics and Computing* 10, 3 (2000), 197–208.
- [DLH*90] DELP S. L., LOAN J. P., HOY M. G., ZAJAC F. E., TOPP E. L., ROSEN J. M. : An Interactive Graphics-Based Model of the Lower Extremity to Study Orthopaedic Surgical Procedures. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering* 37, 8 (1990), 757–767.

- [DÖTG91] DAVIS R. B., ÖUNPUU S., TYBURSKI D., GAGE J. R. : A gait analysis data collection and reduction technique. *Human Movement Science* 10, 5 (oct 1991), 575–587.
- [DUA86] DE JALÓN J., UNDA J., AVELLO A. : Natural coordinates for the computer analysis of multibody systems. *Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering* 56, 3 (jul 1986), 309–327.
- [DWHD15] DORN T. W., WANG J. M., HICKS J. L., DELP S. L. : Predictive simulation generates human adaptations during loaded and inclined walking. *PLoS ONE* 10, 4 (2015), 1–16.
- [EBGM20] EZATI M., BROWN P., GHANNADI B., MCPHEE J. : Comparison of direct collocation optimal control to trajectory optimization for parameter identification of an ellipsoidal foot–ground contact model. *Multibody System Dynamics* 49, 1 (2020), 71–93.
- [Fea08] FEATHERSTONE R. : *Rigid Body Dynamics Algorithms*. Springer US, Boston, MA, 2008.
- [FSD*19] FALISSE A., SERRANCOLÍ G., DEMBIA C. L., GILLIS J., JONKERS I., DE GROOTE F. : Rapid predictive simulations with complex musculoskeletal models suggest that diverse healthy and pathological human gaits can emerge from similar control strategies. *Journal of the Royal Society Interface* 16, 157 (2019), 20190402.
- [Gei19] GEIJTENBEEK T. : SCONE : Open Source Software for Predictive Simulation of Biological Motion. *Journal of Open Source Software* 4, 38 (2019), 1421.
- [GH10] GEYER H., HERR H. : A Muscle-reflex model that encodes principles of legged mechanics produces human walking dynamics and muscle activities. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering* 18, 3 (2010), 263–273.
- [GPV12] GEIJTENBEEK T., PRONOST N., VAN DER STAPPEN A. F. : Simple data-driven control for simulated bipeds. *Computer Animation 2012 - ACM SIGGRAPH / Eurographics Symposium Proceedings, SCA 2012* (2012), 211–219.
- [GSDE04] GHOUSSAYNI S., STEVENS C., DURHAM S., EWINS D. : Assessment and validation of a simple automated method for the detection of gait events and intervals. *Gait and Posture* 20, 3 (2004), 266–272.

- [GVV13] GEIJTENBEEK T., VAN DE PANNE M., VAN DER STAPPEN A. F. : Flexible muscle-based locomotion for bipedal creatures. *ACM Transactions on Graphics* 32, 6 (nov 2013), 1–11.
- [GW96] GILCHRIST L. A., WINTER D. A. : A two-part, viscoelastic foot model for use in gait simulations. *Journal of Biomechanics* 29, 6 (1996), 795–798.
- [Han07] HANSEN N. : The CMA Evolution Strategy : A Comparing Review. In *Towards a New Evolutionary Computation*, vol. 102. Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg, 2007, pp. 75–102.
- [HC75] HUNT K. H., CROSSLEY F. R. : Coefficient of Restitution Interpreted As Damping in Vibroimpact. *American Society of Mechanical Engineers (Paper)*, 75 -APM-H (1975), 440–445.
- [HENS16] HAN D., EOM H., NOH J., SHIN J. S. : Data-guided model predictive control based on smoothed contact dynamics. *Computer Graphics Forum* 35, 2 (2016), 533–543.
- [HET*14] HÄMÄLÄINEN P., ERIKSSON S., TANSKANEN E., KYRKI V., LEHTINEN J. : Online motion synthesis using sequential Monte Carlo. *ACM Transactions on Graphics* 33, 4 (2014), 1–12.
- [HJ19] HADDAS R., JU K. L. : Gait Alteration in Cervical Spondylotic Myelopathy Elucidated by Ground Reaction Forces. *Spine* 44, 1 (jan 2019), 25–31.
- [HKSK18] HWANG J., KIM J., SUH I. H., KWON T. : Real-time locomotion controller using an inverted-pendulum-based abstract model. *Computer Graphics Forum* 37, 2 (may 2018), 287–296.
- [HMD05] HOLZBAUR K. R., MURRAY W. M., DELP S. L. : A model of the upper extremity for simulating musculoskeletal surgery and analyzing neuromuscular control. *Annals of Biomedical Engineering* 33, 6 (2005), 829–840.
- [HNJS14] HAN D., NOH J., JIN X., SHIN J. S. : On-line real-time physics-based predictive motion control with balance recovery. *Computer Graphics Forum* 33, 2 (2014), 245–254.
- [HRL15] HÄMÄLÄINEN P., RAJAMÄKI J., LIU C. K. : Online control of simulated humanoids using particle belief propagation. *ACM Transactions on Graphics* 34, 4 (2015), 81 :1–81 :13.

- [IKK*12] ITOH N., KANADA Y., KAGAYA H., SAITOH E., OHTSUKA K., YAMADA J., TANIKAWA H., TANABE S., ITOH N., AOKI T. : Quantitative assessment of circumduction, hip hiking, and forefoot contact gait using Lissajous figures. *Japanese Journal of Comprehensive Rehabilitation Science* 3 (2012), 78–84.
- [JHF16] JACKSON J. N., HASS C. J., FREGLY B. J. : Development of a Subject-Specific Foot-Ground Contact Model for Walking. *Journal of Biomechanical Engineering* 138, 9 (2016), 091002.
- [JK11] JAIN S., KAREN LIU C. : Controlling Physics-Based Characters Using Soft Contacts. *ACM Transactions on Graphics* 30, 6 (dec 2011), 1–10.
- [JL18] JIANG Y., LIU C. K. : Data-driven approach to simulating realistic human joint constraints. *Proceedings - IEEE International Conference on Robotics and Automation* (2018), 1098–1103.
- [JVDL19] JIANG Y., VAN WOUWE T., DE GROOTE F., LIU C. K. : Synthesis of biologically realistic human motion using joint torque actuation. *ACM Transactions on Graphics* 38, 4 (2019), 1–12.
- [KFRR00] KERRIGAN D. C., FRATES E. P., ROGAN S., RILEY P. O. : Hip hiking and circumduction : Quantitative definitions. *American Journal of Physical Medicine and Rehabilitation* 79, 3 (2000), 247–252.
- [KH10] KWON T., HODGINS J. : Control systems for human running using an inverted pendulum model and a reference motion capture sequence. *Computer Animation 2010 - ACM SIGGRAPH / Eurographics Symposium Proceedings, SCA 2010* (2010), 129–138.
- [KH17] KWON T., HODGINS J. K. : Momentum-mapped inverted pendulum models for controlling dynamic human motions. *ACM Transactions on Graphics* 36, 1 (feb 2017), 1–14.
- [KKC*18] KAVAFUGLU Z., KAVAFUGLU E., CIMEN G., CAPIN T., GURCAY H. : Style-based biped walking control. *Visual Computer* 34, 3 (mar 2018), 359–375.
- [KLV20] KWON T., LEE Y., VAN DE PANNE M. : Fast and flexible multilegged locomotion using learned centroidal dynamics. *ACM Transactions on Graphics* 39, 4 (jul 2020).
- [KSG02] KOVAR L., SCHREINER J., GLEICHER M. : Footskate cleanup for motion capture editing. 97.

- [KSK00] KOMURA T., SHINAGAWA Y., KUNII T. L. : Creating and retargetting motion by the musculoskeletal human body model. *Visual Computer* 16, 5 (2000), 254–270.
- [Kuo07] KUO A. D. : The six determinants of gait and the inverted pendulum analogy : A dynamic walking perspective. *Human Movement Science* 26, 4 (2007), 617–656.
- [KvdB16] KOELEWIJN A. D., VAN DEN BOGERT A. J. : Joint contact forces can be reduced by improving joint moment symmetry in below-knee amputee gait simulations. *Gait and Posture* 49 (2016), 219–225.
- [Lee19] LEE H. S. : Application of dynamic time warping algorithm for pattern similarity of gait. *Journal of Exercise Rehabilitation* 15, 4 (2019), 526–530.
- [LKL10] LEE Y., KIM S., LEE J. : Data-driven biped control. *ACM SIGGRAPH 2010 Papers, SIGGRAPH 2010 1*, 212 (2010).
- [LKP11] LIN Y. C., KIM H. J., PANDY M. G. : A computationally efficient method for assessing muscle function during human locomotion. *International Journal for Numerical Methods in Biomedical Engineering* 27, 3 (mar 2011), 436–449.
- [LL15] LEE S., LEE J. : Biped control using multi-segment foot model based on the human feet. *SIGGRAPH Asia 2015 Posters, SA 2015 4* (2015), 1–1.
- [LNAS15] LOPES D. S., NEPTUNE R. R., AMBRÓSIO J. A., SILVA M. T. : A superellipsoid-plane model for simulating foot-ground contact during human gait. *Computer Methods in Biomechanics and Biomedical Engineering* 19, 9 (2015), 954–963.
- [LOW12] LEWEK M. D., OSBORN A. J., WUTZKE C. J. : The influence of mechanically and physiologically imposed stiff-knee gait patterns on the energy cost of walking. *Archives of Physical Medicine and Rehabilitation* 93, 1 (2012), 123–128.
- [LPKL14] LEE Y., PARK M. S., KWON T., LEE J. : Locomotion control for many-muscle humanoids. *ACM Transactions on Graphics* 33, 6 (2014), 1–11.
- [LPLL19] LEE S., PARK M., LEE K., LEE J. : Scalable muscle-actuated human simulation and control. *ACM Transactions on Graphics* 38, 4 (2019), ACM Transactions on Graphics.
- [LST09] LEE S. H., SIFAKIS E., TERZOPOULOS D. : Comprehensive biomechanical modeling and simulation of the upper body. *ACM Transactions on Graphics* 28, 4 (2009), 1–17.

- [LT06] LEE S. H., TERZOPOULOS D. : Heads up! Biomechanical modeling and neuromuscular control of the neck. *ACM Transactions on Graphics* 25, 3 (2006), 1188–1198.
- [LVY16] LIU L., VAN DE PANNE M., YIN K. : Guided learning of control graphs for physics-based characters. *ACM Transactions on Graphics* 35, 3 (2016), 1–14.
- [LWP18] LIN Y. C., WALTER J. P., PANDY M. G. : Predictive Simulations of Neuro-muscular Coordination and Joint-Contact Loading in Human Gait. *Annals of Biomedical Engineering* 46, 8 (2018), 1216–1227.
- [LXH*18] LEE J., X. GREY M., HA S., KUNZ T., JAIN S., YE Y., S. SRINIVASA S., STILMAN M., KAREN LIU C. : DART : Dynamic Animation and Robotics Toolkit. *The Journal of Open Source Software* 3, 22 (2018), 500.
- [LYvdP*10] LIU L., YIN K., VAN DE PANNE M., SHAO T., XU W. : Sampling-based contact-rich motion control. In *ACM SIGGRAPH 2010 papers on - SIGGRAPH '10* (New York, New York, USA, 2010), ACM Press, p. 1.
- [LZCV20] LING H. Y., ZINNO F., CHENG G., VAN DE PANNE M. : Character controllers using motion VAEs. *ACM Transactions on Graphics* 39, 4 (2020), 1–12.
- [MAP*19] MEREL J., AHUJA A., PHAM V., TUNYASUVUNAKOOL S., LIU S., TIRUMALA D., HEES N., WAYNE G. : Hierarchical visuomotor control of humanoids. *7th International Conference on Learning Representations, ICLR 2019, 2002* (nov 2019), 1–19.
- [MBWM09] MCGINLEY J. L., BAKER R., WOLFE R., MORRIS M. E. : The reliability of three-dimensional kinematic gait measurements : A systematic review. *Gait and Posture* 29, 3 (apr 2009), 360–369.
- [MdLH10] MORDATCH I., DE LASA M., HERTZMANN A. : Robust physics-based locomotion using low-dimensional planning. *ACM SIGGRAPH 2010 papers on - SIGGRAPH '10* (2010), 1.
- [MEHM19] MILLARD M., EMONDS A. L., HARANT M., MOMBAUR K. : A reduced muscle model and planar musculoskeletal model fit for the simulation of whole-body movements. *Journal of Biomechanics* 89 (2019), 11–20.
- [Mil14] MILLER R. H. : A comparison of muscle energy models for simulating human walking in three dimensions. *Journal of Biomechanics* 47, 6 (2014), 1373–1381.

- [MK15] MILLARD M., KECSKEMÉTHY A. : A 3D foot-ground model using disk contacts. In *Mechanisms and Machine Science*, Kecskeméthy A., Geu Flores F., (Eds.), vol. 26 of *Mechanisms and Machine Science*. Springer International Publishing, Cham, 2015, pp. 161–169.
- [MLPP09] MUICO U., LEE Y., POPOVIĆ J., POPOVIĆ Z. : Contact-aware nonlinear control of dynamic characters. *ACM SIGGRAPH 2009 papers on - SIGGRAPH '09* (2009), 1.
- [MS14] MARTIN A. E., SCHMIEDELER J. P. : Predicting human walking gaits with a simple planar model. *Journal of Biomechanics* 47, 6 (2014), 1416–1421.
- [NCNV*12] NUNES R. F., CAVALCANTE-NETO J. B., VIDAL C. A., KRY P. G., ZORDAN V. B. : Using natural vibrations to guide control for locomotion. *Proceedings - I3D 2012 : ACM SIGGRAPH Symposium on Interactive 3D Graphics and Games* (2012), 87–94.
- [NZC*18] NAKADA M., ZHOU T., CHEN H., WEISS T., TERZOPOULOS D. : Deep learning of biomimetic sensorimotor control for biomechanical human animation. *ACM Transactions on Graphics* 37, 4 (jul 2018), 1–15.
- [OGHD19] ONG C. F., GEIJTENBEEK T., HICKS J. L., DELP S. L. : Predicting gait adaptations due to ankle plantarflexor muscle weakness and contracture using physics-based musculoskeletal simulations. *PLoS Computational Biology (Print)* 15, 10 (2019), 597294.
- [OGL13] ORIN D. E., GOSWAMI A., LEE S. H. : Centroidal dynamics of a humanoid robot. *Autonomous Robots* 35, 2-3 (2013), 161–176.
- [PALV18] PENG X. B., ABBEEL P., LEVINE S., VAN DE PANNE M. : DeepMimic : Example-guided deep reinforcement learning of physics-based character skills. *ACM Transactions on Graphics* 37, 4 (2018).
- [PBYV17] PENG X. B., BERSETH G., YIN K., VAN DE PANNE M. : DeepLoco : Dynamic locomotion skills using hierarchical deep reinforcement learning. *ACM Transactions on Graphics* 36, 4 (2017), 1–13.
- [PCT*01] PRATT J., CHEW C. M., TORRES A., DILWORTH P., PRATT G. : Virtual model control : an intuitive approach for bipedal locomotion. *International Journal of Robotics Research* 20, 2 (2001), 129–143.

- [PSVV07] PENNESTRÌ E., STEFANELLI R., VALENTINI P. P., VITA L. : Virtual musculo-skeletal model for the biomechanical analysis of the upper limb. *Journal of Biomechanics* 40, 6 (jan 2007), 1350–1361.
- [PT97] PIEGL L., TILLER W. : *The NURBS Book*, vol. 35 of *Monographs in Visual Communication*. Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg, oct 1997.
- [PT06] PRATT J. E., TEDRAKE R. : Velocity-based stability margins for fast bipedal walking. *Lecture Notes in Control and Information Sciences* 340 (2006), 299–324.
- [PVGAMG*18] PULIDO-VALDEOLIVAS I., GÓMEZ-ANDRÉS D., MARTÍN-GONZALO J. A., RODRÍGUEZ-ANDONAEGUI I., LÓPEZ-LÓPEZ J., PASCUAL-PASCUAL S. I., RAUSELL E. : Gait phenotypes in paediatric hereditary spastic paraplegia revealed by dynamic time warping analysis and random forests. *PLoS ONE* 13, 3 (2018), 1–28.
- [PYL18] PARK H., YU R., LEE J. : Multi-segment foot modeling for human animation. In *Proceedings - MIG 2018 : ACM SIGGRAPH Conference on Motion, Interaction, and Games* (New York, New York, USA, 2018), ACM Press, pp. 1–10.
- [RDD*16] RAJAGOPAL A., DEMBIA C. L., DEMERS M. S., DELP D. D., HICKS J. L., DELP S. L. : Full-Body Musculoskeletal Model for Muscle-Driven Simulation of Human Gait. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering* 63, 10 (2016), 2068–2079.
- [RHR*10] REN L., HOWARD D., REN L., NESTER C., TIAN L. : A generic analytical foot rollover model for predicting translational ankle kinematics in gait simulation studies. *Journal of Biomechanics* 43, 2 (2010), 194–202.
- [RJH07] REN L., JONES R. K., HOWARD D. : Predictive modelling of human walking over a complete gait cycle. *Journal of Biomechanics* 40, 7 (jan 2007), 1567–1574.
- [RKL*21] RYU H., KIM M., LEE S., PARK M. S., LEE K., LEE J. : Functionality-Driven Musculature Retargeting. *Computer Graphics Forum* 40, 1 (jul 2021), 341–356.
- [RMP17] ROBERTS M., MONGEON D., PRINCE F. : Biomechanical parameters for gait analysis : a systematic review of healthy human gait. *Physical Therapy and Rehabilitation* 4, 1 (2017), 6.
- [RVK14] RABBANI A. H., VAN DE PANNE M., KRY P. G. : Anticipatory balance control. *Proceedings - Motion in Games 2014, MIG 2014* (2014), 71–76.

- [SAA*10] SALTELLI A., ANNONI P., AZZINI I., CAMPOLONGO F., RATTO M., TARANTOLA S. : Variance based sensitivity analysis of model output. Design and estimator for the total sensitivity index. *Computer Physics Communications* 181, 2 (2010), 259–270.
- [SG12] SONG S., GEYER H. : Regulating speed and generating large speed transitions in a neuromuscular human walking model. *Proceedings - IEEE International Conference on Robotics and Automation* (2012), 511–516.
- [SG13] SONG S., GEYER H. : Generalization of a muscle-reflex control model to 3D walking. *Proceedings of the Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, EMBS, Eec 0540865* (2013), 7463–7466.
- [SG15] SONG S., GEYER H. : A neural circuitry that emphasizes spinal feedback generates diverse behaviours of human locomotion. *Journal of Physiology* 593, 16 (aug 2015), 3493–3511.
- [SG18] SONG S., GEYER H. : Predictive neuromechanical simulations indicate why walking performance declines with ageing. *Journal of Physiology* 596, 7 (apr 2018), 1199–1210.
- [SKL07] SOK K. W., KIM M., LEE J. : Simulating biped behaviors from human motion data. *ACM Transactions on Graphics* 26, 99 (2007), 107.
- [SLST14] SI W., LEE S. H., SIFAKIS E., TERZOPOULOS D. : Realistic biomechanical simulation and control of human swimming. *ACM Transactions on Graphics* 34, 1 (dec 2014), 1–15.
- [Smi] SMITH R. : Open Dynamics Engine.
- [SSD11] SHERMAN M. A., SETH A., DELP S. L. : Simbody : Multibody dynamics for biomedical research. *Procedia IUTAM* 2 (2011), 241–261.
- [ST96] STEWART D. E., TRINKLE J. C. : An implicit time-stepping scheme for rigid body dynamics with inelastic collisions and coulomb friction. *International Journal for Numerical Methods in Engineering* 39, 15 (1996), 2673–2691.
- [SWD*17] SCHULMAN J., WOLSKI F., DHARIWAL P., RADFORD A., KLIMOV O. : Proximal Policy Optimization Algorithms. 1–12.
- [SWV18] SUN J., WU S., VOGLEWEDE P. A. : Dynamic Simulation of Human Gait Model with Predictive Capability. *Journal of Biomechanical Engineering* 140, 3 (2018), 031008.

- [TET12] TODOROV E., EREZ T., TASSA Y. : MuJoCo : A physics engine for model-based control. In *IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems* (2012), pp. 5026–5033.
- [TGTL11] TAN J., GU Y., TURK G., LIU C. K. : Articulated Swimming Creatures. *ACM Transactions on Graphics* 30, 4 (2011), 1–12.
- [The03] THELEN D. G. : Adjustment of muscle mechanics model parameters to simulate dynamic contractions in older adults. *Journal of Biomechanical Engineering* 125, 1 (2003), 70–77.
- [TLT11] TAN J., LIU K., TURK G. : Stable proportional-derivative controllers. *IEEE Computer Graphics and Applications* 31, 4 (jul 2011), 34–44.
- [vdH94] VAN DER HELM F. C. : A finite element musculoskeletal model of the shoulder mechanism. *Journal of Biomechanics* 27, 5 (may 1994), 551–569.
- [VGEZ*13] VAN DEN BOGERT A. J., GEIJTENBEEK T., EVEN-ZOHAR O., STEENBRINK F., HARDIN E. C. : A real-time system for biomechanical analysis of human movement and muscle function. *Medical and Biological Engineering and Computing* 51, 10 (2013), 1069–1077.
- [Vic] VICON MOTION SYSTEMS LTD. : Plug-in Gait.
- [WB06] WÄCHTER A., BIEGLER L. T. : *On the implementation of an interior-point filter line-search algorithm for large-scale nonlinear programming*, vol. 106. 2006.
- [WBHB18] WINKLER A. W., BELLICOSO C. D., HUTTER M., BUCHLI J. : Gait and Trajectory Optimization for Legged Systems Through Phase-Based End-Effector Parameterization. *IEEE Robotics and Automation Letters* 3, 3 (2018), 1560–1567.
- [WFH09] WANG J. M., FLEET D. J., HERTZMANN A. : Optimizing Walking Controllers. *ACM Transactions on Graphics* 28, 5 (2009), 1–8.
- [WGH20] WON J., GOPINATH D., HODGINS J. : A scalable approach to control diverse behaviors for physically simulated characters. *ACM Transactions on Graphics* 39, 4 (2020).
- [XAC*12] XIANG Y., ARORA J. S., CHUNG H. J., KWON H. J., RAHMATALLA S., BHATT R., ABDEL-MALEK K. : Predictive simulation of human walking transitions using an optimization formulation. *Structural and Multidisciplinary Optimization* 45, 5 (2012), 759–772.

- [XARAM09] XIANG Y., ARORA J. S., RAHMATALLA S., ABDEL-MALEK K. : Optimization-based dynamic human walking prediction : One step formulation. *International Journal for Numerical Methods in Engineering* 79, 6 (aug 2009), 667–695.
- [XLKV20] XIE Z., LING H. Y., KIM N. H., VAN DE PANNE M. : ALL-STEPS : Curriculum-driven learning of stepping stone skills. *ACM SIGGRAPH/Eurographics Symposium on Computer Animation, SCA 2020* 39, 8 (dec 2020), 213–224.
- [YJ12] YUE Y., JIA J. : Computing offsets of NURBS curve and surface. *Advanced Materials Research* 542-543 (2012), 537–540.
- [YLV07] YIN K., LOKEN K., VAN DE PANNE M. : SIMBICON : Simple biped locomotion control. *Proceedings of the ACM SIGGRAPH Conference on Computer Graphics ab* (2007), 105.
- [YN87] YEN V., NAGURKA M. L. : Suboptimal trajectory planning of a five-link human locomotion model. *Biomechanics of Normal and Prosthetic Gait* 7 (1987), 17–22.
- [YN09] YAMANE K., NAKAMURA Y. : A numerically robust LCP solver for simulating articulated rigid bodies in contact. In *Robotics : Science and Systems* (jun 2009), vol. 4, Robotics : Science and Systems Foundation, pp. 89–96.
- [YTL18] YU W., TURK G., LIU C. K. : Learning symmetric and low-energy locomotion. *ACM Transactions on Graphics* 37, 4 (2018).
- [ZW90] ZAJAC F. E., WINTERS J. M. : Modeling Musculoskeletal Movement Systems : Joint and Body Segmental Dynamics, Musculoskeletal Actuation, and Neuromuscular Control. *Multiple Muscle Systems* (1990), 121–148.

TABLE DES FIGURES

1.1	Illustration	3
2.1	Représentations schématique des articulations	7
2.3	Modélisation du dos [WGH20]	10
2.4	Squelettes de pied [LPLL19]	11
2.5	Représentation de la configuration géométrique d'un squelette composé de $n = 3$ articulations. Les ${}^{\lambda(i),i}\mathbf{X}_{\lambda(i)}, \forall i \in [1, n]$ décrivent pour chaque articulation i , la transformation permettant de passer du repère local du corps parent $\lambda(i)$ au repère local de l'articulation. Les $\mathbf{X}_{J_i}, \forall i \in [1, n]$ donne la transformation permettant de passer du repère local de l'articulation au repère du corps parent.	14
2.6	Représentation par ensemble de corps rigides [Fea08]	18
2.7	Illustration du la logique du calcul	21
2.8	Schématisation des contacts de Kelvin-Voigt, Hunt-Crossley et volumique. D'après une figure de Ezati et al. [EBGM20]	22
2.9	Modèles musculaires de Thelen [The03]	24
2.10	Simulation directe	29
2.11	Force virtuelle	31
2.12	Types de pendule inverse, le pendule inversé sur un chariot [KH10], un modèle de pendule inverse mappé sur les moments [KH17] et un modèle de pendule inverse avec un système masse ressort, amortisseur [MdLH10].	33
3.1	Vues générales	46
3.2	Ensemble de marqueurs Plug-in Gait [Vic]	47
3.3	Ensemble de marqueurs Plug-in Gait [Vic]	48
3.5	Notre modèle de pied à 3 corps rigides, similaire à [Lee19]	49
3.6	Détail du filtrage	52
3.7	Extraction des événements	53
3.8	Tracés de la trajectoire de référence de flexion de la hanche gauche et de son approximation sur 2 cycles.	54
3.9	Orientation sagittale du bassin avant et après filtrage	55
3.10	Architecture du contrôleur	58

3.11	Trajectoires de référence et leur approximation, avec la position des 8 points de contrôle.	59
3.12	Trajectoire cible (verte) et de référence (orange) pour la flexion du genou droit	60
3.13	Cible, moment et position pour la flexion du genou droit	61
3.14	Le principe de la stratégie de <i>proximal policy optimisation</i>	63
3.15	Évènements et phase du cycle de marche droit : contact initial (CI), décollage des orteils de la jambe opposée (DOo), contact initial de la jambe opposée (CIo), décollage des orteils (DO) et phase de double appui (DA) (inspirée de [HJ19])	66
3.16	Modifications sur la trajectoire du genou droit	74
3.17	77
3.18	Trajectoires approximées avec un nombre de points de contrôle optimal	80
3.19	Déformation de la trajectoire du genou droit. En bleues les variations de c0 obtenues en appliquant un décalage de $\pm \frac{\pi}{2}$ rad sur l'ordonnée de chaque point de contrôle. En vertes les variations de c0 obtenues en multipliant les poids entre 0.001 et 1000. En rouge, la trajectoire dans la condition c1	81
4.1	Récompenses pour chaque entraînement	89
4.2	Trajectoires de référence et leur approximation pour le nombre optimal de points de contrôle.	90
4.3	Trajectoires de référence et simulées avec la configuration R7dp	92
4.4	Trajectoires de référence et simulées avec la configuration R1p	95
4.5	Résultats des forces de réaction au sol	96
4.6	Trajectoires de référence c1 , simulées avec la configuration R1c1	97
4.7	Mouvements simulés avec CMA1 et c0	102
4.8	Comparaisons des mouvements simulés avec CMA2 , c0 et c1	105
4.9	Comparaison des mouvements simulés avec CMA3 , c0 et c1	108
4.10	Comparaison des mouvements simulés avec CMA4 , c0 et c1	111
4.11	Comparaison des mouvements simulés entre CMA5 , c0 et c1	114

LISTE DES TABLEAUX

3.1	Moyenne et écart type de l'erreur quadratique moyenne entre les données brutes et l'approximation par une NURBS périodique avec 8 points de contrôle, pour différents degrés de liberté, en radian.	57
3.2	Comparaison entre les mouvements simulés avec une variation de ϕ et de la direction de marche et ceux avec seulement une variation de ϕ	68
3.3	Comparaison des mouvements de référence de la condition c0 avec ceux de la condition c1	69
3.4	Précision des différentes configurations	70
3.5	Exactitude des différentes configurations	71
3.6	Mesure de la reproductibilité du simulateur	73
3.7	Bornes des modifications acceptables	74
3.8	Ratio de réussite des différentes configurations	75
3.9	Rang de sensibilité	75
3.10	Ratios de réussite des différentes configurations face aux perturbations	76
3.11	Conclusions de la comparaison entre c0 et c1 par degré de liberté et par phase : l indique une différence rapportée par la littérature, * une implication suite à notre modèle et c est la contrainte imposé. Lorsque deux valeurs sont données, la première fait référence au côté gauche et la seconde au côté droit.	79
4.1	Erreur quadratique moyenne des approximations	88
4.2	Comparaison des mouvements simulés avec R1p et R7dp	91
4.3	Comparaison du mouvement de référence c1 avec les simulation en utilisant R1c1	98
4.4	Mesures simulées entre CMA1 et c0	101
4.5	Comparaisons des mesures entre CMA2 , c0 et c1	104
4.6	Comparaison des mesures avec CMA3 , c0 et c1	107
4.7	Comparaison des mesures entre CMA4 , c0 et c1	109
4.8	Mesures avec CMA5 , c0 et c1	113