



THÈSE / ENS RENNES

Université Bretagne Loire

pour obtenir le titre de

DOCTEUR DE L'ÉCOLE NORMALE SUPÉRIEURE DE RENNES

Mention : Mécanique

École doctorale MATISSE

présentée par

Antoine Muller

Préparée à l'unité mixte de recherche 6074

Institut de recherche en informatique
et systèmes aléatoires

Contributions méthodologiques à l'analyse musculo- squelettique de l'humain dans l'objectif d'un compromis précision performance

Thèse à soutenir le 26 juin 2017

devant le jury composé de :

Gentiane VENTURE / *rapporteur*

Associate professor, Tokyo University of Agriculture and Technology

Raphael DUMAS / *rapporteur*

Directeur de recherche, Université de Lyon 1

Frédéric MARIN / *examinateur*

Professeur des universités, Université de Technologie de Compiègne

Hélène PILLET / *examinatrice*

Maître de conférences-HDR, Arts et Métiers ParisTech

Floren COLLOUD / *examinateur*

Maître de conférences, Université de Poitiers

Georges DUMONT / *directeur de thèse*

Professeur des universités, École normale supérieure de Rennes

Charles PONTONNIER / *encadrant de thèse*

Maître de conférences, Écoles de Saint-Cyr Coëtquidan
/ École normale supérieure de Rennes

Remerciements

Je souhaite, tout d’abord, remercier très sincèrement mes encadrants de thèse Georges Dumont et Charles Pontonnier pour leur accueil, leur disponibilité, leurs conseils et leur confiance tout au long de ces trois années. Cela a été pour moi très agréable de discuter avec vous, que ce soit en rapport avec la recherche, l’enseignement ou bien tout autre chose. Je pense que c’est en grande partie grâce à vous que j’ai pu m’épanouir professionnellement pendant ces trois années de thèse.

Je souhaite adresser mes remerciements à Frédéric Marin, d’avoir accepté de juger la qualité de mon travail en participant et en présidant mon jury de thèse. Je remercie tout particulièrement Gentiane Venture et Raphaël Dumas d’avoir accepté de rapporter ce mémoire et pour l’ensemble des retours constructifs qu’ils ont pu m’apporter. De même, je remercie Hélène Pillet et Floren Colloud qui m’ont fait l’honneur d’accepter d’évaluer ce travail de thèse.

Pendant ces trois années, j’ai passé la majorité de mon temps à l’École Normale Supérieure de Rennes. Je souhaite donc remercier l’ensemble du personnel de cet établissement. En particulier, je remercie le département mécatronique pour son accueil en tant qu’agrégé préparateur. Je souhaite remercier l’ensemble des doctorants et post-doctorants qui m’ont accompagné et soutenu pendant les journées de travail mais aussi en dehors : Pierre, Melaine, Amaury, Clyde, Coralie, Simon, Mazyar, Fabrice, Diane, Camille et Pierre. Je voudrais également remercier mes collègues présents aux réunions techniques : Olivier, Régis, Philippe, Philippe, Sébastien, Patricia et Patrick. Même si ces réunions n’ont sûrement pas fait avancer la science à leur juste mesure, je pense qu’elles ont contribué au plaisir de venir travailler.

Même si mes passages étaient plus rare, je souhaite remercier les différents membres de l’équipe MimeTIC qui m’ont accueilli durant ces années. En particulier, je souhaite vivement remercier Anthony pour toute son aide et ses conseils pendant la préparation et le déroulement

des différentes expérimentations. Je tiens également à remercier les personnes avec qui j'ai pu collaborer sur différents travaux de recherche : Coralie, Diane, Pierre et Franck.

Je souhaite également remercier les différents stagiaires que j'ai pu encadrer et qui ont une part importante de ce travail de thèse : Félix, Marvin, Claire et Lancelot. J'espère que ces stages vous ont permis de découvrir et d'apprécier le monde de la recherche.

Enfin, je souhaite terminer cette partie en remerciant mes parents, mes grand-parents, mon frère ainsi que l'ensemble de ma famille pour leur soutien et leur accompagnement durant cette thèse mais aussi bien avant.

Table des matières

Remerciements	iii
Table des matières	vii
Liste des figures	xi
Liste des tableaux	xiii
1 Introduction	1
2 État de l'art	5
2.1 Simulation musculo-squelettique	6
2.1.1 Méthodes directes	6
2.1.2 Méthodes inverses	7
2.1.3 Synthèse	8
2.2 Expérimentations	8
2.3 Cinématique	10
2.3.1 Cinématique inverse	10
2.3.2 Calibration des paramètres géométriques	11
2.4 Dynamique	14
2.4.1 Dynamique inverse	14
2.4.2 Calibration des BSIP	15
2.5 Estimation des efforts musculaires	18
2.5.1 Topologie musculo-squelettique	18
2.5.2 Modélisation du muscle	19
2.5.3 Estimation des efforts	21
2.5.4 Calibration des paramètres musculaires	23
2.6 Outils de simulation musculo-squelettique	24
2.7 Positionnement de la thèse	25

3	Modèles et expérimentations	29
3.1	Structure d'un modèle	30
3.2	Modèle ostéo-articulaire	31
3.2.1	Paramètres géométriques	32
3.2.2	Repères anatomiques	34
3.2.3	Paramètres inertiels	34
3.2.4	Paramètres inter-articulaires	35
3.2.5	Conclusion	36
3.3	Marqueurs	37
3.4	Muscles	39
3.5	Génération d'un modèle	40
3.5.1	Utilisation d'une bibliothèque	40
3.5.2	Mise à l'échelle à partir de données anthropométriques	41
3.5.3	Conclusion	42
3.6	Protocole expérimental	42
3.7	Conclusion générale du chapitre	44
4	Cinématique	45
4.1	Cinématique inverse	46
4.1.1	Méthode générale	46
4.1.2	Résolution du problème non-linéaire	47
4.1.3	Résolution du problème linéarisé	48
4.1.4	Utilisation d'un pré-calcul formel	48
4.1.5	Comparaison des méthodes de résolution	52
4.1.6	Conclusion	54
4.2	Calibration des paramètres géométriques	54
4.2.1	Méthodes	55
4.2.2	Validation	58
4.2.3	Conclusion	61
4.3	Conclusion générale du chapitre	62
5	Dynamique	65
5.1	Dynamique inverse	66
5.2	Principe de la calibration des BSIP	67
5.3	Propagation d'incertitudes	69
5.3.1	Méthodes	70
5.3.2	Résultats et discussion	76
5.4	Méthode de calibration des BSIP	82
5.4.1	Méthodes	82
5.4.2	Validation	87
5.4.3	Discussion	91
5.5	Conclusion générale du chapitre	92

6	Estimation des efforts musculaires	95
6.1	Méthodes	96
6.1.1	Génération de la base de données	97
6.1.2	Estimation des efforts musculaires	99
6.2	Validation sur un modèle simple	101
6.2.1	Modèle musculo-squelettique	101
6.2.2	Génération des bases de données	102
6.2.3	Génération de mouvements	103
6.2.4	Estimation des efforts musculaires	104
6.2.5	Résultats	105
6.2.6	Discussion	107
6.3	Validation	111
6.3.1	Méthodes	111
6.3.2	Résultats et discussion	113
6.3.3	Compromis précision performance	115
6.4	Discussion	118
6.5	Conclusion générale du chapitre	119
7	Synthèse et perspectives	121
7.1	Synthèse et apport des travaux effectués	122
7.2	Utilisation des travaux de thèse	125
7.3	Perspectives	126
A	MusIC box documentation	131
	Bibliographie	143

Liste des figures

2.1	Schéma global de l'estimation des efforts musculaires par méthode directe . . .	6
2.2	Schéma global de l'estimation des efforts musculaires par méthode inverse . . .	7
2.3	[Venture2009b] Principe de calibration des paramètres inertiels à l'aide d'une méthode d'identification	17
2.4	Modèle de Hill [Hill1938]	20
2.5	Relations du modèle de Hill développées par [Zajac1989]	20
2.6	Schéma global de la thèse	25
3.1	Positionnement du Chapitre 3 dans le schéma global de la thèse	29
3.2	Exemple de description d'un modèle ostéo-articulaire	31
3.3	Représentation des paramètres de description du segment j	33
3.4	Description du modèle d'avant-bras proposé par [Pennestrì2007]	36
3.5	Représentation de la description d'un modèle biomécanique	38
3.6	Illustrations d'exemples d'assemblage d'un modèle ostéo-articulaire	41
3.7	Définition et localisation des marqueurs utilisés lors de nos captures de mouvement	43
3.8	Différentes postures de la vidéo de consigne pour le mouvement de type <i>Range Of Motion</i> (ROM)	44
4.1	Positionnement du chapitre 4 dans le schéma global de la thèse	45
4.2	Principe de génération des coupures cinématiques	50
4.3	Comparaison des moyennes des temps de calcul pour l'étape de cinématique inverse en fonction du nombre d'échantillons de la capture de mouvement . . .	53
4.4	Schéma de la méthode de calibration des paramètres géométriques	55
4.5	Représentation de la géométrie d'un modèle ostéo-articulaire comprenant trois segments	57
5.1	Positionnement du Chapitre 5 dans le schéma global de la thèse	65
5.2	Représentation des efforts appliqués sur le segment j	67
5.3	Processus de génération des données de référence	71

5.4	Processus d'évaluation des incertitudes introduites par les données cinématiques	72
5.5	Processus de la méthode utilisée pour perturber les données cinématiques . . .	73
5.6	Processus d'évaluation des incertitudes introduites par la mesure des plateformes de force	74
5.7	Composantes des coefficients de dispersion de l'indice de résidus dynamiques $\Delta\epsilon_{dr}^{re}$ en fonction de l'étendue de $\Delta\epsilon_{re}$	76
5.8	Boîtes à moustaches représentant les pentes de la régression linéaire pour chaque sujet	77
5.9	Boîtes à moustaches représentant les coefficients de dispersion de l'indice des résidus dynamiques après la propagation des incertitudes dans la mesure des plateformes de force	78
5.10	Indice de référence de résidus dynamiques and incertitudes globales dans l'indice de résidus dynamiques pour chaque composante	79
5.11	Représentation et paramétrage d'un <i>stadium solid</i>	84
5.12	Schéma de la méthode de calibration des BSIP	85
5.13	Masse des différents segments obtenus avec les données anthropométriques de [Dumas2007] (C0), la calibration 1 (C1) et la calibration 2 (C2)	88
5.14	Trois préparations d'un sujet avant la capture de mouvement : sans lest additionnel, avec un lest de 1 kg au niveau de l'avant-bras et avec un lest de 1 kg au niveau du tibia	89
6.1	Positionnement du Chapitre 6 dans le schéma global de la thèse	95
6.2	Structure de la base de données contenant les vecteurs de ratio d'activation . . .	98
6.3	Exemple de différents couplages musculaires	99
6.4	Processus de la seconde phase de la méthode MusIC	100
6.5	Représentation du modèle de bras utilisé dans cette étude	101
6.6	Représentation des 36 configurations articulaires du bras choisies pour la génération des mouvements	104
6.7	Boîtes à moustaches représentant les distributions de ϵ_f pour les différentes fonctions de coût utilisées	107
6.8	Évolution des valeurs des fonctions de coût en fonction du temps pour trois mouvements différents	108
6.9	Efforts musculaires de la trajectoire 2 (Figure 6.8) obtenus avec les deux méthodes en considérant les différentes fonctions de coût, en fonction du temps . .	110
6.10	Représentation du modèle musculo-squelettique de [Klein Horsman2007] . . .	112
6.11	Évolution de la valeur de la fonction de coût obtenue avec la méthode MusIC et avec une méthode classique d'optimisation	113
6.12	Temps de calcul pour l'estimation des efforts musculaires en fonction du nombre d'échantillons n_f de la capture de mouvement pour le problème classique d'optimisation et pour la méthode MusIC	114

6.13	Erreur moyenne ΔR effectuée sur l'estimation des bras de levier à l'aide d'une interpolation linéaire sur l'ensemble de l'espace articulaire accessible, pour différentes valeurs de (n_{k_1}, n_{k_2}) en fonction du temps de génération de la base de données associée	116
6.14	Représentation des optimums de Pareto de la Figure 6.13	117
6.15	Évolution de ϵ_f pour différentes valeurs de (n_{k_1}, n_{k_2}) en fonction du temps de génération de la base de données associée	118
7.1	Schéma global de la thèse	121
7.2	Temps de calcul en ligne et hors ligne pour les trois étapes de l'analyse de mouvement avec trois différentes combinaisons de méthodes	124

Liste des tableaux

3.1	Paramètres anthropométriques des sujets étudiés	43
4.1	Moyenne de l'erreur de reconstruction pour chaque mouvement de type ROM avant et après calibration des paramètres géométriques	59
4.2	Synthèse des paramètres et des résultats des méthodes de calibration des para- mètres géométriques de la littérature et de notre méthode	61
5.1	Contraintes ajoutées pour chaque calibration des BSIP	88
5.2	Masses des segments de l'ensemble des sujets après calibration	90
6.1	Paramètres des muscles du modèle de bras basé sur les travaux de [Song2008] .	102
6.2	Coefficients de corrélation croisée moyen et déphasage moyen entre les efforts musculaires obtenus avec la méthode MusIC et une méthode classique d'opti- misation	106
6.3	ϵ_f pour le mouvement de type ROM réalisé par chaque sujet	114

Introduction

L'analyse biomécanique du mouvement est un outil important, trouvant des applications dans des domaines variés tels que l'ergonomie, la rééducation ou bien encore le sport. En particulier, la simulation musculo-squelettique est de plus en plus utilisée dans ces domaines pour la recherche ou pour des études pratiques. Elle consiste à modéliser le mouvement de l'humain à l'aide d'un modèle biomécanique et à quantifier ses variables cinématiques, ses variables dynamiques et ses variables musculaires.

L'intérêt de la simulation musculo-squelettique vis-à-vis d'une analyse de mouvement expérimentale classique est multiple. Tout d'abord, une approche expérimentale seule ne permet pas d'accéder à l'ensemble des variables biomécaniques comme les efforts musculaires. De plus, la simulation musculo-squelettique permet d'améliorer la compréhension du mouvement humain en établissant des relations de cause à effet entre différentes variables biomécaniques. Enfin, elle fournit une quantification des variables biomécaniques et permet de rendre objective l'interprétation d'un mouvement. L'utilisation d'indicateurs biomécaniques permet alors de comparer un même geste réalisé par plusieurs personnes ou de comparer différents gestes réalisés par une personne.

Si l'on prend le domaine de l'ergonomie, la conception d'un poste de travail ou l'élaboration de la gestuelle de la personne au travail peuvent être améliorés à l'aide d'une simulation musculo-squelettique. En effet, lors de la conception d'un poste de travail, les facteurs de risque physique de développement des troubles musculo-squelettiques prennent une place de plus en plus importante notamment pour des tâches de travail répétitives et doivent être minimisés afin de limiter leur impact sur la santé de l'opérateur [Rasmussen2003, Pontonnier2014a, Vignais2014]. Dans la plupart des cas, lors d'une simulation musculo-squelettique, le temps de traitement et les temps de calcul sont trop importants pour obtenir une analyse instantanée. Ainsi, dans ce cas, le

processus d'amélioration se déroule en deux temps. Dans un premier temps, la personne réalise une session d'expérimentations où elle effectue sa tâche de travail. Les données issues de cette expérimentation sont utilisées comme données d'entrée de la simulation musculo-squelettique. Dans un second temps, un rapport est fourni à l'ergonome lui permettant de prendre des décisions sur les modifications du poste ou du geste de la personne au travail.

Une estimation rapide des variables biomécaniques lors de l'expérimentation a un potentiel très important pour ce type d'étude [Pontonnier2014b, Pontonnier2014c]. En effet, cela crée l'opportunité pour l'ergonome et pour la personne concernée d'interagir durant l'expérimentation en utilisant directement les variables biomécaniques issues de la simulation musculo-squelettique. L'ergonome peut alors instantanément examiner et évaluer le geste effectué sur le poste de travail et soit modifier le poste, soit conseiller une modification du geste améliorant l'ergonomie. Si la simulation musculo-squelettique est réalisée en temps réel, la personne au travail peut profiter d'un retour pendant l'exécution de sa tâche pour l'aider à améliorer son geste. Ce retour peut se faire sous la forme soit d'un retour visuel en s'inspirant de ce qui est fait pour des études posturales [Jayaram2006, Vignais2013, Plantard2016a], soit d'un retour verbal de l'ergonome. Dans ce cas, la simulation musculo-squelettique permet de réaliser de l'ergonomie d'intervention, c'est-à-dire analyser et modifier un poste de travail existant. La simulation musculo-squelettique en temps réel peut aussi permettre de réaliser de l'ergonomie préventive, c'est-à-dire analyser l'ergonomie d'un poste de travail durant la phase de conception. Cela est notamment rendu possible par l'utilisation d'outils comme la réalité virtuelle. Cet outil permet d'immerger la personne au travail dans son futur poste – ici très modulaire puisqu'il est virtuel.

Dans le domaine clinique, une simulation musculo-squelettique rapide peut permettre de créer une interaction directe entre le clinicien et le patient et ainsi améliorer l'efficacité d'exercices en rééducation. Dans le domaine du sport, une estimation rapide permet d'avoir un retour immédiat sur l'analyse d'un geste sportif. Des modifications de ce geste peuvent alors être immédiatement effectuées dans l'objectif d'améliorer une performance ou bien de limiter le risque de blessure. Des interfaces visuelles peuvent être utilisées pour guider le sportif dans son apprentissage dans le cas d'une simulation en temps réel.

De plus, la simulation musculo-squelettique demande la maîtrise de logiciels complexes et coûteux en temps de traitement limitant leur usage à des utilisateurs experts, typiquement des chercheurs du domaine.

Quelle que soit l'application visée, une évaluation correcte des mouvements d'un sujet passe par une personnalisation de la simulation musculo-squelettique effectuée [Fregly2012]. Le modèle biomécanique doit prendre en compte au mieux les spécificités du sujet, en particulier pour des applications de rééducation où les pathologies peuvent largement varier d'un patient à l'autre. Pour cela, au préalable des exercices nécessaires à l'analyse des mouvements, l'expérimentation peut comprendre une phase de calibration personnalisée du sujet. Cette phase peut nécessiter un matériel coûteux, peu disponible dans les laboratoires classiques de biomécanique (par exemple du matériel d'imagerie médicale) ainsi qu'un temps de traitement important. Ces inconvénients limitent ce type de calibration à des personnes disposant de ces équipements, par

exemple dans des centres hospitaliers. De plus, cela empêche une calibration rapide pourtant nécessaire si l'on veut estimer les variables biomécaniques durant l'expérimentation et ainsi avoir un retour immédiat sur le mouvement réalisé. La définition et le développement d'une phase de calibration simple et rapide utilisant le matériel classique d'un laboratoire de biomécanique sont donc primordiaux. Un utilisateur non expert en simulation musculo-squelettique doit pouvoir rapidement calibrer le modèle biomécanique qu'il souhaite et ensuite réaliser l'analyse du mouvement avec ce modèle.

Un déploiement plus important et une démocratisation des simulations musculo-squelettiques dans les domaines de la recherche, clinique ou industriel passe donc d'une part par une estimation rapide des variables biomécaniques et d'autre part par la définition d'une phase de calibration simple, rapide et accessible avec les outils courants de l'analyse du mouvement.

Dans ce cadre, cette thèse propose différentes contributions méthodologiques à la simulation musculo-squelettique de l'humain pour remplir ces objectifs. Ainsi, les travaux réalisés contribuent à deux principaux challenges :

- un challenge sur les méthodes d'estimation des variables biomécaniques (variables cinématiques, dynamiques et musculaires) dans l'objectif d'obtenir des méthodes rapides pour envisager une simulation temps réel ;
- un challenge sur les méthodes de calibration des modèles biomécaniques dans l'objectif d'obtenir une phase de calibration simple, rapide et accessible avec les outils courants de l'analyse de mouvement.

Le Chapitre 2 présente un état de l'art des différentes approches de la simulation musculo-squelettique permettant d'analyser le mouvement humain d'un point de vue biomécanique. La suite de ce chapitre présente les différentes étapes de l'analyse de mouvement par méthode inverse : la cinématique inverse, la dynamique inverse et l'estimation des efforts musculaires. Pour chacune de ces étapes, un état de l'art des méthodes d'estimation des variables biomécaniques et des méthodes de calibration des paramètres du modèle biomécanique est présenté.

Le Chapitre 3 présente la méthode de description des modèles biomécaniques utilisée dans tout le manuscrit de thèse. Toutes les méthodes proposées dans cette thèse ont été validées à l'aide de données expérimentales dont le protocole est détaillé à la fin de ce chapitre.

Le Chapitre 4 présente les travaux réalisés sur la cinématique. La méthode d'estimation des coordonnées articulaires est détaillée dans une première partie. Nous proposons, dans une seconde partie, une méthode de calibration des paramètres géométriques basée sur les données de capture de mouvement.

Le Chapitre 5 présente les travaux réalisés sur la dynamique. La méthode d'estimation des couples articulaires est détaillée dans une première partie. Nous proposons, dans une seconde partie, une méthode de calibration des paramètres inertiels basée sur les données de capture de mouvement et de plateforme de force.

Le Chapitre 6 présente les travaux réalisés sur l'estimation des efforts musculaires. Nous proposons ici une nouvelle méthode d'estimation des efforts musculaires (nommée méthode MusIC) basée sur une interpolation de données pré-calculées et permettant de limiter le temps de calcul.

Enfin, le Chapitre 7 conclut le travail réalisé et propose des perspectives de travail.

État de l'art

Ce chapitre présente différentes méthodes de **simulation musculo-squelettique**. Les méthodes directes partent d'informations sur les muscles pour simuler un mouvement. Les méthodes inverses visent à calculer l'activité musculaire à partir des données du mouvement. Pour les méthodes inverses, qui sont utilisées dans cette thèse, nous présentons les **données d'entrée** du problème qui sont les données de mouvement ainsi que les efforts extérieurs. L'analyse de mouvement par ce type de méthode se décompose classiquement en trois étapes que sont la **cinématique inverse**, la **dynamique inverse** et l'**estimation des efforts musculaires**. Nous étudierons les méthodes de la littérature qui traitent de ces points et permettent également de réaliser la **calibration des paramètres du modèle biomécanique**.

2.1 Simulation musculo-squelettique

Différentes méthodes de la littérature permettent d'estimer les variables biomécaniques que sont les coordonnées articulaires, les couples articulaires et les efforts musculaires. Deux méthodes se distinguent [Buchanan2004, Erdemir2007] : les méthodes directes et les méthodes inverses.

Pour chacune de ces méthodes, un modèle musculo-squelettique est utilisé. Il comprend une modélisation ostéo-articulaire du corps humain à l'aide de solides rigides ainsi qu'un modèle musculo-tendineux permettant d'actionner les différentes articulations.

2.1.1 Méthodes directes

Les méthodes directes se basent sur l'activité électrique des muscles pour simuler le mouvement. L'activité électrique d'un muscle correspond à la somme des potentiels d'actions générés par les fibres musculaires lors de la contraction d'un muscle [Winter1990]. Cette activité est mesurée à l'aide d'électromyogrammes (EMG), le plus souvent se matérialisant sous la forme d'électrodes placées sur la surface de la peau. Le schéma global des méthodes directes est présenté Figure 2.1.

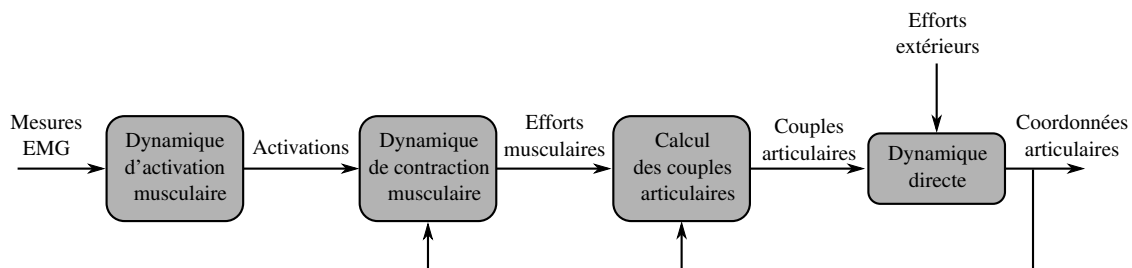


Figure 2.1 – Schéma global de l'estimation des efforts musculaires par méthode directe

L'étape de dynamique d'activation musculaire (première étape de la Figure 2.1) traite les données brutes issues des mesures EMG et convertit le signal en une activation musculaire (valeur comprise entre 0 et 1) [Lloyd2003, Buchanan2004].

L'étape de dynamique de contraction musculaire (seconde étape de la Figure 2.1) détermine l'effort produit par chaque muscle à partir de son activation. Différents modèles musculaires peuvent être utilisés, le modèle le plus utilisé dans les simulations musculo-squelettiques est le modèle de Hill (voir Section 2.5.2). Pour ce modèle, en plus de l'activation, l'effort produit par un muscle dépend de sa configuration (longueur et vitesse de contraction).

L'étape de calcul des couples articulaires (troisième étape de la Figure 2.1) utilise les efforts musculaires et les bras de levier pour déterminer les couples articulaires. Les bras de levier sont déterminés, pour une configuration articulaire, à l'aide du modèle musculo-squelettique.

L'étape de dynamique directe (quatrième étape de la Figure 2.1) détermine, à partir des couples articulaires et des efforts extérieurs, le mouvement du modèle biomécanique. La configuration articulaire obtenue à chaque instant alimente le modèle musculaire ainsi que le calcul des bras de levier.

Les méthodes directes fournissent une estimation des efforts musculaires respectant la physiologie puisqu'elle est directement basée sur l'activité électrique des muscles mais ces méthodes comportent cependant plusieurs limitations. Tout d'abord, les efforts musculaires estimés sont très dépendants des valeurs des paramètres du modèle musculaire utilisé [Menegaldo2009] comme la force isométrique maximale ou la longueur optimale des fibres musculaires pour le modèle de Hill (Section 2.5.2). Ces paramètres étant très difficiles à évaluer précisément pour chaque sujet, une incertitude importante est introduite dans l'étape de dynamique de contraction musculaire. De plus, les résultats obtenus ne sont pas mécaniquement pertinents puisque rien ne garantit le respect des équations de la dynamique. Enfin, l'utilisation d'électrodes EMG nécessite un temps de préparation important (préparation des zones de peau où placer les électrodes, détection des fibres musculaires, test d'activation pour chaque électrode avec un essai isométrique) ainsi qu'un expérimentateur qualifié assurant un bon placement des électrodes, paramètre ayant une influence prépondérante sur l'estimation des efforts musculaires [De Luca1997].

2.1.2 Méthodes inverses

Les méthodes inverses se basent sur les données du mouvement pour aller jusqu'à l'estimation des efforts musculaires (Figure 2.2) [Delp2007]. L'étape de cinématique inverse permet de déterminer le mouvement du modèle musculo-squelettique à partir des données issues de la capture de mouvement. En connaissant les efforts extérieurs, l'étape de dynamique inverse calcule les couples articulaires associés au mouvement reconstruit. Une dernière étape répartit la contribution de chaque muscle dans l'actionnement de chaque articulation. Comme le corps humain présente une redondance musculaire (plusieurs muscles réalisent la même action sur une articulation), il n'y a pas de solution unique pour ce problème. Dans la plupart des cas, l'estimation des efforts musculaires est résolue à l'aide d'un problème d'optimisation permettant de répartir les efforts musculaires suivant un critère ayant pour objectif de retranscrire un comportement moteur comme la minimisation des efforts musculaires, des contraintes musculaires ou de la fatigue.

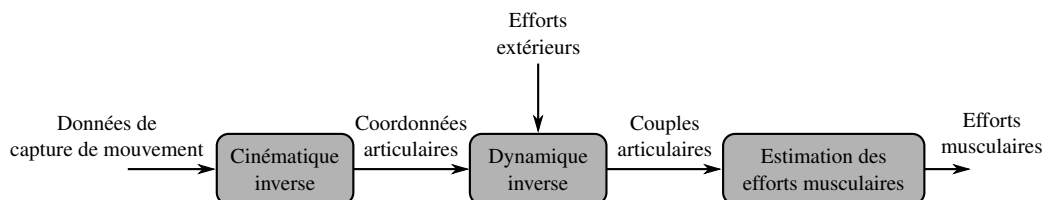


Figure 2.2 – Schéma global de l'estimation des efforts musculaires par méthode inverse

L'étape d'estimation des efforts musculaires est la principale difficulté de ces méthodes puis-

qu'elle utilise une fonction de coût choisie arbitrairement. On ne peut donc pas garantir que la solution trouvée respecte la physiologie. L'estimation des efforts musculaires à partir du mouvement permet cependant de proposer une solution mécaniquement pertinente puisqu'elle respecte les équations de la dynamique. De plus, les technologies de capture de mouvement nécessitent un temps de mise en place relativement faible lors de l'expérimentation puisque cela consiste seulement à placer un ensemble de marqueurs sur le sujet.

2.1.3 Synthèse

Les méthodes directes et les méthodes inverses proposent d'estimer les variables biomécaniques en se basant soit directement sur l'activité électrique des muscles soit sur le mouvement du corps humain. Comme il a été développé précédemment, les méthodes directes proposent une solution d'estimation des efforts musculaires respectant la physiologie alors que les méthodes inverses proposent une solution mécaniquement pertinente. Des études proposent d'utiliser des mesures EMG couplées à des données de mouvement pour proposer des méthodes hybrides [Buchanan2004]. Il peut alors s'agir de méthodes directes où l'on vient corriger des paramètres musculaires avec les données de la cinématique [Lloyd2003, Amarantini2010] ou bien des méthodes inverses où les mesures EMG permettent d'ajouter des contraintes [Yamane2005, Nakamura2005, Vigouroux2006, Amarantini2010, Brookham2011].

Dans le cadre de cette thèse, dans l'objectif de simplifier et limiter la durée de mise en œuvre des expérimentations, nous nous sommes concentrés sur les méthodes inverses. La Section 2.2 présente les différentes données d'entrée de ce problème, que sont les données de mouvement et la mesure des efforts extérieurs, issues d'expérimentations. La Section 2.3 présente les différentes méthodes de cinématique inverse de la littérature ainsi que les méthodes de calibration des paramètres géométriques. La Section 2.4 présente les différentes méthodes de dynamique inverse de la littérature ainsi que les méthodes de calibration des paramètres inertiels. La Section 2.5 présente les différentes méthodes d'estimation des efforts musculaires de la littérature ainsi que les méthodes de calibration des paramètres musculaires. Les outils d'analyse de mouvement existants par méthodes inverses sont présentés dans la Section 2.6. Enfin, la Section 2.7 permet de positionner les travaux réalisés dans cette thèse vis-à-vis des travaux présentés dans ce chapitre.

2.2 Expérimentations

Dans un contexte de méthodes inverses, il nous semble opportun de donner quelques éléments sur les protocoles expérimentaux de capture de mouvement et de mesure des efforts extérieurs que nous utiliserons. Cette partie n'est donc pas un état de l'art des technologies et des méthodes existantes mais nous permet d'introduire les données d'entrée des méthodes présentées dans la suite de l'état de l'art. La nature des données de capture de mouvement dépend de la technologie utilisée. Durant cette thèse, nous utilisons uniquement des systèmes opto-électroniques

où un ensemble de caméras permet de reconstruire la position tridimensionnelle de marqueurs réfléchissants de la lumière infrarouge. Cette technologie est considérée comme le système de mesure de référence en laboratoire et nous permet donc d'évaluer les méthodes développées.

Un ensemble de marqueurs est utilisé pour chaque expérimentation. À chaque marqueur est associé un nom et un repère anatomique (les marqueurs utilisés dans nos expérimentations sont présentés Figure 3.7). Lors de l'expérimentation, des marqueurs physiques sont placés sur les repères anatomiques spécifiés dans la description des marqueurs. Des marqueurs virtuels sont placés sur le modèle musculo-squelettique sur des positions correspondantes à ces mêmes repères anatomiques et permettent par la suite de rejouer le mouvement enregistré. L'objectif de la capture de mouvement est d'obtenir la position de différents repères anatomiques osseux au cours d'un mouvement. Les marqueurs sont cependant positionnés sur la peau et non sur un repère anatomique osseux. Les repères anatomiques utilisés dans les groupes de marqueurs permettent donc de limiter les variations de position entre les marqueurs positionnés sur la peau et les repères anatomiques osseux associés.

La position en trois dimensions de chaque marqueur est obtenue à l'aide de la position en deux dimensions d'au moins trois caméras (permettant de limiter les risques de confusion entre deux marqueurs proches). Nous utilisons dans nos expérimentations un ensemble de 12 caméras permettant, quel que soit le mouvement réalisé, à chaque marqueur d'être détecté par au moins trois caméras. Une phase de calibration permet au préalable de situer l'ensemble des caméras dans l'espace de travail. Plusieurs phases de traitement sont ensuite réalisées à partir de la trajectoire de points en trois dimensions :

- désignation des marqueurs. Cette phase permet d'associer une trajectoire à un nom de marqueur. Cette phase est réalisée manuellement sur un mouvement de référence et ensuite automatiquement transposée sur les autres mouvements du même sujet ;
- reconstruction de positions manquantes. Malgré un nombre important de caméras, la trajectoire de certains marqueurs peut être tronquée sur des plages de temps. La reconstruction de ces trajectoires peut se faire soit sous forme d'interpolation soit en utilisant la trajectoire d'autres marqueurs appartenant au même solide ;
- suppression de positions de marqueurs non désignés. Ces positions détectées correspondent à de la réflexion d'objets présents dans l'espace de travail et sont alors supprimées pour ne garder que les trajectoires des marqueurs ;
- filtrage des trajectoires. Le filtrage permet de diminuer les bruits de mesure. Nous utilisons ici un filtre passe bas de Butterworth d'ordre 4 avec une fréquence de 10 Hz sans déphasage.

Ces traitements permettent, au final, d'obtenir une trajectoire échantillonnée dans le temps en trois dimensions associée à chaque marqueur. Ces trajectoires sont exprimées dans un repère fixe associé au laboratoire. Ces trajectoires sont utilisées d'une part, dans l'étape de cinématique inverse et d'autre part, pour réaliser la calibration des paramètres géométriques.

De plus, une estimation des efforts extérieurs au sujet est nécessaire pour l'étape de dynamique inverse ainsi que pour la calibration des paramètres inertiels. Ces efforts extérieurs se limitent, dans le cadre des études de cette thèse, aux efforts de réaction aux sols. Ces efforts sont estimés à l'aide de deux plateformes de force (une plateforme par appui au sol). Chaque plateforme fournit la position du centre de pression ainsi que les efforts qui s'exercent sur sa surface supérieure. Chacune de ces données est exprimée dans le repère local de la plateforme de force associée. La localisation de cette plateforme à l'aide des caméras permet d'exprimer ces données dans le même repère que les données de capture de mouvement.

2.3 Cinématique

Cette partie présente les différentes méthodes proposées dans la littérature permettant, d'une part de résoudre le problème de cinématique inverse et d'autre part, de réaliser une calibration personnalisée des paramètres géométriques.

2.3.1 Cinématique inverse

La cinématique inverse consiste à déterminer la configuration articulaire d'un modèle à partir de sa position dans l'espace cartésien. Cela revient à déterminer, à chaque instant, le vecteur des coordonnées articulaires associé à la position expérimentale des marqueurs. L'étape de cinématique inverse correspond, dans le domaine de la robotique, à l'étape de géométrie inverse. Par abus de langage, en biomécanique, on utilise le terme cinématique introduit notamment par l'utilisation de matrices Jacobiennes. Pour respecter le vocabulaire utilisé en biomécanique, nous continuerons, dans tout ce manuscrit, d'utiliser le terme cinématique inverse.

Dans la littérature, le problème de cinématique inverse est résolu de différentes façons, deux approches se distinguent : une approche locale et une approche globale.

L'approche locale consiste à déterminer successivement la position et l'orientation de chaque segment à partir de la position des marqueurs expérimentaux associés à ce segment. Dans cette approche, on peut définir la position et l'orientation d'un segment soit par rapport à la position et l'orientation du segment proximal [Kadaba1990, Davis1991], soit directement par rapport au repère fixe [Challis1995, Chèze1995, Cappozzo1995, Alexander1998]. Les approches locales ne considèrent qu'un segment à la fois et ne prennent pas en compte les éventuelles contraintes articulaires, autorisant la dislocation de certaines articulations. Cette approche est, de plus, très sensible aux artefacts de tissus mous (STA : *Soft Tissue Artefacts*) introduits par les mouvements de peau. De par ces inconvénients, cette approche est peu utilisée dans le domaine de la biomécanique.

L'approche globale, initialement proposée par [Lu1999], considère simultanément l'ensemble des segments. Cette approche consiste à déterminer les coordonnées articulaires minimisant

la somme des écarts entre la position des marqueurs expérimentaux et la position des marqueurs du modèle. La prise en compte de contraintes articulaires introduit une erreur supplémentaire [Andersen2010a, Ojeda2016] mais permet de limiter l'influence des STA [Lu1999, Roux2002, Clément2015] et de prendre en compte des contraintes inter-articulaires [Fohanno2014]. Cette méthode est la plus utilisée en biomécanique, malgré des études récentes montrant que les STA avaient malgré tout une influence importante sur les résultats qu'elle donne [Richard2017, Naaim2017]. Cette approche est appelée optimisation globale [Lu1999] ou plus récemment optimisation cinématique multicorps [Dumas2016].

Nous avons choisi, dans le cadre de cette thèse, de nous concentrer sur les approches globales. Comme détaillé précédemment, cette approche est très couramment utilisée en biomécanique notamment par sa capacité à réduire l'influence des STA, principale source d'incertitude dans l'étape de cinématique inverse.

2.3.2 Calibration des paramètres géométriques

Les résultats de l'étape de cinématique inverse dépendent des paramètres géométriques utilisés que sont les paramètres dimensionnels des solides du modèle ainsi que les paramètres articulaires. Une mauvaise estimation de ces paramètres induit donc une erreur dans l'estimation des coordonnées articulaires et de leurs dérivées [Fohanno2013], se propageant par la suite dans l'estimation des couples articulaires [Challis1996, Stagni2000]. Une estimation personnalisée des paramètres géométriques du sujet est donc essentielle [Monnet2010].

La méthode la plus simple pour réaliser cette estimation est d'effectuer une mise à l'échelle des paramètres à l'aide d'une méthode de régression à partir de données anthropométriques. Cette calibration ne nécessite aucune donnée expérimentale et peut être réalisée seulement à partir de la taille du sujet. À partir des paramètres géométriques d'une configuration initiale (paramètres géométriques d'un sujet proche du 50^{ème} percentile), trois types de régression sont possibles pour chaque solide [Rasmussen2005] : une régression linéaire uniforme dans toutes les directions, une régression linéaire non uniforme suivant les axes du repère local ou une régression linéaire non uniforme suivant des axes différents du repère local. Les deux régressions non uniformes permettent alors de comprimer ou d'étirer la géométrie des segments. Ces méthodes de régression ont l'avantage d'être très rapides à mettre en œuvre et n'imposent pas d'expérimentations complémentaires pour réaliser la calibration des paramètres géométriques. Cependant, l'utilisation d'une règle de régression unique ne permet pas de prendre en compte les spécificités morphologiques du sujet étudié.

Les méthodes de calibration des paramètres géométriques les plus précises sont les méthodes basées sur des technologies d'imagerie médicale. Ces technologies permettent de localiser précisément la position des centres articulaires et ainsi reconstruire le modèle biomécanique associé. On peut ainsi citer différentes méthodes présentées dans la littérature en fonction des technologies d'imagerie médicale utilisées : scanographie [Otake2005, Ohnishi2010] ou plus récemment à l'aide du système EOS [Pillet2014]. L'utilisation de ces technologies est cependant très

onéreuse, le temps de traitement des données obtenues est important et les sujets peuvent être exposés aux radiations d'émission de rayons X. Dans l'objectif de thèse de définir une phase de calibration simple, rapide et accessible avec les outils courants de l'analyse de mouvement, l'utilisation de ces méthodes semble inappropriée.

Différents travaux proposent d'utiliser les données de capture de mouvement pour calibrer les paramètres géométriques du modèle. Ces travaux permettent de prendre en compte la morphologie des sujets tout en facilitant la procédure expérimentale de la phase de calibration. En effet, le matériel utilisé pour cette phase est le même que celui utilisé pour l'analyse de mouvement. On peut classer ces méthodes en trois catégories : les méthodes prédictives, les méthodes fonctionnelles et les méthodes d'optimisation.

Les méthodes prédictives consistent à estimer la position des centres articulaires à partir de la position de repères osseux et l'utilisation de règles de régressions linéaires. La position de ces repères osseux est obtenue, dans la plupart des cas, à partir de la position de marqueurs. Un nombre important de travaux ont ainsi été réalisés pour développer ces méthodes, notamment sur l'articulation de l'épaule [Meskers1997, Reed1999] et sur l'articulation de la hanche [Bell1990, Vaughan1992]. Les coefficients de régression utilisés sont obtenus, sur un échantillon de sujets, soit à l'aide de technologies d'imagerie médicale, soit à l'aide d'études anthropométriques de cadavres et basés ensuite sur une analyse statistique. Ces méthodes permettent d'estimer facilement la position des centres articulaires à partir de la position de marqueurs placés sur des repères osseux. Ces marqueurs sont ensuite utilisés pour l'analyse de mouvement. Deux inconvénients limitent cependant l'utilisation de ces méthodes. Tout d'abord, les coefficients de régression sont issus de bases de données et ne prennent donc pas en compte les spécificités anatomiques des sujets. De plus, les résultats obtenus sont très sensibles au positionnement des marqueurs lors de l'expérimentation.

Les méthodes fonctionnelles consistent à estimer la position d'un centre articulaire à partir du mouvement des segments en amont et en aval. Un modèle géométrique est utilisé pour modéliser la trajectoire d'un segments par rapport à l'autre. Dans la plupart des cas, cela revient à identifier le centre d'une articulation en ajustant la trajectoire d'un des segment à une sphère. Ces méthodes ont particulièrement été développées et utilisées pour l'articulation de la hanche [Leardini1999, Piazza2001]. La résolution de ces problèmes a, par la suite, été étendue à l'articulation gléno-humérale [Lempereur2010] et différents algorithmes associés ont été développés pour améliorer la résolution et diminuer l'influence des STA [Gamage2002, Halvorsen2003, Chang2007]. Des mouvements standardisés sont réalisés par le sujet et utilisés seulement pour la calibration. Ainsi, le mouvement du segment distal est obtenu à l'aide de la position des marqueurs positionnés sur ce segment. Le segment proximal est alors considéré fixe. Une extension de ces méthodes a été proposée, permettant d'estimer la position d'un centre articulaire à partir des positions de marqueurs positionnés sur le segment proximal et sur le segment distal : la méthode SCoRE (*Symmetrical Center of Rotation Estimation*) [Ehrig2006, Monnet2007] pour une liaison sphérique et la méthode SARA (*Symmetrical Axis of Rotation Approach*) pour une liaison pivot [Ehrig2007]. Ces méthodes sont très utilisées pour des études biomécaniques s'intéressant à l'articulation de la hanche mais sont cependant moins bien définies pour des articulations plus

complexes comme celle de l'épaule ou celles du tronc. Dans l'objectif de développer une méthode de calibration unique et donc générique pour l'ensemble des modèles et des articulations, ces méthodes ne semblent pas adaptées.

Les méthodes d'optimisation identifient les paramètres géométriques du modèle minimisant l'écart entre la position des marqueurs expérimentaux et la position des marqueurs du modèle lors d'une étape de cinématique inverse. Initialement, [Miller1980] et [Van Den Bogert1994b] ont proposé ce type de méthode sur une articulation. Le développement de la méthode d'optimisation globale par [Lu1999] a permis d'étendre la méthode sur plusieurs articulations : [Charlton2004, Reinbolt2005] pour les membres inférieurs puis [Fregly2007, Reinbolt2008] pour le corps complet. Ces méthodes permettent d'identifier la position des centres articulaires et le positionnement local des marqueurs du modèle. Le problème d'optimisation consiste à déterminer ces paramètres géométriques permettant de minimiser l'écart entre la position des marqueurs expérimentaux et la position des marqueurs du modèle sur un ensemble d'échantillons. Pour faciliter la résolution du problème d'optimisation, [Reinbolt2005] propose de résoudre une optimisation à deux niveaux. Le niveau supérieur de l'optimisation modifie les paramètres géométriques du modèle et réitère le niveau inférieur de l'optimisation qui modifie la configuration articulaire du modèle avec les paramètres géométriques spécifiés. Le niveau inférieur de l'optimisation correspond donc au problème d'optimisation globale proposé par [Lu1999], effectué sur un ensemble d'échantillons. De son côté, [Charlton2004] résout ces deux problèmes d'optimisation de manière successive jusqu'à convergence des résultats. L'efficacité de la résolution de ces problèmes d'optimisation a depuis été améliorée grâce aux travaux de [Reinbolt2007] et [Andersen2010b].

Pour calibrer correctement les paramètres géométriques du modèle, les données cinématiques en entrée du problème doivent respecter différentes conditions. Tout d'abord, le nombre d'échantillons utilisés doit être suffisamment important pour assurer une convergence de l'algorithme de résolution. Pour assurer la convergence, [Charlton2004] recommande d'utiliser un minimum de 50 échantillons. De plus, les échantillons utilisés doivent posséder l'amplitude de mouvement la plus importante possible pour chaque articulation. Les sujets utilisés dans les études de [Reinbolt2005], [Reinbolt2008] et [Fregly2007] avaient ainsi comme consigne de faire bouger chaque segment suivant l'amplitude articulaire maximale.

Dans l'objectif de cette thèse nous avons choisi de nous intéresser aux méthodes d'optimisation. Pour ces méthodes, les seules données utilisées sont des données de capture de mouvement, également utilisées par la suite pour l'analyse de mouvement. Ces méthodes constituent donc un bon compromis entre la précision des résultats et le temps nécessaire à l'expérimentation et au traitement de la phase de calibration.

2.4 Dynamique

Cette partie présente les différentes méthodes proposées dans la littérature permettant, d'une part de résoudre le problème de dynamique inverse et d'autre part, de réaliser une calibration personnalisée des paramètres inertiels, que nous appellerons ici BSIP (*Body Segment Inertial Parameters*).

2.4.1 Dynamique inverse

L'étape de dynamique inverse a pour objectif de déterminer les couples articulaires associés au mouvement, c'est-à-dire les couples articulaires permettant de générer les coordonnées, les vitesses et les accélérations articulaires déterminées lors de l'étape de cinématique inverse. De la même façon que pour l'étape de cinématique inverse, deux approches permettent de résoudre ce problème : une approche locale ou une approche globale.

L'approche locale est utilisée dans la majorité des études en biomécanique et consiste à utiliser l'algorithme récursif de Newton-Euler [Winter1979, Vaughan1992, Van Den Bogert1994a]. Cet algorithme résout, de façon récursive à partir des segments distaux, les équations de la dynamique pour chaque segment du modèle biomécanique [Featherstone2008]. Les efforts extérieurs pouvant s'appliquer sur un ou plusieurs segments sont considérés comme connus. Dans la plupart des cas, ces efforts correspondent aux efforts de réaction du sol et sont déterminés expérimentalement à l'aide de plateformes de force. Cet algorithme permet de déterminer l'ensemble des efforts de réaction articulaires. Le principal avantage de l'algorithme récursif de Newton-Euler est sa rapidité de résolution. À partir d'un modèle décrit sous la forme d'une structure hiérarchique, sa mise en œuvre est relativement simple. Cependant, cet algorithme a pour inconvénient de propager les erreurs le long de la chaîne cinématique. En effet, si l'on considère une étude dynamique sur un membre inférieur, les erreurs réalisées sur l'estimation des couples articulaires au niveau de la cheville vont se répercuter sur l'estimation au niveau du genou, elles-mêmes se propageant sur l'estimation au niveau de la hanche. Néanmoins, les six équations de la dynamique du système global peuvent permettre de quantifier ces erreurs. Lors d'une étude avec un modèle corps complet, le respect de ces équations est compensé par l'ajout d'efforts extérieurs artificiels s'appliquant sur ce segment. Ces efforts sont appelés résidus dynamiques. Dans le cas théorique, ces résidus dynamiques sont nuls. Ces résidus peuvent donc être utilisés comme des indicateurs de l'erreur dynamique [Ojeda2016]. Ces six équations peuvent être utilisées pour améliorer l'estimation des couples articulaires (approche globale détaillée dans le paragraphe suivant), pour calibrer les paramètres inertiels du modèle biomécanique (voir détails dans la Section 2.4.2), pour améliorer l'estimation des coordonnées articulaires [Futamura2016] ou bien pour prédire des efforts de réaction au sol [Fluit2014, Jung2014].

L'approche globale propose d'utiliser l'ensemble des équations de la dynamique simultanément pour éviter la propagation d'erreurs. Dans cette approche, [Chao1973] propose de résoudre un problème d'optimisation sur l'ensemble du mouvement pour calculer les trajectoires

des couples articulaires permettant de reproduire au mieux le mouvement observé à l'aide d'une étape de dynamique directe. Cette méthode prend en compte toutes les équations de la dynamique sur l'ensemble du mouvement et semble donc théoriquement être une méthode idéale. Plusieurs limites contraignent cependant son utilisation. Tout d'abord, une solution au problème d'optimisation posé est très difficile à trouver. Dans les cas où le mouvement à analyser n'est pas suffisamment court ou si la solution initiale du problème d'optimisation n'est pas suffisamment proche de l'optimum, le problème d'optimisation est alors instable. De plus, même dans le cas où une solution initiale appropriée est utilisée, cette méthode impose un temps de calcul bien plus important qu'une approche locale. Pour diminuer la complexité du problème à résoudre, [Kuo1998] propose une approche globale résolue à chaque instant. À chaque instant, cela revient à déterminer les couples articulaires respectant au mieux les données de mouvement et les efforts extérieurs mesurés. Développée sur un modèle en deux dimensions, cette méthode a été étendue dans les travaux de [Van Den Bogert2008] qui propose, de plus, d'utiliser cette méthode avec des données d'efforts extérieurs incomplètes.

L'approche globale [Chao1973, Kuo1998, Van Den Bogert2008] réduit la propagation d'erreurs par rapport à une approche locale. Cette approche requiert cependant l'utilisation d'un modèle corps complet, qui n'est pas toujours nécessaire dans les études réalisées en biomécanique. L'utilisation d'un modèle représentant seulement une partie du corps peut permettre d'obtenir les variables biomécaniques souhaitées tout en limitant largement le temps de calcul. De plus, cette approche impose la résolution d'un problème d'optimisation complexe, augmentant ainsi largement les temps de calcul par rapport à une approche locale et nécessite une solution initiale proche de l'optimum (*warm start*). Comme nous le verrons dans le Chapitre 5, dans le cadre de cette thèse, dans l'objectif de diminuer les temps de calcul, nous choisissons de résoudre le problème de dynamique inverse à l'aide d'une approche locale et l'utilisation de l'algorithme récursif de Newton-Euler. Cet algorithme est, de plus, la méthode la plus classiquement utilisée dans le domaine de la biomécanique.

2.4.2 Calibration des BSIP

La précision des couples articulaires obtenus après l'étape de dynamique inverse dépend de la précision des données d'entrée et notamment de l'estimation des BSIP. [Andrews1996, Kingma1995, Rao2006, Dao2009] ont en effet démontré que l'estimation des BSIP a une influence importante sur l'estimation des couples articulaires. Une bonne estimation de ces paramètres est donc une étape importante dans une simulation musculo-squelettique [Monnet2010]. Trois approches ont ainsi été proposées pour estimer les BSIP personnalisés à chaque sujet.

Une première approche utilise des modèles anthropométriques que nous pouvons classer en deux catégories : les modèles anthropométriques proportionnels et les modèles anthropométriques géométriques.

Les modèles anthropométriques proportionnels utilisent des équations de régression pour déterminer directement les paramètres inertiels à partir de différentes caractéristiques du sujet.

Dans la plupart des études, ces caractéristiques sont la masse du sujet et la longueur de ses membres. Ainsi, [Dempster1955] et [Chandler1975] ont établi des tables anthropométriques à partir de mesures sur des cadavres. D'autres travaux ont permis d'établir des tables anthropométriques à partir de différentes technologies d'imagerie comme de l'imagerie par résonance magnétique [Mungiole1990, Pearsall1994, Cheng2000] ou par radiographie [Zatsiorsky1983]. Des ajustements de ces modèles ont été proposés afin de faciliter leur utilisation en suivant les recommandations de l'*International Society of Biomechanics* (ISB) [Wu1995, Wu2002, Wu2005]. On peut citer les travaux de [Dumas2007, Dumas2015], adaptés des travaux de [McConville1980] et [Young1983] ainsi que les travaux de [De Leva1996], adaptés des travaux de [Zatsiorsky1990].

Les modèles anthropométriques géométriques considèrent chaque segment par une forme géométrique plus ou moins complexe et supposent la densité des segments connue. Un ensemble de mesures anthropométriques sur le sujet permet d'identifier chaque forme géométrique permettant, par la suite, de déterminer les différents BSIP à partir du modèle choisi. On peut ainsi citer les travaux de [Hanavan Jr1964], de [Hatze1980] ou de [Yeadon1990].

L'approche utilisant des modèles anthropométriques a l'avantage d'estimer rapidement les BSIP d'un modèle biomécanique mais ne permet cependant pas de prendre en compte les spécificités du sujet étudié, notamment sur des sujets atypiques.

Une seconde approche consiste à utiliser les mesures géométriques *in vivo* à l'aide de méthodes d'imagerie [Dumas2005, Bauer2007, Blemker2007, Rossi2013]. Ces méthodes reconstruisent la géométrie des segments et estiment les BSIP en assignant une densité à chaque volume reconstruit. Elles permettent d'améliorer sensiblement l'estimation des paramètres inertiels mais sont cependant très onéreuses, le temps de traitement des données est important, l'accessibilité est limitée et les sujets peuvent être exposés aux radiations d'émission de rayons gamma et de rayons X. Pour limiter le temps de mise en œuvre de la calibration et le coût d'utilisation, certaines études proposent de reconstruire le volume de chaque segment avec du matériel à bas coût. L'utilisation de photographies du sujet peut notamment permettre de reconstruire un volume assigné à chaque membre et ainsi déterminer les BSIP [Davidson2008, Pillet2010]. Pour chacune de ces méthodes, la reconstruction d'un volume pour chaque segment n'est pas une étape automatique et nécessite alors un temps d'opération important.

Une troisième approche a été proposée et permet d'estimer les BSIP personnalisés *in vivo*. Cette approche consiste à utiliser des données de capture de mouvement et de mesures de plateformes de force, et ainsi déterminer les BSIP du modèle respectant au mieux les équations de la dynamique. Les méthodes proposées sont appelées méthodes d'identification.

[Vaughan1982] a initialement proposé d'utiliser cette approche en se limitant à l'utilisation de modèles en deux dimensions. Cette approche est également utilisée dans le domaine de la robotique, permettant d'identifier les paramètres inertiels des solides constituant un robot industriel [Atkeson1986, Antonelli1999, Gautier2013]. Ces paramètres sont estimés à partir des données de mouvement et des efforts générés par les différents actionneurs. Dans le domaine de la biomécanique, l'utilisation de ces efforts est impossible puisqu'ils ne peuvent

pas être directement mesurés. L'utilisation des efforts externes est alors proposée en robotique industrielle [Raucent1992] puis adaptée aux robots humanoïdes [Iwasaki2012] et à l'humain [Venture2009c, Venture2009b]. La Figure 2.3 illustre le principe de cette approche, permettant de déterminer les BSIP (ϕ_B) à partir du mouvement (*Motion Sensing* : Y_B) et des efforts de réaction du sol (*Force Sensing* : F_k). Différentes améliorations et études ont ensuite été réalisées à partir de cette approche [Ayusawa2011, Hansen2014, Jovic2016] et sont développées plus en détail dans le chapitre 5.

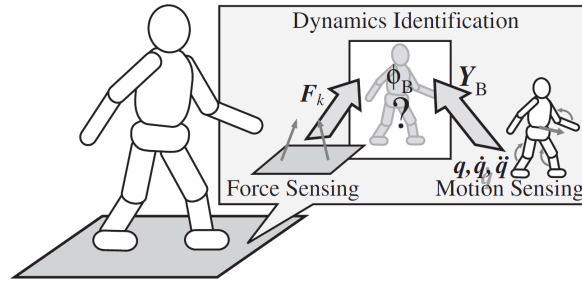


Figure 2.3 – [Venture2009b] Principe de calibration des paramètres inertiels à l'aide d'une méthode d'identification

L'ensemble des méthodes d'identification citées précédemment propose d'écrire le problème de dynamique inverse proportionnellement aux BSIP (utilisation de la matrice de Fayet [Atchouglo2008a]). Une méthode des moindres carrés est utilisée pour résoudre le problème et pour identifier les BSIP personnalisés. Cette méthode permet une calibration avec un temps de calcul faible allant jusqu'à réaliser une calibration en temps réel [Ayusawa2009].

D'autres méthodes de résolution de ce problème ont aussi été proposées dans la littérature. [Reinbolt2007] et [Zhao2010] utilisent les résidus dynamiques présents sur le segment proximal et obtenus lors de l'étape de dynamique inverse à la suite de l'utilisation d'un algorithme récursif de Newton-Euler. Le problème d'optimisation consiste donc à trouver les BSIP minimisant ces résidus dynamiques utilisés comme des indicateurs de l'erreur dynamique. L'avantage de cette méthode est l'utilisation des résidus dynamiques, obtenus directement à l'aide d'un algorithme de Newton-Euler récursif. Le temps de calcul pour réaliser la calibration des paramètres inertiels est cependant plus important que dans le cas d'une méthode des moindres carrés comme proposée précédemment.

De son côté, en utilisant une approche globale pour résoudre la dynamique, et en considérant l'ensemble d'une trajectoire, [Kuo1998] propose de calibrer des biais constants. Ces biais peuvent être les paramètres inertiels, le positionnement de plateformes de force, etc. L'utilisation de l'ensemble d'une trajectoire augmente fortement la complexité du problème à résoudre. La résolution de ce problème nécessite une solution initiale proche de l'optimum et un temps de calcul bien supérieur aux autres méthodes.

L'utilisation de mouvements spécifiques permet d'améliorer l'identification des différents paramètres inertiels lors de la calibration. Ces mouvements sont dits excitants. En écrivant le

problème de dynamique inverse proportionnellement aux BSIP, ces mouvements assurent un bon conditionnement de la matrice de régression [Venture2009a]. Les travaux plus récents de [Bonnet2016] permettent d'assurer l'existence de mouvements excitants pour les différentes parties du corps.

Dans le cadre de la thèse, la calibration des paramètres inertiels (développée dans le Chapitre 5), est réalisée à l'aide d'une méthode d'identification. Comme détaillé précédemment, cette approche permet de prendre en compte les spécificités morphologiques du sujet en utilisant seulement les données de capture de mouvement et de plateformes de force. Cette approche constitue donc un compromis entre la précision des résultats et le temps nécessaire à l'expérimentation et au traitement de la phase de calibration.

2.5 Estimation des efforts musculaires

Cette partie présente les différentes méthodes d'estimation des efforts musculaires par méthode inverse que l'on peut trouver dans la littérature. Elle comprend, tout d'abord, la topologie musculo-squelettique. Le modèle musculaire de Hill est ensuite présenté. Enfin, les différentes méthodes de détermination des efforts musculaires sont détaillées.

2.5.1 Topologie musculo-squelettique

La topologie musculo-squelettique définit le couplage entre le modèle ostéo-articulaire et le modèle musculaire. Elle définit des paramètres cruciaux dans l'estimation des efforts musculaires puisqu'elle permet de définir les bras de levier ainsi que la longueur de l'ensemble muscle-tendon. Les bras de levier ont une influence directe sur le couple généré par un muscle sur une articulation. La longueur de l'ensemble muscle-tendon a une influence sur sa capacité de génération d'efforts (voir Section 2.5.2). La définition complète d'un muscle inclut la définition de son insertion sur les os et la définition d'un chemin de passage. Le chemin de passage permet de prendre en compte la déviation des lignes d'action musculaires introduite par exemple par un obstacle osseux.

Les modèles de topologie musculaire proposés classiquement dans la littérature considèrent l'origine et l'insertion musculaires comme de simples points. Quand un muscle est attaché sur une large zone osseuse, ce muscle est modélisé par plusieurs faisceaux indépendants. Cette méthode est utilisée par exemple pour le muscle deltoïde dans le modèle de [Holzbaur2005] ou pour les trois muscles glutéaux dans le modèle de [Klein Horsman2007].

Concernant le chemin de passage d'un muscle, des travaux ont tenté d'estimer très précisément une ligne correspondant à la trajectoire du muscle (*centroid line method* dans [Jensen1975]). Cependant, il est très difficile d'obtenir cette trajectoire pour une configuration et la définition de l'évolution de cette trajectoire en fonction de la configuration est impossible. La modélisation

la plus courante revient à définir un ensemble de points de passage (appelés *via-points*), chacun de ces points appartenant à un des solides du modèle. Le muscle est alors modélisé comme un ensemble de lignes, attaché sur les os au niveau des deux points d'attaches et passant par tous les points de passage [Hoy1990, Pierrynowski1995]. L'absence de point de passage revient donc à modéliser un muscle comme une ligne droite située entre deux points appartenant à deux os.

L'utilisation de points de passage permet d'améliorer l'estimation des bras de levier et de la longueur d'un muscle en fonction de la configuration articulaire. L'utilisation de modèles géométriques complémentaires peut permettre d'améliorer le couplage entre ces deux paramètres [Garner2000]. Dans la plupart des cas, cela revient à modéliser la trajectoire d'un muscle autour d'une articulation comme une corde autour d'un cylindre. Cela permet de fixer la valeur du bras de levier tout en permettant une variation importante de la longueur du muscle. Des études plus récentes proposent d'utiliser des géométries plus complexes pour essayer de s'approcher au mieux de la géométrie des os [Stavness2012, Zarifi2017, Scholz2016].

Dans le cadre de cette thèse, pour simplifier la description des modèles musculo-squelettiques et ainsi faciliter la mise en œuvre de méthodes d'estimation d'efforts musculaires, nous avons choisi de modéliser l'ensemble des muscles à l'aide de deux points d'attache et d'un ensemble de points de passage. Cette approche est, pour la grande majorité des muscles, celle adoptée dans les logiciels d'analyse musculo-squelettiques comme OpenSim [Delp2007] ou AnyBody Modelling System [Damsgaard2006].

2.5.2 Modélisation du muscle

Il est nécessaire de modéliser le comportement physiologique et biomécanique du muscle afin de pouvoir lier la génération d'effort de ce muscle à son activation. L'activation est consécutive à l'excitation des motoneurones par le système nerveux central (CNS). Le modèle présenté dans cette partie est le modèle de Hill [Hill1938], admis dans le domaine de la biomécanique comme celui de référence. La mise en équation de ce modèle a été réalisée plus tard par [Stroeve1996, Stroeve1999] ou [Zajac1989] et [Rengifo2010]. À titre d'exemple, nous présentons ici le modèle de [Hill1938] mis en équation par [Zajac1989] et [Rengifo2010].

[Hill1938] définit le muscle comme un actionneur visco-élastique (Figure 2.4). Il est constitué d'un ressort et d'un amortisseur en série générant la force active (f_a), en parallèle d'un ressort générant une force passive (f_p). Le tendon est modélisé à l'aide d'un ressort et génère alors une force tendineuse (f_t).

Le tendon est considéré comme un élément passif dont l'effort résultant f_t est déterminé à l'aide de l'équation 2.1 en fonction de la longueur du tendon l_t .

$$f_t(l_t) = K_t \left(\frac{l_t - l_s}{l_s} \right) \cdot f_0 \quad (2.1)$$

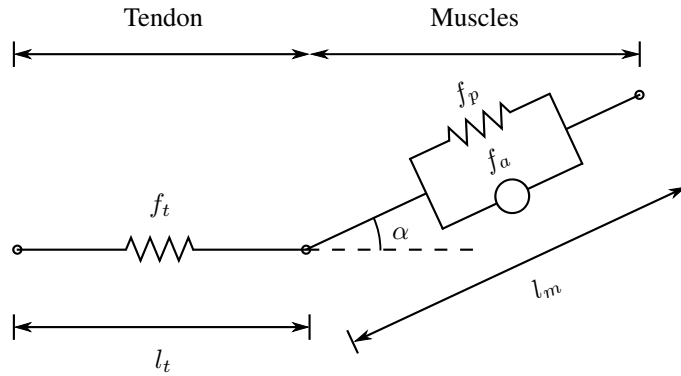


Figure 2.4 – Modèle de Hill [Hill1938]

Où l_s est la longueur de détente, K_t la rigidité du tendon et f_0 la force isométrique maximale développée par le muscle.

La force passive f_p est modélisée en fonction de la longueur normalisée du muscle $\bar{l}_m$ à l'aide de l'équation 2.2 et représentée Figure 2.5(a).

$$f_p(\bar{l}_m) = \frac{2,5}{1 + e^{-12(\bar{l}_m - 1,425)}} \cdot f_0 \quad (2.2)$$

Où $\bar{l}_m = \frac{l_m}{l_0}$ avec l_0 est longueur optimale des fibres musculaires.

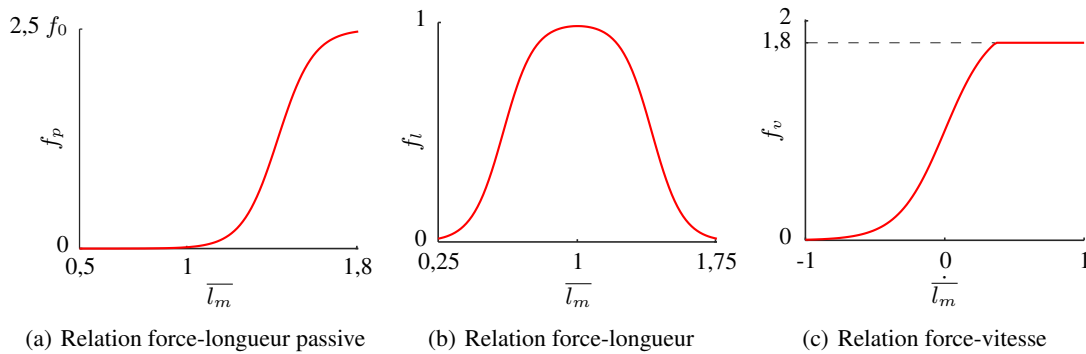


Figure 2.5 – Relations du modèle de Hill développées par [Zajac1989]

La force active f_a est proportionnelle à l'activation du muscle et, de plus, composée d'une relation force-longueur f_l et d'une relation force-vitesse f_v (2.3).

$$f_a(\bar{l}_m, \dot{\bar{l}}_m, a) = a \cdot f_l(\bar{l}_m) \cdot f_v(\dot{\bar{l}}_m) \cdot f_0 \quad (2.3)$$

Où $\dot{\bar{l}}_m$ est la vitesse de contraction normalisée du muscle. Les relations force-longueur

et force-vitesse sont définies respectivement dans les équations (2.4) et (2.5) et représentées Figure 2.5(b) et Figure 2.5(c).

$$f_l(\bar{l}_m) = \frac{1}{1 + e^{-12(\bar{l}_m - 0.6)}} + \frac{1}{1 + e^{12(\bar{l}_m - 1.4)}} - 1 \quad (2.4)$$

$$f_v(\dot{\bar{l}}_m) = \begin{cases} f_{v_{min}}, & \dot{\bar{l}}_m < \dot{\bar{l}}_{m_{min}} \\ \frac{2}{1 + e^{-6\dot{\bar{l}}_m}}, & -1 \leq \dot{\bar{l}}_m \leq \dot{\bar{l}}_{m_{max}} \\ f_{v_{max}}, & \dot{\bar{l}}_m > \dot{\bar{l}}_{m_{max}} \end{cases} \quad (2.5)$$

La force musculaire f_m est donc la somme de la force passive f_p et de la force active f_a définies précédemment (2.6).

$$f_m = \left(f_p(\bar{l}_m) + a \cdot f_l(\bar{l}_m) \cdot f_v(\dot{\bar{l}}_m) \right) \cdot f_0 \quad (2.6)$$

[Zajac1989] a, de plus, pris en compte l'angle de pennation α dans le modèle (Figure 2.4). Cet angle correspond à l'angle entre l'orientation des fibres musculaires et l'orientation du tendon. L'équation (2.7) traduit l'utilisation de cet angle dans le modèle.

$$f_t = f_m \cos(\alpha) \quad (2.7)$$

L'angle de pennation dépend de la configuration articulaire. La difficulté de mesurer correctement cet angle et d'estimer sa variation conduit la plupart des analyses musculo-squelettiques à le négliger.

2.5.3 Estimation des efforts

L'utilisation de méthodes inverses permet d'estimer les efforts musculaires à partir de données de mouvement. La problématique de cette étape est la résolution de la redondance musculaire. En effet, pour l'ensemble des modèles biomécaniques, le nombre de muscles est supérieur au nombre de mouvements fonctionnels (flexion/extension, etc). Ainsi, il y a une infinité de combinaisons d'efforts musculaires possibles permettant d'obtenir les couples articulaires et donc le mouvement souhaité. Des études proposent de diminuer le nombre de variables du problème soit en groupant les muscles par unités fonctionnelles [Paul1965, Murai2010], soit en utilisant la théorie des synergies musculaires [Dul1984, Walter2014, Ruiz2015a], consistant à faire des hypothèses sur la façon dont le CNS contrôle le mouvement. Cette théorie affirme que les commandes sont traduites en un nombre réduit de synergies, chacune correspondant à une

combinaison d'activations pour les muscles. La grande majorité des études biomécaniques utilise un critère d'optimisation [Crowninshield1978]. Ce critère représente une stratégie motrice adoptée par l'humain et permet un recrutement en conséquence des muscles impliqués dans la génération du mouvement. En fonction des hypothèses sur le fonctionnement du système neuro-musculaire humain et du type de mouvement étudié, différents critères sont utilisés. On peut classer les critères physiologiques en deux catégories suivant leur dépendance ou non au temps, ces deux catégories se distinguent par les méthodes de résolution utilisées.

Pour les critères physiologiques dépendant du temps, correspondant à des critères énergétiques, le problème d'optimisation à résoudre doit prendre en compte une fenêtre temporelle. La méthode d'optimisation dynamique proposée par [Anderson2001] consiste à déterminer les efforts musculaires permettant de minimiser le critère physiologique sur l'ensemble d'un mouvement. Cette méthode requiert cependant de nombreuses intégrations des équations du mouvement et la rend difficilement utilisable à cause du temps de calcul trop important. Plus récemment, [Quental2016] propose de considérer une fenêtre mobile comprenant un certain nombre d'échantillons où la résolution du problème est effectuée. Ce problème est résolu pour l'ensemble des échantillons en considérant, à chaque résolution, cet échantillon comme le premier de la fenêtre mobile. Le réglage de la taille de la fenêtre mobile permet alors de faire un compromis entre la bonne prise en compte du critère physiologique dépendant du temps et le temps de calcul associé. Des méthodes alternatives utilisant une simulation de dynamique directe ont été proposées [Thelen2003, Thelen2006]. Le principe de ces méthodes est de déterminer les efforts musculaires qui entraîneraient une simulation de dynamique directe permettant d'obtenir le mouvement réalisé. Cette méthode n'est donc pas à proprement parler une étape d'estimation d'efforts musculaires à partir des couples articulaires puisqu'elle contient aussi l'étape de dynamique inverse. Ces méthodes sont régulièrement utilisées mais la prise en compte d'une fenêtre temporelle dans un seul problème d'optimisation nécessite cependant l'utilisation d'algorithmes de résolution complexe et impose un temps de calcul important.

Pour les critères physiologiques ne dépendant pas du temps, correspondant à des critères d'effort, le problème d'optimisation peut être défini pour chaque échantillon séparément à l'aide d'une optimisation statique. Cette approche est notamment utilisée dans le logiciel d'analyse musculo-squelettique AnyBody Modelling System [Damsgaard2006]. On peut citer les deux groupes de critères physiologiques les plus couramment utilisés :

- les critères polynomiaux. Ces critères consistent à minimiser la somme des efforts musculaires normalisés [Pedotti1978, Herzog1987, Happee1994] ou la somme des contraintes musculaires [Crowninshield1981] ;
- les critères min/max. Ces critères consistent à minimiser l'effort musculaire normalisé maximal [Rasmussen2001].

Le choix du critère est effectué vis-à-vis de l'étude réalisée et peut dépendre de la partie du corps ou du type de mouvement étudié. En effet, le critère physiologique du sujet est différent pour une étude ergonomique d'un geste professionnel ou pour une étude de performance pour

un geste sportif. Le développement de critères physiologiques pertinents reste un domaine ouvert. On peut ainsi citer des études proposant de nouveaux critères physiologiques, notamment [Challis1993, Moissenet2014, Dumas2014] permettant de prendre en compte les efforts de réaction articulaires.

Dans le cadre de cette thèse, dans l'objectif de diminuer les temps de calcul de l'étape d'estimation des efforts musculaires, nous avons choisi d'utiliser seulement des critères physiologiques ne dépendant pas du temps. L'utilisation d'une optimisation statique avec un critère physiologique proposé par la littérature constituera nos données de référence pour la validation de notre propre méthode.

2.5.4 Calibration des paramètres musculaires

L'utilisation d'un modèle musculaire de Hill nécessite d'estimer un nombre important de paramètres pour chaque muscle : force isométrique maximale, longueur optimale des fibres musculaires, angle de pennation, etc. L'estimation de ces paramètres est un challenge important car il est impossible de mesurer, *in vivo*, ces paramètres. Quelques méthodes de la littérature proposent d'estimer ces paramètres suivant deux approches : les approches anthropométriques et les approches fonctionnelles.

Les approches anthropométriques [Manal2004, Winby2008, Modenese2016], utilisées dans la plupart des analyses musculo-squelettiques, s'appuient sur des données anthropométriques (basées sur des études de cadavres) et définissent des règles de mise à l'échelle. Ces règles de mise à l'échelle sont utilisées quel que soit le sujet étudié et ne permettent donc pas de prendre en compte les spécificités musculaires de chaque sujet.

Les approches fonctionnelles sont basées sur la mesure du couple maximal pour des essais isométriques et/ou isocinétiques. Les méthodes consistent à identifier les paramètres musculaires permettant d'approcher au mieux l'estimation du couple maximal théorique aux valeurs expérimentales. [Garner2003] propose d'estimer les paramètres musculaires d'un membre supérieur à l'aide d'une méthode d'optimisation en deux étapes. La première étape maximise les couples articulaires du modèle en ajustant les niveaux d'activation des muscles et les coordonnées articulaires. La seconde étape identifie les paramètres musculaires permettant de minimiser l'écart entre les couples articulaires obtenus à l'aide du modèle et un ensemble de couples expérimentaux issus d'essais isométriques. Une méthode similaire a été proposée par [Van Campen2014] pour estimer les paramètres des muscles fléchisseurs et extenseurs du genou. Ces méthodes proposent de modifier le modèle de Hill pour limiter le nombre de paramètres et ainsi améliorer la cohérence des résultats issus de l'optimisation. [Heinen2015] propose une méthode similaire en ajoutant les résultats d'essais isocinétiques. Enfin, la méthode proposée par [Venture2005, Venture2006] couple des résultats de capture de mouvement avec des mesures EMG pour estimer les paramètres des muscles fléchisseurs et extenseurs du coude. Dans le cadre de cette thèse, l'estimation des paramètres musculaires est effectuée à l'aide d'une approche anthropométrique. L'utilisation d'une approche fonctionnelle, permettant de calibrer ces

paramètres est un travail en cours de développement (voir Chapitre 7).

2.6 Outils de simulation musculo-squelettique

Comme détaillé précédemment, l'estimation des efforts musculaires à partir du mouvement est réalisée en trois étapes : une étape de cinématique inverse, une étape de dynamique inverse et une étape d'estimation des efforts musculaires. Une estimation rapide des efforts musculaires nécessite donc une résolution rapide de ces trois étapes.

Certaines applications proposent de réaliser des simulations en temps réel [Barrios2010, Teran-Yengle2011] à l'aide du logiciel Visual3D¹. Ces études se limitent cependant soit à une étude cinématique soit à une étude dynamique. Lors de l'étape de l'estimation des efforts musculaires, la question de la répartition des efforts est résolue à l'aide d'un problème d'optimisation. La résolution de ce problème nécessite un temps de calcul important. Cette étape est donc l'étape limitante dans l'objectif d'estimer les efforts musculaires à partir des données de mouvement.

De nombreux logiciels d'analyse musculo-squelettique permettent de réaliser des études cinématiques, dynamiques et musculaires. Les deux logiciels les plus populaires dans le domaine de la biomécanique sont OpenSim [Delp2007] et AnyBody (AnyBody Modelling System) [Damsgaard2006]. OpenSim est un logiciel libre basé sur la dynamique de systèmes multi-corps Simbody [Sherman2011] permettant de réaliser des simulations musculo-squelettiques. De nombreux outils sont développés conjointement pour enrichir les possibilités de ce logiciel. On peut citer NMSBuilder permettant de générer un modèle biomécanique personnalisé compatible [Martelli2011] ou les travaux de [Pizzolato2017] permettant de réaliser les étapes de cinématique inverse et les étapes de dynamique inverse en temps réel. Ce logiciel ne permet cependant pas une estimation des efforts musculaires en temps réel. De son côté, le logiciel commercial AnyBody est un logiciel très complet, gérant notamment les modèles biomécaniques les plus complexes (fermetures cinématiques, couplages musculaires complexes), mais ne permet pas de réaliser des simulations musculo-squelettiques en temps réel.

Quelques travaux proposent des algorithmes permettant d'estimer les efforts musculaires en temps réel à partir de données de mouvement [Murai2010, Van Den Bogert2013]. Des hypothèses importantes sont cependant effectuées dans l'étape d'estimation des efforts musculaires. Dans la méthode proposée par [Murai2010], la complexité du problème à résoudre est réduit en assemblant les muscles en unités fonctionnelles. Cette méthode réalise ainsi une hypothèse importante sur le fonctionnement du CNS. De son côté, [Van Den Bogert2013] résout la question de répartition des efforts musculaires à l'aide d'un réseau de neurones dédié aux optimisations quadratiques. L'utilisation de cette méthode limite donc le critère d'optimisation à une fonction quadratique qui n'est pas systématiquement la plus pertinente d'un point de vue physiologique [Challis1993]. De plus, le temps de calcul associé à l'estimation des efforts musculaires est limité de façon à assurer une analyse en temps réel. Cela peut donc conduire à l'obtention de

1. <http://www2.c-motion.com/products/visual3d>

résultats sous-optimaux. Enfin, les modèles musculaires utilisés ne permettent pas de prendre en compte des relations force-longueur f_l ou force-vitesse f_v , par exemple comme celles utilisées dans le modèle de Hill (Figure 2.5).

2.7 Positionnement de la thèse

L'objectif de cette thèse est d'améliorer l'utilisation de la simulation musculo-squelettique pour des applications telles que l'ergonomie, la rééducation ou le sport. Cela passe d'une part, par une estimation rapide des variables biomécaniques et d'autre part, la calibration des modèles biomécaniques à l'aide d'une phase de calibration simple, rapide et accessible avec les outils courants de l'analyse de mouvement.

La Figure 2.6 représente les différentes étapes abordées dans cette thèse. La partie centrale de la Figure 2.6 représente les trois étapes de l'analyse de mouvement permettant d'estimer les variables biomécaniques à partir des données de capture de mouvement et des données de plateformes de force. L'étape de cinématique inverse détermine les coordonnées articulaires à partir des données de capture de mouvement. L'étape de dynamique inverse calcule les couples articulaires à partir des coordonnées articulaires et des données de plateformes de force. L'étape d'estimation des efforts musculaires se base sur les couples articulaires pour calculer les efforts musculaires.

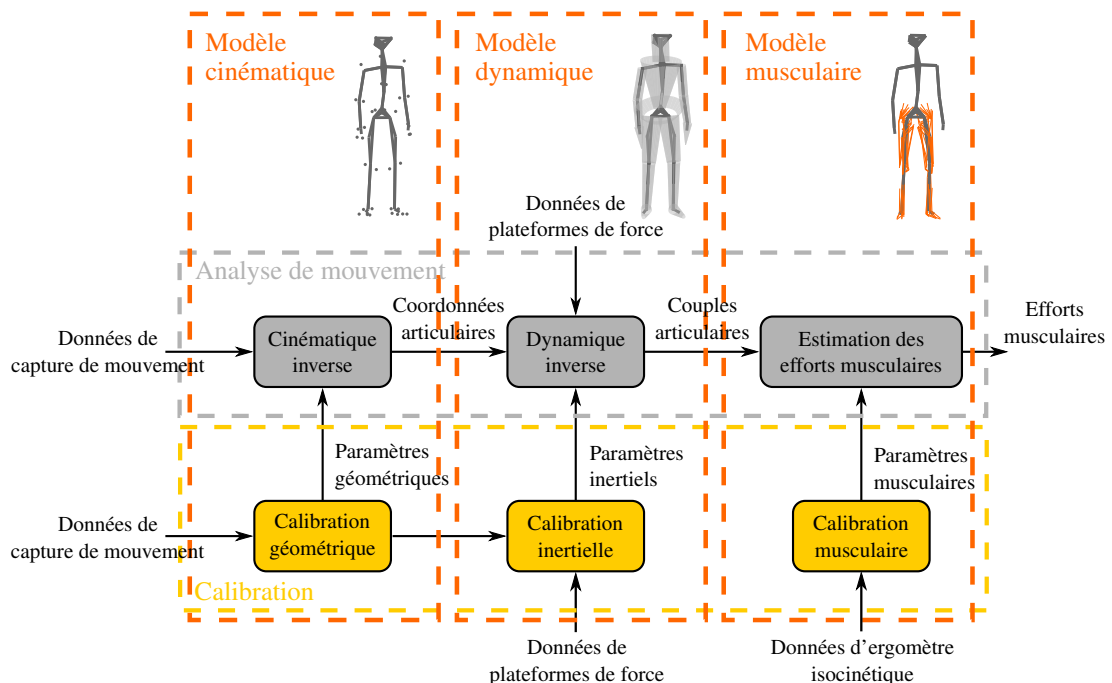


Figure 2.6 – Schéma global de la thèse

Pour chacune de ces étapes, l'amélioration de l'estimation des variables biomécaniques

passer par la calibration des paramètres du modèle biomécanique. La partie inférieure de la Figure 2.6 représente les trois étapes de calibration du modèle biomécanique. La calibration géométrique, permettant d'améliorer les résultats de l'étape de cinématique inverse, calibre les paramètres géométriques du modèle à partir des données de capture de mouvement. La calibration inertielle, permettant d'améliorer les résultats de la dynamique inverse, calibre les paramètres inertiels du modèle à partir des données de capture de mouvement et des données de plateformes de force. La calibration musculaire, permettant d'améliorer les résultats de l'estimation des efforts musculaires, calibre les paramètres musculaires du modèle à partir de données issues d'un ergomètre isocinétique.

L'utilisation d'un modèle biomécanique permet de réaliser les trois étapes de l'analyse de mouvement ainsi que les trois étapes de calibration. Nous choisissons de dissocier la description du modèle biomécanique en trois modèles, chacun associé à une des étapes de l'analyse de mouvement et à l'étape de calibration associée. La partie supérieure de la Figure 2.6 représente les trois modèles en question. Le modèle cinématique décrit un ensemble de solides et d'articulations, des paramètres géométriques ainsi qu'une modélisation des marqueurs et permet de résoudre l'étape de cinématique inverse et d'effectuer la calibration géométrique. Le modèle dynamique ajoute au précédent un ensemble de paramètres inertiels et permet de résoudre l'étape de dynamique inverse et d'effectuer la calibration inertielle. Le modèle musculaire définit enfin une topologie musculo-squelettique ainsi qu'une modélisation des muscles et permet de résoudre l'étape d'estimation des efforts musculaires et d'effectuer la calibration musculaire.

Pour atteindre l'objectif de cette thèse, nous proposons différentes contributions méthodologiques que ce soit dans les étapes d'analyse de mouvement ou dans les étapes de calibration. Une implémentation des étapes d'analyse de mouvement est disponible dans des logiciels d'analyse musculo-squelettique. Pour utiliser ces logiciels comme une base de travail, nous devons pouvoir implémenter et tester nos méthodes le plus rapidement et le plus facilement possible. Dans les logiciels existants, soit l'accès aux algorithmes est impossible, soit la maîtrise de l'ensemble des étapes de simulation est très complexe. Nous choisissons donc de développer notre propre support de simulation musculo-squelettique. Ce choix nécessite donc le développement de l'ensemble des étapes présentées dans la Figure 2.6 : les trois étapes de l'analyse de mouvement, les trois étapes de calibration et un modèle biomécanique compatible avec toutes ces étapes. Ce support est réalisé sur Matlab® à des fins de prototypage rapide et d'exploitation de bibliothèques déjà existantes permettant d'accélérer le développement.

Le Chapitre 3 propose une description des modèles biomécaniques comprenant le modèle cinématique, le modèle dynamique et le modèle musculaire (partie supérieure de la Figure 2.6). La description développée permet par la suite de résoudre les trois étapes de l'analyse de mouvement et d'effectuer les trois étapes de calibration. Nous avons également choisi de présenter dans ce chapitre le protocole et le matériel expérimental utilisé comme validation des méthodes développées dans cette thèse.

Le Chapitre 4 présente les travaux réalisés relatifs à la cinématique (première colonne de la Figure 2.6). L'étape de cinématique inverse est résolue à l'aide d'une méthode d'optimisation

globale permettant de déterminer les coordonnées articulaires à partir de la position des marqueurs expérimentaux. Nous développons une résolution de ce problème d'optimisation non-linéaire ainsi qu'une résolution du problème linéarisé permettant d'augmenter la fréquence de calcul. Ces deux méthodes sont comparées vis-à-vis des critères de précision et de performance. De plus, nous proposons une méthode de calibration géométrique permettant d'identifier la longueur des membres ainsi que la position des marqueurs du modèle uniquement à partir de données de mouvement. Les résultats obtenus avec cette méthode sont comparés à ceux présentés dans la littérature.

Le Chapitre 5 présente les travaux réalisés relatifs à la dynamique (seconde colonne de la Figure 2.6). L'étape de dynamique inverse est résolue à l'aide d'un algorithme récursif de Newton-Euler. L'étape de calibration inertielle est réalisée à partir de données de capture de mouvement et de plateformes de force en minimisant les résidus dynamiques. Nous réalisons une étude permettant d'évaluer l'incertitude introduite dans les résidus dynamiques par les erreurs issues de la cinématique et de la mesure des plateformes de force. Ces incertitudes mettent en évidence la possibilité d'apparition de sur-apprentissage lors de la calibration. Nous développons une méthode de calibration basée sur une méthode d'identification. Pour diminuer le risque de sur-apprentissage, nous proposons d'identifier chaque segment à l'aide d'un modèle géométrique et d'ajouter un ensemble de contraintes additionnelles lors de la résolution du problème d'optimisation. Nous évaluons cette méthode en perturbant expérimentalement les données d'entrée en ajoutant des lests sur différentes parties du corps.

Le Chapitre 6 présente les travaux réalisés relatifs aux muscles (troisième colonne de la Figure 2.6). L'étape d'estimation des efforts musculaires est l'étape critique vis-à-vis du critère de temps de calcul dans l'analyse de mouvement. Nous proposons donc une méthode d'estimation des efforts musculaires, nommée MusIC, basée sur une interpolation dans une base de données. Nous analysons le comportement de cette méthode sur un modèle simple avec un ensemble de mouvements synthétisés puis nous la validons sur un modèle plus complexe à partir de données expérimentales. Nous comparons la méthode MusIC à une méthode classique d'optimisation vis-à-vis des critères de précision et de performance. Des travaux en cours ont pour objectif de développer une étape de calibration musculaire. Une revue rapide de ces travaux est réalisée dans le Chapitre 7.

Modèles et expérimentations

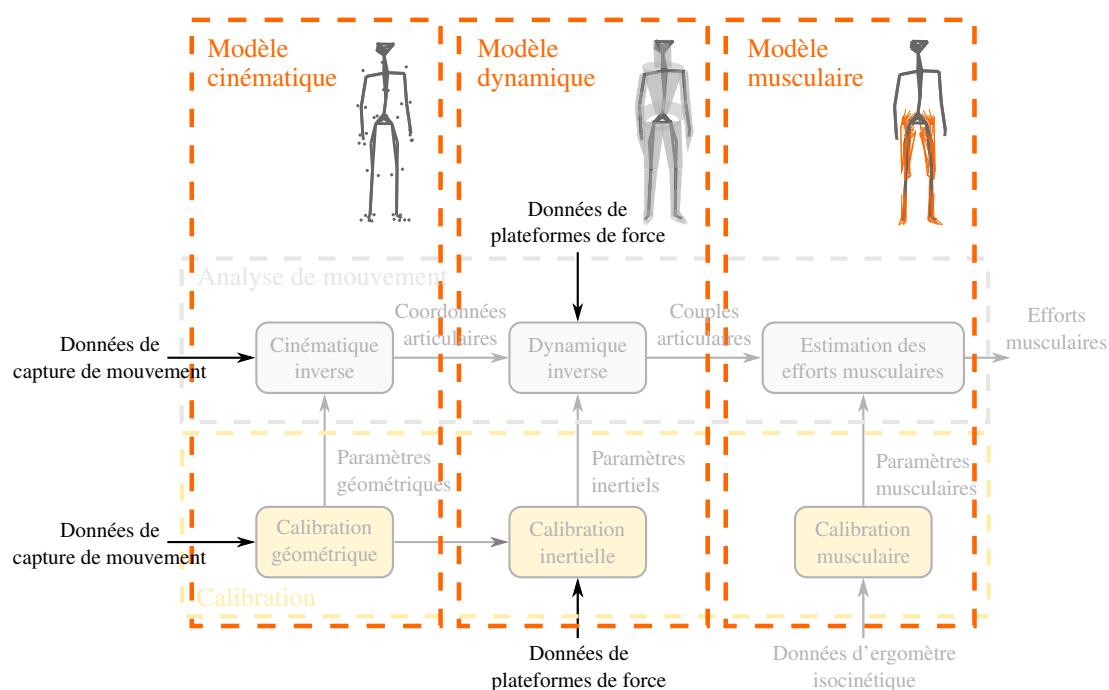


Figure 3.1 – Positionnement du Chapitre 3 dans le schéma global de la thèse

Cette thèse propose des contributions méthodologiques améliorant la performance de l'analyse du mouvement humain en laboratoire, que ce soit au niveau cinématique, dynamique ou musculaire. Pour développer et valider l'ensemble de ces méthodes, nous voulons pouvoir générer et utiliser facilement un modèle biomécanique. Ce chapitre présente la **méthode de description des modèles biomécaniques** utilisée dans la suite du manus-

crit (modèles cinématique, dynamique et musculaire de la Figure 3.1). Elle comprend une description du modèle ostéo-articulaire, des marqueurs et des muscles ainsi qu’une méthode de génération d’un modèle à partir de modèles de la littérature stockés dans une bibliothèque. Nous avons également choisi de présenter dans ce chapitre le **protocole** ainsi que le **matériel expérimental** utilisés tout au long de la thèse pour valider les différentes contributions proposées (données de capture de mouvement et efforts extérieurs de la Figure 3.1).

3.1 Structure d’un modèle

Cette thèse propose plusieurs contributions pour l’amélioration de la performance des méthodes d’analyse du mouvement humain. Pour faciliter le développement et la validation des contributions, nous voulons pouvoir appliquer facilement les méthodes développées sur différents modèles. Cela permet de tester les méthodes sur différents types de modèles, représentant différentes parties du corps ou la modélisation d’une même partie du corps avec différents niveaux de détail. De plus, dans l’objectif de diminuer les temps de calcul, l’utilisation de différents niveaux de détail pour différentes parties du corps peut permettre de réaliser un compromis entre la précision et la performance en fonction de l’étude réalisée.

Un modèle biomécanique, au sens où nous l’entendons dans cette thèse, est constitué d’un modèle ostéo-articulaire (comprenant un ensemble de solides et d’articulations), de marqueurs et de muscles. Pour faciliter le changement de modèle, nous avons choisi de décrire le modèle ostéo-articulaire, les marqueurs et les muscles indépendamment les uns des autres et de façon générique. Nous utilisons pour cela trois structures de données différentes. Le modèle ostéo-articulaire est décrit à l’aide d’un arbre hiérarchique où les nœuds représentent une articulation et un solide et les arêtes représentent la hiérarchisation. Les marqueurs sont décrits à l’aide d’un tableau où chaque élément représente un marqueur. Les muscles sont également décrits à l’aide d’un tableau où chaque élément représente un muscle. L’utilisation de repères anatomiques dans le modèle ostéo-articulaire et dans la description des marqueurs et des muscles permet de lier les trois structures de données.

La suite de ce chapitre présente la description des structures de données associées au modèle ostéo-articulaire (Section 3.2), aux marqueurs (Section 3.3) et aux muscles (Section 3.4). La Section 3.5 présente la méthode utilisée pour assembler et générer un modèle biomécanique à partir de modèles stockés dans une bibliothèque. Une partie de ce travail a été présentée dans [Muller2015b].

3.2 Modèle ostéo-articulaire

Comme énoncé précédemment, le modèle ostéo-articulaire est décrit à l'aide d'un arbre hiérarchique où les nœuds représentent une articulation et un solide et les arêtes représentent la hiérarchisation. Cette description est issue du domaine de la robotique humanoïde et est particulièrement détaillée dans les travaux de [Kajita2009]. La Figure 3.2 présente un exemple de la description utilisée sur un modèle ostéo-articulaire simple. Le modèle est décomposé en segments (Figure 3.2(a)), chacun composé d'un solide et de l'articulation en amont. Cette décomposition a l'avantage d'être générique puisque chaque segment a exactement la même composition. De plus, l'ajout d'un segment sur un modèle est facilité puisque cet ajout ne modifie pas la description des segments existants. Dans l'arbre hiérarchique de ce modèle (Figure 3.2(b)) les nœuds représentent les segments détaillés précédemment. Chaque segment possède un unique enfant et une unique sœur (le segment supérieur hiérarchique est appelé la mère). Le lien hiérarchique sœur permet de décrire un ensemble de segments ayant la même mère. Pour le développement de méthodes d'analyse de mouvement, cette description générique permet d'utiliser des fonctions simples et uniques quel que soit le modèle ostéo-articulaire utilisé.

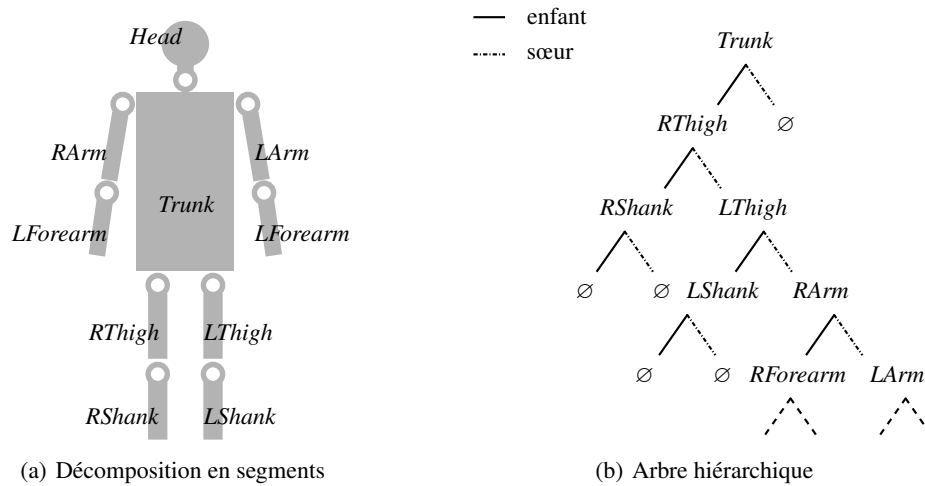


Figure 3.2 – Exemple de description d'un modèle ostéo-articulaire

Une des faiblesses de cette description réside dans la simplicité des articulations décrites. En effet, chaque articulation est associée à un unique degré de liberté, de translation ou de rotation. Ainsi, si les articulations simples (pivots, glissières) seront avantageusement représentées par cette description, les articulations comportant plusieurs degrés de liberté nécessiteront d'être décrites par une succession d'articulations à un degré de liberté et des segments intermédiaires associés.

Si l'on considère un modèle ostéo-articulaire comportant n_j degrés de liberté, les variables biomécaniques associées à ce modèle sont les coordonnées articulaires q (3.1), les vitesses arti-

culaires $\dot{\mathbf{q}}$ (3.2), les accélérations articulaires $\ddot{\mathbf{q}}$ (3.3) et les couples articulaires $\boldsymbol{\lambda}$ (3.4).

$$\mathbf{q} = \begin{bmatrix} q_1 & q_2 & \dots & q_{n_j} \end{bmatrix}^T \quad (3.1)$$

$$\dot{\mathbf{q}} = \begin{bmatrix} \dot{q}_1 & \dot{q}_2 & \dots & \dot{q}_{n_j} \end{bmatrix}^T \quad (3.2)$$

$$\ddot{\mathbf{q}} = \begin{bmatrix} \ddot{q}_1 & \ddot{q}_2 & \dots & \ddot{q}_{n_j} \end{bmatrix}^T \quad (3.3)$$

$$\boldsymbol{\lambda} = \begin{bmatrix} \lambda_1 & \lambda_2 & \dots & \lambda_{n_j} \end{bmatrix}^T \quad (3.4)$$

Un ensemble de paramètres est associé à chaque nœud de l'arbre hiérarchique représentant le modèle ostéo-articulaire. Les prochaines sections de cette partie présentent les différents paramètres utilisés que nous avons choisi de répertorier en quatre catégories.

- Paramètres géométriques ; ces paramètres permettent de définir la géométrie de chaque segment.
- Repères anatomiques ; ces points de repère sont le lien entre le modèle ostéo-articulaire, les marqueurs et les muscles.
- Paramètres inertiels ; ces paramètres, comme leur nom l'indique, précisent les caractéristiques inertielles de chaque segment.
- Paramètres inter-articulaires ; ces paramètres décrivent les relations de contrainte ou de couplage entre les différents segments du modèle.

3.2.1 Paramètres géométriques

Cette partie présente le paramétrage géométrique des segments constituant le modèle ostéo-articulaire. Un segment j est défini à l'aide d'un repère local associé Σ_j (Figure 3.3), dont l'origine est placée au centre de l'articulation. Le choix de l'orientation de ce repère est effectué en fonction de l'usage souhaité. Dans le cadre de cette thèse nous suivons les recommandations de l'ISB [Wu1995, Wu2002, Wu2005].

La définition du repère associé au segment j par rapport au repère du segment parent i est effectuée à l'aide de trois transformations successives. On définit un ensemble de paramètres pour caractériser ces différentes transformations.

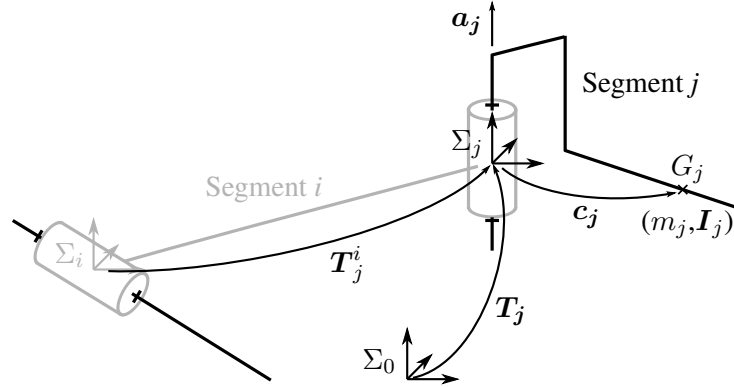


Figure 3.3 – Représentation des paramètres de description du segment j

- b_j : vecteur de la position relative de l'origine du repère Σ_j par rapport à l'origine du repère Σ_i , ce vecteur est exprimé dans le repère Σ_i . L'équation (3.5) définit la matrice homogène T_{b_j} associée à cette transformation.

$$T_{b_j} = \begin{bmatrix} Id & b_j \\ \mathbf{0} & 1 \end{bmatrix} \quad (3.5)$$

Où Id est la matrice (3×3) identité.

- (u_j, θ_j) : paramètres permettant de définir une rotation fixe du repère Σ_j par rapport au repère Σ_i . Cette rotation fixe est une rotation d'un angle θ_j autour de l'axe u_j , exprimé dans le repère Σ_i . L'équation (3.5) définit la matrice homogène T_{u_j, θ_j} associée à cette transformation.

$$T_{u_j, \theta_j} = \begin{bmatrix} R_{u_j, \theta_j} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & 1 \end{bmatrix} \quad (3.6)$$

Où R_{u_j, θ_j} désigne la matrice de rotation associée à une rotation d'un angle θ_j autour d'un axe u_j .

- a_j : axe de la liaison associée à l'articulation, exprimée dans le repère Σ_i . La matrice homogène T_{q_j} associée à cette transformation est déterminée à l'aide de l'équation (3.7) dans le cas d'une liaison pivot et à l'aide de l'équation (3.8) dans le cas d'une liaison glissière en fonction de la coordonnée articulaire q_j .

$$T_{q_j}(q_j) = \begin{bmatrix} R_{a_j, q_j} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & 1 \end{bmatrix} \quad (3.7)$$

Où R_{a_j, q_j} désigne la matrice de rotation associée à une rotation d'un angle q_j autour d'un axe a_j .

$$T_{q_j} = \begin{bmatrix} Id & q_j \cdot a_j \\ \mathbf{0} & 1 \end{bmatrix} \quad (3.8)$$

Ces paramètres permettent de déterminer la matrice homogène associée à la transformation du repère Σ_i vers le repère Σ_j : T_j^i (3.9).

$$T_j^i = T_{b_j} \times T_{u_j, \theta_j} \times T_{q_i} \quad (3.9)$$

Enfin, on définit p_j et R_j comme étant la position absolue et l'orientation absolue du repère Σ_j dans le repère Σ_0 . On peut ainsi écrire la matrice homogène associée à la transformation du repère Σ_0 vers le repère Σ_j : T_j (3.10). Cette matrice peut être calculée par récursivité à l'aide de l'arbre hiérarchique.

$$T_j = \begin{bmatrix} R_j & p_j \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3.10)$$

Pour chaque segment, les paramètres géométriques b_j et a_j pourront être calibrés lors de l'étape de calibration présentée Section 4.2.

3.2.2 Repères anatomiques

La définition de repères anatomiques dans le modèle ostéo-articulaire permet d'associer les marqueurs et les muscles au modèle ostéo-articulaire. Pour cela, le positionnement des marqueurs et des muscles est spécifié à l'aide de ces repères anatomiques, eux-mêmes localisés dans le modèle ostéo-articulaire. Pour chaque segment du modèle ostéo-articulaire, un ensemble de repères anatomiques peut être défini. À chacun de ces repères est associé un nom unique et une position, définie dans le repère associé au segment sur lequel il est attaché.

La localisation d'un repère anatomique dans le repère du segment associé permet de déterminer sa position dans le repère Σ_0 . Si l'on considère le repère anatomique 'A', positionné sur le segment j et de coordonnées p_A par rapport au centre de masse de ce segment j dans la base Σ_j , on peut déterminer la position de ce point dans le repère Σ_0 , X_A , à l'aide de l'équation (3.11).

$$\begin{bmatrix} X_A \\ 1 \end{bmatrix} = T_j \times \begin{bmatrix} c_j + p_A \\ 1 \end{bmatrix} \quad (3.11)$$

3.2.3 Paramètres inertiels

Pour réaliser l'étape de dynamique inverse, centrale dans l'analyse du mouvement, chaque segment doit posséder des paramètres inertiels :

- c_j : position du centre de masse G_j du solide, définie dans le repère Σ_j .

- m_j : masse du solide.
- I_j : matrice d'inertie du solide, exprimée au point G_j dans la base définie dans le repère Σ_j .

Pour chaque segment, l'ensemble de ces paramètres inertiels pourra être calibré dans l'étape de calibration présentée Section 5.4.

3.2.4 Paramètres inter-articulaires

L'utilisation de modèles biomécaniques fidèles à l'anatomie du corps humain permet d'améliorer l'estimation des couples articulaires ou des efforts musculaires. La structure complexe du corps humain peut alors nécessiter l'utilisation de modèles dont certaines articulations sont dépendantes les unes des autres. Cela impose, notamment dans l'étape de cinématique inverse, l'ajout de relations de contraintes inter-articulaires.

Tout d'abord, l'amélioration de l'estimation des couples articulaires et des efforts musculaires autour de certaines articulations peut nécessiter l'utilisation de boucles fermées, notamment pour l'articulation de l'épaule [Van Der Helm1994, Maurel1999, Duprey2016, Naaïm2016] ou l'articulation de l'avant-bras [Pennestrì2007, Laitenberger2015].

La description proposée précédemment ne permet pas de prendre en compte ces boucles fermées. Comme il est classiquement effectué dans le domaine de la robotique, nous choisissons de réaliser une coupure géométrique au niveau d'une des articulations présentes dans la boucle fermée pour se ramener à un modèle en boucle ouverte. On spécifie alors sur le segment contenant cette articulation la position où a eu lieu cette coupure. Cette position est identifiée à l'aide d'un repère anatomique défini sur un autre segment. La contrainte cinématique associée est identifiée à l'aide des paramètres de la liaison contenue dans ce segment.

La figure 3.4 présente un exemple de représentation du modèle d'avant-bras proposé par [Pennestrì2007], présentant une boucle fermée entre l'humérus, le radius et l'ulna. On choisit ici arbitrairement d'effectuer une coupure géométrique au niveau de l'articulation entre l'ulna et l'humérus (Figure 3.4(a)). La Figure 3.4(b) présente l'arbre hiérarchique du modèle en boucle ouverte. Un paramètre supplémentaire sur le segment *Ulna* spécifie le nom du repère anatomique, situé sur le segment *Humerus*, où a lieu la coupure. Ce paramètre supplémentaire permet de déterminer des relations de contrainte, utilisées notamment dans l'étape de cinématique inverse. L'algorithme 1 montre un exemple de fonction permettant de déterminer, à partir de la description du modèle proposé, les relations de fermeture de boucle.

Des contraintes articulaires peuvent aussi être présentes dans des modèles en boucles ouvertes possédant un couplage cinématique, c'est-à-dire une relation de dépendance linéaire ou non entre certains degrés de liberté liée à une spécificité anatomique. Ce type de modèle permet, par exemple, de prendre en compte le mouvement complexe de la colonne vertébrale à

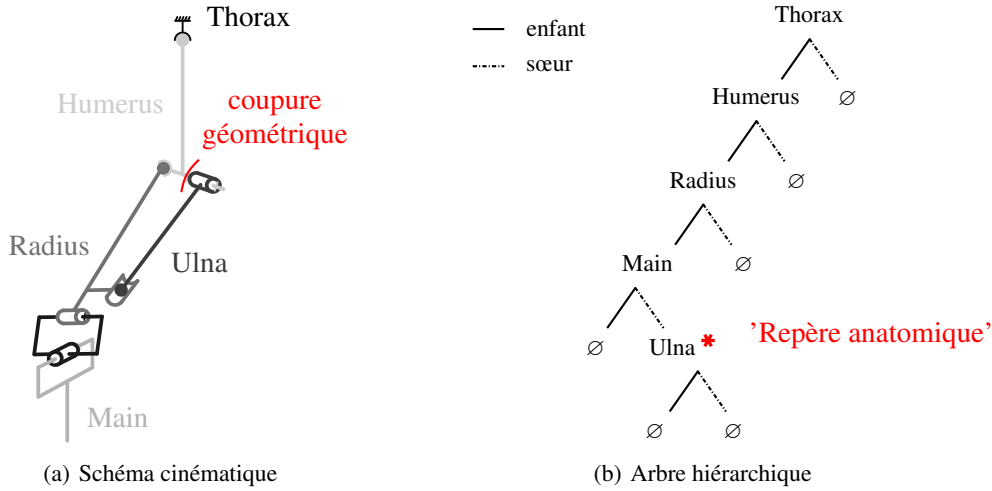


Figure 3.4 – Description du modèle d'avant-bras proposé par [Pennestrì2007]

Function Out = ClosedLoop (model)

Input : model

Output : closedloop relationship : Out = 0

for each segment j with a cut **do**

i : solid number containing anatomical landmark

T_{pos} : transform matrix of the anatomical landmark in Σ_i

Out = $T_j - T_{pos}$

end

Algorithme 1: Pseudo-code d'un algorithme de détermination des relations de fermeture de boucles

travers des relations entre le mouvement de chaque lombaire [de Zee2007b] ou le mouvement entre chaque cervicale [de Zee2007a]. On peut aussi citer les travaux de [Lee1995] proposant un couplage cinématique du mouvement des doigts induit par la structure musculo-tendineuse.

Un paramètre supplémentaire sur un des segments du couplage contient la relation de couplage. Cette relation permet d'ajouter une relation de contraintes dans l'étape de cinématique inverse.

3.2.5 Conclusion

La description du modèle ostéo-articulaire est réalisée à l'aide d'un arbre hiérarchique. Chaque nœud de cet arbre représente un segment, composé d'une articulation et d'un solide. Un ensemble de paramètres associé à chaque segment permet de définir complètement le modèle ostéo-articulaire. L'utilisation d'un arbre hiérarchique rend générique la description du modèle et autorise le changement de modèle sans modification des méthodes d'analyse de mouvement

prises en place. Cela permet aussi de simplifier grandement l'implémentation des algorithmes notamment grâce à l'utilisation de fonctions récursives. Ces algorithmes permettent de parcourir l'ensemble de l'arbre hiérarchique, quels que soient la taille et le type de modèle, avec un programme simple.

L'algorithme 2 montre un exemple d'une fonction récursive utilisée pour déterminer la position et l'orientation de chacun des segments d'un modèle ostéo-articulaire. L'utilisation de cette fonction à partir du segment racine (on remplace "solid j " par le numéro du segment racine dans l'appel de la fonction), permet de parcourir l'ensemble de l'arbre hiérarchique et de déterminer pour chaque solide sa position et son orientation absolue à partir de celles obtenues pour le segment mère.

```

Function model = FKinematics (model, solid  $j$ )
Input : model and solid  $j$ 
Output : model with the transform matrix of the solid  $i$ 
if segment  $j = \emptyset$  then
  | Quit the function
else
  | if segment  $j \neq \text{root}$  then
  |   |  $i \leftarrow \text{mother}(j)$ 
  |   | Compute  $T_j^i$  (3.9)
  |   |  $T_j = T_i * T_j^i$ 
  | end
end
model = FKinematics (model, sister( $i$ ))
model = FKinematics (model, child( $i$ ))

```

Algorithme 2: Pseudo-code d'une fonction récursive d'un algorithme de cinématique directe

3.3 Marqueurs

Comme détaillé dans l'état de l'art, lors de l'expérimentation, des marqueurs sont placés sur le sujet et leur position est mesurée au cours du temps à l'aide de caméras. La reconstruction du mouvement passe la définition de marqueurs virtuels sur le modèle sur des positions correspondantes à ces mêmes repères anatomiques.

La description des marqueurs doit permettre de s'adapter à n'importe quel modèle ostéo-articulaire décrit comme expliqué précédemment. En effet, dans le cadre de cette thèse, nous voulons pouvoir changer de modèle ostéo-articulaire sans avoir à changer la description des marqueurs. Nous avons donc choisi de décrire, indépendamment du modèle ostéo-articulaire, les marqueurs à l'aide d'une structure de données, représentée sous la forme d'un tableau. Chaque élément de ce tableau correspond à un marqueur. On considère dans la suite de ce manuscrit un ensemble de n_M marqueurs.

Pour chaque élément du tableau, trois paramètres permettent de caractériser le marqueur associé. Un premier paramètre contient le nom du marqueur et permet de faire le lien entre le modèle biomécanique et le fichier issu de la capture de mouvement. Un second paramètre contient le nom d'un repère anatomique et permet de localiser ce marqueur sur le modèle ostéo-articulaire. Un troisième paramètre, utilisé lors de l'étape de calibration des paramètres géométriques, contient les directions locales selon lesquelles la position du marqueur peut être modifiée. Les paramètres calibrés lors de cette étape correspondent donc à certaines coordonnées du vecteur position des repères anatomiques associés aux marqueurs. Ce paramètre est expliqué plus en détail dans la Section 4.2.

La figure 3.5 présente l'exemple de la description d'un ensemble de deux marqueurs. Le marqueur M1 est associé au repère anatomique 'A' et le marqueur M2 à 'C'. La localisation de ces deux repères anatomiques permet de placer ces marqueurs sur le modèle ostéo-articulaire et ainsi déterminer, pour une configuration articulaire, leur position par rapport au repère Σ_0 .

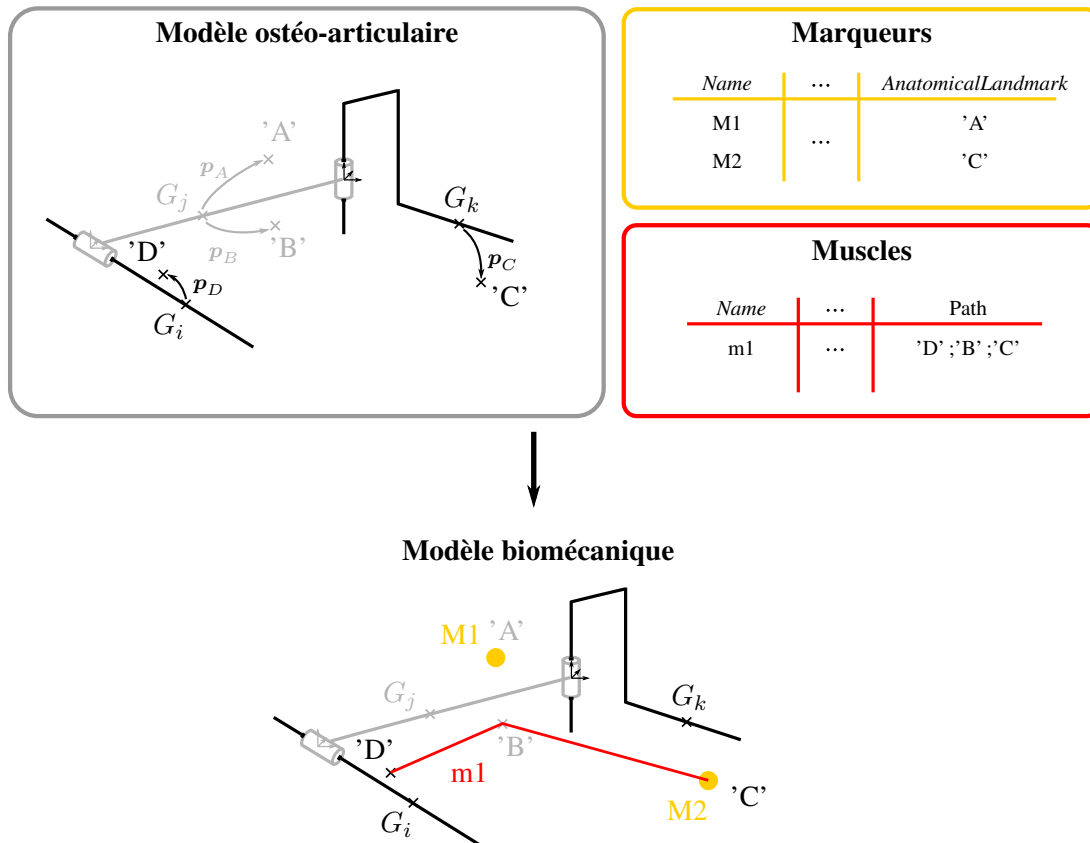


Figure 3.5 – Représentation de la description d'un modèle biomécanique

Avec la méthode proposée, la description du modèle ostéo-articulaire est réalisée indépendamment des marqueurs utilisés en définissant un ensemble de repères anatomiques. La description d'un marqueur est réalisée à l'aide d'un repère anatomique, ce marqueur peut alors être

associé à n'importe quel modèle ostéo-articulaire contenant ce repère anatomique.

3.4 Muscles

Comme détaillé dans l'état de l'art, l'estimation des efforts musculaires passe par la définition d'une topologie musculo-squelettique. Dans le cadre de cette thèse, nous voulons pouvoir tester facilement différentes topologies musculaires sans avoir à modifier la description du modèle ostéo-articulaire. Nous avons donc choisi de décrire les muscles à l'aide d'une structure de données indépendante du modèle ostéo-articulaire, représentée sous la forme d'un tableau. Chaque élément de ce tableau correspond à un muscle. On considère dans la suite de ce manuscrit un ensemble de n_m muscles.

Pour chaque élément du tableau, différents paramètres permettent de caractériser le muscle associé. Un premier paramètre contient un ensemble ordonné de noms de repères anatomiques. Ces repères anatomiques correspondent aux points d'attache et aux points de passage du muscle. La localisation de ces repères anatomiques dans le modèle ostéo-articulaire permet, pour une configuration articulaire, de déterminer la longueur de l'ensemble muscle-tendon et les bras de levier associés à chaque articulation. La longueur de l'ensemble muscle-tendon l_{mt} ($l_{mt} = l_m + l_t$) correspond à la somme des distances entre les points d'attache et les points de passage suivant le chemin de passage. Le bras de levier est classiquement défini comme la distance entre la ligne d'action d'un muscle et l'axe de l'articulation considérée. Il peut donc dépendre de la configuration articulaire. En utilisant le principe des travaux virtuels, [An1984] propose une définition générique du bras de levier. L'équation (3.12) permet ainsi de calculer le bras de levier du muscle m par rapport à l'articulation j : $M_{jm}(\mathbf{q})$, à partir de la longueur de l'ensemble muscle-tendon m : $l_{mt_m}(\mathbf{q})$.

$$M_{jm}(\mathbf{q}) = -\frac{\partial l_{mt_m}(\mathbf{q})}{\partial q_j} \quad (3.12)$$

À partir de l'équation (3.12) le calcul du bras de levier peut s'effectuer de différentes façons [Sherman2013]. Pour diminuer le temps de calcul en ligne, nous avons choisi de pré-calculer de façon formelle la longueur de chaque ensemble muscle-tendon en fonction des coordonnées articulaires $\mathbf{q}$. Une dérivée formelle de ces longueurs par rapport à chaque coordonnée articulaire permet d'obtenir l'expression du bras de levier de chaque muscle par rapport à chaque articulation, définissant ainsi la matrice des bras de levier $\mathbf{M}$.

Des paramètres supplémentaires dans la structure de données des muscles contiennent éventuellement des paramètres musculaires (force isométrique maximale, longueur optimale des fibres, longueur du tendon, etc). L'utilisation d'un modèle de Hill peut, par exemple, nécessiter des valeurs pour ces paramètres.

La figure 3.5 présente l'exemple de la description d'un muscle contenant deux points d'at-

tache et un point de passage. La localisation des repères anatomique 'D', 'B' et 'C' permet de placer ce muscle sur le modèle ostéo-articulaire et ainsi déterminer sa longueur ainsi que les bras de levier associés aux différentes articulations.

De la même manière que pour la description des marqueurs, la description d'un muscle est réalisée à l'aide d'un ensemble de repères anatomiques, ce muscle peut alors être associé à n'importe quel modèle ostéo-articulaire contenant ces repères.

3.5 Génération d'un modèle

En fonction des objectifs poursuivis par une étude, il est intéressant de pouvoir choisir un modèle biomécanique plutôt qu'un autre. Cela peut correspondre à des modèles de différentes parties du corps ou des modèles comportant différents niveaux de détails pour une même partie du corps. Les modèles utilisés peuvent être directement issus de la littérature ou bien être un assemblage de plusieurs d'entre eux (ce qui est le cas la plupart du temps lorsque l'on utilise un modèle corps complet). Pour cela, nous avons choisi de générer un modèle biomécanique à partir de modèles ostéo-articulaires, de marqueurs et de muscles préalablement stockés dans une bibliothèque.

Cette partie présente la méthode utilisée pour générer le modèle biomécanique. Les modèles générés sont ensuite mis à l'échelle à partir de données anthropométriques à l'aide de la taille et de la masse du sujet étudié.

3.5.1 Utilisation d'une bibliothèque

La bibliothèque utilisée contient un ensemble de modèles ostéo-articulaires, de marqueurs et de muscles issus de la littérature. Chacune de ces structures de données est décrite selon la méthode détaillée précédemment.

Les modèles ostéo-articulaires présents dans cette bibliothèque peuvent être composés simplement d'un segment, d'un ensemble de segments ou de sous-modèles. Si l'on prend l'exemple d'un modèle du membre supérieur, ce modèle peut être constitué de trois différents segments : bras, avant-bras et main. Ce modèle peut aussi être décrit à l'aide d'un segment pour le bras, un segment pour l'avant-bras et un sous-modèle de main. Ce sous-modèle peut alors avoir différents niveaux de détail en fonction de la précision voulue en termes de degrés de liberté et de contributions musculaires.

L'assemblage consiste à assembler successivement les structures de données des modèles ostéo-articulaires que l'on souhaite utiliser. Cela revient à assembler les arbres hiérarchiques en modifiant les paramètres géométriques pour positionner les modèles entre eux.

Lors d'un assemblage, un modèle ostéo-articulaire s'attache (au niveau de l'articulation du segment racine) sur un repère anatomique appartenant à un autre modèle ostéo-articulaire. Dans les exemples présentés Figure 3.6, le modèle dont le segment i est le segment racine vient s'attacher sur un repère anatomique appartenant au segment j . Après assemblage le segment i devient donc le descendant du segment j . Avec les liens hiérarchiques utilisés, le segment i est soit directement l'enfant du segment j , soit la sœur d'un enfant déjà existant (Figure 3.6). Le positionnement du segment i est réalisé à l'aide du paramètre b_i correspondant à la position du point d'attache dans le repère du segment j (3.13).

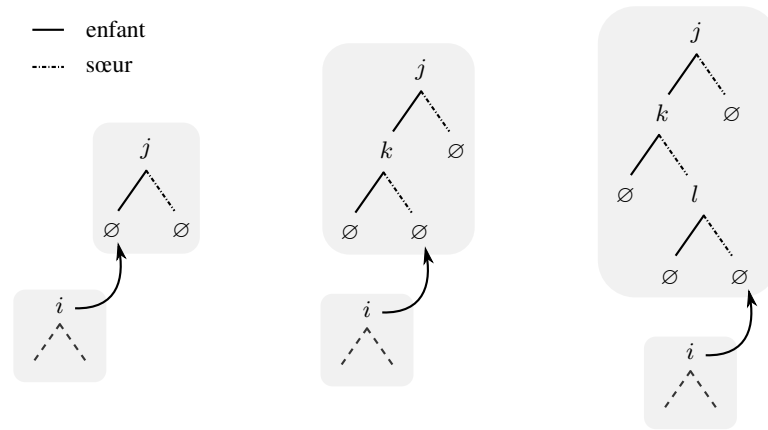


Figure 3.6 – Illustrations d'exemples d'assemblage d'un modèle ostéo-articulaire

$$b_i = c_j + p_A \quad (3.13)$$

On considère ici que le point d'attache correspond au repère anatomique A, p_A est la position de ce repère anatomique par rapport au centre de masse du segment j dans la base Σ_j .

L'utilisation des marqueurs ou des muscles stockés dans la bibliothèque s'effectue simplement en récupérant les structures de données. Plusieurs structures de données de marqueurs ou de muscles peuvent s'assembler en concaténant les tableaux associés. Lors de l'assemblage des trois structures de données, si un repère anatomique utilisé par un marqueur ou un muscle n'est pas défini dans le modèle ostéo-articulaire, cet élément sera automatiquement enlevé de la structure de données. Cela permet par exemple à un ensemble de marqueurs défini pour un corps complet de s'adapter automatiquement à un modèle ostéo-articulaire seulement d'une partie du corps.

3.5.2 Mise à l'échelle à partir de données anthropométriques

La modèle généré, issu de différents modèles de la bibliothèque, est générique et doit être adapté à la morphologie du sujet étudié. À partir de la taille et de la masse du sujet, le modèle

est donc mis à l'échelle à l'aide de données anthropométriques.

En ce qui concerne les paramètres géométriques, chacun des modèles ostéo-articulaires de la bibliothèque est décrit pour une même taille de référence. Les paramètres géométriques de ces modèles (b , c et les positions des repères anatomiques) sont alors multipliés par un même coefficient correspondant au rapport de la taille du sujet sur la taille de référence pour réaliser une mise à l'échelle uniforme dans toutes les directions [Rasmussen2005].

En ce qui concerne les paramètres inertiels, différentes règles anthropométriques peuvent être implémentées directement dans la bibliothèque. Les valeurs des paramètres inertiels sont exprimées en pourcentage de la masse du sujet. Nous avons utilisé, dans ces travaux, les données anthropométriques issues de [Dumas2007].

3.5.3 Conclusion

Nous proposons dans cette thèse différentes contributions méthodologiques pour l'amélioration de la performance des méthodes d'analyse du mouvement humain. Pour faciliter le développement et la validation des contributions, nous voulons pouvoir appliquer facilement les méthodes développées sur différents modèles. Pour cela, nous avons choisi de décrire le modèle biomécanique à l'aide de trois structures de données indépendantes : une pour le modèle ostéo-articulaire, une pour les marqueurs et une pour les muscles. Le modèle ostéo-articulaire est décrit à l'aide d'un arbre hiérarchique où les nœuds représentent une articulation et un solide et les arêtes représentent la hiérarchisation. Les marqueurs sont décrits à l'aide d'un tableau où chaque élément représente un marqueur. Les muscles sont également décrits à l'aide d'un tableau où chaque élément représente un muscle. L'utilisation de repères anatomiques dans le modèle ostéo-articulaire et dans la description des marqueurs et des muscles permet de lier les trois structures de données.

L'utilisation d'une bibliothèque contenant des modèles issus de la littérature nous permet de générer rapidement le modèle biomécanique que l'on souhaite. Ce modèle est ensuite automatiquement mis à l'échelle à l'aide de tables anthropométriques permettant de s'adapter à la morphologie du sujet étudié.

3.6 Protocole expérimental

La validation des différentes contributions proposées dans cette thèse s'appuie sur des données expérimentales. Nous avons choisi de présenter dans cette partie, le protocole ainsi que le matériel expérimental utilisés tout au long de cette thèse pour valider les méthodes.

L'ensemble des expérimentations de cette thèse ont été réalisées au sein du laboratoire Mou-

vement, Sport, Santé (M2S)¹. 10 sujets ont participé à cette étude en ayant préalablement signé un formulaire de consentement. Le Tableau 3.1 présente les paramètres anthropométriques des différents sujets étudiés.

	<i>Sujet 1</i>	<i>Sujet 2</i>	<i>Sujet 3</i>	<i>Sujet 4</i>	<i>Sujet 5</i>	<i>Sujet 6</i>	<i>Sujet 7</i>	<i>Sujet 8</i>	<i>Sujet 9</i>	<i>Sujet 10</i>
Sexe	M	M	M	M	M	M	M	M	M	M
Âge	36	24	26	26	28	28	26	23	36	22
Taille (cm)	180	190	180	183	185	171	172	175	175	190
Masse (kg)	77	67	70	79	67	86	68	65	81	78

Tableau 3.1 – Paramètres anthropométriques des sujets étudiés

Chaque sujet a été équipé d'un ensemble de marqueurs. Cet ensemble est composé de 47 marqueurs disposés sur l'ensemble du corps (Figure 3.7) dont 5 marqueurs asymétriques permettant d'améliorer la performance de la reconstruction de la position des marqueurs. Le choix de leur position a été effectué dans le respect des recommandations de l'ISB [Wu2002, Wu2005]. Lors de la capture de mouvement, les positions des marqueurs sont enregistrées à l'aide de 16 caméras Vicon® et échantillonnées à 100 Hz. Les trajectoires obtenues sont ensuite traitées suivant le protocole détaillé dans la Section 2.2 : désignation des marqueurs, reconstruction de positions manquantes, suppression de positions de marqueurs non désignés et filtrage des trajectoires.

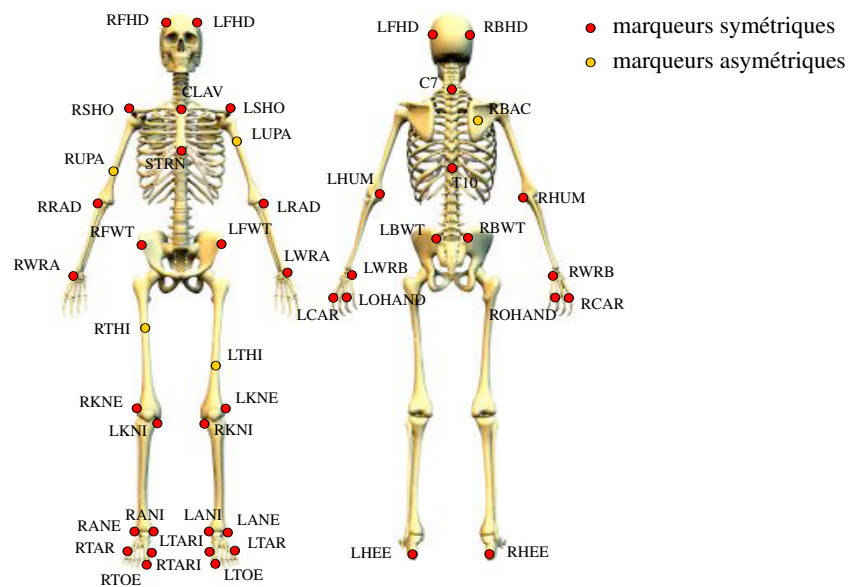


Figure 3.7 – Définition et localisation des marqueurs utilisés lors de nos captures de mouvement

1. <https://m2slab.com/>

Deux plateformes de force AMTI® 120x60 cm, échantillonnées à 1 kHz, permettent de mesurer les efforts de réaction au sol. Chaque plateforme fournit les composantes d'un glisseur et le point de réduction positionné sur la plateforme.

Chacun des sujets avait comme consigne de suivre et d'imiter un avatar présent sur une vidéo (Figure 3.8). Nous utilisons ici des mouvements de type *Range Of Motion* (ROM). Ce type de mouvement consiste à activer séquentiellement chacune des articulations. La pertinence de l'utilisation de ce mouvement est discutée dans la suite du manuscrit en fonction de l'étude réalisée.

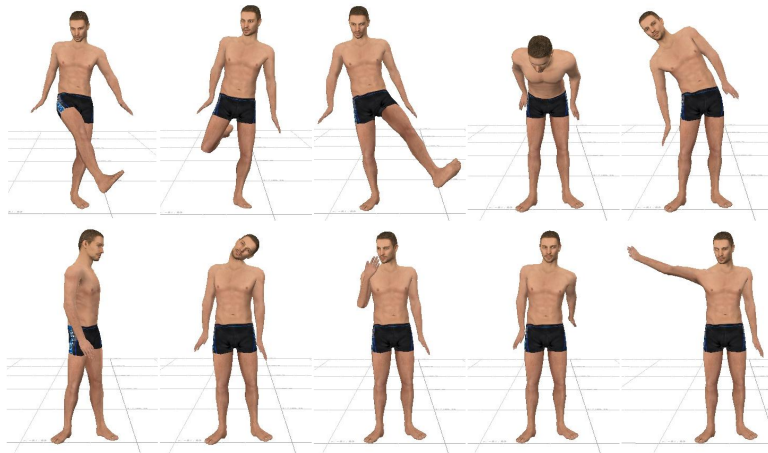


Figure 3.8 – Différentes postures de la vidéo de consigne pour le mouvement de type *Range Of Motion* (ROM). La vidéo a été générée à l'aide d'un avatar animé à partir de données d'une capture de mouvement

3.7 Conclusion générale du chapitre

Cette thèse propose des contributions méthodologiques améliorant la performance de l'analyse du mouvement humain en laboratoire, que ce soit au niveau cinématique, dynamique ou musculaire. Pour développer et valider l'ensemble de ces méthodes, nous voulons pouvoir générer et utiliser facilement un modèle biomécanique. Pour cela, nous avons choisi de décrire le modèle biomécanique à l'aide de différentes structures de données indépendantes chacune associée au modèle ostéo-articulaire, aux marqueurs et aux muscles. L'ensemble des contributions développées dans la suite du manuscrit s'appuie sur cette description. Le protocole ainsi que le matériel expérimental décrits dans ce chapitre sont utilisés comme données d'entrée pour la validation de ces contributions.

Cinématique

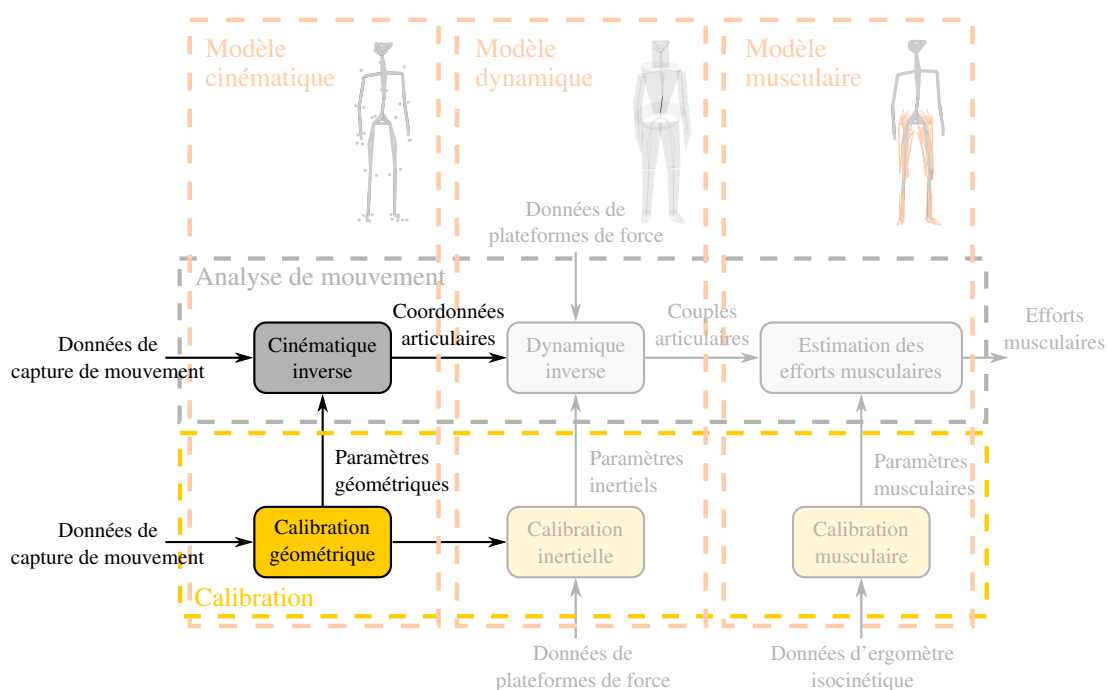


Figure 4.1 – Positionnement du chapitre 4 dans le schéma global de la thèse

Les objectifs de ces travaux de thèse sont l'estimation rapide des variables biomécaniques et la définition d'une phase de calibration des modèles biomécaniques simple, rapide et accessible avec les outils courants de l'analyse de mouvement. Ce chapitre présente les travaux réalisés relatifs à la **cinématique** (Figure 4.1). Dans la première partie de ce chapitre, nous présentons les méthodes utilisées pour résoudre l'étape de cinématique in-

verse dans l'objectif de limiter les temps de calcul. Dans la seconde partie de ce chapitre, nous proposons une méthode de calibration des paramètres géométriques utilisant uniquement des données de capture de mouvement.

4.1 Cinématique inverse

L'étape de cinématique inverse constitue la première étape de l'analyse de mouvement. La Section 4.1.1 présente la méthode générale utilisée pour résoudre cette étape, consistant en la résolution d'un problème d'optimisation. Une résolution de ce problème non-linéaire est proposée dans la Section 4.1.2. Dans l'objectif de diminuer les temps de calcul, une résolution du problème linéarisé est proposée dans la Section 4.1.3. L'utilisation d'un pré-calcul formel permet, de plus, de diminuer le nombre de calculs réalisés en ligne (Section 4.1.4). Une comparaison de ces deux méthodes vis-à-vis des critères de précision et de performance est effectuée Section 4.1.5.

4.1.1 Méthode générale

L'objectif de la méthode de cinématique inverse est de reconstruire le mouvement réalisé lors d'une capture de mouvement à l'aide du modèle biomécanique. Cela revient à déterminer, à chaque instant, le vecteur des coordonnées généralisées $\mathbf{q}$ (3.1).

Tout d'abord, pour convertir le modèle biomécanique à base mobile en un modèle équivalent à base fixe, une liaison libre est ajoutée en amont du modèle [Featherstone2008]. Cette liaison, possédant 6 degrés de liberté, permet ainsi un mouvement libre du segment considéré comme la racine du modèle par rapport à un repère fixe.

L'approche utilisée pour résoudre l'étape de cinématique inverse est la méthode d'optimisation globale proposée par [Lu1999]. Cette approche est la plus classiquement utilisée et permet notamment de limiter l'influence des STA comparativement à une méthode locale. À chaque instant, cette approche consiste à déterminer les coordonnées articulaires $\mathbf{q}$ qui minimisent l'écart entre la position des marqueurs expérimentaux $\mathbf{X}_{exp}$ et la position reconstruite des marqueurs du modèle $\mathbf{X}_{mod}(\mathbf{q})$ (4.1). Les coordonnées articulaires sont contraintes à respecter les limites articulaires $\mathbf{q}_{min}$ et $\mathbf{q}_{max}$, définies dans le modèle. Le problème (4.1) revient à un problème

d'optimisation non-linéaire des moindres carrés.

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{q}} \quad & \sum_{m=1}^{n_m} \|\mathbf{X}_{exp,m} - \mathbf{X}_{mod,m}(\mathbf{q})\|^2 \\ \text{t.q.} \quad & \mathbf{q}_{min} \leq \mathbf{q} \leq \mathbf{q}_{max} = 0. \end{aligned} \quad (4.1)$$

Les positions des marqueurs expérimentaux $\mathbf{X}_{exp}$ sont issues des résultats de la capture de mouvement. Les positions des marqueurs du modèle $\mathbf{X}_{mod}(\mathbf{q})$ dépendent de la géométrie du modèle ostéo-articulaire et des coordonnées articulaires. Elles sont obtenues à l'aide d'un algorithme de cinématique directe (voir Algorithme 2).

Les trajectoires des coordonnées articulaires sont composées de l'ensemble des coordonnées articulaires obtenues à chaque instant. Ces trajectoires sont ensuite filtrées à l'aide d'un filtre passe bas de Butterworth d'ordre 4 avec une fréquence de 5 Hz sans déphasage [Winter1979]. Ce filtrage permettra, par la suite, de calculer par dérivées numériques successives (à l'aide de différences finies d'ordre 2) les vitesses articulaires $\dot{\mathbf{q}}$ et les accélérations articulaires $\ddot{\mathbf{q}}$.

La prise en compte des contraintes inter-articulaires (Section 3.2.4) dans l'étape de cinématique inverse consiste à ajouter des relations de contraintes bilatérales $\mathbf{h}(\mathbf{q})$ dans la résolution du problème d'optimisation (4.2). Ces contraintes permettent d'exploiter des modèles biomécaniques de l'humain plus fidèles, présentant notamment des fermetures et des couplages cinématiques. Pour une fermeture cinématique, $\mathbf{h}(\mathbf{q})$ correspond aux relations de fermetures de boucle qui sont obtenues à l'aide de l'Algorithme 1. Pour un couplage cinématique, $\mathbf{h}(\mathbf{q})$ correspond à la relation de dépendance entre certains degrés de liberté définie dans les paramètres du modèle ostéo-articulaire.

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{q}} \quad & \sum_{m=1}^{n_m} \|\mathbf{X}_{exp,m} - \mathbf{X}_{mod,m}(\mathbf{q})\|^2 \\ \text{t.q.} \quad & \mathbf{h}(\mathbf{q}) = 0, \\ & \mathbf{q}_{min} \leq \mathbf{q} \leq \mathbf{q}_{max} = 0. \end{aligned} \quad (4.2)$$

4.1.2 Résolution du problème non-linéaire

La résolution du problème d'optimisation non-linéaire des moindres carrés (4.1) est réalisée à l'aide d'une méthode SQP (*Sequential Quadratic Programming*). Cette résolution est particulièrement bien adaptée à ce type de problème et permet une convergence locale rapide. Le candidat initial de l'optimisation à chaque échantillon est le résultat de l'échantillon précédent. Pour le premier échantillon, l'initialisation de l'optimisation correspond à une position de repos.

4.1.3 Résolution du problème linéarisé

La résolution du problème d'optimisation non-linéaire pour chaque échantillon revient à déterminer la variation des coordonnées articulaires par rapport à l'échantillon précédent. Si les mouvements capturés sont échantillonnés à une fréquence suffisamment élevée, on peut considérer que cette variation est suffisamment faible pour linéariser la relation entre les coordonnées articulaires et les coordonnées cartésiennes. Comme récemment proposé par [Van Den Bogert2013], nous proposons de résoudre le problème à l'aide de l'algorithme de Levenberg-Marquardt où la variation des coordonnées articulaires est déterminée à l'aide de l'équation (4.3).

$$(\mathbf{J}^T \mathbf{J} + \lambda \cdot \text{diag}(\mathbf{J}^T \mathbf{J})) \Delta \mathbf{q} = \mathbf{J}^T (\mathbf{X}_{exp} - \mathbf{X}_{mod}(\mathbf{q})) \quad (4.3)$$

Où $\mathbf{J}$ représente la matrice Jacobienne du modèle (4.4), λ représente un coefficient d'amortissement et $\Delta \mathbf{q}$ représente la variation du vecteur de coordonnées généralisées entre l'instant considéré et l'instant précédent.

$$\mathbf{J} = \begin{bmatrix} \frac{\partial \mathbf{X}_{mod,1}}{\partial q_1} & \dots & \frac{\partial \mathbf{X}_{mod,1}}{\partial q_{n_j}} \\ \dots & \frac{\partial \mathbf{X}_{mod,i}}{\partial q_j} & \dots \\ \frac{\partial \mathbf{X}_{mod,nm}}{\partial q_1} & \dots & \frac{\partial \mathbf{X}_{mod,nm}}{\partial q_{n_j}} \end{bmatrix} \quad (4.4)$$

L'algorithme de Levenberg-Marquardt est une composition de l'algorithme de Gauss-Newton et d'une méthode de descente de gradient. La valeur du coefficient d'amortissement permet soit de s'approcher de l'algorithme de Gauss-Newton (coefficient d'amortissement faible) ou de la méthode de descente de gradient (coefficient d'amortissement important). Comme la variation des coordonnées articulaires est faible entre deux échantillons, nous avons choisi de résoudre le problème d'optimisation à l'aide d'une seule itération en vérifiant a posteriori que la distance entre les marqueurs expérimentaux et les marqueurs reconstruits du modèle reste suffisamment faible pour respecter la condition de linéarisation du modèle. La valeur du coefficient d'amortissement est fixe et a été définie empiriquement à partir de différents essais numériques ($\lambda = 1.10^{-6}$). Cette valeur peut être amenée à évoluer en fonction de l'échantillonnage et de la complexité du modèle notamment.

4.1.4 Utilisation d'un pré-calcul formel

Dans l'objectif de diminuer le nombre de calculs réalisés en ligne et d'améliorer la précision lors du calcul de la Jacobienne, nous avons choisi de pré-calculer hors ligne de façon formelle

la position des marqueurs du modèle et la matrice Jacobienne. Ces différentes fonctions sont exprimées en fonction des coordonnées articulaires q .

Position des marqueurs du modèle Le pré-calcul formel de la position des marqueurs du modèle est effectué à l'aide d'une étape de cinématique directe. L'utilisation de modèles biomécaniques corps complet inclut cependant de longues chaînes cinématiques. Le calcul formel de la position d'un marqueur positionné sur un segment au bout de cette chaîne nécessite alors une mémoire très importante. Si la longueur d'une chaîne cinématique nécessite une mémoire de calcul trop importante pour le matériel utilisé, nous proposons de scinder cette chaîne en réalisant des coupures cinématiques artificielles dans le modèle.

Lorsque la chaîne cinématique excède un nombre prédéfini d'articulations, une coupure cinématique est réalisée. Cette coupure est réalisée juste en amont d'une des articulations du modèle. L'ensemble des repères ou marqueurs positionnés en aval d'une coupure, sont exprimés en fonction de la position et de l'orientation de cette coupure. La Figure 4.2 représente le principe de génération et d'utilisation des coupures cinématiques sur un modèle comprenant 12 degrés de liberté avec deux chaînes cinématiques distinctes et quatre marqueurs. Sur cet exemple, une coupure cinématique a été réalisée lorsque la chaîne cinématique excédait 3 articulations. Le modèle présente alors ici 3 coupures cinématiques. La position des marqueurs et la position et l'orientation des coupures s'expriment alors en fonction de certaines coordonnées articulaires et de la matrice de transformation homogène de la coupure directement en amont ((4.5) et (4.6)).

$$\begin{cases} T_{cut_1} = f_{cut_1}(q_1, q_2, q_3) \\ T_{cut_2} = f_{cut_2}(T_{cut_1}, q_4, q_5, q_6) \\ T_{cut_3} = f_{cut_3}(q_9, q_{10}, q_{11}) \end{cases} \quad (4.5)$$

$$\begin{cases} X_{mod,1} = f_{M1}(q_1, q_2, q_3) \\ X_{mod,2} = f_{M2}(T_{cut_1}, q_4, q_5, q_6) \\ X_{mod,3} = f_{M3}(T_{cut_2}, q_7, q_8) \\ X_{mod,4} = f_{M4}(T_{cut_3}, q_{12}) \end{cases} \quad (4.6)$$

Le pré-calcul formel permet donc de générer une fonction pour la position et l'orientation de chaque coupure cinématique et une fonction pour la position de chaque marqueur du modèle. Lors de la résolution du problème d'optimisation, ces fonctions sont évaluées à partir de la valeur des coordonnées articulaires.

Matrice Jacobienne Le pré-calcul formel permet de définir les composantes de la matrice Jacobienne en fonction des coordonnées articulaires. Elles sont obtenues à partir de la position des marqueurs à l'aide d'une dérivation formelle par rapport à chaque coordonnée articulaire.

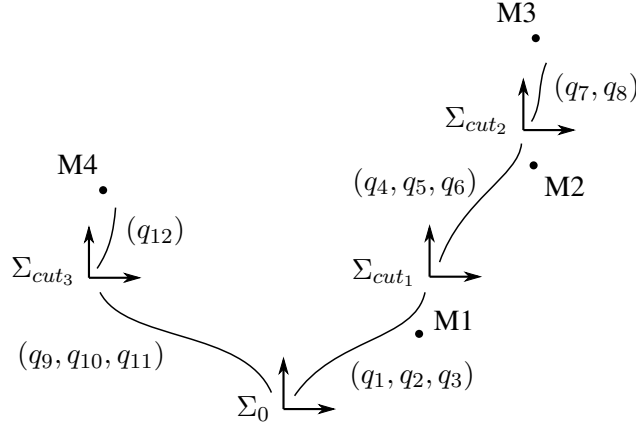


Figure 4.2 – Principe de génération des coupures cinématiques. Ce schéma représente un modèle à 12 degrés de liberté avec deux chaînes cinématiques distinctes. Sur cet exemple, une coupure cinématique est réalisée lorsque la chaîne cinématique excède 3 articulations. La première coupure, pour laquelle on associe le repère Σ_{cut_1} , est réalisée en aval des coordonnées articulaires q_1, q_2 et q_3 . La seconde coupure, pour laquelle on associe le repère Σ_{cut_2} , est réalisée en aval des coordonnées articulaires q_4, q_5 et q_6 . La troisième coupure, pour laquelle on associe le repère Σ_{cut_3} , est réalisée en aval des coordonnées articulaires q_9, q_{10} et q_{11} . Quatre marqueurs sont positionnés sur ce modèle : M1 entre le segment racine et la première coupure, M2 entre la première et la seconde coupure, M3 en aval de la seconde coupure et M4 en aval de la troisième coupure

Lors de l'utilisation de chaînes cinématiques longues, nous proposons, pour la même raison que pour le calcul de la position des marqueurs, de réaliser des coupures cinématiques. Les termes de la matrice Jacobienne ne s'écrivent donc plus directement seulement en fonction des coordonnées articulaires mais aussi en fonction de la position et de l'orientation des coupures cinématiques (4.7).

$$J_{i,j} = \frac{\partial X_{mod,i}}{\partial q_j} = \frac{\partial f_{Mi}}{\partial q_j} + \sum_{k=1}^{n_c} \frac{\partial f_{Mi}}{\partial cut_k} \times \left(\sum_{l=1}^{n_c} \frac{\partial cut_k}{\partial cut_l} \cdot \frac{\partial cut_l}{\partial q_j} \right) \quad (4.7)$$

f_{Mi} représente le vecteur position du marqueur M_i exprimé à l'aide des coupures cinématiques, cut_k représente le vecteur composé de l'ensemble des éléments composant T_{cut_k} .

On définit pour cela quatre matrices intermédiaires $J_{f,q}$ (4.8), $J_{f,cut}$ (4.9), $J_{cut,q}$ (4.10) et

$J_{cut, cut}$ (4.11), correspondant chacune à un des quatre termes de l'équation (4.7).

$$J_{f,q} = \begin{bmatrix} \frac{\partial f_{M1}}{\partial q_1} & \dots & \frac{\partial f_{M1}}{\partial q_{n_j}} \\ \dots & \frac{\partial f_{Mi}}{\partial q_j} & \dots \\ \frac{\partial f_{Mnm}}{\partial q_1} & \dots & \frac{\partial f_{Mnm}}{\partial q_{n_j}} \end{bmatrix} \quad (4.8)$$

$$J_{f,cut} = \begin{bmatrix} \frac{\partial f_{M1}}{\partial cut_1} & \dots & \frac{\partial f_{M1}}{\partial cut_{n_c}} \\ \dots & \frac{\partial f_{Mi}}{\partial cut_j} & \dots \\ \frac{\partial f_{Mnm}}{\partial cut_1} & \dots & \frac{\partial f_{Mnm}}{\partial cut_{n_c}} \end{bmatrix} \quad (4.9)$$

$$J_{cut,q} = \begin{bmatrix} \frac{\partial cut_1}{\partial q_1} & \dots & \frac{\partial cut_1}{\partial q_{n_j}} \\ \dots & \frac{\partial cut_i}{\partial q_j} & \dots \\ \frac{\partial cut_{n_c}}{\partial q_1} & \dots & \frac{\partial cut_{n_c}}{\partial q_{n_j}} \end{bmatrix} \quad (4.10)$$

$$J_{cut,cut} = \begin{bmatrix} \frac{\partial cut_1}{\partial cut_1} & \dots & \frac{\partial cut_1}{\partial cut_{n_c}} \\ \dots & \frac{\partial cut_i}{\partial cut_j} & \dots \\ \frac{\partial cut_{n_c}}{\partial cut_1} & \dots & \frac{\partial cut_{n_c}}{\partial cut_{n_c}} \end{bmatrix} \quad (4.11)$$

La matrice Jacobienne J se définit alors à partir des 4 matrices définies précédemment (4.12).

$$J = J_{f,q} + J_{f,cut} * (J_{cut,cut} * J_{cut,q}) \quad (4.12)$$

Un calcul formel est réalisé pour chacune de ces quatre matrices. Lors de la résolution du problème non-linéaire, ces matrices sont évaluées à l'aide de la valeur des coordonnées articulaires et la matrice Jacobienne J est évaluée à l'aide de l'équation (4.12).

4.1.5 Comparaison des méthodes de résolution

Nous proposons ici de comparer, vis-à-vis des critères de précision et de performance, les deux méthodes de résolution développées précédemment (résolution du problème non-linéaire et résolution du problème linéarisé). Les résultats expérimentaux utilisés pour cette comparaison sont issus du protocole expérimental détaillé dans la Section 3.6. Les temps de calcul associés à chaque méthode de résolution dépendent directement du modèle biomécanique utilisé. Nous avons donc évalué les algorithmes à l'aide de ces données expérimentales sur trois modèles biomécaniques différents : un modèle du bas du corps (modèle 1), un modèle du haut du corps (modèle 2) et un modèle corps complet (modèle 3).

Le modèle 1 est directement implémenté à partir des travaux de [Klein Horsman2007]. Ce modèle comporte 7 solides (pelvis et pour chaque jambe : fémur, tibia et pied) et 12 degrés de liberté (3 pour chaque hanche, 1 pour chaque genou et 2 pour chaque cheville).

Le modèle 2 est un modèle composé du modèle de bras proposé par [Holzbaur2005] et d'un modèle fonctionnel de tronc. Ce modèle comporte 12 solides (pelvis, abdomen, thorax, tête et pour chaque bras : une clavicule, un bras, un avant-bras et une main) et 29 degrés de liberté (3 pour chaque articulation du tronc, 3 pour chaque liaison gléno-humérale, 2 pour chaque coude et 2 pour chaque poignet).

Le modèle corps complet est un assemblage du modèle 1 et du modèle 2 et possède donc 18 solides et 41 degrés de liberté.

À l'aide des données de capture de mouvement et des différents modèles biomécaniques, les deux méthodes de résolution de l'étape de cinématique inverse ont été appliquées. Pour quantifier la cohérence des résultats de l'étape de cinématique inverse, on définit l'erreur de reconstruction comme l'écart moyen entre la position des marqueurs expérimentaux $\mathbf{X}_{exp}$ et la position reconstruite des marqueurs du modèle $\mathbf{X}_{mod}$ sur l'ensemble du mouvement (4.13). Pour chaque mouvement et chaque méthode, on calcule alors l'erreur de reconstruction ϵ_{re} et on relève les temps de calcul en ligne et hors ligne associés à l'étape de cinématique inverse.

$$\epsilon_{re} = \frac{1}{n_m \cdot n_i} \sum_{i=1}^{n_i} \sum_{m=1}^{n_m} \|\mathbf{X}_{exp,m}(i) - \mathbf{X}_{mod,m}(i)\| \quad (4.13)$$

L'utilisation de l'erreur de reconstruction ne donne pas d'information sur la justesse des coordonnées articulaires mais permet de rendre compte des résultats de la résolution de l'étape de cinématique inverse vis-à-vis du problème d'optimisation globale.

Pour le critère de précision, les écarts obtenus entre la position des marqueurs expérimentaux et des marqueurs reconstruits du modèle sont similaires entre les deux méthodes de résolution (écart relatif entre les méthodes inférieur à 1%). Nous considérons donc qu'aucune de ces deux méthodes n'est à privilégier pour le critère de précision.

Pour le critère de performance, la Figure 4.3 montre les temps de calcul obtenus avec les deux méthodes. Les résultats présentés ont été moyennés sur l'ensemble des sujets. Quel que soit le nombre d'échantillons présents dans la capture de mouvement à analyser, les deux méthodes de résolution proposées présentent un temps de calcul hors ligne correspondant au temps de pré-calcul formel. À partir du calcul de la position des marqueurs, la méthode de résolution du problème linéarisé impose le calcul des éléments de la matrice Jacobienne. Le temps de calcul hors ligne est donc bien supérieur avec cette méthode plutôt qu'avec la résolution du problème non-linéaire (environ 10 fois supérieur). Logiquement, ce temps augmente lorsque le nombre de segments du modèle biomécanique augmente.

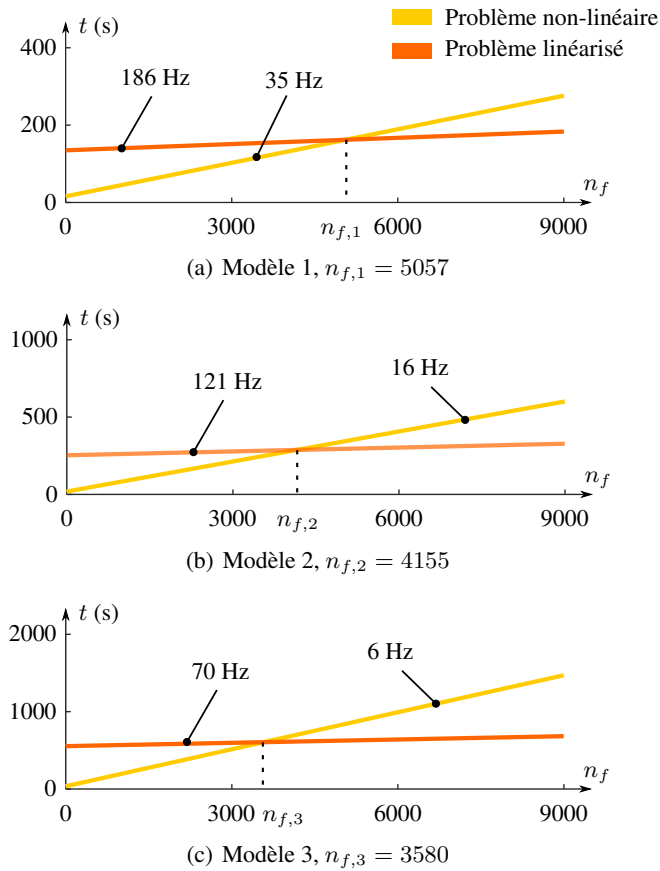


Figure 4.3 – Comparaison des moyennes des temps de calcul pour l'étape de cinématique inverse en fonction du nombre d'échantillons de la capture de mouvement

À ce temps de calcul hors ligne vient s'ajouter un temps de calcul en ligne moyen par échantillon. On peut ainsi définir, pour chaque méthode et pour chaque modèle, une fréquence de calcul (Figure 4.3). Pour un même modèle, la fréquence de calcul est supérieure lors de la résolution du problème linéarisé (entre 5 et 10 fois supérieure). Chacune des fréquences de calcul diminue lorsque le nombre de segments du modèle biomécanique augmente.

On peut définir, pour chacun des modèles, un nombre d'échantillons ($n_{f,i}$ associé au modèle

i) à partir duquel la linéarisation du problème devient plus intéressante en terme de temps de calcul que la résolution du problème non-linéaire (Figure 4.3). Pour un modèle corps complet, avec un échantillonnage à 100 Hz, il devient intéressant de pré-calculer l'expression de la matrice Jacobienne et d'utiliser l'algorithme de Levenberg-Marquardt lorsque le temps cumulé des captures de mouvement dépasse 35,8 secondes. En effet, le temps de calcul cumulé (hors ligne et en ligne) devient alors inférieur à celui de la méthode d'optimisation globale. Le modèle corps complet utilisé ici reste relativement simple, et ce résultat tend à montrer que des modèles plus complexes bénéficieraient du modèle linéarisé pour un temps de capture encore bien plus court.

4.1.6 Conclusion

L'objectif de la méthode de cinématique inverse est de déterminer les coordonnées articulaires permettant de rejouer un mouvement réalisé lors d'une capture de mouvement. Cette étape permet, par la suite, de déterminer les couples articulaires et les efforts musculaires nécessaires pour réaliser le mouvement. Elle est ici réalisée à l'aide d'une méthode d'optimisation globale, initialement proposée par [Lu1999]. Le problème d'optimisation non-linéaire a été résolu à l'aide d'un algorithme SQP. Pour diminuer les temps de calcul, une linéarisation du problème est proposée et la résolution est alors effectuée à l'aide d'un algorithme de Levenberg-Marquardt. L'utilisation de pré-calculs formels permet, pour ces deux résolutions, de diminuer le nombre de calculs réalisés en ligne et d'améliorer la précision lors du calcul de la matrice Jacobienne.

Une comparaison des deux méthodes de résolution pour les critères de précision et de performance est effectuée. Les deux méthodes présentent des résultats similaires vis-à-vis de la précision. Même si la linéarisation du problème d'optimisation nécessite un temps de pré-calcul hors ligne plus important, cette approche permet de diminuer la fréquence de calcul en ligne. Le temps de calcul cumulé est donc inférieur avec cette approche à partir d'un certain nombre d'échantillons. Avec l'utilisation d'un modèle corps complet et des données de capture de mouvement échantillonnées à 100 Hz, il est ainsi préférable de linéariser le problème d'optimisation lorsque la capture de mouvement excède 35,8 secondes.

4.2 Calibration des paramètres géométriques

Les résultats de l'étape de cinématique et de dynamique inverse dépendent des paramètres géométriques utilisés [Challis1996, Stagni2000]. Il est donc nécessaire que les paramètres géométriques du modèle correspondent au mieux au sujet étudié. Dans le cadre de cette thèse, nous réalisons une calibration uniforme dans toutes les directions [Rasmussen2005] lors de la génération du modèle. Elle ne permet cependant pas de prendre en compte les spécificités morphologiques du sujet.

Dans l'objectif de thèse de proposer une phase de calibration simple, rapide et accessible avec les outils courants de l'analyse de mouvement, nous avons choisi de proposer une mé-

thode de calibration des paramètres géométriques utilisant uniquement des données de capture de mouvement. Nous développons ici une méthode d'optimisation. Pour rappel, ce type de méthode détermine les paramètres géométriques reconstruisant au mieux le mouvement, c'est-à-dire minimisant l'erreur de reconstruction (4.13).

La partie suivante présente la méthode de calibration des paramètres géométriques développée dans cette thèse, partiellement présentée dans [Muller2016a]. À partir de résultats expérimentaux, les résultats de cette méthode sont ensuite comparés aux résultats de la littérature.

4.2.1 Méthodes

La méthode de calibration des paramètres géométriques proposée ici s'inspire des travaux de [Charlton2004] et [Reinbolt2005] puisqu'elle consiste à réaliser une calibration en deux étapes : une étape de reconstruction du mouvement pour un modèle donné et une étape d'optimisation des paramètres géométriques pour un mouvement donné. Les deux étapes d'optimisation sont ici réalisées successivement jusqu'à convergence des résultats comme proposé par [Charlton2004]. Les paramètres géométriques calibrés sont ici les dimensions du modèle squelettique ($\mathbf{b}$) ainsi que le positionnement local des marqueurs du modèle ($\mathbf{p}$). Les paramètres contenus dans $\mathbf{p}$ correspondent à la position des repères anatomiques pour lesquels un marqueur est associé.

La méthode se décompose en deux phases : une phase d'initialisation et une phase de calibration (Figure 4.4). La première phase a pour objectif d'initialiser les paramètres géométriques ainsi que le mouvement. La seconde phase réalise à proprement parler la calibration et permet d'obtenir les paramètres géométriques calibrés.

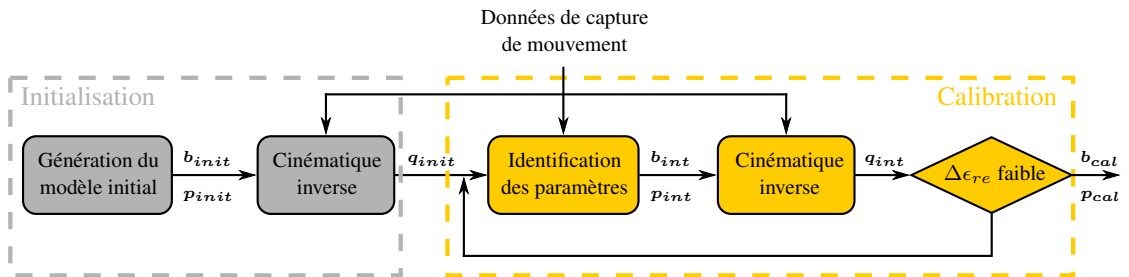


Figure 4.4 – Schéma de la méthode de calibration des paramètres géométriques. Ce schéma correspond à l'étape de calibration géométrique définie dans le schéma global en début de chapitre (Figure 4.1)

La phase d'initialisation permet d'initialiser l'ensemble des paramètres nécessaires à la phase de calibration : $\mathbf{b}_{init}$, $\mathbf{p}_{init}$ et $\mathbf{q}_{init}$. Pour les paramètres géométriques, cela correspond à l'étape de mise à l'échelle à partir de données anthropométriques (Section 3.5.2). La détermination de $\mathbf{q}_{init}$ est effectuée à l'aide d'une étape de cinématique inverse en utilisant le modèle associé aux paramètres géométriques initiaux. La résolution du problème non-linéaire de cette étape est réalisée à l'aide d'une méthode SQP (Section 4.1.2). Le faible nombre d'échantillons

utilisés pour la calibration limite l'intérêt de la méthode de cinématique inverse linéarisée telle que présentée Section 4.1.3.

La phase de calibration consiste en une boucle d'optimisation de 2 étapes (Figure 4.4). La première étape a pour objectif de trouver les paramètres géométriques optimaux associés au mouvement déterminé précédemment. Cette étape correspond à un problème d'optimisation. Pour un ensemble d'échantillons N_i , ce problème cherche les paramètres géométriques minimisant l'erreur de reconstruction (4.14). Ce problème est résolu à l'aide d'une méthode SQP.

$$\min_{\mathbf{b}_{int}, \mathbf{p}_{int}} \sum_{i \in N_i} \sum_{m=1}^{n_m} \|\mathbf{X}_{exp,m}(i) - \mathbf{X}_{mod,m}(\mathbf{b}_{int}, \mathbf{p}_{int}, i)\|^2 \quad (4.14)$$

La seconde étape de la phase de calibration consiste à actualiser les coordonnées articulaires en considérant le modèle actualisé avec les paramètres intermédiaires $\mathbf{b}_{int}$ et $\mathbf{p}_{int}$ calculés précédemment. Cette étape est une étape de cinématique inverse.

À la suite de chaque étape de cinématique inverse, l'erreur de reconstruction est calculée (4.13). Si la variation relative de l'erreur de reconstruction entre deux itérations est faible (inférieure à 5% de variation), la boucle d'optimisation est arrêtée et les paramètres géométriques calibrés ($\mathbf{b}_{cal}$ et $\mathbf{p}_{cal}$) correspondent aux paramètres géométriques de la dernière itération. Si la variation relative de l'erreur de reconstruction est supérieure à 5%, les deux étapes de la phase de calibration sont alors de nouveau effectuées jusqu'à convergence.

L'ensemble des échantillons N_i sélectionnés pour réaliser la calibration peut être soit un sous-ensemble soit l'ensemble des échantillons d'une capture de mouvement. Dans l'objectif de réduire les temps de calcul, nous avons choisi de sélectionner un sous-ensemble composé d'un nombre prédéfini d'échantillons. Les échantillons utilisés sont alors sélectionnés de façon équi-répartie au cours du mouvement. Cela permet, a priori, d'obtenir un ensemble de postures représentatives du mouvement effectué.

Les paramètres géométriques à calibrer sont les dimensions du modèle $\mathbf{b}$ et le positionnement local des marqueurs appartenant au modèle $\mathbf{p}$. Il est cependant nécessaire de contraindre certains paramètres lors de calibration pour éviter l'apparition de résultats irréalistes. En effet, les erreurs de modélisation autres que les erreurs effectuées sur les paramètres géométriques (STA, modélisation des articulations, etc) peuvent introduire des erreurs lors de la calibration (apparition d'un sur-apprentissage ou *overfitting*). De plus, en fonction du modèle utilisé, le positionnement des marqueurs ne permet éventuellement pas de déterminer l'ensemble des paramètres géométriques associés à un ou plusieurs segments. Dans notre méthode, trois types de contraintes peuvent être ajoutées au problème d'optimisation (4.14) :

- **Utilisation d'un seul paramètre géométrique pour chaque segment [Andersen2010b].**
On associe à chaque articulation au moins 3 paramètres géométriques indépendants (coordonnées de la position de cette articulation par rapport à l'articulation en amont et éven-

tuellement orientation de cette articulation). Pour réduire le nombre de paramètres géométriques indépendants, nous avons donc choisi de lier les variations de géométrie dans les différentes directions comme proposé par [Andersen2010b]. Une variable géométrique est alors associée à chaque segment. Pour le segment i , cette variable correspond à un coefficient d'homothétie k_i . Ainsi, pour l'exemple présenté Figure 4.5, les coefficients d'homothétie relatifs aux paramètres b_j , b_k et b_l sont identiques (4.15).

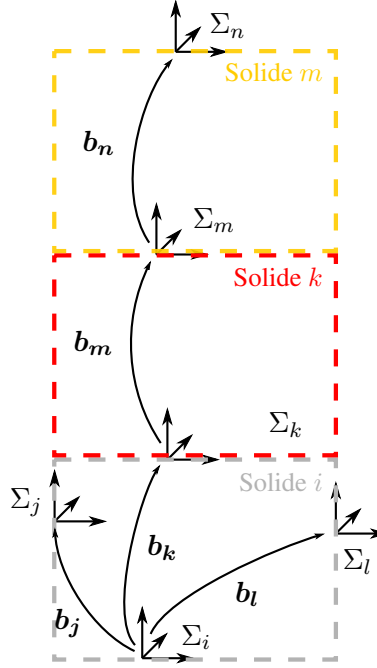


Figure 4.5 – Représentation de la géométrie d'un modèle ostéo-articulaire comprenant trois segments. Le segment i , repéré à l'aide de Σ_i , contient trois points d'attache pour lesquels on associe les repères Σ_j , Σ_k et Σ_l , positionnés par rapport à Σ_i respectivement à l'aide des paramètres b_j , b_k et b_l . Le segment k , repéré à l'aide de Σ_k , contient un point d'attache pour lequel on associe le repère Σ_m positionné par rapport à Σ_k à l'aide du paramètre b_m . Le segment m , repéré à l'aide de Σ_m , contient un point d'attache pour lequel on associe le repère Σ_n positionné par rapport à Σ_m à l'aide du paramètre b_n .

$$\begin{cases} b_{j,cal} = k_i \cdot b_{j,init} \\ b_{k,cal} = k_i \cdot b_{k,init} \\ b_{l,cal} = k_i \cdot b_{l,init} \end{cases} \quad (4.15)$$

- **Possibilité de bloquer le déplacement de certains marqueurs dans certaines directions [Andersen2010b].** La limitation des variables lors de la calibration peut aussi être effectuée sur la variation de la position des marqueurs liés au modèle. Il est ainsi possible de bloquer le déplacement de certains marqueurs dans certaines directions. Ces directions correspondent aux directions du repère associé au segment sur lequel le marqueur

est placé. Ainsi, il est préférable de calibrer la position des marqueurs seulement dans les directions où l'incertitude de placement est la plus importante. Ce paramètre est contenu dans la structure de données des marqueurs telle que décrite dans la Section 3.3.

- **Possibilité de lier géométriquement un ensemble de segments.** L'ensemble des segments composant un modèle biomécanique n'est pas toujours associé à un ou plusieurs marqueurs. Dans ce cas, le manque de données d'entrée sur la position de ces segments impose de contraindre la variation de géométrie de ces segments. Il est ainsi possible de lier géométriquement un ensemble de solides entre eux. Cela revient à imposer l'égalité des coefficients d'homothétie de ces solides. Ainsi, pour l'exemple présenté Figure 4.5, si les solides i , k et m sont considérés comme géométriquement liés, les coefficients d'homothétie relatifs aux paramètres b_k , b_m et b_n sont identiques (4.16). Cette contrainte est particulièrement nécessaire pour un modèle comme celui développé par [de Zee2007b] qui propose de modéliser chaque lombaire comme un segment. Avec un set de marqueurs corps complet classique, il est alors impossible de déterminer la dimension spécifique de chaque lombaire. On contraint alors l'ensemble de ces segments pour obtenir un seul coefficient d'homothétie global pour la partie inférieure de la colonne vertébrale. Cette contrainte peut aussi être utilisée pour imposer une symétrie au modèle. Le paramètre permettant de lier géométriquement un ensemble de segments est défini dans la structure de données du modèle ostéo-articulaire telle que décrite Section 3.2.

$$\begin{cases} b_{k,cal} &= k_i \cdot b_{k,init} \\ b_{m,cal} &= k_i \cdot b_{m,init} \\ b_{n,cal} &= k_i \cdot b_{n,init} \end{cases} \quad (4.16)$$

La méthode proposée ici permet de réaliser une calibration des paramètres géométriques à l'aide d'une méthode d'optimisation. Différentes contraintes peuvent être ajoutées pour éviter l'apparition de résultats irréalistes causés par un phénomène de sur-apprentissage.

4.2.2 Validation

À partir de résultats expérimentaux, nous validons notre méthode en comparant les résultats obtenus à ceux de la littérature. Cette validation s'appuie sur le protocole expérimental présenté dans la partie 3.6. Pour chacun des 10 sujets (Tableau 3.1), les paramètres géométriques du modèle sont calibrés à l'aide d'un mouvement de type ROM. Sur le même mouvement, nous réalisons une étape de cinématique inverse avec le modèle non calibré puis avec le modèle calibré. À partir des mouvements reconstruits, nous déterminons alors l'erreur de reconstruction moyenne au cours des mouvements ϵ_{re} (4.13).

Pour chaque calibration, dans l'objectif de limiter le temps de calcul, l'ensemble des échantillons N_i utilisés correspond à un ensemble de 30 échantillons équitablement répartis au cours du mouvement. Cette valeur a été déterminée à la suite d'essais préliminaires de calibration et

est en deçà de la recommandation de [Charlton2004] sur le sujet (utilisation d'un minimum de 50 échantillons). Le nombre limité de paramètres à calibrer dans notre étude explique cependant le fait que le nombre minimal d'échantillons à utiliser soit plus faible. De plus, sur l'ensemble des 42 marqueurs utilisés pour la reconstruction du mouvement, 30 directions de déplacement de marqueurs sont bloquées, notamment les marqueurs positionnés sur les segments distaux où l'absence de solide en mouvement en aval empêche la calibration d'un nombre de paramètres important. En effet, une variation de la position d'un marqueur ou une variation des dimensions du segment ont la même incidence sur la position reconstruite de ce marqueur et n'ont aucune incidence sur d'autres segments. Enfin, le nombre de marqueurs positionnés sur les clavicules étant insuffisant, nous avons choisi de lier géométriquement les deux segments clavicules au segment thorax.

Le tableau 4.1 montre les erreurs de reconstruction, ϵ_{re} , obtenues pour chaque sujet après l'étape de cinématique inverse en utilisant le modèle non calibré et le modèle calibré. Le temps de calcul moyen pour réaliser cette calibration est de l'ordre de trois minutes.

ϵ_{re} (mm)	<i>Sujet 1</i>	<i>Sujet 2</i>	<i>Sujet 3</i>	<i>Sujet 4</i>	<i>Sujet 5</i>	<i>Sujet 6</i>	<i>Sujet 7</i>	<i>Sujet 8</i>	<i>Sujet 9</i>	<i>Sujet 10</i>	<i>Moyenne</i>
Modèle non calibré	22,5	21,3	26,0	19,2	18,3	22,5	22,1	19,5	24,3	23,6	21,9
Modèle calibré	8,8	9,7	8,1	8,5	8,4	9,9	7,9	7,7	6,7	10,9	8,6

Tableau 4.1 – *Moyenne de l'erreur de reconstruction pour chaque mouvement de type ROM avant et après calibration des paramètres géométriques*

La calibration des paramètres géométriques permet d'améliorer largement les résultats de l'étape de cinématique inverse puisque l'erreur de reconstruction est en moyenne inférieure de 60 %. Pour valider notre méthode, nous avons choisi de comparer les résultats obtenus aux méthodes présentes dans la littérature. Nous nous sommes concentrés sur les méthodes les plus appliquées, notamment dans les logiciels d'analyse de mouvement OpenSim [Delp2007] et AnyBody Modelling System [Damsgaard2006]. Ces logiciels sont en effet couramment utilisés en biomécanique et constituent donc une référence en la matière. On utilise ici les travaux de [Reinbolt2005], [Reinbolt2007], [Andersen2010b] et [Lund2015]. Cependant, les protocoles expérimentaux, les modèles biomécaniques utilisés et les paramètres géométriques calibrés sont différents pour chacun de ces travaux. Il est donc difficile de comparer uniquement les résultats. Le Tableau 4.2 synthétise les paramètres des quatre travaux utilisés.

[Reinbolt2005] présente une méthode de calibration à deux niveaux imbriqués : un niveau pour la détermination des paramètres de mouvement et un niveau pour la détermination des paramètres géométriques. Sur un modèle des membres inférieurs, cette méthode est testée à partir de mouvements synthétisés et d'un mouvement expérimental de marche réalisé par un sujet. Nous nous intéressons ici au mouvement obtenu expérimentalement qui se rapproche le

plus de notre protocole. Les paramètres géométriques calibrés correspondent aux positions et aux orientations des différentes articulations. Ainsi, 6 paramètres pour chaque hanche, 9 paramètres pour chaque genou et 12 paramètres pour chaque cheville sont calibrés. La moyenne de l'erreur de reconstruction obtenue après calibration est de 7,80 mm.

[Reinbolt2007] propose de résoudre le problème d'optimisation à deux niveaux présenté précédemment dans [Reinbolt2005] à l'aide d'une seule optimisation. Un modèle corps complet est utilisé dans cette étude. Cependant, le mouvement expérimental étudié est un mouvement de type ROM sur seulement les articulations des membres inférieurs. La moyenne de l'erreur de reconstruction obtenue est de 4,04 mm.

[Andersen2010b] présente une méthode de calibration dont les paramètres géométriques sont proches de ceux proposés dans ce manuscrit. Un seul paramètre dimensionnel est associé à chaque segment. La calibration s'effectue ainsi sur ce paramètre dimensionnel ainsi que sur la position de certains marqueurs dans certaines directions. Un modèle des membres inférieurs est utilisé. La calibration du modèle est réalisée sur un mouvement de type ROM. L'étape de cinématique inverse est ensuite effectuée sur un mouvement de marche. La moyenne de l'erreur de reconstruction obtenue est de 6,1 mm.

[Lund2015] propose dans ses travaux d'évaluer deux méthodes de calibration : la méthode proposée par [Andersen2010b] et la méthode proposée par [Reinbolt2005] (résolue à l'aide d'un algorithme éliminant l'utilisation de deux niveaux d'optimisation). Ces méthodes ont été évaluées sur un modèle des membres inférieurs à l'aide d'une capture de mouvement d'un cycle de marche. La moyenne de l'erreur de reconstruction obtenue avec la méthode proposée par [Andersen2010b] est de 4,5 ($\pm 2,8$) mm et de 4,9 ($\pm 2,9$) mm avec la méthode proposée par [Reinbolt2005].

Pour chacune des méthodes présentées ici, la moyenne de l'erreur de reconstruction est légèrement inférieure à la moyenne obtenue pour l'ensemble des sujets avec la méthode de calibration proposée dans cette thèse. Plusieurs points peuvent cependant expliquer ces différences.

Tout d'abord, dans chacun des protocoles proposés, l'étape de calibration est effectuée sur seulement un modèle des membres inférieurs ou bien sur un mouvement ne faisant intervenir que les articulations des membres inférieurs. Or, dans notre étude, l'erreur de reconstruction semble être plus importante pour les marqueurs présents sur les membres supérieurs que pour les marqueurs des membres inférieurs. Cela est particulièrement le cas pour les marqueurs positionnés sur la tête. En effet le positionnement de ces marqueurs à l'aide d'un bandeau lors de l'expérimentation introduit une incertitude importante. La tête étant un membre distal, le positionnement de ces marqueurs ne peut pas être totalement calibré. Ainsi, l'erreur de reconstruction moyenne pour ces quatre marqueurs est de 12,4 mm. Le mouvement réalisé lors de notre étude comprend un ensemble de mouvements du tronc. Ces mouvements, couplés au modèle fonctionnel utilisé pour le tronc, introduisent alors une erreur de reconstruction importante au niveau des marqueurs du pelvis (moyenne de 11,5 mm). Ces différences de protocole expérimental peuvent donc expliquer en partie les différences obtenues au niveau de l'erreur de reconstruction.

	Type de calibration	Paramètres optimisés	Modèle biomécanique	Type de mouvement	ϵ_{re} (mm)
[Reinbolt2005]	Optimisation à deux niveaux	Position et orientation des articulations	Membres inférieurs	Marche	7,80
[Reinbolt2007]	Optimisation unique	Position et orientation des articulations	Corps complet	ROM des membres inférieurs	4,04
[Andersen2010b]	Optimisation unique	Coefficient d'homothétie pour chaque segment et position de certains marqueurs	Membres inférieurs	ROM	6,1
[Lund2015]	[Andersen2010b]	Coefficient d'homothétie pour chaque segment et position de certains marqueurs	Membres inférieurs	Marche	4,5
	[Reinbolt2007]	Position et orientation des articulations	Membres inférieurs	Marche	4,9
[Muller2016a]	Optimisation en deux étapes	Coefficient d'homothétie pour chaque segment et position de certains marqueurs	Corps complet	ROM	8,6

Tableau 4.2 – Synthèse des paramètres et des résultats des méthodes de calibration des paramètres géométriques de la littérature et de notre méthode

De plus, excepté dans les travaux de [Andersen2010b], le nombre de paramètres calibrés est supérieur à celui de notre étude. Cela permet donc logiquement de diminuer l'erreur de reconstruction. Notre méthode pourrait être étendue pour permettre de prendre en compte un nombre de paramètres plus important. Cela peut être réalisé par la suppression des contraintes ajoutées dans la calibration, permettant notamment de positionner les centres articulaires indépendamment des autres articulations liées au segment. Le positionnement des axes des articulations peut aussi être pris en compte comme un paramètre de calibration. L'ajout de paramètres d'optimisation augmente cependant le risque d'apparition de sur-apprentissage pouvant être compensé par une augmentation du nombre d'échantillons considérés ou l'ajout de contraintes additionnelles.

4.2.3 Conclusion

L'amélioration des résultats de cinématique et de dynamique inverse passe par la calibration personnalisée des paramètres géométriques du modèle. Afin de limiter le protocole expérimental associé à cette phase, nous avons développé une méthode de calibration basée sur un problème

d'optimisation utilisant uniquement des données de capture de mouvement. Cette approche identifie les paramètres géométriques du modèle permettant de reconstruire au mieux un mouvement expérimental. La méthode proposée s'inspire des travaux de [Reinbolt2005] et [Charlton2004] en utilisant une optimisation en deux étapes : une étape de reconstruction du mouvement et une étape d'optimisation des paramètres géométriques. Ces deux étapes sont réalisées successivement et bouclées jusqu'à convergence des résultats. La séparation de ces deux problèmes d'optimisation permet alors de simplifier la mise en œuvre de la méthode de résolution. Différentes contraintes sur les paramètres géométriques sont ajoutées au problème d'optimisation permettant notamment d'éviter l'apparition de phénomènes de sur-apprentissage.

À partir de résultats expérimentaux, cette méthode a été validée en comparant les résultats obtenus aux méthodes présentées dans la littérature. L'erreur de reconstruction moyenne obtenue avec notre méthode est légèrement supérieure aux valeurs publiées dans la littérature. Ces valeurs sont cependant difficiles à comparer puisque les protocoles expérimentaux, les modèles biomécaniques utilisés et les paramètres géométriques calibrés sont différents pour chaque étude. L'utilisation, dans notre étude, d'un modèle corps complet avec des mouvements du haut du corps introduit notamment une erreur de reconstruction importante non présente dans les études présentées dans la littérature.

4.3 Conclusion générale du chapitre

Un des objectifs de cette thèse est le développement de méthodes d'analyse de mouvement limitant les temps de calcul. La première étape est l'étape de cinématique inverse qui détermine les coordonnées articulaires associées à un mouvement réalisé lors d'une capture de mouvement. Cette étape est résolue à l'aide d'une méthode d'optimisation globale comme proposée par [Lu1999]. Ce problème d'optimisation non-linéaire a été résolu à l'aide d'un algorithme SQP. Une linéarisation du problème et l'utilisation d'un algorithme de Levenberg-Marquardt ont été proposées dans l'objectif de diminuer les temps de calcul. Basée sur des résultats expérimentaux, une comparaison de ces deux méthodes a été réalisée. En matière de précision, les deux méthodes de résolution présentent des résultats similaires. En matière de performance, la linéarisation du problème d'optimisation permet d'augmenter largement la fréquence de calcul (70 Hz contre 6 Hz avec le modèle corps complet). L'utilisation de pré-calculs formels (pré-calculs de la position des marqueurs et de la matrice Jacobienne) augmente cependant le temps de calcul hors ligne. La résolution du problème linéarisé devient alors préférable pour des captures de mouvement présentant un nombre d'échantillons suffisamment important.

Un autre objectif de cette thèse est de proposer une phase de calibration des modèles biomécaniques simple, rapide et accessible avec les outils courants de l'analyse de mouvement. Pour améliorer les résultats de l'étape de cinématique inverse, nous avons donc proposé une méthode de calibration des paramètres géométriques utilisant uniquement des données de capture de mouvement. La méthode développée s'inspire des méthodes proposées par [Charlton2004] et [Reinbolt2005] et est basée sur un problème d'optimisation. Elle identifie les paramètres géo-

métriques du modèle permettant de reconstruire au mieux le mouvement c'est à dire diminuant l'erreur de reconstruction. Cette méthode a été validée en comparant les résultats obtenus à ceux de la littérature. Le temps de calcul moyen de cette calibration est de l'ordre de trois minutes. Ce temps semble acceptable dans l'optique de proposer une phase de calibration préliminaire à une campagne de capture de mouvement.

L'étape de cinématique développée dans ce chapitre constitue la première étape de l'analyse de mouvement par méthode de dynamique inverse. L'utilisation de ces méthodes va ainsi permettre le développement de méthodes de dynamique et d'estimation des efforts musculaires présentées dans les chapitres suivants.

Dynamique

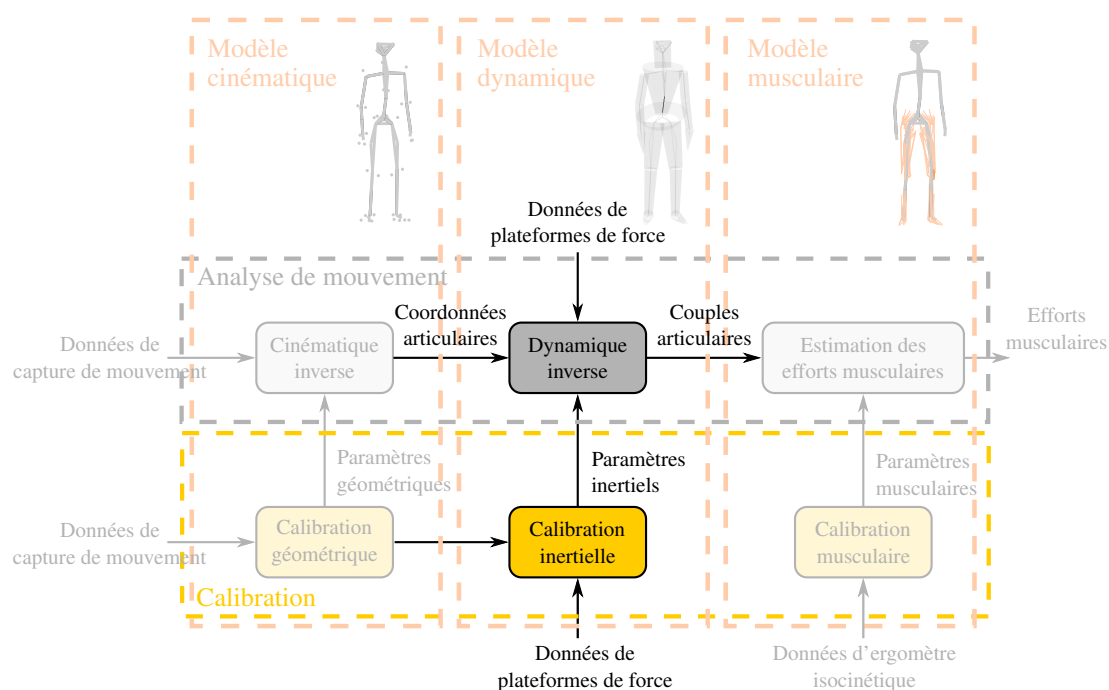


Figure 5.1 – Positionnement du Chapitre 5 dans le schéma global de la thèse

Cette thèse propose des contributions améliorant la performance de l'analyse du mouvement humain en laboratoire, notamment au niveau de la dynamique. La première partie de ce chapitre présente donc la méthode mise en œuvre pour résoudre l'**étape de dynamique inverse** (Figure 5.1). L'amélioration des résultats de dynamique passe, entre autres, par une bonne estimation des BSIP du modèle. L'utilisation des données de capture de mouvement

et de plateformes de force permet de personnaliser ces paramètres au sujet à l'aide d'une méthode d'identification basée sur les équations de la dynamique. Une analyse de la **propagation des incertitudes dans l'étape de dynamique** a permis d'évaluer la cohérence de l'utilisation de ce type de méthodes vis-à-vis des différentes erreurs réalisées en amont de cette étape. Enfin, une **méthode de calibration des BSIP** (calibration inertielle de la Figure 5.1) est proposée permettant notamment de prendre en compte la propagation des erreurs indépendantes de l'estimation des BSIP.

5.1 Dynamique inverse

L'objectif de l'étape de dynamique inverse est de déterminer les couples articulaires mis en jeu lors du mouvement. Cela nécessite de connaître les efforts extérieurs s'appliquant sur le sujet lors de l'expérimentation. La plupart du temps, ces efforts sont obtenus expérimentalement. Dans nos expérimentations, l'utilisation de plateformes de force permet de reconstruire les efforts appliqués par le sol sur chacun des pieds.

L'étape de dynamique inverse revient à déterminer les couples articulaires satisfaisant les équations du mouvement (5.1).

$$M(q).\ddot{q} + C(q, \dot{q}) + G(q) + \lambda + E = 0 \quad (5.1)$$

Où $M(q)$ est la matrice de masse, $C(q, \dot{q})$ est le vecteur des efforts centrifuges et de Coriolis, $G(q)$ est le vecteur des efforts gravitationnels, λ est le vecteur des efforts internes généralisés et E est le vecteur des efforts externes généralisés.

Les équations du mouvement (5.1) sont résolues à l'aide de l'algorithme récursif de Newton-Euler. On obtient ainsi les couples articulaires à l'aide des trois étapes suivantes :

- Calcul des vitesses et des accélérations de l'origine de chaque segment du modèle. En parcourant l'arbre hiérarchique de la racine jusqu'aux extrémités, ces variables sont obtenues à l'aide des coordonnées articulaires q , des vitesses articulaires $\dot{q}$, des accélérations articulaires $\ddot{q}$ et des paramètres géométriques du modèle.
- Calcul du vecteur des quantités d'accélération f_j^{acc} .
- Calcul des efforts transmis à travers les articulations. Pour cela on isole successivement chaque solide des extrémités de la structure arborescente vers la racine. Lorsque le segment j est isolé, les efforts appliqués au niveau de l'articulation du segment j par le

segment parent f_j sont calculés à l'aide de l'équation (5.2) (Figure 5.2). Les efforts f_k , f_l et f_m ont été préalablement calculés lors des isoléments respectifs des solides k , l et m .

$$f_j = f_j^{acc} - f_j^{ext} + \sum_{k \in \{enfants\}} f_k \quad (5.2)$$

Le couple articulaire associé au segment j correspond alors à l'effort appliqué selon l'axe de l'articulation, extrait du vecteur f_j .

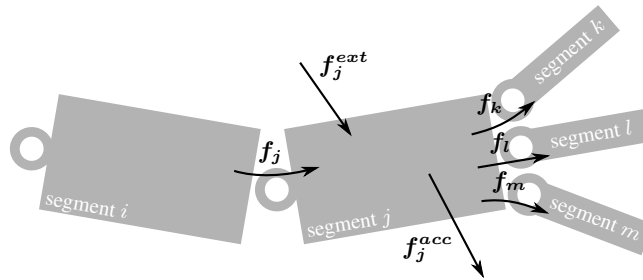


Figure 5.2 – Représentation des efforts appliqués sur le segment j . f_j est le vecteur des efforts appliqués au niveau de l'articulation du segment j par le segment parent, f_j^{ext} est le vecteur des efforts extérieurs appliqués sur le segment j , f_j^{acc} est le vecteur des quantités d'accélération du segment j . Dans cet exemple, les segments k , l et m ont chacun le segment j comme segment parent

Les vitesses articulaires $\dot{q}$ ainsi que les accélérations articulaires $\ddot{q}$ sont obtenues à l'aide de dérivées successives par différences finies d'ordre 2 des coordonnées articulaires q . Le filtrage réalisé à la fin de l'étape de cinématique inverse permet d'exploiter les données de vitesses et d'accélérations articulaires obtenues.

Pour les mouvements issus du protocole expérimental détaillé dans la Section 3.6 et l'utilisation du modèle corps complet (modèle 3) utilisé dans la Section 4.1.5, la fréquence de calcul moyenne est de 153 Hz.

5.2 Principe de la calibration des BSIP

L'évaluation des couples articulaires à l'aide d'une étape de dynamique inverse dépend des valeurs utilisées pour estimer les BSIP. Chaque segment j contient dix BSIP : sa masse m_j , les coordonnées de la position de son centre de masse c_j et les termes indépendants de sa matrice d'inertie I_j . On définit ϕ_j comme le vecteur contenant ces paramètres. Le modèle proportionnel issu des données anthropométriques de [Dumas2007] ne permet pas de prendre en compte les spécificités du sujet étudié. Un des objectifs de cette thèse est de proposer une phase de calibration des modèles biomécaniques simple, rapide et accessible avec les outils courants de l'analyse

de mouvement. Dans cet objectif, la calibration des BSIP à l'aide d'une méthode d'optimisation (voir Section 2.4.2) permet de personnaliser la calibration en utilisant seulement les données nécessaires pour l'analyse de mouvement, c'est-à-dire les données de la capture de mouvement et les données de plateformes de force. Ces méthodes consistent à déterminer les BSIP du modèle biomécanique permettant d'améliorer la résolution des équations de la dynamique.

Pour cela, l'équation (5.1) peut être développée sous la forme d'une équation de dynamique à base flottante (5.3). La partie supérieure de l'équation décrit le mouvement de la base flottante. La partie inférieure décrit le mouvement de tous les autres segments du modèle.

$$\begin{bmatrix} M_{11}(q) & M_{12}(q) \\ M_{21}(q) & M_{22}(q) \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \ddot{q}_1 \\ \ddot{q}_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} C_1(q, \dot{q}) \\ C_2(q, \dot{q}) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} G_1(q) \\ G_2(q) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \lambda_1 \\ \lambda_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} E_1 \\ E_2 \end{bmatrix} = \mathbf{0} \quad (5.3)$$

Les indices 1 et 2 se réfèrent respectivement à la liaison libre à 6 degrés de liberté présente en amont du modèle biomécanique et à l'ensemble des autres articulations. Ainsi λ_1 correspond au vecteur des efforts généralisés de l'articulation libre. Ce vecteur contient six composantes : trois composantes d'effort et trois composantes de couple selon les axes du repère Σ_0 (5.4).

$$\lambda_1 = [F_x \ F_y \ F_z \ M_x \ M_y \ M_z]^T \quad (5.4)$$

Pour les mouvements réalisés dans nos expérimentations (protocole Section 3.6), F_x est l'effort antéro-postérieur, F_y est l'effort latéro-médian, F_z est l'effort inférieur supérieur, M_x est le couple d'abduction, M_y est le couple de flexion et M_z est le couple de rotation interne.

Si le problème de dynamique inverse est parfaitement résolu, toutes les composantes de λ_1 sont nulles. Les composantes de ce vecteur sont appelées les résidus dynamiques [Ojeda2016]. Nous utilisons ces résidus dynamiques pour définir un indicateur de la précision de l'étape de dynamique inverse : l'indice de résidus dynamiques ϵ_{dr} . Cette indice est défini comme la moyenne quadratique de λ_1 sur l'ensemble du mouvement (5.5). Pour permettre la comparaison entre différents sujets, les trois composantes en effort de ϵ_{dr} sont normalisées par le poids du sujet ($m_s.g$) et les trois composantes en couple sont normalisées par le poids multiplié par la taille ($m_s.g.h_s$) [Reinbolt2007]. La calibration consiste alors à chercher les BSIP du modèle minimisant l'indice de résidus dynamiques.

$$\epsilon_{dr} = \frac{1}{m_s \cdot g} \sqrt{\frac{1}{n_i}} \left[\sqrt{\sum_{i=1}^{n_i} (F_x(i))^2} \quad \sqrt{\sum_{i=1}^{n_i} (F_y(i))^2} \quad \sqrt{\sum_{i=1}^{n_i} (F_z(i))^2} \right. \\ \left. \frac{1}{h_s} \sqrt{\sum_{i=1}^{n_i} (M_x(i))^2} \quad \frac{1}{h_s} \sqrt{\sum_{i=1}^{n_i} (M_y(i))^2} \quad \frac{1}{h_s} \sqrt{\sum_{i=1}^{n_i} (M_z(i))^2} \right]^T \quad (5.5)$$

La calibration des BSIP dépend, d'une part des mouvements utilisés (voir mouvements excitants Section 2.4.2) et, d'autre part de la sensibilité des résidus dynamiques aux erreurs effectuées sur les données d'entrée de la dynamique. Des erreurs sur l'estimation des données d'entrée vont fausser l'identification des BSIP lors de la calibration. Des mouvements peu excitants (mauvais conditionnement de la matrice de régression) vont rendre l'identification grandement dépendante de l'estimation de ces données d'entrée. La génération et l'identification de mouvements excitants pour l'humain sont des thèmes abordés dans la littérature. Nous choisissons donc ici de nous intéresser à l'influence des erreurs associées aux données d'entrée que sont les données cinématiques et la mesure des efforts des plateformes de force. Des erreurs trop importantes peuvent être la cause d'un sur-apprentissage lors de la résolution du problème d'optimisation et ainsi fausser l'estimation des BSIP. En effet, [Babiyak2004] définit le sur-apprentissage comme *"asking too much from the available data. Given a certain number of observations in a data set, there is an upper limit to the complexity of the model that can be derived with any acceptable degree of uncertainty"*. La prise en compte de ce phénomène est alors fondamentale avant de réaliser une étape de calibration des BSIP avec la méthode proposée.

5.3 Propagation d'incertitudes

Cette étude a deux principaux objectifs. Le premier est d'évaluer la précision des BSIP obtenus avec des méthodes de régression. En effet, dans la plupart des études biomécaniques, les BSIP sont estimés à l'aide de méthodes de régression. Pour les méthodes d'identification basées sur une optimisation, les méthodes de régression sont aussi considérées comme la solution initiale du problème d'optimisation. Le second objectif est d'évaluer la possibilité d'utiliser une méthode de calibration des BSIP sans sur-apprentissage. Une analyse de propagation d'incertitudes est pour cela proposée. Elle permet d'évaluer l'influence des erreurs associées aux données cinématiques et à la mesure des efforts de plateformes sur les résidus dynamiques. Le contenu de cette partie est extrait du travail présenté dans [Muller2016c, Muller2017d].

Différentes études ont déjà été menées dans l'objectif d'étudier les incertitudes introduites dans le calcul de dynamique inverse. D'une part, pour un mouvement de marche, [Silva2004, Reinbolt2007, Riemer2008, Pàmies-Vilà2012] ont analysé l'influence de la variation des données d'entrée de la dynamique sur les couples articulaires. D'autre part, [Ojeda2016] a évalué

l'influence de différentes méthodes de cinématique inverse à l'aide des résidus dynamiques, en particulier l'effet de la cohérence des résultats de cinématique inverse [Silva2002], sur la cohérence des résultats de dynamique inverse.

L'étude réalisée dans ces travaux de thèse propose d'évaluer les deux hypothèses suivantes :

- **H1** : les BSIP obtenus à l'aide de méthodes de régression sont acceptables pour résoudre un problème de dynamique.
- **H2** : les résidus dynamiques peuvent être utilisés pour réaliser une calibration des BSIP sans sur-apprentissage.

Cette étude s'appuie sur les données expérimentales obtenues lors des expérimentations présentées dans la partie 3.6. Les étapes de cinématique et de dynamique inverse sont réalisées sur un modèle biomécanique dont les BSIP sont obtenus à l'aide d'une méthode de régression. Les résidus dynamiques sont alors calculés et analysés pour évaluer l'hypothèse **H1**. Une méthode de type Monte Carlo est ensuite appliquée successivement sur les données cinématiques et sur la mesure des plateformes de force pour déterminer l'incertitude introduite dans les résidus dynamiques. Cette approche permet d'évaluer l'hypothèse **H2**.

Notations générales Pour cette étude, re , pe et dr se réfèrent respectivement à l'erreur de reconstruction, à l'erreur de mesure des plateformes de force et aux résidus dynamiques. En considérant x et y comme notation générale de ces abréviations, ϵ_x correspond à l'indicateur de précision de x . Pour les entrées des méthodes de Monte Carlo, $\Delta\epsilon_x$ correspond au coefficient de dispersion des données perturbées x . Pour les sorties, $\Delta\epsilon_y^x$ correspond au coefficient de dispersion de y introduit par les données perturbées de x .

5.3.1 Méthodes

Données de référence Les données de référence correspondent aux données de sortie des étapes de l'analyse de mouvement sans ajout de perturbation. Dans cette étude, chaque donnée de référence sera indiquée avec *. Ces données sont évaluées selon le processus présenté Figure 5.3. L'étape de cinématique inverse et l'étape de dynamique inverse correspondent aux méthodes respectivement présentées dans les parties 4.1 et 5.1. Un indicateur de précision est calculé pour chacune de ces étapes : ϵ_{re}^* (4.13) pour l'étape de cinématique inverse et ϵ_{dr}^* (5.5) pour l'étape de dynamique inverse.

Les données de la capture de mouvement X_{exp}^* et les efforts de réaction au sol obtenus à l'aide des données des deux plateformes de force F_p^* (5.6) sont issus des expérimentations

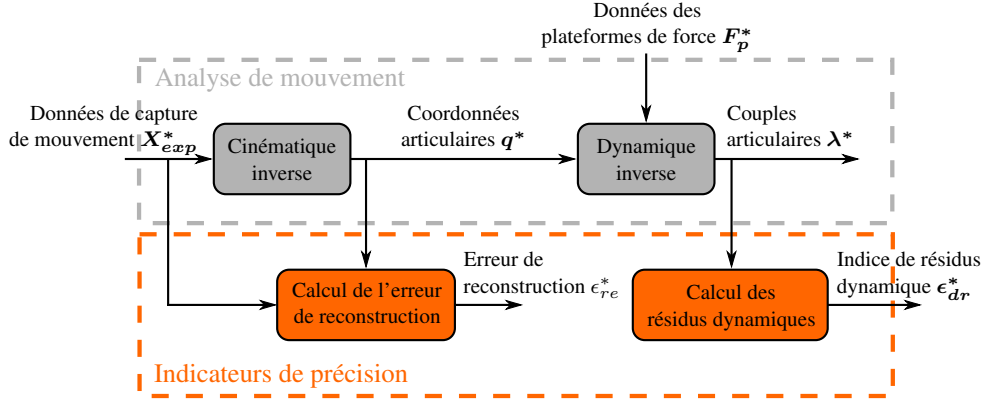


Figure 5.3 – Processus de génération des données de référence. À partir des données expérimentales (données de capture de mouvement $\mathbf{X}_{exp}^*$ et données des plateformes de force $\mathbf{F}_p^*$), les couples articulaires λ^* sont calculés à l'aide d'une étape de cinématique inverse et une étape de dynamique inverse. Deux indicateurs permettent de quantifier la précision de chacune de ces étapes : ϵ_{re}^* et ϵ_{dr}^*

présentées dans la partie 3.6.

$$\mathbf{F}_p^* = \begin{bmatrix} \mathbf{F}_{p1}^* \\ \mathbf{F}_{p2}^* \end{bmatrix} \quad (5.6)$$

$\mathbf{F}_{p1}^*$ et $\mathbf{F}_{p2}^*$ sont des vecteurs de dimensions $(6 \times n_i)$. Ils contiennent, pour chaque instant, la résultante du glisseur et la position du point de réduction positionné sur la plateforme associée.

Pour évaluer l'incertitude introduite par les données cinématiques et par la mesure des plateformes de force sur les résidus dynamiques, nous effectuons, séparément pour chacune des deux sources d'incertitude, une étude basée sur une méthode de Monte Carlo. Dans les méthodes de Monte Carlo, les données de référence sont perturbées pour obtenir un ensemble d'échantillons perturbés. Pour chacun de ces échantillons, une perturbation connue est appliquée en ajoutant un bruit selon une loi de probabilité. Les échantillons perturbés sont alors traités à l'aide du même processus d'analyse. L'analyse de la distribution de l'erreur en sortie du processus permet alors de faire le lien entre l'incertitude introduite en entrée et l'incertitude obtenue en sortie.

Données cinématiques perturbées L'objectif est tout d'abord de déterminer l'influence de l'incertitude introduite par les données cinématiques sur les résidus dynamiques. Pour appliquer une méthode de Monte Carlo, nous avons besoin d'un échantillon de mouvements perturbés pour lesquels l'erreur de reconstruction suit une loi de distribution connue. Comme l'erreur de reconstruction est une conséquence du résultat de l'étape de cinématique inverse, elle ne peut pas être directement perturbée. Des perturbations vont donc être appliquées sur les données de référence des coordonnées articulaires dans l'objectif de générer une base de données de

mouvements perturbés, chacun associé à une valeur d'erreur de reconstruction. À partir d'un sous-groupe de cette base de données, dont l'erreur de reconstruction suit une loi de distribution connue, et en appliquant les données de référence des plateformes de force, la distribution des résidus dynamiques est alors estimée à l'aide d'une étape de dynamique inverse (Figure 5.4). Cela correspond à l'étape de dynamique inverse du processus de génération des données de référence (partie droite de la Figure 5.3) avec des données cinématiques perturbées.

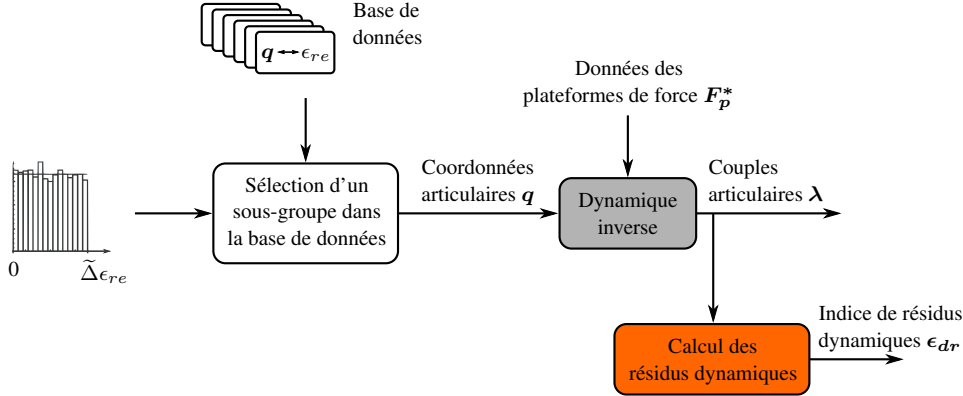


Figure 5.4 – Processus d'évaluation des incertitudes introduites par les données cinématiques. Cela correspond aux étapes de dynamique inverse et de calcul de l'indicateur de précision associé présentées Figure 5.3 en utilisant des mouvements perturbés

Pour perturber les données cinématiques de référence, pour chaque instant i , un bruit Gaussien est ajouté aux données de référence des coordonnées articulaires q^* (5.7) pour générer l'ensemble des échantillons perturbés (Figure 5.5).

$$\forall i \in \llbracket 0, n_i \rrbracket, q^N(i) = q^*(i) + \mathcal{N}_{n_j}(0, \sigma_q^N) \quad (5.7)$$

Où $q^N(i)$ est le vecteur des coordonnées généralisées, à l'instant i , de l'échantillon N et $\mathcal{N}_n(\mu, \sigma)$ est le vecteur à n dimensions contenant des nombres aléatoires selon la loi de distribution normale de moyenne μ et de variance σ . Pour chaque échantillon, σ_q^N est choisi de manière aléatoire sur l'intervalle $[0, \sigma_{qmax}]$ où σ_{qmax} est choisi de manière à ce que l'erreur de reconstruction maximale obtenue soit suffisamment élevée pour sélectionner les sous-groupes d'échantillons souhaités.

Les données cinématiques perturbées ont pour objectif de reproduire les incertitudes introduites par la capture de mouvement et par l'étape de cinématique inverse. Pour considérer ces données comme de l'incertitude, nous appliquons donc exactement le même processus que celui utilisé pour la reconstruction des données de référence (partie 4.1). Ainsi, les trajectoires des coordonnées articulaires perturbées sont filtrées à l'aide d'un filtre passe bas de Butterworth d'ordre 4 avec une fréquence de 5 Hz sans déphasage. Cela permet d'éviter l'apparition de très grandes accélérations articulaires, qui ne sont pas présentes dans le traitement standard. Les

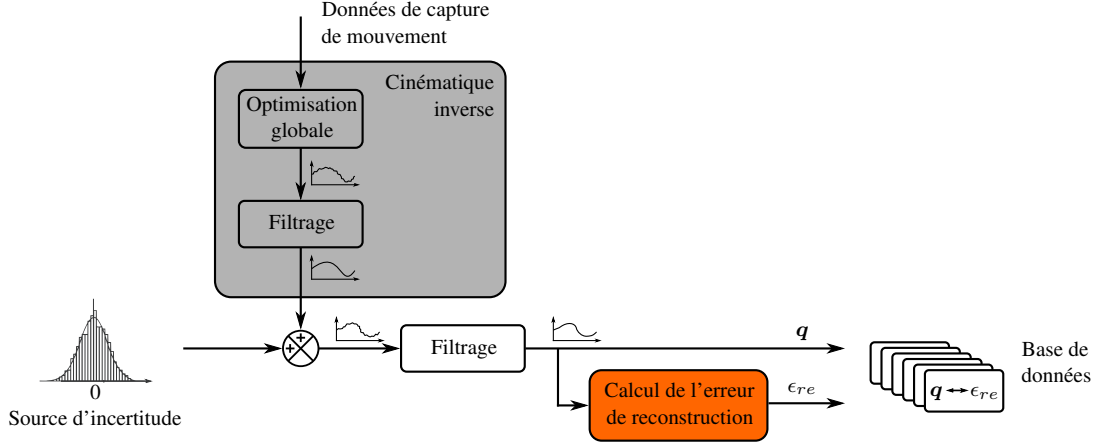


Figure 5.5 – *Processus de la méthode utilisée pour perturber les données cinématiques. Cette méthode est utilisée pour générer une base de données qui contient un ensemble de mouvements perturbés liés à l'erreur de reconstruction associée*

mouvements obtenus, associés à leur erreur de reconstruction, sont alors rassemblés dans la base de données (Figure 5.5).

L'erreur de reconstruction de référence ϵ_{re}^* est l'erreur minimale pouvant être obtenue, nous basons donc la loi de distribution du sous-groupe d'échantillons sur cette valeur. Nous choisissons une distribution de l'erreur de reconstruction du sous-groupe d'échantillons suivant une loi de distribution uniforme sur l'intervalle $[\epsilon_{re}^*, \epsilon_{re}^* + \Delta\epsilon_{re}]$ ($\Delta\epsilon_{re} > 0$). Cette loi de distribution peut être reformulée dans l'intervalle $[0, \tilde{\Delta}\epsilon_{re}]$, avec $\tilde{\Delta}\epsilon_{re}$ correspondant à l'erreur de reconstruction relative maximale ajoutée (5.8).

$$\tilde{\Delta}\epsilon_{re} = \frac{\Delta\epsilon_{re}}{\epsilon_{re}^*} \quad (5.8)$$

Dans l'objectif de constituer un sous-groupe d'échantillons où l'erreur de reconstruction suit la loi de distribution souhaitée, un tirage aléatoire avec remise dans la base de données est effectué. Ce tirage est réalisé selon la loi de distribution uniforme décrite précédemment.

L'indice de résidus dynamiques ϵ_{dr} est ensuite calculé pour chaque mouvement perturbé du sous-groupe d'échantillons en utilisant les données de référence des plateformes de force. La loi de distribution en entrée (distribution de l'erreur de reconstruction du sous-groupe d'échantillons) étant uniforme, le coefficient de dispersion associé correspond à l'étendue $\Delta\epsilon_{re}$. Comme certains cas aberrants (*outliers*) peuvent apparaître, les coefficients de dispersion de l'indice de résidus dynamiques $\Delta\epsilon_{dr}^{re}$ ne sont pas directement calculés avec les valeurs maximales et minimales. Les écarts types σ sont calculés et à partir de ces valeurs $\Delta\epsilon_{dr}^{re}$ est défini à l'aide de l'équation (5.9). Cette équation détermine l'étendue d'une loi de distribution uniforme à partir

de l'écart type.

$$\Delta\epsilon_{dr}^{re} = \sqrt{12} \sigma \quad (5.9)$$

L'étude a été réalisée avec différentes valeurs de $\tilde{\Delta}\epsilon_{re}$ permettant d'analyser l'influence du bruit ajouté dans les résidus dynamiques. Pour remplir cet objectif, l'erreur de reconstruction relative maximale ajoutée correspond à une fois l'erreur de reconstruction de référence. Ainsi la méthode est répétée cinq fois avec $\tilde{\Delta}\epsilon_{re} = \{0, 2; 0, 4; 0, 6; 0, 8; 1\}$.

Données des plateformes de force perturbées De façon similaire, pour déterminer l'influence de l'incertitude introduite par la mesure des plateformes de force sur les résidus dynamiques, nous utilisons un échantillon de données de plateformes de force perturbées en ajoutant un bruit Gaussien. Une étape de dynamique inverse est alors réalisée avec les données cinématiques de référence et ces données de plateformes de force perturbées pour évaluer les résidus dynamiques (Figure 5.6). Cela correspond à l'étape de dynamique inverse du processus de génération des données de référence (partie droite de la Figure 5.3) avec des données de plateformes de force perturbées.

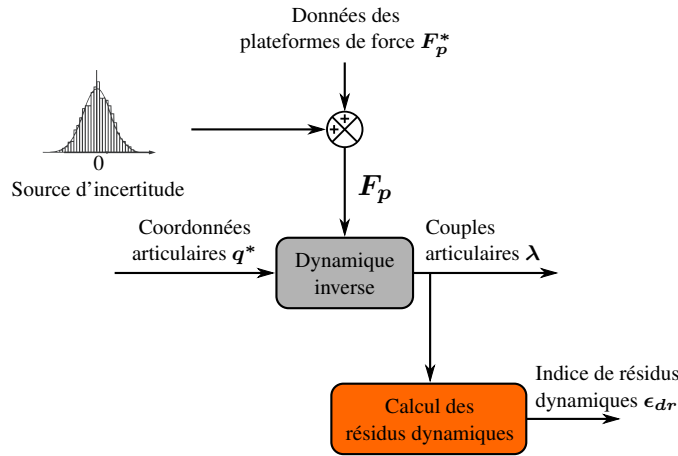


Figure 5.6 – Processus d'évaluation des incertitudes introduites par la mesure des plateformes de force. Cela correspond aux étapes de dynamique inverse et de calcul de l'indicateur de précision associé présentées Figure 5.3 en utilisant des données de plateformes de force perturbées

Dans les spécifications données par le fournisseur des plateformes de force, la sensibilité en effort est publiée comme étant inférieure à 0,1 % de la charge appliquée, avec un minimum de 0,22 N. La précision sur le positionnement du centre de pression est publiée comme étant inférieure à 0,2 mm.

Ainsi, deux bruits qui suivent une loi de distribution Gaussienne sont respectivement appliqués à l'estimation des positions des centres de pression et à l'estimation des efforts pour générer

l'ensemble des échantillons perturbés (5.10).

$$\forall i \in \llbracket 0, n_i \rrbracket, \begin{cases} \mathbf{F}_{P_1}^N(i) = \mathbf{F}_{P_1}^*(i) + \begin{bmatrix} \mathcal{N}_3(0, \sigma_{F_P}) \\ \mathcal{N}_3(0, \sigma_{CoP}) \end{bmatrix} \\ \mathbf{F}_{P_2}^N(i) = \mathbf{F}_{P_2}^*(i) + \begin{bmatrix} \mathcal{N}_3(0, \sigma_{F_P}) \\ \mathcal{N}_3(0, \sigma_{CoP}) \end{bmatrix} \end{cases} \quad (5.10)$$

Où $\mathbf{F}_{P_1}^N(i)$ et $\mathbf{F}_{P_2}^N(i)$ sont les vecteurs contenant la résultante du glisseur et la position du point de réduction positionné sur la plateforme associée, à l'instant i , de l'échantillon N . σ_{CoP} et σ_{F_P} sont les variances des lois de distribution Gaussienne utilisées respectivement pour l'estimation des positions des centres de pression et pour l'estimation des efforts. Les valeurs de σ_{CoP} et σ_{F_P} sont choisies d'après les spécifications du fournisseur des plateformes de force à l'aide de la règle de trois sigmas. Cette règle indique que presque toutes les valeurs se situent dans un intervalle centré autour de la moyenne et dont les bornes se situent à trois fois l'écart type de part et d'autre. On considère donc que cette valeur correspond à l'incertitude donnée par le constructeur.

Un ensemble d'échantillons de données de plateformes de force perturbées est alors généré. Pour chaque échantillon, l'indice de résidus dynamiques ϵ_{dr} est calculé. De la même façon que pour les données des plateformes de force, les coefficients de dispersion des indices de résidus dynamiques $\Delta\epsilon_{dr}^{pe}$ sont évalués à l'aide de la règle des trois sigmas.

Protocole expérimental et modèle biomécanique Les données expérimentales utilisées pour cette étude sont obtenues grâce aux expérimentations présentées dans la partie 3.6. Le modèle ostéo-articulaire utilisé est un modèle corps complet comprenant 16 solides (pelvis, abdomen, thorax, tête, bras, avant-bras, mains, fémurs, tibias et pieds) et 35 degrés de liberté. Le modèle des membres inférieurs est issu des travaux de [Klein Horsman2007] et le modèle des membres supérieurs est en partie issu de travaux de [Holzbaur2005]. À la différence du modèle utilisé dans la Section 4.1.5, les clavicules sont ici liées au thorax.

Pour chaque sujet, à l'aide des données des captures de mouvement, les paramètres géométriques sont calibrés suivant la méthode présentée dans la Section 4.2. Les BSIP sont obtenus à l'aide de la méthode de régression proposée par [Dumas2007]. Ces données, couramment utilisées en biomécanique, sont celles évaluées dans l'hypothèse **H1**.

Ces données expérimentales ainsi que le modèle biomécanique nous permettent donc d'appliquer l'ensemble des méthodes présentées dans cette partie. Les résultats sont présentés et discutés dans la partie suivante.

5.3.2 Résultats et discussion

Cette étude analyse la propagation d'incertitude dans les résidus dynamiques. Elle a pour objectif d'évaluer la pertinence de la réalisation d'une calibration des BSIP par minimisation des résidus dynamiques. Dans cette partie, nous analyserons d'une part, l'influence de chacune des sources d'incertitude, et d'autre part, l'incertitude alors introduite dans les résidus dynamiques.

Données cinématiques Nous avons tout d'abord calculé les coefficients de dispersion obtenus lors de l'étude de la propagation des incertitudes introduites par les données cinématiques (représentation par des croix sur la Figure 5.7, chacun des sujets étant représenté par une couleur différente). Pour comparer les résultats entre chaque sujet, les différents coefficients ont été représentés en fonction de l'étendue de la loi de distribution uniforme $\Delta\epsilon_{re}$. L'erreur de reconstruction de référence étant différente pour chaque sujet, les valeurs en abscisse de $\Delta\epsilon_{re}$ sont donc différentes en fonction du sujet.

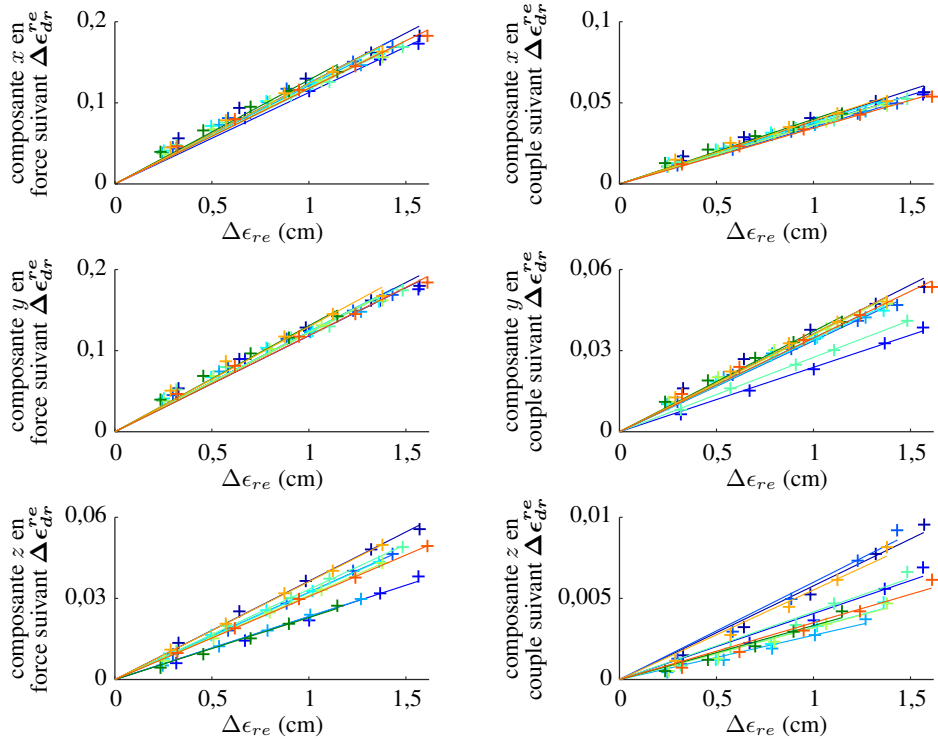


Figure 5.7 – Composantes des coefficients de dispersion de l'indice de résidus dynamiques $\Delta\epsilon_{dr}^{re}$ en fonction de l'étendue de $\Delta\epsilon_{re}$. Les trois composantes en force sont normalisées par le poids du sujet et les trois composantes en couple sont normalisées par le poids multiplié par la taille

Pour chaque composante des résidus dynamiques, la propagation de l'erreur de reconstruction dans la dynamique semble linéaire. Pour évaluer cela, nous effectuons une régression li-

néaire à l'aide d'une méthode des moindres carrés sur les résultats de chaque sujet (lignes droites sur la Figure 5.7). La fonction de régression est contrainte à passer par l'origine. En effet, cela correspond à un coefficient de dispersion nul lorsque aucun bruit n'est ajouté sur les données cinématiques. Les régressions linéaires permettent d'obtenir, pour chaque sujet, le vecteur à six dimensions $\mathbf{m}_{\Delta\epsilon}^{re}$ contenant les pentes associées à chaque composante des résidus dynamiques. La valeur de R^2 associée étant toujours comprise entre 0,963 et 0,999.

À partir de ce résultat, on peut supposer que l'incertitude due à l'erreur de reconstruction correspond au coefficient de dispersion obtenu pour $\Delta\epsilon_{re} = \epsilon_{re}^*$ ($\tilde{\Delta\epsilon}_{re} = 1$). Ainsi, la connaissance au préalable de $\mathbf{m}_{\Delta\epsilon}^{re}$ pour un sujet donné permet le calcul de l'incertitude due à la cinématique à partir de la valeur de l'erreur de reconstruction de référence. Comme l'erreur de reconstruction dépend largement du mouvement effectué, nous comparons alors la cohérence des résultats entre les sujets en utilisant $\mathbf{m}_{\Delta\epsilon}^{re}$.

La Figure 5.8 montre, pour chaque composante des résidus dynamiques, la répartition des différentes pentes obtenues en incluant les résultats de chacun des sujets. Ces boîtes à moustaches montrent que, pour chacune des composantes, les valeurs des pentes sont cohérentes entre chaque sujet alors que l'erreur de reconstruction de référence est différente.

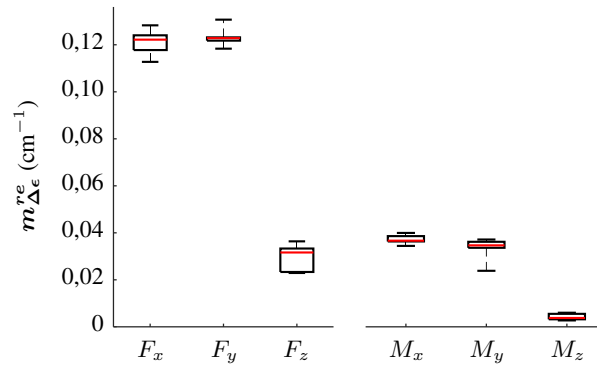


Figure 5.8 – Boîtes à moustaches représentant les pentes de la régression linéaire pour chaque sujet. La régression linéaire est effectuée sur les coefficients de dispersion des indices de résidus dynamiques en fonction de $\Delta\epsilon_{re}$

On observe, de plus, que les valeurs moyennes des pentes sont variables en fonction des axes considérés. En effet, l'incertitude relative à l'erreur de reconstruction est plus faible sur l'axe vertical (axe z) que ce soit pour les composantes en force ou en couple. Pour la composante en force sur l'axe z , l'influence relative de la cinématique est relativement faible comparée au poids qui est prépondérant sur cette composante. L'inertie du corps complet étant plus faible selon l'axe vertical, l'influence de la cinématique est moins importante sur la composante en couple suivant cet axe. De plus, les résultats obtenus sur les axes x et y sont du même ordre de grandeur. Cela est probablement dû au fait que les mouvements réalisés ne sont pas réalisés selon une direction spécifique, au contraire, par exemple, d'un mouvement de marche.

Données des plateformes de force Pour chaque sujet, on analyse la répartition des indices de résidus dynamiques après la propagation des incertitudes dans la mesure des plateformes de force. La Figure 5.9 représente la répartition des coefficients de dispersion obtenus. L'amplitude des résultats semble ainsi cohérente entre chaque sujet.

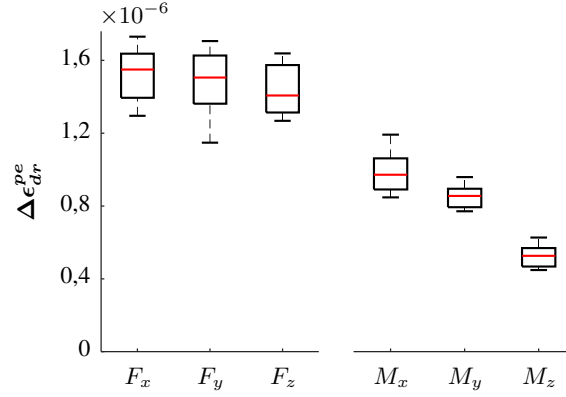


Figure 5.9 – Boîtes à moustaches représentant les coefficients de dispersion de l'indice des résidus dynamiques après la propagation des incertitudes dans la mesure des plateformes de force. Les trois composantes en force sont normalisées par le poids du sujet et les trois composantes en couple sont normalisées par le poids multiplié par la taille

Comparaison avec les résidus dynamiques de référence Un des objectifs de cette étude est d'évaluer la possibilité de réaliser une calibration des BSIP en minimisant les résidus dynamiques sans sur-apprentissage (hypothèse **H2**). Pour cela, nous comparons les résidus dynamiques de référence à l'incertitude introduite par les données cinématiques et par la mesure des plateformes de force. L'incertitude globale $\Delta\epsilon_{dr}$ correspond ainsi à la somme de ces deux incertitudes (5.11). La première partie de (5.11) correspond aux incertitudes liées à l'erreur de reconstruction et la seconde partie correspond aux incertitudes liées à la mesure des plateformes de force.

$$\Delta\epsilon_{dr} = \epsilon_{re}^* \cdot m_{\Delta\epsilon}^{re} + \Delta\epsilon_{dr}^{pe} \quad (5.11)$$

Premièrement, il est facile de voir que la part d'incertitude liée à la mesure des plateformes de force est très largement inférieure (environ 5 ordres de grandeur plus faible) à celle liée à l'erreur de reconstruction (voir les valeurs de $\epsilon_{re}^* \cdot m_{\Delta\epsilon}^{re}$ sur la Figure 5.7 et les valeurs de $\Delta\epsilon_{dr}^{pe}$ sur la Figure 5.9). Nous considérons alors que cette source d'incertitude peut être négligée dans la suite de cette étude. La Figure 5.10 montre, pour chacun des sujets, les résidus dynamiques de référence associés aux incertitudes dans ces résidus dynamiques.

D'une part, pour l'ensemble des sujets, la valeur moyenne et l'écart type des indices de résidus dynamiques de référence pour les composantes en force est de 2 % (0,6 %) (pourcentage du poids du sujet) et de 1,3 % (0,7 %) pour les composantes en couple (pourcentage du poids

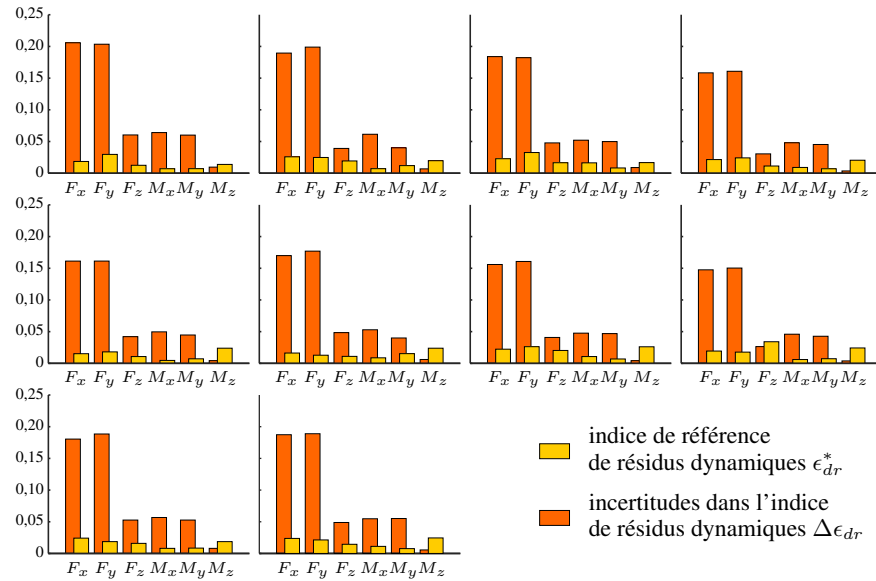


Figure 5.10 – Indice de référence de résidus dynamiques and incertitudes globales dans l'indice de résidus dynamiques pour chaque composante. Chaque graphique représente les résultats d'un sujet

multiplié par la taille du sujet). Ces ordres de grandeur sont similaires aux valeurs obtenues par [Hansen2014] à la suite d'une calibration personnalisée des BSIP. Ces résultats semblent indiquer que les BSIP obtenus à l'aide de méthodes de régression semblent acceptables pour résoudre un problème de dynamique. Cela semble donc confirmer l'hypothèse **H1**. Cela peut s'expliquer par le fait que les sujets étudiés sont ordinaires (en bonne santé, pas d'athlète de haut niveau, indice de masse corporelle compris entre 18,5 et 30). On peut donc supposer que, pour ces sujets, les données anthropométriques proposées par [Dumas2007] sont proches des paramètres personnalisés.

D'autre part, excepté pour les composantes en couple suivant l'axe vertical (axe z), les incertitudes dans les résidus dynamiques sont supérieures aux résidus dynamiques de référence. Sur ces composantes, la différence entre l'incertitude et la valeur de référence est cependant faible si l'on compare aux différences obtenues sur les autres composantes. Cette étude montre donc que, dans le calcul des résidus dynamiques, les incertitudes introduites par les données cinématiques et par la mesure des plateformes de force sont trop importantes pour utiliser ces résidus dans une calibration des BSIP. En effet, les résidus dynamiques sont ici en grande partie introduits par l'erreur de reconstruction et minimiser ces résidus pour réaliser une calibration des BSIP conduirait à des résultats erronés. En conclusion, au regard des résultats obtenus, avec le protocole expérimental et le modèle biomécanique utilisés, l'hypothèse **H2** est donc rejetée. Ce résultat semble contredire certaines études récentes portant sur la calibration des BSIP [Zhao2010, Hansen2014]. Plusieurs points peuvent cependant expliquer ces contradictions.

Premièrement, nous avons montré que les résidus dynamiques de référence obtenus dans

notre étude sont similaires à ceux obtenus par [Hansen2014] à la suite d'une calibration personnalisée des BSIP. Cela signifie que l'imprécision du problème de dynamique inverse est initialement faible dans notre étude. Cela rend donc difficile l'utilisation de cette imprécision pour calibrer les BSIP. L'utilisation de cette méthode avec des sujets non ordinaires (athlètes de haut-niveau ou personne amputée) est donc une poursuite d'étude intéressante.

De plus, notre étude a montré que les incertitudes introduites par les données cinématiques expliquaient en grande partie les résidus dynamiques obtenus. [Kuo1998, Van Den Bogert2008] proposent une résolution globale du problème de dynamique inverse (méthode des moindres carrés) permettant de réduire l'influence de l'erreur des données cinématiques sur les résultats de la dynamique. Contrairement à l'algorithme récursif de Newton-Euler, qui propage les erreurs le long de la chaîne cinématique, la méthode des moindres carrés détermine les couples articulaires qui respectent au mieux l'équilibre dynamique global. En considérant les données de l'ensemble d'une trajectoire simultanément, [Kuo1998] propose également d'éliminer les erreurs constantes comme la mauvaise estimation des BSIP. La résolution de ce problème nécessite une solution initiale proche de l'optimum et un temps de calcul bien supérieur aux autres méthodes de calibration. Dans l'objectif de thèse de proposer un processus complet de calibration du modèle en limitant la complexité de mise en œuvre et de résolution, cette méthode ne semble donc pas adaptée.

Enfin, le modèle cinématique utilisé dans cette étude est relativement simple. Par exemple, le complexe articulaire de l'épaule a été modélisé comme une liaison rotule et ne prend donc pas en compte le mouvement de la clavicule ou bien le glissement de la scapula [Van Der Helm1994, Maurel1999, Duprey2016, Naaim2016]. Ainsi, l'erreur de reconstruction de référence (moyenne de 14 mm dans cette étude) est plus importante que les valeurs d'erreur de reconstruction disponibles dans la littérature [Reinbolt2005, Reinbolt2007, Andersen2010b, Lund2015] pour les membres inférieurs. Cela peut avoir deux répercussions différentes sur l'étude réalisée.

D'une part, l'erreur de reconstruction introduite par l'utilisation de ce modèle peut directement introduire des résidus dynamiques. Des études complémentaires pourraient alors être réalisées. Une première approche consisterait à modifier de façon adaptative le modèle cinématique dans la partie du corps où l'erreur de reconstruction serait la plus importante. Cela peut consister, par exemple, à prendre en compte la géométrie complexe de l'épaule à l'aide d'une boucle fermée [Van Der Helm1992] ou bien à détailler le mouvement complet des lombaires [de Zee2007b]. Une seconde approche consisterait à sélectionner seulement un sous-ensemble d'échantillons pour réaliser la calibration des BSIP. Ce sous-ensemble correspondrait aux échantillons où l'incertitude introduite par l'erreur de reconstruction serait suffisamment faible pour réaliser la calibration des BSIP. Basée sur le même principe, [Venture2009a] propose une méthode de sélection de séquences de mouvement ayant des propriétés d'excitation optimales. Les approches proposées peuvent ensuite être combinées.

D'autre part, l'erreur de reconstruction introduite par l'utilisation de ce modèle peut introduire une incertitude supplémentaire sans pourtant augmenter la valeur des résidus dynamiques. Cela semble être le cas ici car, malgré la valeur importante de l'erreur de reconstruction, les

résidus dynamiques de référence sont similaires à ceux obtenus avec des BSIP après calibration personnalisée [Hansen2014]. L'étude peut ainsi être affinée en améliorant la connaissance que l'on a sur les incertitudes introduites par la cinématique. On pourrait, par exemple, utiliser des modèles d'artefacts de tissus mous [Chèze1995]. Ces artefacts sont, en effet, reconnus comme étant la principale source d'erreur dans l'analyse de mouvement [Andriacchi2000]. L'erreur de reconstruction pourrait aussi être calculée en associant des poids différents en fonction des marqueurs, à la différence de l'indice global utilisé dans cette étude. De la même façon que [Ojeda2016] propose d'assigner des poids à chacun des marqueurs pour la méthode d'optimisation globale (en fonction des artefacts de tissus mous du segment associé), ces poids pourraient correspondre à l'impact de l'erreur de reconstruction de chaque marqueur sur la dynamique. En effet, l'impact de l'erreur de reconstruction d'un marqueur sur les résidus dynamiques dépend de sa position sur la chaîne cinématique. Par exemple, l'erreur de reconstruction d'un marqueur positionné sur la main (segment distal avec une masse faible) a probablement un impact plus faible que l'erreur de reconstruction d'un marqueur positionné sur le tronc. De plus, un segment comprenant un nombre important de marqueurs a un impact important sur l'erreur de reconstruction alors que son impact sur la dynamique n'est pas forcément prépondérant. Dans ce sens, nous pourrions utiliser une approche type méthode de Monte Carlo pour ajouter un bruit sur chaque marqueur, proportionnel à son erreur de reconstruction de référence. Cela permettrait probablement d'ajouter un bruit plus proche des caractéristiques de l'erreur de reconstruction de référence.

Dans cette partie, nous avons proposé une méthode pour quantifier la propagation des incertitudes dans l'étape de dynamique inverse. En particulier, nous avons évalué la possibilité d'utiliser les résidus dynamiques pour calibrer les BSIP du modèle sans sur-apprentissage.

En plus des BSIP, deux sources d'incertitude se propagent dans le problème de dynamique inverse : les données cinématiques et la mesure des plateformes de force. Une approche basée sur une méthode de Monte Carlo a été proposée. Pour chacune des sources d'incertitude, une étude a été réalisée permettant d'évaluer l'incertitude ainsi propagée dans les résidus dynamiques. L'incertitude globale propagée a ensuite été comparée aux résidus dynamiques obtenus avec le processus de référence.

Cette étude a permis d'évaluer deux hypothèses présentées au début de cette partie. Premièrement, les BSIP obtenus à l'aide de méthodes de régression semblent être acceptables pour la résolution d'un problème de dynamique, comme le suggère l'hypothèse **H1**. Deuxièmement, les incertitudes propagées dans les résidus dynamiques sont supérieures aux valeurs de référence. Ainsi, l'utilisation des résidus dynamiques pour réaliser une calibration des BSIP ne garantit pas d'éviter le sur-apprentissage. Cela semble donc rejeter l'hypothèse **H2**. Plusieurs points ont alors été proposés pour expliquer ces résultats et améliorer la compréhension de la propagation d'incertitude dans le problème de dynamique inverse. En particulier, la réalisation de l'étude proposée combinée à l'utilisation de mouvements excitants permettrait probablement de mettre en évidence une propagation plus faible des incertitudes des données d'entrée.

5.4 Méthode de calibration des BSIP

L'étude précédente a montré que l'estimation des BSIP à l'aide d'une méthode de régression semblait suffisante pour réaliser une étude dynamique. Ce résultat est valable pour le modèle biomécanique, le protocole expérimental et les sujets étudiés mais peut être remis en cause lorsque ces paramètres changent. L'étude, par exemple, de sujets atypiques (sportifs de haut niveau, sujets avec prothèses, etc) peut nécessiter l'utilisation d'une étape de calibration des BSIP. Il est alors nécessaire de prendre en compte la possibilité de sur-apprentissage lors de cette étape.

Cette partie propose une méthode de calibration des BSIP basée sur une méthode d'identification limitant les effets de sur-apprentissage par l'ajout de contraintes physiologiques. Une partie de ces travaux est issue de [Muller2015a, Muller2017a]. Un ensemble de mouvements réalisés par des sujets sur lesquels des lests ont été ajoutés, ont permis de tester cette méthode.

5.4.1 Méthodes

Pour rappel, la calibration des BSIP à l'aide d'une méthode d'identification consiste à chercher les paramètres permettant d'améliorer la résolution des équations de la dynamique c'est-à-dire minimisant la somme des termes des résidus dynamiques pour un ensemble d'échantillons N_i ¹ (5.12). De la même façon que pour la calibration des paramètres géométriques, cet ensemble d'échantillons peut correspondre soit à l'ensemble des échantillons de la capture de mouvement utilisée soit à un sous-ensemble de ces échantillons.

$$\min_{\mathbf{m}, \mathbf{c}, \mathbf{I}} \sum_{i \in N_i} \frac{1}{m_s g} \left(F_x(i)^2 + F_y(i)^2 + F_z(i)^2 + \frac{M_x(i)^2 + M_y(i)^2 + M_z(i)^2}{h_s} \right) \quad (5.12)$$

L'étude réalisée dans la Section 5.3 a mis en évidence un possible sur-apprentissage lors de la calibration des BSIP. Les paramètres obtenus après calibration peuvent être irréalistes comme par exemple l'apparition de masses négatives et de matrices d'inertie non définies positives. Plusieurs solutions ont été abordées dans la littérature pour pallier ces problèmes.

[Reinbolt2007] ajoute un terme dans la fonction de coût correspondant à la variation relative de chacun des BSIP par rapport à leur estimation initiale, obtenue à l'aide d'une méthode de régression. Cela empêche une variation trop importante des BSIP et limite ainsi le risque d'obtenir des masses négatives. Cependant l'ajout de ce terme n'assure pas le fait d'obtenir des matrices d'inertie définies positives. De plus, l'ordre de grandeur des variations de ce terme vis-à-vis du terme à minimiser pour respecter la dynamique n'est pas contrôlé. Cela va pourtant permettre ou non la variation des BSIP par rapport à l'estimation initiale vis-à-vis du critère de respect de la dynamique.

1. Pour simplifier l'écriture le paramètre N_i est aussi l'ensemble des échantillons utilisés pour la calibration des paramètres géométriques (Section 4.2). Ces deux ensembles peuvent cependant être différents.

[Atchonouglo2008b] propose une formulation matricielle des équations de la dynamique pour un solide. L'ensemble des BSIP de ce solide sont contenus dans un tenseur de dimensions (4×4) (tenseur d'inertie généralisé de Poinot). Le fait de contraindre cette matrice à être définie positive assure alors la masse du solide à être positive et la matrice d'inertie à être définie positive. De son côté, [Ayusawa2011] définit chaque solide rigide comme un nombre fini de masses ponctuelles. Cela permet donc d'obtenir, pour chaque solide, une masse positive ainsi qu'une matrice d'inertie définie positive. Pour ces deux travaux, ces contraintes n'empêchent cependant pas le sur-apprentissage pouvant alors fausser l'estimation des BSIP.

Pour éviter les phénomènes de sur-apprentissage, [Jovic2016] propose d'ajouter un ensemble de contraintes sur les BSIP lors de la calibration. Ces contraintes sont hiérarchisées grâce à l'utilisation d'un solveur HQP (*Hierarchical Quadratic Programming*) [Escande2010] et réparties sur un ensemble de couches. Le solveur HQP trouve ainsi une solution satisfaisant au mieux, la première couche de contraintes, la deuxième couche dans dégrader la première, la troisième couche sans dégrader les deux premières, etc. [Jovic2016] a choisi d'utiliser quatre couches de contraintes, détaillées ci-dessous.

- 1^{ère} couche : respect des contraintes physiques. Cette couche est la couche prioritairement respectée. Les contraintes présentes dans cette couche sont les suivantes : la masse de chaque solide doit être positive ou nulle ; la somme des masses de l'ensemble des solides doit être égale à la masse du sujet ; la position du centre de masse de chaque solide doit être contenue dans un volume prédéfini ; la matrice d'inertie de chaque solide doit être définie positive.
- 2^{ème} couche : cohérence physiologique. Cette couche de contraintes est utilisée lors de la calibration des BSIP d'un sujet sain. Il contient deux contraintes : respect de la symétrie, la différence entre les masses des solides et les termes diagonaux de la matrice d'inertie pour le côté gauche et le côté droit est limitée ; la variation de la masse de chaque solide par rapport à la masse estimée à l'aide d'une méthode de régression est limitée.
- 3^{ème} couche : respect de la dynamique. Cette couche de contraintes correspond à proprement parler à la phase de calibration puisqu'elle consiste à trouver les BSIP respectant au mieux les équations de la dynamique.
- 4^{ème} couche : cohérence avec les méthodes de régression. Cette dernière couche cherche à respecter l'égalité des BSIP par rapport à ceux obtenus avec une méthode de régression.

L'utilisation de cette méthode de résolution avec ces contraintes permet donc bien de respecter les masses positives, de respecter les matrices d'inertie définies positives et de limiter le sur-apprentissage. Cette méthode de résolution est cependant complexe à mettre en place. De plus, certaines contraintes demandent l'ajout de paramètres choisis arbitrairement comme par exemple la définition du volume dans lequel le centre de masse est contenu.

Enfin, dans les méthodes proposées par [Reinbolt2007] et [Jovic2016], aucun couplage n'existe entre la masse d'un solide, la position de son centre de masse et sa matrice d'inertie.

Nous proposons ici une méthode d'identification des BSIP basée sur les données de capture de mouvement et de plateformes de force. Pour permettre de coupler les différents BSIP de chaque solide, l'identification n'est pas directement réalisée sur les BSIP mais sur les paramètres d'un modèle géométrique associé à chaque solide. Les valeurs de ces paramètres géométriques calibrés permettent, a posteriori, de déterminer les BSIP. Un ensemble de contraintes est ajouté pour éviter un sur-apprentissage lors de la calibration. Cette partie présente la méthode développée, illustrée sur un ensemble de sujets. Une attention particulière sera apportée au choix des contraintes ainsi qu'à leur influence sur les résultats obtenus.

Le modèle géométrique utilisé dans cette étude est le modèle proposé par [Yeadon1990], appelé *stadium solid*. Ce solide est délimité par deux stades de dimensions différentes (Figure 5.11). Ce modèle est suffisamment simple pour permettre une implémentation rapide et un nombre de paramètres géométriques limité. Pour chaque solide j , ce modèle contient six paramètres : les dimensions géométriques des deux stades $t_{0,j}$, $r_{0,j}$, $t_{1,j}$ et $r_{1,j}$, sa hauteur H_j et sa densité D_j , considérée homogène. Le vecteur $\phi_{Y,j}$ contient l'ensemble des paramètres du solide j (5.13).

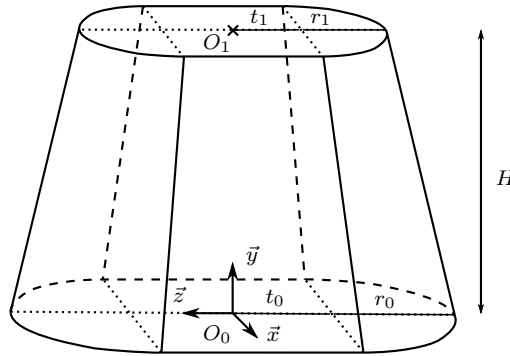


Figure 5.11 – Représentation et paramétrage d'un *stadium solid*

$$\phi_{Y,j} = [t_{0,j} \quad r_{0,j} \quad t_{1,j} \quad r_{1,j} \quad H_j \quad D_j]^T \quad (5.13)$$

Pour permettre une généralité de la description du modèle et des méthodes développées, nous avons choisi de décrire exactement de la même façon le modèle associé à chaque segment. Ainsi, même si [Yeadon1990] propose de modéliser la tête à l'aide d'une semi-ellipsoïde de révolution, nous avons choisi d'utiliser le *stadium solid* pour chacun des solides du modèle biomécanique. De plus, nous considérons que l'orientation du *stadium solid* est fixe dans le repère associé à chaque segment. Ainsi, l'axe y du *stadium solid* est associé à l'axe proximal du segment, correspondant dans la quasi-totalité des cas à la dimension la plus importante de ce segment. L'axe z est associé à l'axe latéral du segment. Cela permet de se rapprocher au mieux de la géométrie des membres dont la géométrie de tronc de cône est la plus éloignée (pelvis, abdomen, thorax). L'axe x permet alors de définir un repère orthogonal direct.

Le modèle géométrique utilisé a pour objectif de représenter au mieux chacun des segments utilisés dans le modèle biomécanique. Si les paramètres géométriques et la densité du segment

sont à déterminer, la hauteur H correspond à la distance entre deux points anatomiques préalablement définis dans le modèle ostéo-articulaire. Ce paramètre étant déjà calibré lors de la phase de calibration des paramètres géométriques, il sera considéré comme connu et fixe durant cette calibration.

L'objectif de la méthode présentée ici est donc de déterminer les paramètres du modèle géométrique présenté Figure 5.11 permettant de respecter au mieux les équations de la dynamique. Différentes contraintes seront ajoutées pour limiter le risque de sur-apprentissage lors de la calibration. La méthode proposée se décompose en trois étapes (Figure 5.12). L'étape de calibration (2^{ème} étape) permet de déterminer les paramètres géométriques calibrés des *stadium solids* ϕ_Y à l'aide de la résolution d'un problème d'optimisation. La solution initiale de ce problème ϕ_Y^{ref} correspond aux paramètres géométriques des *stadium solids* associés à une méthode de régression. Ces paramètres sont obtenus à partir des BSIP d'une méthode de régression ϕ^{ref} (1^{ère} étape). La 3^{ème} étape a pour objectif de déterminer les BSIP calibrés ϕ à partir de ϕ_Y .

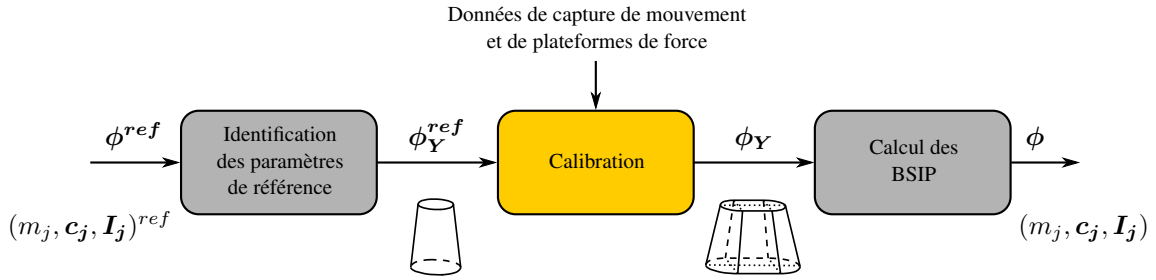


Figure 5.12 – Schéma de la méthode de calibration des BSIP. Ce schéma correspond à l'étape de calibration inertielle définie dans le schéma global en début de chapitre (Figure 5.1)

Identification des paramètres de référence L'objectif de cette étape est d'identifier les paramètres du modèle géométrique correspondant aux BSIP issus d'une méthode de régression [Dumas2007]. Dans une première approche, nous avons choisi d'identifier les BSIP à l'aide de troncs de cône ($t_1 = t_0 = 0$) à densité uniforme fixe ($D = 1000 \text{ kg.m}^{-3}$ [Dumas2007]). Pour chaque segment, cela revient donc à déterminer r_0 et r_1 . Ces deux paramètres sont identifiés à l'aide de la masse du segment considéré et de la coordonnée du centre de masse selon l'axe proximal. À partir de la géométrie d'un tronc de cône, on peut ainsi déterminer $\phi_{Y,j}^{ref}$.

$$\phi_{Y,j}^{ref} = \begin{bmatrix} 0 & r_{0,j}^{ref}(m_j, c_j, \vec{y}_j) & 0 & r_{1,j}^{ref}(m_j, c_j, \vec{y}_j) & H_j^{ref} & D_j^{ref} \end{bmatrix}^T \quad (5.14)$$

Calibration L'étape de calibration consiste à chercher les paramètres du modèle géométrique respectant au mieux la dynamique, c'est à dire minimisant les termes de l'indice de résidus dynamiques (5.15). Des contraintes d'égalité $\psi_{eq}(\phi_Y)$ et d'inégalité $\psi(\phi_Y)$ sont ajoutées pour

prévenir l'apparition de sur-apprentissage et sont détaillées dans la suite de cette partie.

$$\begin{aligned}
 \min_{\phi_Y} \quad & \sum_{i \in N_i} \sum_{k=1}^6 \epsilon_{dr,k}(i) \\
 \text{t.q.} \quad & \psi_{eq}(\phi_Y) = 0, \\
 & \psi(\phi_Y) \leq 0.
 \end{aligned} \tag{5.15}$$

Un ensemble de contraintes a été implémenté dans ce problème d'optimisation. Plusieurs calibrations seront ensuite effectuées avec différentes combinaisons de contraintes et différentes valeurs de paramètres pour tester l'influence de ces contraintes sur les résultats de la calibration. Les contraintes disponibles sont les suivantes :

- utilisation d'un tronc de cône (5.16) ;

$$\forall j \in \llbracket 0, n_q \rrbracket, t_{0,j} = t_{1,j} = 0 \tag{5.16}$$

- densité fixe (5.17) ;

$$\forall j \in \llbracket 0, n_q \rrbracket, D_j = D_j^{ref} \tag{5.17}$$

- limitation de la variation de la masse globale (5.18) ;

$$(1 - \alpha_m) \sum_{j=1}^{n_q} m_j^{ref} \leq \sum_{j=1}^{n_q} m_j \leq (1 + \alpha_m) \sum_{j=1}^{n_q} m_j^{ref} \tag{5.18}$$

- limitation de la variation de chaque masse (5.19) ;

$$\forall j \in \llbracket 0, n_q \rrbracket, (1 - \alpha_{m_j}) m_j^{ref} \leq m_j \leq (1 + \alpha_{m_j}) m_j^{ref} \tag{5.19}$$

- limitation de la variation de la position du centre de masse (5.20) ;

$$\forall j \in \llbracket 0, n_q \rrbracket, (1 - \alpha_{c_j}) \mathbf{c}_j^{ref} \leq \mathbf{c}_j \leq (1 + \alpha_{c_j}) \mathbf{c}_j^{ref} \tag{5.20}$$

- limitation de la variation relative de deux solides symétriques (5.21).

$$\text{si } i \text{ et } j \text{ symétriques, } \exists (m_s, \mathbf{c}_s) \text{ t.q. : } \begin{cases} (1 - \alpha_{s_{ij}}) m_s \leq m_i \leq (1 + \alpha_{s_{ij}}) m_s \\ (1 - \alpha_{s_{ij}}) m_s \leq m_j \leq (1 + \alpha_{s_{ij}}) m_s \\ (1 - \alpha_{s_{ij}}) \mathbf{c}_s \leq \mathbf{c}_i \leq (1 + \alpha_{s_{ij}}) \mathbf{c}_s \\ (1 - \alpha_{s_{ij}}) \mathbf{c}_s \leq \mathbf{c}_j \leq (1 + \alpha_{s_{ij}}) \mathbf{c}_s \end{cases} \tag{5.21}$$

Calcul des BSIP À partir des paramètres géométriques calibrés, cette dernière étape détermine les BSIP du modèle biomécanique. Cela revient, pour chaque segment, à déterminer les BSIP du *stadium solid* en fonction de ses paramètres géométriques et de la densité associée.

5.4.2 Validation

La partie suivante a plusieurs objectifs. Le premier objectif est de déterminer l'influence de l'ajout de contraintes lors d'une calibration. Le second est d'évaluer la pertinence des résultats obtenus après calibration. Pour cela, une étude préliminaire de l'influence des contraintes sur les résultats de calibration a été réalisée sur un sujet. Ensuite, cette calibration a été réalisée sur l'ensemble des mouvements décrits dans la Section 3.6, avec notamment une perturbation des données d'entrée (ajout d'un lest supplémentaire sur certains segments). Pour rappel, les mouvements effectués sont des mouvements de type ROM. Ces mouvements permettent de solliciter chaque degré de liberté séparément, comme conseillé dans les travaux de [Jovic2015] pour l'identification des paramètres inertiels d'un robot humanoïde. Pour améliorer l'efficacité et la reproductibilité des mouvements, chaque sujet devait suivre le mouvement joué par un avatar vidéo (Figure 3.8), comme suggéré par [Hansen2014].

Le modèle biomécanique utilisé pour les différentes calibrations est un modèle corps complet comprenant 18 solides (pelvis, abdomen, thorax, tête, clavicules, bras, avant-bras, mains, fémurs, tibias et pieds) et 41 degrés de liberté. Le modèle des membres inférieurs est issu des travaux de [Klein Horsman2007] et le modèle des membres supérieurs est en partie issu de travaux de [Holzbaur2005]. Pour chaque sujet, les paramètres géométriques du modèle associé ont été préalablement calibrés à l'aide de la méthode présentée dans la partie 4.2.

Chaque calibration est réalisée sur un ensemble d'échantillons N_i . Environ 9000 échantillons sont disponibles pour chaque capture. Ainsi, pour limiter les temps de calcul, nous choisissons de sélectionner un nombre d'échantillons plus restreint. Pour améliorer les résultats de la calibration, les échantillons utilisés doivent contenir des mouvements excitants pour chaque segment. De plus, nous avons mis en évidence dans l'étude réalisée dans la partie 5.3, que l'erreur de reconstruction avait un impact important sur le risque de sur-apprentissage. Pour choisir rapidement et facilement le sous-ensemble d'échantillons utilisé pour la calibration, nous avons choisi de séquencer de façon équitable le mouvement en autant de parties que d'échantillons sélectionnés. Chaque partie contient a priori des mouvements de parties du corps différentes. Pour chacune de ces parties, l'échantillon dont l'erreur de reconstruction est la plus faible est sélectionné. Après différents essais numériques, nous avons choisi d'utiliser un sous-ensemble contenant 60 échantillons, valeur qui semble être un bon compromis entre le temps de calcul et les performances obtenus.

La résolution du problème d'optimisation est réalisée à l'aide d'un algorithme SQP (*Sequential Quadratic Programming*).

Le premier objectif de cette partie est déterminer l'influence de l'ajout de contraintes lors d'une calibration. En utilisant le mouvement de type ROM d'un sujet (Sujet 1), deux calibrations ont été réalisées avec deux ensembles de contraintes différents (Tableau 5.1). La calibration 1 (**C1**) correspond à une calibration sans ajout particulier de contraintes. Des contraintes sont ajoutées pour réaliser la calibration 2 (**C2**), les valeurs des coefficients associés ont été déterminées soit à partir de valeurs proposées par [Jovic2016], soit à l'aide de différents essais.

	(5.16)	(5.17)	(5.18)	(5.19)	(5.20)	(5.21)
Calibration 1 (C1)	X	✓	X	X	X	X
Calibration 2 (C2)	X	✓	$\alpha_m = 0$	$\alpha_{m_j} = 0,35$	$\alpha_{c_j} = 0,35$	$\alpha_{s_{ij}} = 0,05$

Tableau 5.1 – Contraintes ajoutées pour chaque calibration des BSIP

La figure 5.13 présente la masse des différents segments obtenus avec les données anthropométriques de [Dumas2007] (**C0**), la calibration 1 (**C1**) et la calibration 2 (**C2**). Tout d’abord, il est facilement visible que les résultats de **C1** sont totalement incohérents : la masse du pelvis est supérieure à la masse du torse, la symétrie n’est pas tout respectée, certains segments ont des masses très faibles, etc. Les résultats de **C2** semblent, a priori, plus cohérents et semblent en accord avec les résultats obtenus par [Jovic2016] : les variations de masses les plus importantes sont une augmentation de la masse du pelvis et une diminution de la masse du torse par rapport à **C0**.

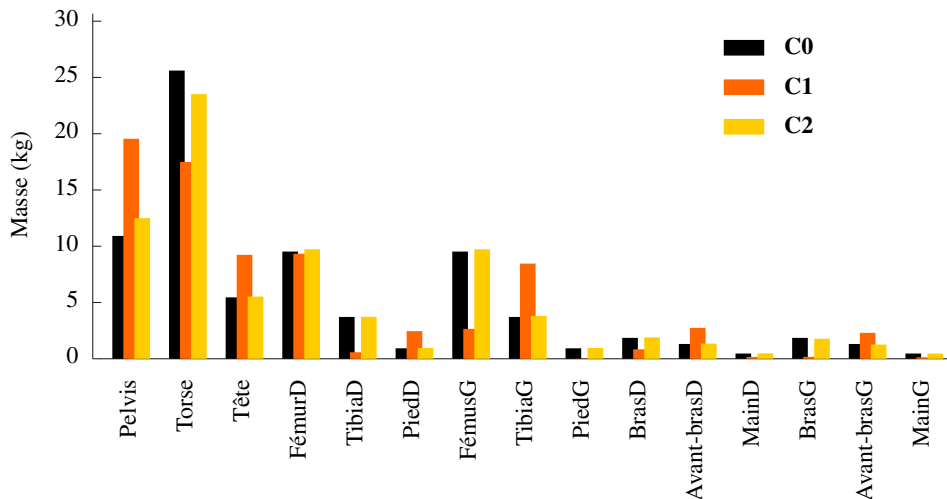


Figure 5.13 – Masse des différents segments obtenus avec les données anthropométriques de [Dumas2007] (**C0**), la calibration 1 (**C1**) et la calibration 2 (**C2**)

Ainsi, même si la calibration **C1** est meilleure en terme d’optimisation (valeur de la fonction de coût la plus faible), les résultats obtenus avec **C2** sont plus cohérents. La calibration **C1** semble donc faire apparaître du sur-apprentissage. Ce résultat confirme ainsi l’étude réalisée précédemment (partie 5.3). L’ajout de contraintes lors de l’optimisation semble donc indispensable pour réaliser une calibration.

Même si les résultats obtenus avec **C2** semblent cohérents et confirment les résultats présents dans la littérature, d’autres études sont nécessaires pour valider ces résultats. Le second objectif de cette partie est donc d’évaluer la pertinence des résultats obtenus après calibration. Pour cela, dans la même idée que celle proposée par [Ayusawa2009] et [Jovic2016], nous avons choisi d’ajouter des lestés sur les sujets réalisant les captures de mouvement. Ainsi, chacun des sujets

présenté précédemment a réalisé successivement 3 mouvements identiques correspondant au mouvement de type ROM : sans lest additionnel, avec un lest de 1 kg au niveau de l'avant-bras, avec un lest de 1 kg au niveau du tibia (Figure 5.14).



Figure 5.14 – Trois préparations d'un sujet avant la capture de mouvement : sans lest additionnel, avec un lest de 1 kg au niveau de l'avant-bras et avec un lest de 1 kg au niveau du tibia

Pour chacun de ces mouvements, une calibration est alors réalisée (**C2** pour le mouvement sans lest additionnel, **C2a** et **C2t** pour les mouvements avec un lest additionnel sur l'avant-bras et sur le tibia). Chaque lest ajouté vient modifier les BSIP du segment auquel il est attaché. Les BSIP du sujet s'éloignent alors des paramètres anthropométriques. Pour permettre à la calibration de prendre en compte ces spécificités, de la même manière que proposée par [Jovic2016], certaines contraintes présentées sont alors modifiées. Tout d'abord, comme la masse du lest ajouté dépasse la tolérance d'asymétrie admissible, la contrainte de symétrie (5.21) est supprimée pour les segments contenant le lest. De plus, les données anthropométriques de [Dumas2007] sont modifiées en ajoutant la masse supplémentaire du lest.

Les calibrations **C2**, **C2a** et **C2t** ont tout d'abord été réalisées sur un sujet (Sujet 1) et les paramètres des contraintes additionnelles ont été ajustées à l'aide des résultats obtenus. La première ligne du Tableau 5.2 montre les masses des segments obtenues après chacune des calibrations ainsi que les masses des données anthropométriques issues de [Dumas2007]. Les calibrations **C2a** et **C2t** mettent bien en évidence les lests ajoutés sur le sujet. Que ce soit le poids ajouté sur l'avant-bras ou sur le tibia, la masse identifiée semble cependant supérieure à 1 kg (1,4 kg pour **C2a** et **C2t** par rapport à **C2**). Les variations de masse les plus importantes observées avec **C2** par rapport à **C0** se retrouvent sur **C2a** et **C2t**. Ainsi, sur ce sujet, les résultats des différentes calibrations semblent cohérents. Pour les autres sujets, nous avons donc choisi d'utiliser les mêmes contraintes additionnelles que celles utilisées pour **C2** (Tableau 5.1). Le Tableau 5.2 présente les masses des segments obtenues après les calibrations pour l'ensemble des sujets.

Pour l'ensemble des sujets, les calibrations **C2a** et **C2t** mettent en évidence la présence d'un lest sur un avant-bras ou sur un tibia. Ainsi la différence moyenne de masse au niveau de l'avant-bras entre **C2a** et **C2** est de 1,3 kg ($\pm 0,1$ kg) et de 1,2 kg ($\pm 0,1$ kg) au niveau du tibia entre **C2t** et **C2**.

		Pelvis	Torse	Tête	FémurD	TibiaD	PiedD	FémurG	TibiaG	PiedG	BrasD	Avant-brasD	MainD	BrasG	Avant-brasG	PiedG
Sujet 1	C0	10,9	25,6	5,5	9,5	3,7	0,93	9,5	3,7	0,93	1,9	1,3	0,46	1,9	1,3	0,46
	C2	12,5	23,5	5,5	9,7	3,7	0,96	9,7	3,8	0,96	1,9	1,3	0,48	1,8	1,3	0,46
	C2a	12,7	23,0	5,6	9,8	3,8	0,97	9,8	3,8	1,0	1,9	2,7	0,47	1,8	1,1	0,44
	C2t	12,3	23,4	5,2	9,7	5,1	0,95	9,7	4,2	0,89	1,9	1,3	0,48	1,8	1,3	0,45
Sujet 2	C0	9,4	22,1	4,7	8,2	3,2	0,80	8,2	3,2	0,80	1,6	1,1	0,40	1,6	1,1	0,40
	C2	12,7	16,0	5,9	8,1	3,7	1,1	8,7	3,4	1,0	1,6	1,1	0,36	1,7	1,2	0,40
	C2a	10,0	22,1	4,2	8,0	3,3	0,87	8,4	3,3	0,86	1,6	1,9	0,39	1,6	1,2	0,41
	C2t	10,8	18,6	4,7	8,1	5,2	0,90	8,6	4,0	0,90	1,6	1,1	0,37	1,7	1,2	0,40
Sujet 3	C0	9,8	23,1	4,9	8,6	3,4	0,84	8,6	3,4	0,83	1,7	1,2	0,42	1,7	1,2	0,42
	C2	10,4	22,5	4,6	8,5	3,3	0,85	8,8	3,5	0,86	1,7	1,2	0,41	1,7	1,2	0,44
	C2a	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x
	C2t	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x
Sujet 4	C0	11,2	26,2	5,6	9,7	3,8	0,95	9,7	3,8	0,95	1,9	1,3	0,48	1,9	1,3	0,48
	C2	9,9	27,2	6,4	9,4	3,6	0,87	9,9	3,6	0,87	1,8	1,3	0,44	2,0	1,4	0,48
	C2a	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x
	C2t	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x
Sujet 5	C0	9,5	22,2	4,7	8,3	3,2	0,81	8,3	3,2	0,81	1,6	1,1	0,40	1,6	1,1	0,40
	C2	10,8	21,0	4,6	8,4	3,3	0,83	8,4	3,1	0,78	1,5	1,1	0,39	1,6	1,2	0,41
	C2a	11,0	20,5	5,2	8,7	3,3	0,58	7,9	3,0	0,53	1,7	1,1	0,54	1,5	2,3	0,55
	C2t	10,4	21,0	4,2	8,4	3,5	0,83	8,4	4,6	0,81	1,6	1,1	0,42	1,6	1,1	0,41
Sujet 6	C0	12,1	28,5	6,1	10,6	4,1	1,0	10,6	4,1	1,0	2,1	1,5	0,52	2,1	1,5	0,52
	C2	13,0	28,0	5,6	10,7	4,2	1,0	10,7	4,2	1,0	2,1	1,5	0,52	2,0	1,4	0,51
	C2a	13,0	28,1	5,6	10,7	4,2	1,0	10,7	4,2	1,0	2,1	1,6	0,52	2,0	2,2	0,50
	C2t	12,9	27,9	5,0	10,7	4,4	1,0	10,7	5,5	1,0	2,0	1,5	0,52	2,1	1,5	0,52
Sujet 7	C0	9,7	22,6	4,8	8,4	3,3	0,82	8,4	3,3	0,82	1,6	1,2	0,41	1,6	1,2	0,41
	C2	12,0	18,7	6,5	8,0	3,1	0,75	8,9	3,4	0,82	1,6	1,1	0,33	1,8	1,2	0,37
	C2a	11,1	19,1	6,0	8,7	3,2	0,84	8,8	3,3	0,79	1,6	2,6	0,39	1,7	1,1	0,38
	C2t	11,9	19,3	6,5	8,0	3,7	0,67	8,9	4,4	0,67	1,4	0,94	0,27	1,6	1,0	0,27
Sujet 8	C0	9,2	21,6	4,6	8,0	3,1	0,78	8,0	3,1	0,78	1,6	1,1	0,39	1,6	1,1	0,39
	C2	12,4	16,0	6,2	8,4	3,3	0,80	8,4	3,0	0,73	1,6	1,1	0,39	1,5	1,2	0,43
	C2a	9,9	20,7	5,0	7,9	3,1	0,77	8,1	3,0	0,75	1,5	2,1	0,41	1,6	1,2	0,40
	C2t	10,0	20,1	4,8	8,0	4,4	0,77	8,1	3,4	0,75	1,5	1,1	0,40	1,6	1,1	0,40
Sujet 9	C0	11,5	27,0	5,7	10,0	3,9	0,98	10,0	3,9	0,98	2,0	1,4	0,49	2,0	1,4	0,49
	C2	15,2	21,9	7,7	9,5	3,7	0,89	10,5	4,1	0,98	1,8	1,3	0,44	1,8	1,3	0,44
	C2a	11,9	26,6	7,6	9,6	3,8	0,98	9,6	3,9	0,89	1,9	2,4	0,36	1,8	0,93	0,36
	C2t	11,4	26,2	5,6	10,5	4,8	0,97	10,4	4,2	0,98	1,9	1,4	0,49	1,9	1,4	0,49
Sujet 10	C0	11,0	25,8	5,5	9,6	3,7	0,94	9,6	3,7	0,94	1,9	1,3	0,47	1,9	1,3	0,47
	C2	14,9	20,3	6,2	10,1	4,0	0,96	9,2	4,0	1,1	2,0	1,4	0,47	1,8	1,3	0,43
	C2a	14,9	20,0	6,3	10,1	4,0	1,1	9,7	3,6	1,0	2,0	1,8	0,39	1,8	2,1	0,39
	C2t	13,2	22,4	5,3	10,0	4,2	0,98	9,3	5,4	0,94	2,0	1,4	0,49	1,8	1,3	0,49

Tableau 5.2 – Masses des segments de l'ensemble des sujets après calibration. **C0** correspond aux BSIP issus de [Dumas2007], **C2** correspond aux BSIP obtenus après calibration, **C2a** et **C2t** correspondent aux BSIP obtenus après calibration avec l'ajout d'un lest lors de l'expérimentation, respectivement sur la bras et sur la jambe. Les valeurs de masses repérées en gras correspondent aux segments sur lesquels un lest a été ajouté lors de l'expérimentation. Les x désignent des expérimentations où les données de plateformes de force sont corrompues. Ces expérimentations ne sont donc pas traitées ici

La cohérence des résultats entre les calibrations dépend ensuite largement du sujet considéré. Sur une majorité de sujets, les variations globales de masses relevées entre **C0** et **C2** se retrouvent dans les résultats de **C2a** et **C2t**. Les variations de masses observées sur quelques sujets semblent cependant incohérentes. Sur le Sujet 8, des différences importantes apparaissent entre les masses du pelvis, du torse et de la tête obtenues avec **C2** et celles obtenues avec **C2a** et **C2t**. Les écarts relatifs observés, de l'ordre de 25%, semblent faire apparaître une incohérence sur la calibration **C2**. De la même façon, la calibration **C2** du Sujet 9 et la calibration **C2t** du Sujet 10 semblent montrer une incohérence au niveau des résultats.

Ainsi, les contraintes utilisées et ajustées à l'aide du Sujet 1 ne semblent pas être adaptées pour l'ensemble des sujets. Il apparaît donc que les contraintes additionnelles sont dépendantes du sujet étudié ou du mouvement réalisé. De plus, la modification des contraintes additionnelles pour les calibration **C2a** et **C2t** a ici été réalisée en ayant une connaissance préalable du résultat attendu. Cela semble donc, dans l'état, difficilement utilisable pour réaliser une calibration sans aucun a priori sur le résultat. De plus, les sujets utilisés dans cette étude sont ordinaires (en bonne santé, pas d'athlète de haut niveau, indice de masse corporelle compris entre 18,5 et 30). L'utilisation de contraintes telles que la symétrie semble donc raisonnable dans notre étude mais sera plus difficilement utilisable, par exemple, pour des personnes amputées.

Les temps de calcul associés à cette méthode de calibration, avec les paramètres de calibration définis précédemment, sont de l'ordre de cinq minutes. Ce temps de calcul semble acceptable dans l'optique de proposer une phase de calibration préliminaire à une capture de mouvement. Une diminution du temps de calcul peut malgré tout permettre d'alléger cette phase de calibration. Cela pourrait être réalisé en résolvant le problème à l'aide d'une méthode des moindres carrés comme proposée par [Venture2009b, Hansen2014].

5.4.3 Discussion

La méthode de calibration des BSIP proposée dans cette thèse consiste en une méthode d'identification (utilisation des données de capture de mouvement et de la mesure des plateformes de force). Les paramètres du problème d'optimisation ne sont pas ici directement les BSIP de chaque solide, mais les paramètres d'un modèle géométrique associé à chacun des segments. Cette méthode présente plusieurs avantages. Tout d'abord, le modèle géométrique utilisé permet de coupler les BSIP et ainsi de limiter le nombre de paramètres du problème d'optimisation. Avec le modèle géométrique choisi, pour chaque segment, les 10 BSIP dépendent de 5 paramètres indépendants. L'ajout d'une contrainte bloquant la densité de chaque solide, revient alors à déterminer 4 paramètres géométriques. Même si la réduction du nombre de paramètres limite les variations possibles des BSIP (position du centre de masse sur l'axe longitudinal), cela permet de limiter le sur-apprentissage, notamment sur les BSIP ayant une influence plus faible sur les résultats de la dynamique. De plus, l'utilisation de paramètres liés à un modèle géométrique facilite la définition de contraintes additionnelles. En effet, il est plus facile de définir des contraintes sur des paramètres géométriques que directement sur des BSIP notamment sur les

différents termes de la matrice d'inertie.

Les résultats de l'étude proposée ici semblent cependant mettre en évidence différents points d'amélioration. Tout d'abord, nous avons choisi d'utiliser des mouvements sollicitant séparément chacun des degrés de liberté. Dans ces mouvements, les échantillons dont l'erreur de reconstruction est la plus faible sont ensuite sélectionnés. La génération et l'identification de mouvements excitants [Venture2009a, Bonnet2016] peuvent permettre de diminuer l'incertitude introduite par les données cinématiques dans les résidus dynamiques et améliorer les résultats de la calibration des BSIP. De plus, les contraintes utilisées dans cette étude ne semblent pas adaptées à l'ensemble de la population testée. L'utilisation de contraintes uniques est nécessaire pour pouvoir utiliser cette méthode de calibration. L'ajout de lests sur certains des segments n'a pas permis de valider complètement la méthode. En effet, on vient ici comparer différentes calibrations entre elles, sans avoir de référence absolue à laquelle se fier. Enfin, l'hypothèse réalisée en modélisant chaque segment à un modèle géométrique est largement discutable lorsque l'on vient ajouter un lest sur une partie d'un segment. La comparaison des résultats de cette méthode à l'aide d'une méthode d'imagerie médicale permettrait de valider les résultats obtenus et d'affiner le choix des contraintes additionnelles.

5.5 Conclusion générale du chapitre

Un des objectifs de cette thèse est le développement de méthodes d'analyse de mouvement limitant les temps de calcul. La seconde étape de l'analyse de mouvement est l'étape de dynamique inverse qui détermine les couples articulaires mis en jeu lors du mouvement. Cette étape est résolue à l'aide d'un algorithme récursif de Newton-Euler. L'utilisation de cet algorithme permet de résoudre l'étape de dynamique inverse à une fréquence moyenne de 153 Hz.

Un autre objectif de cette thèse est de proposer une phase de calibration des modèles biomécaniques simple, rapide et accessible avec les outils courants de l'analyse de mouvement. Pour améliorer les résultats de l'étape de dynamique inverse, nous avons proposé une méthode de calibration des BSIP utilisant uniquement les données de capture de mouvement et de plateformes de force. Cette méthode est basée sur un problème d'optimisation. Elle identifie les BSIP permettant de diminuer les résidus dynamiques, utilisés comme indicateur de performance de l'étape de dynamique inverse. Une étude a permis de quantifier l'influence des erreurs introduites par les données cinématiques et par la mesure des plateformes de force et a mis en évidence la nécessité d'ajout de contraintes supplémentaires lors de la résolution du problème d'optimisation afin d'éviter l'apparition de sur-apprentissage. Pour faciliter l'ajout de contraintes additionnelles, nous avons choisi d'associer chaque segment à un modèle géométrique (ici le *stadium solid* proposé par [Yeadon1990]). Cela permet d'une part de diminuer le nombre de paramètres à identifier et d'autre part de faciliter l'ajout de contraintes supplémentaires. En effet, ces contraintes sont définies sur les paramètres géométriques de ces modèles et non directement sur les termes des BSIP. Cette méthode a été testée à l'aide de données expérimentales comprenant des mouvements de type ROM réalisés par des sujets sur lesquels des lests ont été ajoutés.

La cohérence des résultats obtenus est hétérogène en fonction des sujets étudiés. Plusieurs pistes d'amélioration ont été proposées et seront à valider vis-à-vis de méthodes d'imagerie, considérées comme les méthodes de calibration de référence. Le temps de calcul de cette étape de calibration (de l'ordre de cinq minutes) semble en accord avec l'idée de proposer une phase de calibration préliminaire à une campagne de capture de mouvement telle que classiquement menée dans un laboratoire d'analyse du mouvement.

L'étape de dynamique développée dans ce chapitre constitue la seconde étape de l'analyse de mouvement par méthode de dynamique inverse. L'utilisation de l'étape de dynamique inverse va ainsi permettre le développement d'une méthode d'estimation des efforts musculaires présentée dans le chapitre suivant.

Estimation des efforts musculaires

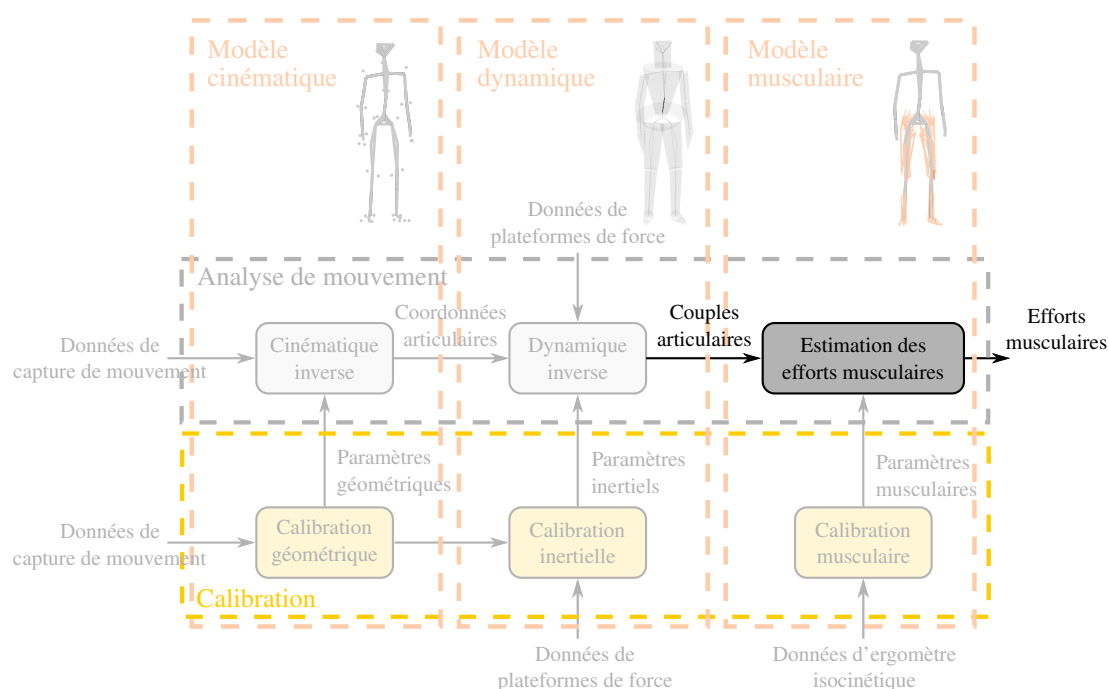


Figure 6.1 – Positionnement du Chapitre 6 dans le schéma global de la thèse

Cette thèse propose des contributions améliorant la performance de l'analyse du mouvement humain en laboratoire. Ce chapitre propose une méthode rapide et quasi-optimale permettant de résoudre le problème de répartition des efforts musculaires, nommée **MusIC** (*Muscles forces Interpolation and Correction*) – estimation des efforts musculaires de la Figure 6.1. La première partie présente le **principe de la méthode**. Une **validation sur un modèle simple** est réalisée à l'aide d'un ensemble de mouvements synthétisés.

Une **validation** est ensuite effectuée sur un modèle musculo-squelettique plus complexe à l'aide de données expérimentales. Cette méthode ayant pour objectif de mimer le comportement d'une méthode classique d'optimisation, nous choisissons de réaliser ces validations en comparant notre méthode à une méthode classique d'optimisation.

6.1 Méthodes

De manière classique, la question de la répartition des efforts musculaires est résolue à l'aide d'un problème d'optimisation minimisant un critère physiologique. La résolution de ce problème d'optimisation impose un temps de calcul important qui n'est pas compatible avec les objectifs de cette thèse. Nous développons ici une méthode, nommée MusIC (*Muscles forces Interpolation and Correction*), qui propose une solution alternative au problème d'optimisation. L'objectif de cette méthode n'est pas de définir un nouveau problème mais de proposer rapidement une solution proche de la solution optimale du problème d'optimisation posé.

La méthode proposée ici est basée sur une méthode d'interpolation dans une base de données. Ce principe a déjà été proposé dans la littérature comme solution pour réduire les temps de calcul [Pontonnier2009, Pontonnier2010, Kishishita2015]. Pour un modèle musculo-squelettique du membre supérieur, [Kishishita2015] utilise une base de données constituée des efforts musculaires de 27 postures différentes. Pour une posture donnée, une interpolation linéaire évalue l'effort dans chaque muscle à l'aide des postures les plus proches. Cette méthode permet une estimation en temps réel mais ne prend en compte que la posture. Pour un modèle musculo-squelettique de l'articulation du coude, [Pontonnier2009, Pontonnier2010] utilise une base de données constituée des efforts musculaires d'environ 10 000 configurations articulaires ($q, \dot{q}, \ddot{q}$). Pour une configuration donnée, une interpolation linéaire évalue l'effort dans chaque muscle à l'aide des configurations les plus proches. Cette méthode permet une estimation rapide prenant en compte les variables $q, \dot{q}$ et $\ddot{q}$ de la configuration articulaire. Cependant, la base de données utilisée semble difficile à étendre à des modèles comprenant plusieurs articulations notamment à cause de la présence de muscles poly-articulaires. De plus, pour ces deux méthodes, l'interpolation des efforts musculaires ne garantit pas d'assurer le respect de la dynamique.

Pour éviter ces difficultés, la méthode MusIC est basée sur deux idées principales :

- le problème d'estimation des efforts musculaires peut être résolu articulation par articulation et le couplage musculaire (muscles agissant sur plusieurs articulations) peut être pris en compte a posteriori ;
- les efforts musculaires peuvent être corrigés pour assurer l'équilibre dynamique et respec-

ter les contraintes physiologiques.

La méthode MusIC est constituée de deux phases. La première phase consiste à générer une base de données contenant la répartition des efforts entre chaque muscle, articulation par articulation. La seconde phase consiste à interpoler les efforts de la base de données, à les associer pour prendre en compte le couplage musculaire et finalement à corriger ces données pour respecter l'équilibre dynamique du mouvement.

La base de données contient les solutions du problème classique de répartition des efforts musculaires, résolu à l'aide d'une méthode optimisation. Ces solutions sont stockées à l'aide d'un vecteur de ratio d'activation α , solution du problème pour une articulation considérée. Il correspond à l'activité de chaque muscle normalisée par l'activité totale des muscles (6.1).

$$\alpha = \frac{\mathbf{F}/\mathbf{F}_{max}}{\sum_{m=1}^{n_m} F_m/F_{max,m}} \quad (6.1)$$

Où $\mathbf{F}$ est le vecteur des efforts musculaires et $\mathbf{F}_{max}$ est le vecteur des efforts musculaires maximaux. L'indice m désigne l'effort du muscle m . La partie suivante détaille la génération et le stockage des α .

6.1.1 Génération de la base de données

La base de données est constituée de n_j sous-bases de données indépendantes (partie gauche de la Figure 6.2) contenant les ratios d'activation pour chaque articulation du modèle.

Comme la solution du problème de répartition des efforts musculaires dépend des bras de levier de chaque muscle, une sous-base de données contient des vecteurs α pour différentes configurations articulaires (partie centrale de la Figure 6.2). Si l'on considère la $j^{\text{ième}}$ sous-base de données, correspondante à la $j^{\text{ième}}$ articulation du modèle, sa dimension est égale au nombre d'articulations ayant une influence sur les bras de levier de la $j^{\text{ième}}$ articulation. L'espace articulaire accessible de ces articulations est discrétisé pour générer un ensemble de configurations articulaires. Dans l'exemple d'un modèle musculo-squelettique classique des membres inférieurs, pour la sous-base de données correspondante à l'une des articulations de la hanche (un des degrés de liberté), l'ensemble des articulations de la hanche ainsi que l'articulation du genou seront pris en compte. La dimension de cette sous-base de données sera donc de quatre.

Pour chaque configuration de la sous-base de données, le problème d'estimation des efforts musculaires est résolu à l'aide d'une méthode classique d'optimisation (6.2) et le vecteur de ratio d'activation présenté précédemment est calculé et stocké dans la base de données (partie droite de la Figure 6.2). Le problème d'optimisation consiste à minimiser une fonction de coût en respectant l'équilibre dynamique de l'articulation j et la positivité des efforts musculaires.

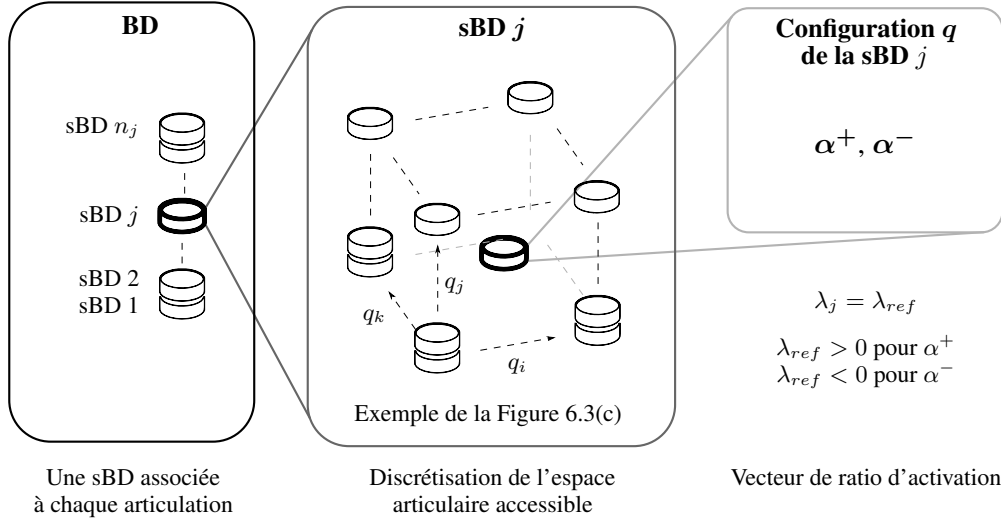


Figure 6.2 – Structure de la base de données (BD) contenant les vecteurs de ratio d’activation, composée de n_j sous-bases de données (sBD) (partie gauche). Chaque sBD contient des α pour différentes configurations articulaires (partie centrale). Pour chaque configuration, α est issu de la solution du problème de répartition des efforts musculaires (6.1) et stocké dans la base de données (partie droite)

Les efforts musculaires maximaux ne sont pas pris en compte dans ce problème puisque l’objectif est de déterminer le ratio des activations de chaque muscle indépendamment des couples articulaires. La prise en compte d’une éventuelle saturation (effort maximal du muscle) est prise en compte dans la seconde phase de la méthode. Un couple de référence λ_{ref} , choisi arbitrairement, est associé à l’articulation j . La solution du problème de répartition des efforts musculaires dépend du signe de λ_{ref} (solution agoniste ou antagoniste), ainsi l’algorithme calcule deux vecteurs α distincts : α^+ pour un couple de référence positif ($\lambda_{ref} > 0$) et α^- pour un couple de référence négatif ($\lambda_{ref} < 0$).

$$\begin{aligned}
 \min_{\mathbf{F}} \quad & f(\mathbf{F}) \\
 \text{t.q.} \quad & \mathbf{M}_{j*} \cdot \mathbf{F} = \lambda_{ref}, \\
 & \mathbf{F} \geq \mathbf{0}.
 \end{aligned} \tag{6.2}$$

Où $\mathbf{M}$ désigne la matrice des bras de levier du modèle musculo-squelettique, $\mathbf{M}_{j*}$ correspond à la $j^{\text{ème}}$ ligne de cette matrice c’est-à-dire aux bras de levier de chaque muscle pour l’articulation j .

La description des couplages musculaires est réalisée sous la forme d’une matrice symétrique ($n_j \times n_j$) $\mathbf{C}$ (matrice de couplage musculaire) associée au modèle musculo-squelettique. C_{ij} vaut 1 si il existe au moins un muscle couplé entre l’articulation i et l’articulation j , sinon C_{ij} vaut 0. La Figure 6.3 montre différents exemples de couplages musculaires (mono-articulaire,

bi-articulaire et tri-articulaire) et les termes non nuls de la matrice de couplage musculaire correspondante. La partie centrale de la Figure 6.2 représente la sous-base de données j de dimension 3, correspondant à l'exemple de la Figure 6.3(c).

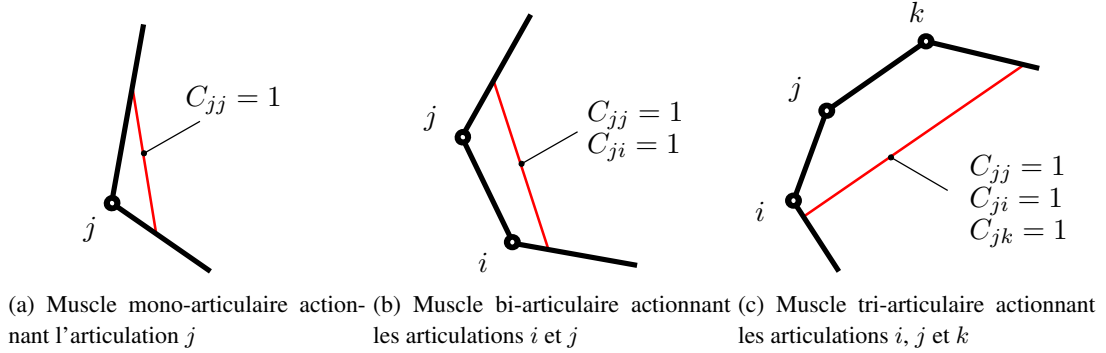


Figure 6.3 – Exemple de différents couplages musculaires. Les lignes et les cercles noirs représentent les solides et les articulations. Les lignes rouges représentent les muscles attachés aux solides

6.1.2 Estimation des efforts musculaires

À partir de résultats expérimentaux, la méthode MusIC propose une estimation des efforts musculaires. À l'aide des coordonnées articulaires $\mathbf{q}$ et des couples articulaires λ issus des étapes de cinématique (Section 4.1) et de dynamique inverse (Section 5.1), la méthode utilise la base de données préalablement générée pour estimer les efforts musculaires à chaque instant. Cela est réalisé en deux étapes : une étape d'interpolation (étape 1) et une étape de correction (étape 2) (Figure 6.4). À partir de la configuration articulaire et des couples articulaires, une première estimation des efforts musculaires pour chaque articulation ($\mathbf{F}^{(1)}$, $\mathbf{F}^{(2)}$, ..., $\mathbf{F}^{(n_j)}$) est interpolée dans la base de données contenant les vecteurs de ratio d'activation. Ensuite, l'étape de correction trouve la solution $\mathbf{F}$ la plus proche possible du résultat d'interpolation respectant l'équilibre dynamique et les propriétés physiologiques.

L'étape 1 calcule les efforts musculaires respectant le vecteur de ratio d'activation pour chaque configuration articulaire (6.3). Pour l'articulation j , le vecteur de ratio d'activation $\alpha^{(j)}$ est extrait de la sous-base de données j à l'aide d'une interpolation linéaire entre les valeurs stockées. Le signe de λ_j détermine l'utilisation de α^+ ou α^- .

$$\mathbf{F}^{(j)} = \alpha^{(j)} \cdot \left(\frac{\lambda_j}{M_{j*}(\alpha^{(j)} \cdot \mathbf{F}_{max})} \right) \cdot \mathbf{F}_{max} \quad (6.3)$$

L'étape 2 utilise et corrige les efforts obtenus à l'étape 1. L'étape 1 donne plusieurs valeurs d'effort pour un même muscle (une par articulation sur laquelle le muscle agit). Ainsi, tout

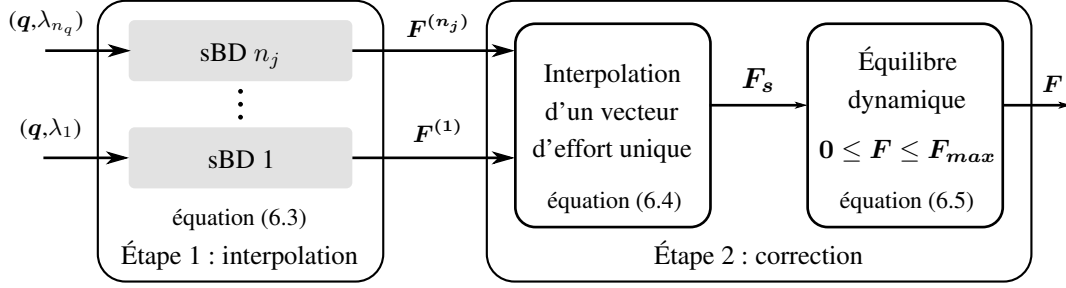


Figure 6.4 – *Processus de la seconde phase de la méthode MusIC. Les efforts musculaires sont déterminés à partir des coordonnées articulaires $\mathbf{q}$ et des couples articulaires $\boldsymbol{\lambda}$. Une première estimation est interpolée à partir de la base de données pour chaque articulation. L'étape de correction trouve une solution $\mathbf{F}$ proche de la première estimation respectant l'équilibre dynamique et les propriétés physiologiques*

d'abord, l'étape 2 calcule un effort musculaire unique $\mathbf{F}_s$ pour chaque muscle. Pour chaque muscle, l'effort correspondant est calculé à l'aide d'une interpolation barycentrique de tous les efforts associés à ce muscle (6.4). Les couples associés à chaque articulation sont utilisés comme coefficients barycentriques.

$$F_{s,m} = \frac{\sum_{j \in J_m} F_m^{(j)} \cdot |\lambda_j|}{\sum_{j \in J_m} |\lambda_j|} \quad (6.4)$$

Où J_m est la liste des articulations actionnées par le muscle m . À partir de $\mathbf{F}_s$, l'équilibre dynamique et les propriétés physiologiques sont pris en compte à l'aide d'un problème d'optimisation (6.5) consistant à trouver le vecteur d'effort $\mathbf{F}$ le plus proche de $\mathbf{F}_s$ respectant ces contraintes. Une méthode de contraintes actives utilisant les conditions de Karush-Kuhn-Tucker (KKT), directement implémentée à partir de [Dumont1995], est utilisée pour résoudre ce problème.

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{F}} \quad & \frac{\|\mathbf{F} - \mathbf{F}_s\|^2}{F_{max}^2} \\ \text{t.q.} \quad & \mathbf{M} \cdot \mathbf{F} = \boldsymbol{\lambda}, \\ & \mathbf{0} \leq \mathbf{F} \leq \mathbf{F}_{max}. \end{aligned} \quad (6.5)$$

Finalement, le vecteur $\mathbf{F}$ est la solution du problème d'estimation des efforts musculaires de la méthode MusIC à l'instant considéré.

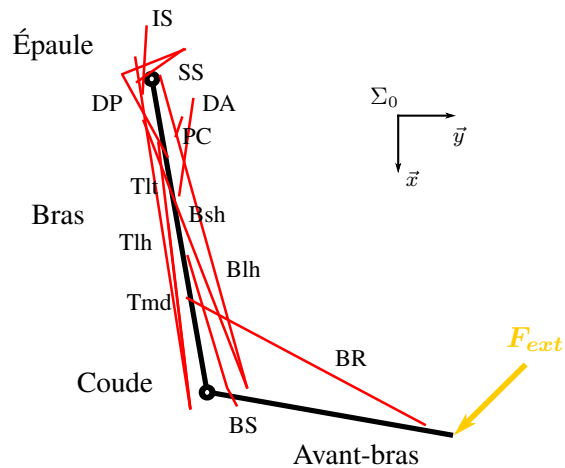
6.2 Validation sur un modèle simple

La méthode développée dans cette thèse cherche à mimer le comportement d'une méthode classique d'optimisation. Dans ce sens, nous proposons de valider notre méthode en la comparant à une méthode classique d'optimisation dont nous considérerons les résultats comme une référence. La comparaison est effectuée à l'aide de trois fonctions de coût différentes. Un ensemble de mouvements synthétisés est généré pour permettre d'avoir une variété d'essais la plus importante possible : atteinte des limites physiologiques, variations articulaires importantes, accélérations importantes, etc. La comparaison des méthodes est réalisée à l'aide des critères de précision et de performance.

6.2.1 Modèle musculo-squelettique

Un modèle du plan transverse de l'épaule et du coude est utilisé dans cette étude. Ce modèle ostéo-articulaire contient un thorax (considéré comme fixe), un bras et un avant-bras (Figure 6.5) articulés à l'aide de deux liaisons pivots. Les paramètres géométriques et inertiels sont respectivement issus des travaux de [Dempster1955] et [Dumas2007] et uniformément mis à l'échelle à l'aide de la taille et de la masse du sujet en appliquant une mise à l'échelle uniforme dans toutes les directions [Rasmussen2005]. Une morphologie proche du 50^{ème} percentile (180 cm / 80 kg) est utilisée.

Figure 6.5 – Représentation du modèle de bras utilisé dans cette étude. Une représentation identique à celle présentée Figure 6.3 est utilisée. Les lignes brisées illustrent les muscles possédant des points de passage associés aux segments



La topologie musculaire se base sur le modèle de bras développé par [Song2008] (Figure 6.5) et est composé de 12 muscles comme détaillé dans le Tableau 6.1. Pour chaque configuration articulaire, la force maximale produite par un muscle est définie à l'aide de la force isométrique maximale et de la longueur du muscle à partir de la relation force longueur détaillée dans l'équation (2.4) et présentée Figure 2.5(b). La relation force vitesse est ici négligée ($f_v = 1$). Nous approximations également ici que la longueur du muscle correspond à la longueur de l'ensemble muscle-tendon.

	Muscles	Articulations actionnées par ce muscle		f_0 (N)
		Épaule	Coude	
DA	Deltoid anterior	x		1 148
DP	Deltoid posterior	x		266
PC	Clavicular portion of pectoralis major	x		490
SS	Supraspinatus	x		1,203
IS	Infraspinatus	x		364
Blh	Biceps long head	x	x	630
Bsh	Biceps short head	x	x	434
Tlh	Triceps long head	x	x	611
Tlt	Triceps lateral head		x	763
Tmd	Triceps medial head		x	630
BS	Brachialis		x	994
BR	Brachioradialis		x	266

Tableau 6.1 – Paramètres des muscles du modèle de bras basé sur les travaux de [Song2008]

Un effort extérieur constant $\mathbf{F}_{ext}$ est appliqué sur le point distal de l'avant-bras (Figure 6.5). Pour tester différentes configurations de couples articulaires et pour permettre d'atteindre les limites physiologiques, quatre différents niveaux d'intensité sont testés : $[0 \ 0]$, $[0 \ 50]$, $[50 \ 0]$ et $[50 \ 50]$, chacun exprimé dans le repère Σ_0 en Newton.

6.2.2 Génération des bases de données

Nous étudions le comportement de la méthode MusIC sur trois différentes fonctions de coût couramment utilisées en biomécanique : deux critères polynomiaux (6.6) et (6.7) [Pedotti1978, Herzog1987, Happee1994] et un critère min/max (6.8) [Rasmussen2001].

$$f(\mathbf{F}) = f_1(\mathbf{F}) = \sum_{m=1}^{n_m} \left(\frac{F_m}{F_{max,m}} \right)^2 \quad (6.6)$$

$$f(\mathbf{F}) = f_2(\mathbf{F}) = \sum_{m=1}^{n_m} \left(\frac{F_m}{F_{max,m}} \right)^3 \quad (6.7)$$

$$f(\mathbf{F}) = f_3(\mathbf{F}) = \max_{m \in [1:n_m]} \left(\frac{F_m}{F_{max,m}} \right) \quad (6.8)$$

Les bases de données étant associées à une fonction de coût, trois bases de données sont générées suivant la méthode développée Section 6.1.1.

Le problème de répartition des efforts musculaires pour les fonctions f_1 et f_2 est directement résolu à l'aide du problème d'optimisation (6.2). Comme proposé par [Rasmussen2001], le problème d'optimisation avec f_3 est reformulé (6.9) pour améliorer la résolution numérique. Chacun de ces problèmes d'optimisation est résolu à l'aide d'un algorithme SQP, algorithme classiquement utilisé pour résoudre ce type de problème et le plus rapide parmi ceux que nous avons pu tester. L'arrêt de l'optimisation est effectué lorsque la variation relative des variables d'optimisation est inférieure à 1.10^{-6} .

$$\begin{aligned}
 & \min_{\beta, \mathbf{F}} \quad \beta \\
 & \text{t.q.} \quad \mathbf{F} \leq \beta, \\
 & \quad \mathbf{M}_{j*} \cdot \mathbf{F} = \lambda_{ref}, \\
 & \quad \mathbf{F} \geq \mathbf{0}.
 \end{aligned} \tag{6.9}$$

Pour cette étude, nous choisissons de discrétiser l'espace articulaire accessible pour chaque articulation en 60 intervalles entre -180° et 180° . Cette valeur assure une convergence des résultats avec un temps de calcul acceptable pour la génération de la base de données. Pour cet exemple, avec la présence d'au moins un muscle bi-articulaire, la matrice de couplage musculaire $\mathbf{C}$ est une matrice (2 x 2) composée de 1. Chaque sous-base de données contient donc 3 600 (60 x 60) entrées α .

6.2.3 Génération de mouvements

Pour comparer la méthode MusIC à une méthode classique d'optimisation, un ensemble de mouvements synthétisés point à point non contraints est généré.

On choisit pour cela 6 coordonnées articulaires pour l'épaule (équi-réparties entre 5° et 90°) et 6 coordonnées articulaires pour le coude (équi-réparties entre 5° et 90°) (Figure 6.6). Les points de départ et d'arrivée des mouvements correspondent à la position du point distal de l'avant-bras des 36 combinaisons articulaires obtenues (points jaunes de la Figure 6.6). Pour ces 36 points, l'ensemble des trajectoires point à point sont réalisées. Cela revient à effectuer 1260 (36×35) trajectoires différentes. À partir des positions du point de départ et du point d'arrivée, les trajectoires articulaires $\mathbf{q}$ sont obtenues à l'aide des travaux de [Flash1985], minimisant la moyenne quadratique du jerk. Pour tester la méthode avec différentes accélérations, le temps de parcours de ces trajectoires est de 0,5 seconde puis de 1 seconde. On considère pour toutes ces trajectoires un échantillonnage à 100 Hz.

Pour chaque mouvement, les trajectoires articulaires $\mathbf{q}$ sont dérivées numériquement, à l'aide d'une méthode de différences finies d'ordre 2, pour obtenir les vitesses et les accélérations articulaires. Les couples articulaires λ sont calculés à l'aide d'un algorithme récursif de Newton-Euler (Section 5.1), prenant notamment en compte l'effort extérieur $\mathbf{F}_{ext}$. On suppose la gravité nulle puisque le bras travaille dans le plan transverse comme dans l'expérimentation de [Flash1985].

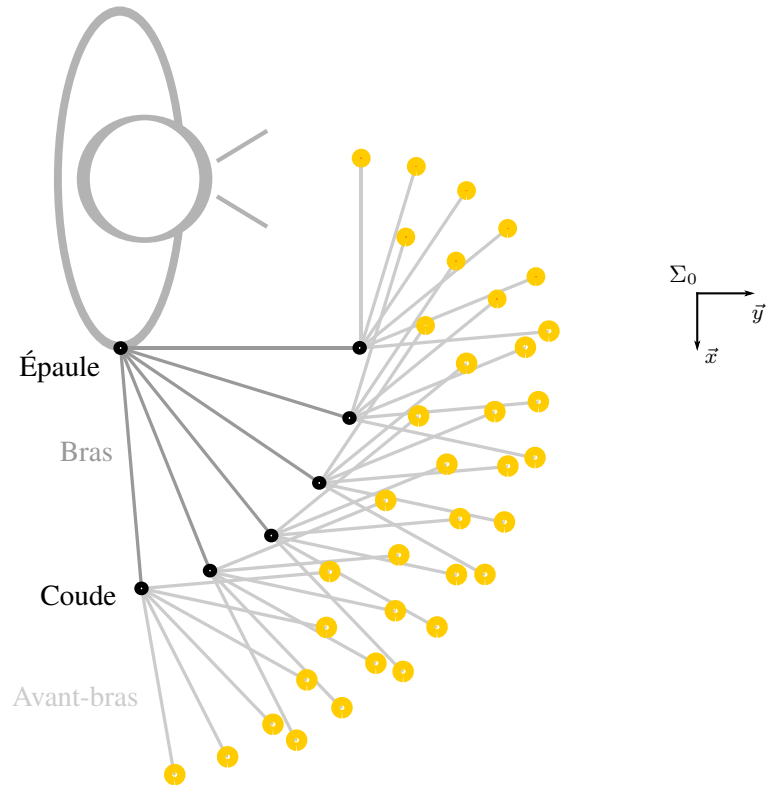


Figure 6.6 – Représentation des 36 configurations articulaires du bras choisies pour la génération des mouvements. Les points de départ et d'arrivée des mouvements correspondent à la position du point distal de l'avant-bras des 36 combinaisons articulaires obtenues (points jaunes)

6.2.4 Estimation des efforts musculaires

Les efforts musculaires F obtenus avec la méthode MusIC sont comparés aux efforts musculaires F_{ref} obtenus avec une méthode classique d'optimisation, considérés ici comme les résultats de référence. Une comparaison des méthodes est ensuite effectuée vis-à-vis des critères de précision et de performance.

Méthode MusIC Les efforts musculaires F sont déterminés à l'aide de la méthode présentée Section 6.1.2.

Méthode classique d'optimisation Les efforts musculaires F_{ref} sont déterminés en résolvant le problème d'optimisation (6.10) pour chaque essai. Les contraintes d'optimisation de ce problème correspondent au respect de l'équilibre dynamique et des propriétés physiologiques. Pour le critère min/max, le problème d'optimisation est résolu suivant la méthode conseillée par

[Rasmussen2001] (6.11). L'algorithme de résolution du problème d'optimisation ainsi que le critère d'arrêt utilisés ici sont les mêmes que ceux utilisés lors de la génération de la base de données pour la méthode MusIC.

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{F}_{ref}} \quad & f(\mathbf{F}_{ref}) \\ \text{t.q.} \quad & \mathbf{M} \cdot \mathbf{F}_{ref} = \lambda, \\ & \mathbf{0} \leq \mathbf{F}_{ref} \leq \mathbf{F}_{max}. \end{aligned} \quad (6.10)$$

$$\begin{aligned} \min_{\beta, \mathbf{F}_{ref}} \quad & \beta \\ \text{t.q.} \quad & \mathbf{F}_{ref} \leq \beta, \\ & \mathbf{M} \cdot \mathbf{F}_{ref} = \lambda, \\ & \mathbf{0} \leq \mathbf{F}_{ref} \leq \mathbf{F}_{max}. \end{aligned} \quad (6.11)$$

Comparaison des méthodes Les mouvements utilisés étant synthétisés, certains d'entre eux sont irréalistes d'un point de vue physiologique (trop rapides, trop d'efforts). Ces mouvements sont détectés lors de la résolution du problème d'optimisation (6.5). Pour ces mouvements, aucune solution ne respecte les équations de la dynamique et les contraintes physiologiques. Ces mouvements ne sont donc pas pris en compte dans les statistiques. La méthode MusIC trouve une solution respectant l'équilibre dynamique et les contraintes physiologiques. La solution trouvée sera qualifiée de quasi-optimale si la valeur de la fonction de coût est proche de celle obtenue avec une méthode classique d'optimisation. Ainsi, pour chaque essai (correspondant à la combinaison d'une trajectoire, d'un temps du mouvement réalisé, d'un effort extérieur et d'une fonction de coût), un indicateur d'adéquation des fonctions de coût ϵ_f (6.12) moyenné sur l'ensemble du mouvement (variable surlignée) est calculé. Cet indicateur permet d'évaluer l'adéquation entre les valeurs de fonction coût associées au calcul de $\mathbf{F}$ et associées au calcul $\mathbf{F}_{ref}$.

$$\epsilon_f = \frac{\overline{f(\mathbf{F})} - f(\mathbf{F}_{ref})}{\max(f(\mathbf{F}_{ref}))} \quad (6.12)$$

De plus, une corrélation croisée est utilisée pour comparer les profils d'efforts musculaires obtenus avec les deux méthodes. Enfin, les fréquences de calcul des deux méthodes sont analysées. Seul le calcul correspondant à l'estimation des efforts musculaires est ici pris en compte.

6.2.5 Résultats

La première étape consiste à détecter et supprimer les essais irréalistes d'un point de vue physiologique. Sur les 30 240 essais générés (1260 trajectoires réalisées en 0,5 seconde et 1 seconde, avec 4 efforts extérieurs différents et 3 fonctions de coût différentes), cela revient à en

garder 18 207. Les essais conservés permettent de tester la méthode proposée avec des conditions articulaires et musculaires très différentes (exploitation de l'espace articulaire, atteinte des limites musculaires, variation d'accélération articulaires, etc).

Sur l'ensemble des essais, la moyenne de ϵ_f est de $4 \pm 3,7$ %. Le tableau 6.2 montre les résultats moyens des corrélations croisées pour chaque muscle. Les moyennes des coefficients de corrélation croisée sont comprises entre 0,89 et 0,99. Le déphasage moyen est compris entre 0,02 seconde et 0,16 seconde. Pour la méthode classique d'optimisation, la fréquence de calcul moyenne est de 108 ± 33 Hz. Pour la méthode MusIC, la fréquence de calcul moyenne est de 1000 ± 180 Hz.

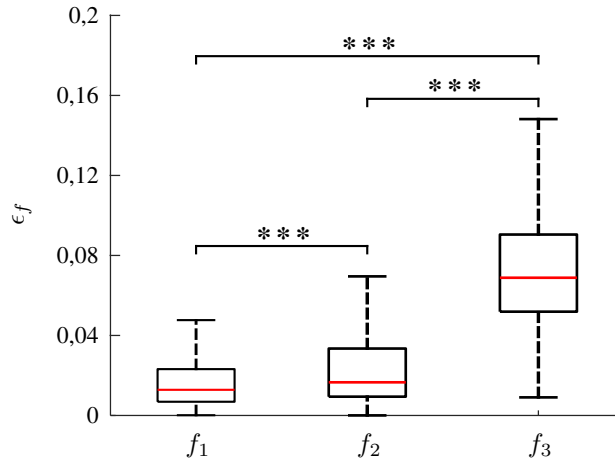
	Muscles	r	$\tau(s)$
DA	Deltoid anterior	0,99	-0,14
DP	Deltoid posterior	0,93	-0,05
PC	Clavicular portion of pectoralis major	0,98	-0,11
SS	Supraspinatus	0,94	-0,02
IS	Infraspinatus	0,95	-0,05
Blh*	Biceps long head*	0,96	-0,07
Bsh*	Biceps short head*	0,92	-0,03
Tlh*	Triceps long head*	0,91	-0,03
Tlt*	Triceps lateral head*	0,90	-0,16
Tmd	Triceps medial head	0,90	-0,16
BS	Brachialis	0,90	-0,02
BR	Brachioradialis	0,89	-0,02

Tableau 6.2 – Coefficients de corrélation croisée moyen (r) et déphasage moyen (τ) entre les efforts musculaires obtenus avec la méthode MusIC et une méthode classique d'optimisation. Tous les essais sont ici pris en compte. Les muscles bi-articulaires sont notés avec *

La Figure 6.7 représente les distributions de ϵ_f pour les différentes fonctions de coût utilisées. Chacune de ces distributions suit une loi normale (vérifiée à l'aide d'une interpolation linéaire d'un diagramme quantile-quantile). Un test de Fisher fait apparaître des différences significatives entre les résultats des différentes fonctions de coût (probabilité $p < 0.001$). Les moyennes de ϵ_f pour f_1 , f_2 et f_3 sont respectivement de $1,85 \pm 1,70$ %, $2,52 \pm 2,30$ % et $7,12 \pm 3,65$ %.

La Figure 6.8 compare les valeurs de trois fonctions de coût obtenues avec les deux méthodes en fonction du temps pour trois trajectoires représentatives de l'ensemble des trajectoires. Les trajectoires 1, 2 et 3 représentent, respectivement, une valeur faible, comparable et importante de ϵ_f par rapport à la valeur moyenne quelle que soit la fonction de coût utilisée. Chacune de ces trajectoires a été réalisée avec un temps de parcours de 0,5 seconde sans effort extérieur

Figure 6.7 – Boîtes à moustaches représentant les distributions de ϵ_f pour les différentes fonctions de coût utilisées



appliqué. Pour chacune d'entre elles, la solution obtenue avec la méthode MusIC est plus proche de la solution optimale lors de l'utilisation de la fonction de coût f_1 , et est la plus éloignée lors de l'utilisation de la fonction de coût f_3 . Cela confirme les résultats présentés Figure 6.7. De plus, quelle que soit la fonction de coût utilisée, les différences les plus importantes obtenues entre les deux méthodes coïncident avec les pics d'activations musculaires.

La Figure 6.9 montre les efforts musculaires obtenus avec les deux méthodes pour la trajectoire 2 (essai dont ϵ_f est comparable à la valeur moyenne) en considérant les différentes fonctions de coût (avec un temps de parcours de 0,5 seconde sans effort extérieur appliqué). En accord avec les résultats de la Figure 6.7, les efforts musculaires obtenus en considérant f_3 sont plus éloignés des résultats de la méthode classique d'optimisation que pour f_1 et f_2 . Ce résultat est particulièrement visible sur les muscles Deltoid posterior (DP), Triceps long head (Tlh) et Triceps medial head (Tmd). Pour f_1 et f_2 les efforts musculaires obtenus avec les deux méthodes sont proches. Pour chaque muscle, l'activation ou la non-activation est respectée. Une petite différence au niveau de l'amplitude et de la distribution des efforts apparaît sur les trois chefs musculaires du Triceps. De plus, le muscle Deltoid Posterior (DP) est représentatif des différences de répartition d'efforts musculaires entre les trois fonctions de coût. Ce comportement est correctement reproduit par la méthode MusIC.

6.2.6 Discussion

Cette partie a pour objectif d'étudier le comportement de la méthode d'estimation des efforts musculaires développée durant cette thèse, appelée méthode MusIC. Une comparaison des résultats obtenus vis-à-vis d'une méthode classique d'optimisation est réalisée.

Les résultats obtenus sont encourageants : la méthode MusIC trouve une solution quasi-optimale respectant l'équilibre dynamique et les propriétés physiologiques. Les corrélations croisées montrent que les courbes des efforts musculaires sont similaires entre les deux méthodes. Des déphasages importants par rapport à la période d'échantillonnage apparaissent sur

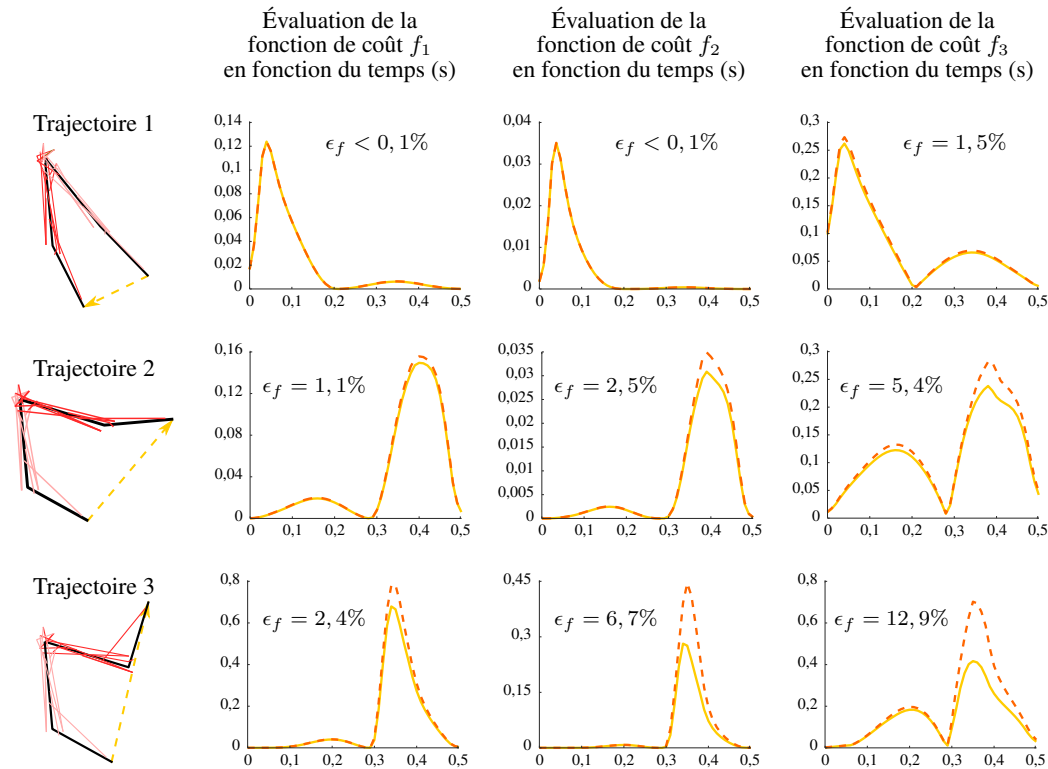
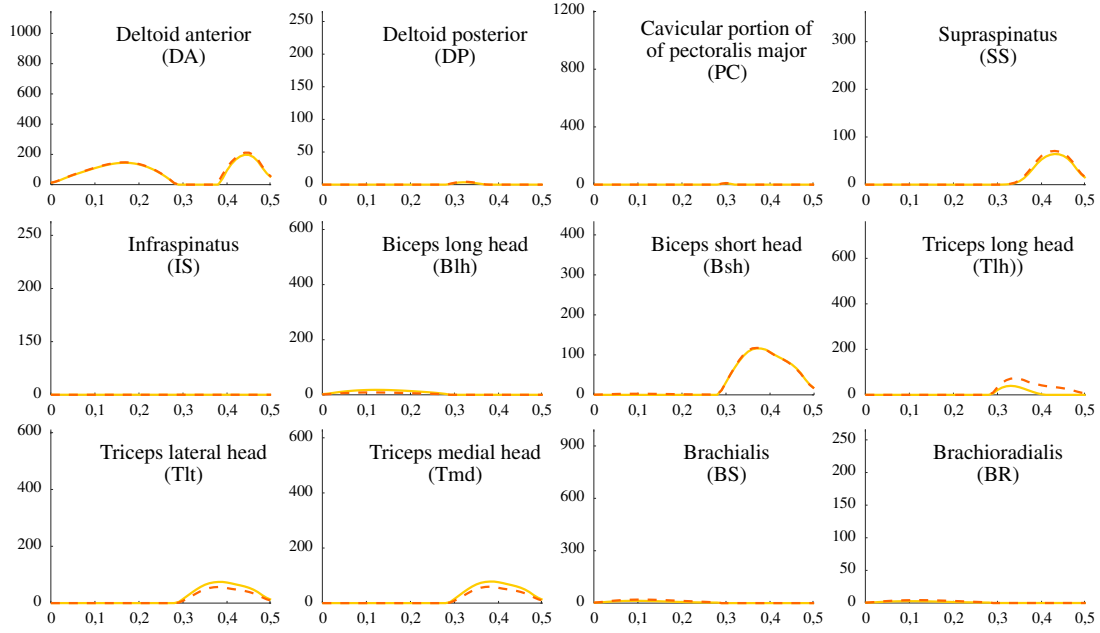
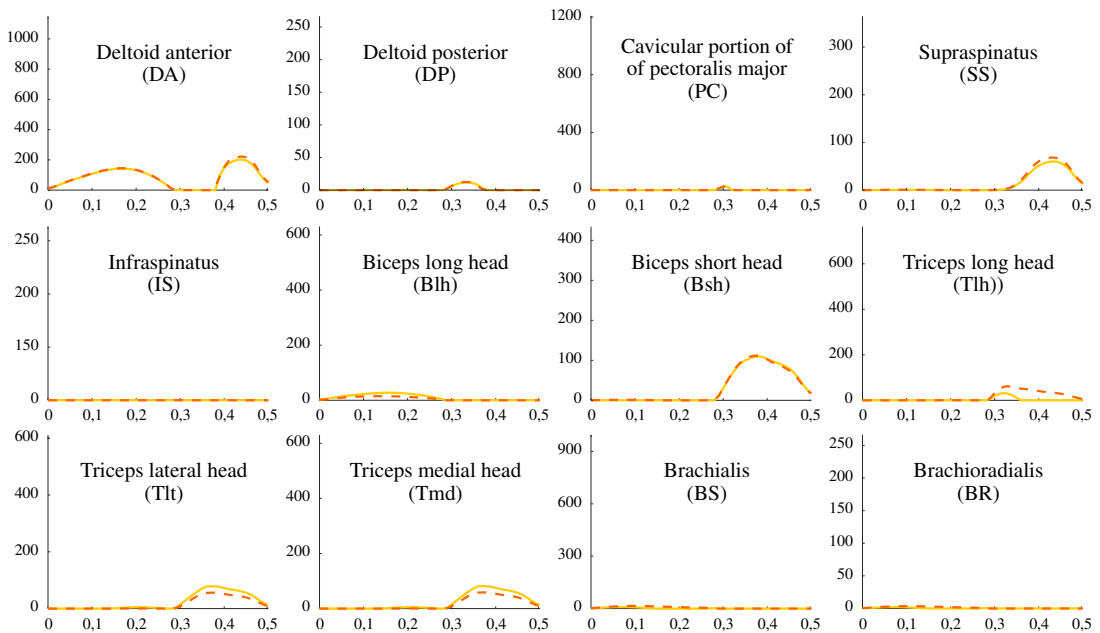


Figure 6.8 – Évolution des valeurs des fonctions de coût en fonction du temps (secondes) pour trois mouvements différents. La ligne continue jaune représente les résultats obtenus avec la méthode classique d'optimisation. La ligne pointillée orange représente les résultats obtenus avec la méthode MusIC. Les trajectoires 1, 2 et 3 possèdent, respectivement, une valeur faible, une valeur comparable et une valeur importante de ϵ_f par rapport à la valeur moyenne. Chacune des trois trajectoires a été réalisée avec un temps de parcours de 0,5 seconde sans effort extérieur appliqué

certaines muscles (déphasage moyen maximal de 0,16 seconde pour les muscles Triceps lateral head (Tlt) et Triceps medial head (Tmd) dans le Tableau 6.2). Ces déphasages importants apparaissent lorsque les efforts de ces muscles sont très faibles tout au long du mouvement. L'utilisation de ces coefficients fait alors apparaître une erreur importante alors que les deux courbes comparées sont très proches [Lund2011, Lund2012]. Le principal intérêt de la méthode MusIC est la fréquence de calcul qui est, dans cette étude, environ dix fois supérieure à une méthode classique d'optimisation. Une des hypothèses de cette méthode est de pouvoir résoudre le problème d'estimation des efforts musculaires articulation par articulation et de prendre en compte le couplage musculaire a posteriori. Les muscles poly-articulaires sont les muscles dont les efforts devraient donc être les moins bien estimés. Les résultats de la corrélation croisée montrent cependant que l'estimation des efforts pour ces muscles est cohérente vis-à-vis de celle des muscles mono-articulaires.

Des différences significatives apparaissent en fonction de la fonction de coût utilisée. Cela

(a) Utilisation de la fonction de coût f_1 (b) Utilisation de la fonction de coût f_2

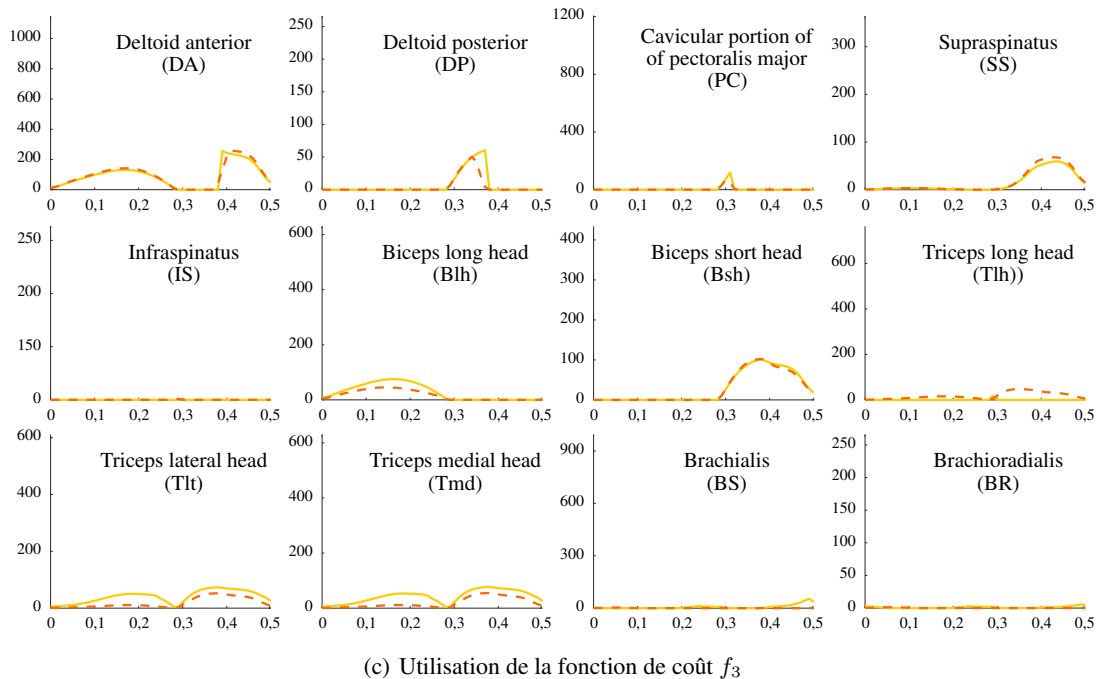


Figure 6.9 – Efforts musculaires (Newtons) de la trajectoire 2 (Figure 6.8) obtenus avec les deux méthodes en considérant les différentes fonctions de coût, en fonction du temps (secondes). Cette trajectoire a été réalisée avec un temps de parcours de 0,5 seconde sans efforts extérieurs appliqués. La ligne continue jaune représente les résultats obtenus avec la méthode classique d’optimisation. La ligne pointillée orange représente les résultats obtenus avec la méthode MusIC. L’échelle de chaque effort musculaire va de zéro à la force isométrique maximale (f_0)

signifie que la méthode MusIC ne se comporte pas de la même façon pour chacune d’entre elles. En ce qui concerne les critères polynomiaux (f_1 et f_2), la valeur de ϵ_f est toujours inférieure à 7 % (Figure 6.7). Même pour les trajectoires les plus critiques vis-à-vis du critère de précision (trajectoire 3 de la Figure 6.8), les valeurs de la fonction de coût obtenues avec la méthode MusIC sont proches de celles obtenues avec une méthode classique d’optimisation. Les résultats observés sur les valeurs des fonctions de coût (à l’aide de ϵ_f) se confirment au niveau des efforts de chaque muscle. Par rapport à une méthode classique d’optimisation, la méthode MusIC retrouve des résultats d’activation ou de non-activation identiques. De plus, les amplitudes des efforts musculaires sont similaires. Seuls les trois muscles constituant le chef musculaire du triceps laissent apparaître une légère différence d’amplitude. Les actions musculaires de ces trois muscles étant très proches, il semble que la méthode MusIC n’est pas suffisamment précise pour correctement distinguer leurs contributions.

En ce qui concerne le critère min/max (f_3), les erreurs sur les valeurs de la fonction de coût sont plus importantes et plus variables que pour les autres critères (Figure 6.7). Concernant l’estimation des efforts musculaires, par rapport à une méthode classique d’optimisation, la méthode MusIC retrouve des résultats d’activation ou de non-activation identiques. Cependant, des diffé-

rences d'amplitudes importantes apparaissent. En effet, le critère min/max peut conduire à des tendances d'activation présentant des variations abruptes [Crowninshield1981, Rasmussen2001, An2014]. La méthode MusIC a un effet naturel de lissage (utilisation d'une interpolation) qui peut expliquer ces différences. Ce phénomène est particulièrement visible sur les muscles Deltoid anterior (DA), Deltoid posterior (DP) et Pectoralis major (PC) où les variations abruptes ne se retrouvent pas dans les résultats de la méthode MusIC.

Dans l'objectif de thèse de proposer une méthode d'estimation rapide des efforts musculaires, la méthode MusIC montre des résultats satisfaisants avec l'utilisation de critères polynomiaux. En effet, les résultats obtenus sont comparables à ceux d'une méthode classique d'optimisation tout en augmentant largement la fréquence de calcul. L'utilisation de cette méthode avec un critère min/max demande cependant quelques améliorations. Les résultats présentés et discutés ici ont été obtenus sur un modèle musculo-squelettique simple. Il est nécessaire de savoir si le passage à l'échelle sur des modèles biomécaniques plus complexes et plus réalistes et sur des données réelles se fait sans perte de performances et avec le même niveau de précision. C'est pourquoi nous avons étendu notre validation à un modèle musculo-squelettique des membres inférieurs plus complexe en utilisant des données expérimentales.

6.3 Validation

Cette partie propose de valider la méthode MusIC sur un modèle musculo-squelettique en trois dimensions, où le nombre d'articulations, de muscles et le couplage musculaire est important. Les mouvements utilisés ici sont issus de résultats d'expérimentations. Pour les mêmes raisons que lors de la validation sur un modèle simple, nous proposons de valider la méthode développée en la comparant à une méthode classique d'optimisation.

6.3.1 Méthodes

Les résultats expérimentaux utilisés pour cette validation sont issus des expérimentations dont le protocole est détaillé Section 3.6 dans lequel 10 sujets ont chacun réalisé un mouvement de type ROM. Le modèle ostéo-articulaire utilisé est un modèle corps complet comprenant 18 solides (pelvis, abdomen, thorax, clavicules, tête, bras, avant-bras, mains, fémurs, tibias et pieds) et 41 degrés de liberté. Le modèle des membres inférieurs est issu des travaux de [Klein Horsman2007] et le modèle des membres supérieurs est issu de travaux de [Holzbaur2005].

Le modèle musculaire utilisé est un modèle musculaire des membres inférieurs issu des travaux de [Klein Horsman2007] (Figure 6.10). Ce modèle est couramment utilisé pour les analyses musculo-squelettiques des membres inférieurs et est notamment implémenté dans le logiciel AnyBody Modelling System [Damsgaard2006]. Le modèle est composé de 82 muscles permettant d'actionner 6 articulations, comprenant 12 degrés de liberté (3 pour chaque hanche,

1 pour chaque genou et 2 pour chaque cheville). L'utilisation de 8 muscles mono-articulaires, 16 muscles bi-articulaires, 40 muscles tri-articulaires et 18 muscles quadri-articulaires permet de valider la méthode MusIC sur un modèle possédant un couplage musculaire important.

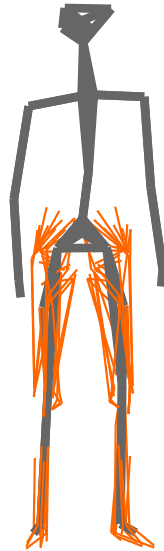


Figure 6.10 – *Représentation du modèle musculo-squelettique de [Klein Horsman2007]. Les lignes grises représentent le modèle ostéo-articulaire, les lignes oranges représentent les muscles*

À partir des positions des marqueurs expérimentaux, les étapes de cinématique inverse et de dynamique inverse présentées dans les chapitres précédents permettent d'obtenir les coordonnées articulaires ainsi que les couples articulaires associés au mouvement.

La méthode MusIC et une méthode classique d'optimisation sont comparées sur l'ensemble des 10 sujets dans l'objectif d'estimer les efforts musculaires. Le critère utilisé pour définir la répartition des efforts est un critère polynomial d'ordre 3, correspondant à la fonction f_2 (6.7). Ce critère est couramment utilisé dans des simulations musculo-squelettiques et semble, au vu de l'étude précédente, adaptée à l'utilisation de la méthode MusIC. Cette fonction est donc utilisée, d'une part pour la génération de la base de données utilisée dans la méthode MusIC et d'autre part, comme fonction de coût pour la méthode classique d'optimisation.

Notre modèle comprend 12 degrés de liberté et des couplages musculaires importants, ce qui peut engendrer un temps de génération de la base de données incompatible avec le temps disponible dans une phase préliminaire d'une capture de mouvement. Pour diminuer ce temps, nous proposons de diminuer la densité de la base de données. Pour la sous-base de données j , la variation de l'articulation j a une influence beaucoup plus importante sur la valeur des bras de levier de cette articulation qu'une variation des autres articulations. Pour cette sous-base de données, nous proposons de discrétiser différemment l'espace articulaire j et les autres espaces articulaires. On caractérise donc la densité de la base de données à l'aide des deux paramètres (n_{k_1}, n_{k_2}) . n_{k_1} est le nombre d'intervalles articulaires discrétisant l'articulation j . n_{k_2} est le nombre d'intervalles articulaires discrétisant les autres articulations. Les valeurs des paramètres respectent donc toujours $n_{k_1} \geq n_{k_2}$. Nous choisissons pour les validations les paramètres $(10, 3)$. Le choix de ces valeurs est discuté dans la Section 6.3.3.

6.3.2 Résultats et discussion

Nous présentons tout d'abord, dans cette partie, les résultats obtenus pour un sujet (Sujet 1). Ces résultats, représentatifs de l'ensemble des sujets, permettent notamment d'observer l'évolution de la valeur de la fonction de coût obtenue avec la méthode MusIC et avec une méthode classique d'optimisation. Une synthèse des résultats de l'ensemble des sujets est ensuite présentée.

Le graphe présenté en haut de la Figure 6.11 présente l'évolution de la valeur de la fonction de coût, utilisée pour résoudre le problème de répartition des efforts musculaires, obtenue avec la méthode MusIC et avec une méthode classique d'optimisation. La valeur de ϵ_f correspondante est de 1,0%.

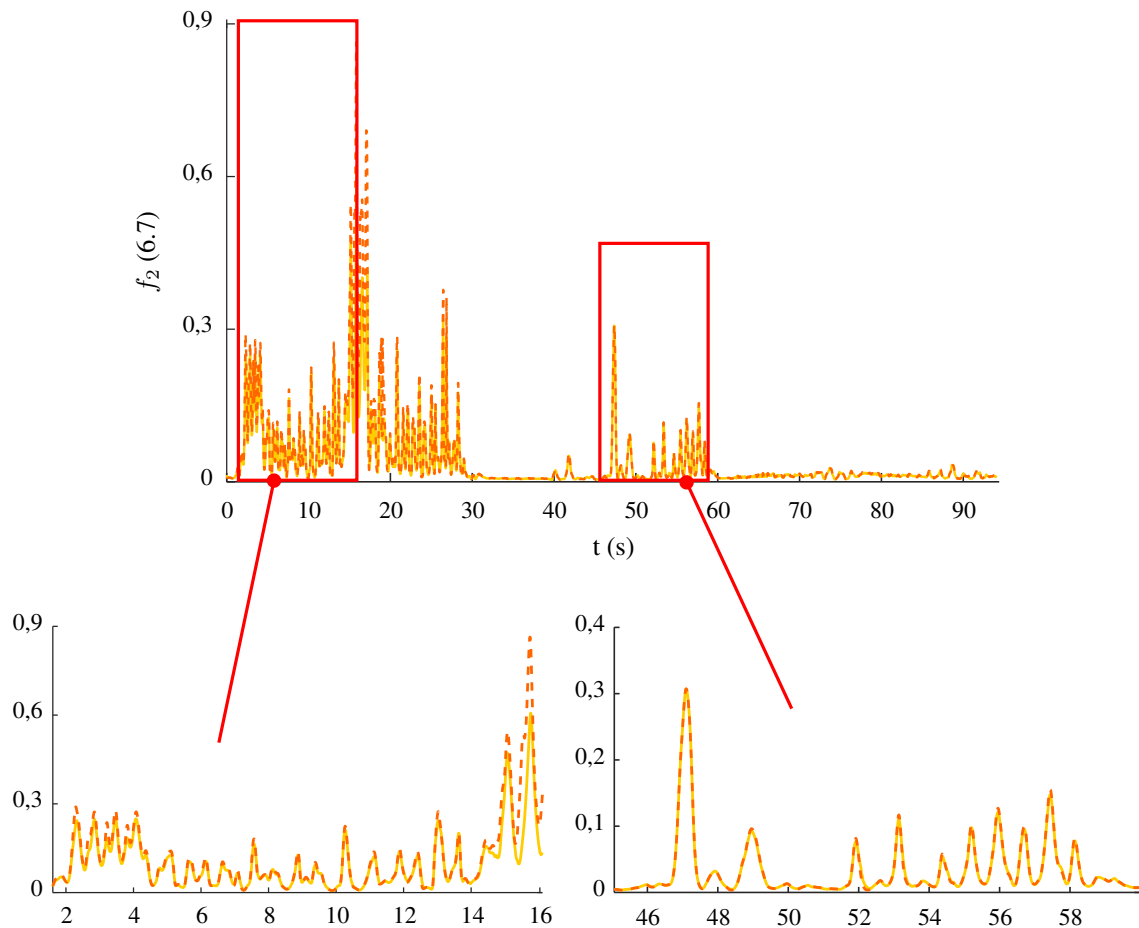


Figure 6.11 – Évolution de la valeur de la fonction de coût obtenue avec la méthode MusIC (ligne pointillée orange) et avec une méthode classique d'optimisation (ligne continue jaune)

La capture de mouvement utilisée dure 93 secondes. Les deux graphes présentés en bas de la Figure 6.11 représentent l'évolution de la valeur de la fonction de coût pour deux différentes séquences du mouvement. La première séquence (comprise entre 1,8 et 16 secondes) contient des

mouvements de jambes et donc les efforts musculaires les plus importants. La seconde séquence (comprise entre 47,2 et 59,8 secondes) contient des mouvements du bassin et donc des efforts musculaires au niveau des jambes plus faibles. Quelle que soit la séquence observée et donc quel que soit l'ordre de grandeur de la valeur de la fonction de coût, les résultats obtenus avec la méthode MusIC sont très proches de ceux obtenus avec une méthode classique d'optimisation. On peut considérer que la solution proposée par la méthode MusIC est quasi-optimale.

La fréquence de calcul moyenne de la méthode classique d'optimisation est de 1,6 Hz. La fréquence de calcul moyenne de la méthode MusIC est de 48 Hz. Le temps de calcul nécessaire à l'estimation des efforts musculaires est donc 30 fois plus faible avec la méthode MusIC. En prenant en compte l'ensemble des sujets, le Tableau 6.3 présente les valeurs de ϵ_f obtenues.

	Sujet 1	Sujet 2	Sujet 3	Sujet 4	Sujet 5	Sujet 6	Sujet 7	Sujet 8	Sujet 9	Sujet 10	Moyenne
$\epsilon_f (10^{-2})$	1,0	0,2	1,1	0,5	1,6	0,2	1,1	0,5	0,7	0,4	0,7

Tableau 6.3 – ϵ_f pour le mouvement de type ROM réalisé par chaque sujet

La Figure 6.12 compare les temps de calcul nécessaires à l'estimation des efforts musculaires en fonction du nombre d'échantillons n_f de la capture de mouvement (obtenus à partir de la fréquence de calcul moyenne pour chaque mouvement). Pour les deux méthodes, le pré-calcul de la matrice des bras de levier nécessite un temps de pré-calcul hors ligne. Pour la méthode MusIC, vient s'ajouter le temps de génération de la base de données. Pour chaque méthode, le temps de calcul moyen évolue ensuite selon une fonction affine par rapport au nombre d'échantillons. En moyenne, la fréquence de calcul associée à la méthode MusIC est environ 30 fois supérieure à celle associée à la méthode classique d'optimisation. À partir d'un nombre d'échantillons suffisant, il est donc préférable, vis-à-vis du critère de temps de calcul, d'utiliser la méthode MusIC. Dans notre étude, cela correspond à 661 échantillons (6,61 secondes de capture de mouvement échantillonnée à 100 Hz).

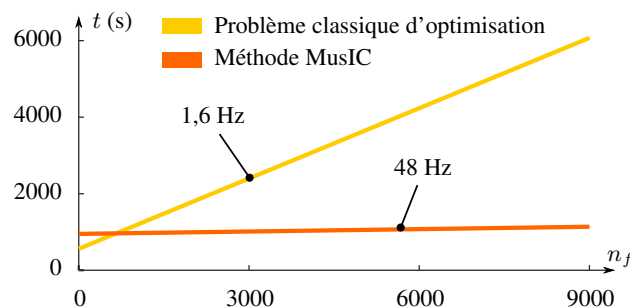


Figure 6.12 – Temps de calcul pour l'estimation des efforts musculaires en fonction du nombre d'échantillons n_f de la capture de mouvement pour le problème classique d'optimisation et pour la méthode MusIC

6.3.3 Compromis précision performance

La méthode MusIC est basée sur une interpolation dans une base de données. La précision des résultats est donc directement liée aux erreurs effectuées lors de l'interpolation et donc à la densité de la base de données. Plus la densité est importante, plus les erreurs effectuées lors de l'interpolation sont faibles. En contrepartie, le temps nécessaire à la génération de la base de données augmente avec le nombre de données qu'elle contient. Cette partie propose d'étudier le compromis à réaliser sur la densité de la base de données.

Pour rappel, on caractérise la densité de la base de données à l'aide des paramètres (n_{k_1}, n_{k_2}) (Section 6.3.1). Nous générons ici 30 bases de données correspondant à différentes densités (différentes valeurs de (n_{k_1}, n_{k_2})). Pour chacune de ces bases de données, l'objectif est de déterminer la précision de la méthode MusIC en fonction du temps nécessaire à la génération de la base de données. L'utilisation d'un mouvement expérimental ne prend en compte qu'un nombre limité de configurations articulaires (configurations articulaires atteintes lors du mouvement). Un bon compromis réalisé sur ce mouvement ne sera donc pas forcément un bon compromis pour un autre mouvement qui implique d'autres configurations articulaires. Nous avons donc choisi de déterminer l'erreur réalisée lors de l'interpolation dans une base de données pour tout l'espace articulaire. Lors de l'interpolation, la variation de la configuration articulaire n'influe que sur les valeurs des bras de levier. Nous étudions donc, pour tout l'espace articulaire, l'erreur effectuée sur l'estimation des bras de levier lors de l'interpolation. Pour cela, chaque coordonnée articulaire est discrétisée en 100 intervalles (valeur 10 fois supérieure à la discrétisation maximale de la base de données). Pour chaque sous-base de données et pour chacune de ces configurations articulaires, on calcule la différence entre la valeur des bras de levier et celle obtenue avec l'interpolation. On détermine ensuite la moyenne de cette erreur ΔR pour chaque base de données.

La Figure 6.13 montre, pour chaque base de données, la valeur de ΔR en fonction du temps de génération de cette base de données. Pour déterminer les optimums de Pareto, nous choisissons d'exclure les points dont ΔR est supérieur à 10 fois la valeur minimale obtenue et également les points dont le temps de génération de la base de données excède 40 minutes. Nous considérons que pour ces points, l'apport sur le critère de précision ou sur le critère du temps de génération de la base de données n'est pas suffisamment important vis-à-vis du compromis réalisé sur l'autre critère.

La Figure 6.14 montre les optimums de Pareto associés aux valeurs des paramètres (n_{k_1}, n_{k_2}) pour les bases de données sélectionnées dans cette étude. La base de données utilisée dans la validation précédente est représentée par la croix en pointillés.

L'identification des optimums de Pareto permet de faire un choix concernant la densité de la base de données. Ce choix est réalisé en fonction du compromis que l'on veut réaliser entre la précision de la méthode MusIC et le temps nécessaire à la génération de la base de données. On remarque que la base de données utilisée dans la validation précédente (Section 6.3.1) ne fait pas partie des optimums. Les bases de données associées aux paramètres $(4, 4)$ et $(5, 4)$ permettent

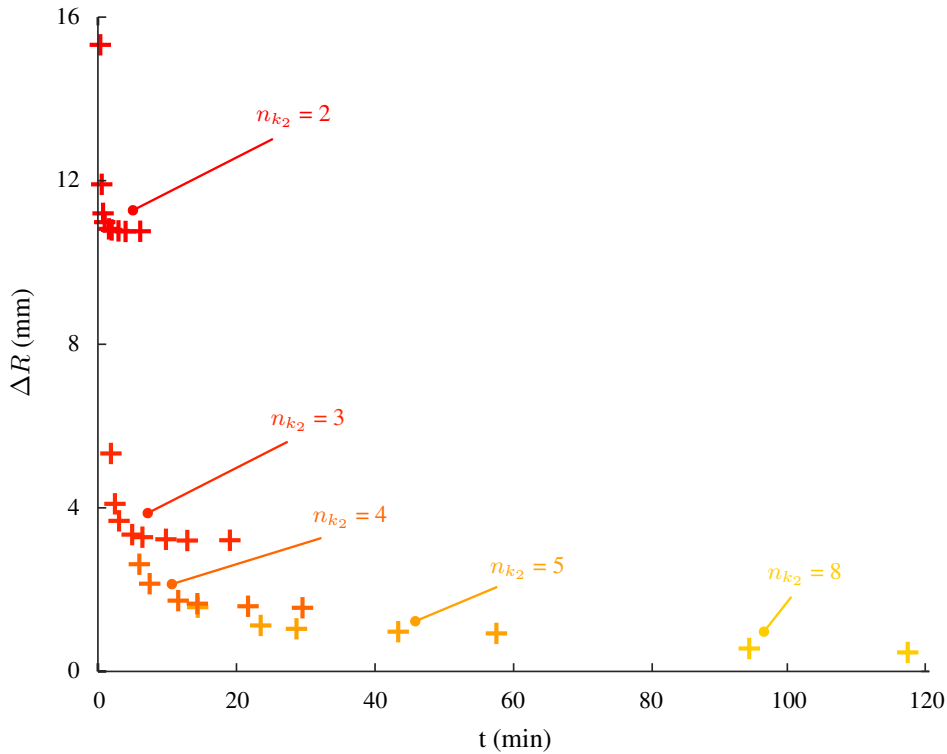


Figure 6.13 – Erreur moyenne ΔR effectuée sur l'estimation des bras de levier à l'aide d'une interpolation linéaire sur l'ensemble de l'espace articulaire accessible, pour différentes valeurs de (n_{k_1}, n_{k_2}) en fonction du temps de génération de la base de données associée. Chaque point d'une même couleur représente différentes valeurs de n_{k_1} pour n_{k_2} fixe

de diminuer l'erreur réalisée lors de l'interpolation tout en diminuant le temps de génération de la base de données.

Nous évaluons la cohérence des résultats obtenus à l'aide d'un mouvement expérimental. Nous utilisons pour cela la méthode MusIC avec chacune des bases de données générées. Les données expérimentales utilisées sont les données du mouvement de type ROM du sujet 1 (Section 3.6). La Figure 6.15 montre l'évolution de ϵ_f en fonction du temps de génération de la base de données utilisée. Les points schématisés par un disque représentent les bases de données considérées précédemment comme les optimums de Pareto (Figure 6.14).

On remarque que les résultats obtenus pour ces données expérimentales sont cohérents par rapport aux résultats obtenus avec ΔR . Cependant une base de données semble ici être un compromis intéressant alors qu'elle ne fait pas partie des optimums considérés précédemment (valeurs de paramètres (8, 3)). Avec cette densité de base de données, l'erreur effectuée sur l'estimation des bras de levier est faible par rapport au résultat attendu. Les bras de levier où l'erreur d'estimation est plus importante ne sont probablement pas utilisés dans ce mouvement.

Cette étude a permis d'étudier l'influence de la densité de la base de données sur d'une

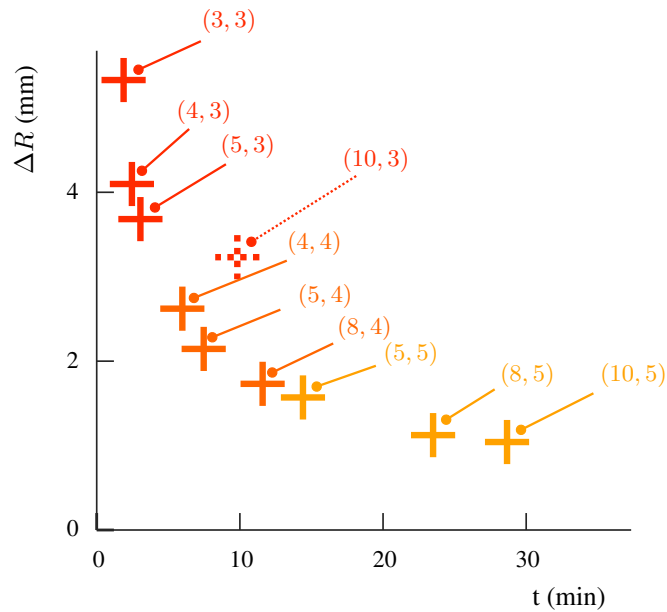


Figure 6.14 – Représentation des optimums de Pareto de la Figure 6.13. La croix en pointillés représente la base de données utilisée dans la validation précédente (Section 6.3.1)

part, la précision de la méthode d'estimation des efforts musculaires et d'autre part, le temps nécessaire à la génération de la base de données. Des optimums de Pareto ont été mis en évidence permettant, par la suite, de réaliser un choix vis-à-vis des attentes autour de cette méthode. Nous avons fait le choix, dans cette étude, de ne pas prendre en compte les variations de fréquence de calcul en fonction de la taille de la base de données. En effet, plus cette taille est importante plus le temps nécessaire à l'étape d'interpolation est important. Le temps de calcul associé à l'étape d'interpolation étant faible par rapport au temps de calcul associé à l'étape de correction (inférieur à 5%), nous considérons que la variation de la fréquence de calcul ne rentre pas en compte dans le choix de la taille de la base de données.

Plusieurs évolutions pourraient être réalisées dans l'objectif d'améliorer la génération et l'utilisation de la base de données. Tout d'abord, nous avons choisi ici d'utiliser des bases de données homogènes : la discrétisation des espaces articulaires accessibles des sous-bases de données est effectuée en choisissant un ensemble de configurations articulaires équi-réparties. Une solution pourrait être d'adapter la densité en fonction de la zone de l'espace articulaire accessible. Par exemple, les zones où les bras de levier changent de signe sont des zones critiques qui demandent une densité de données élevée alors que les zones éloignées de ces changements de signe sont probablement moins sensibles et permettraient alors de diminuer la densité des données. Cette solution pourrait notamment permettre d'améliorer l'utilisation de la méthode MusIC avec un critère min/max où des changements de répartition des efforts musculaires peuvent être abrupts. De plus, la méthode MusIC impose la génération d'une base de données pour chaque sujet étudié ce qui limite son intérêt si le nombre d'échantillons à traiter est insuffisant. Une base de données adimensionnelle pourrait être générée et ensuite adaptée en fonction de la morpho-

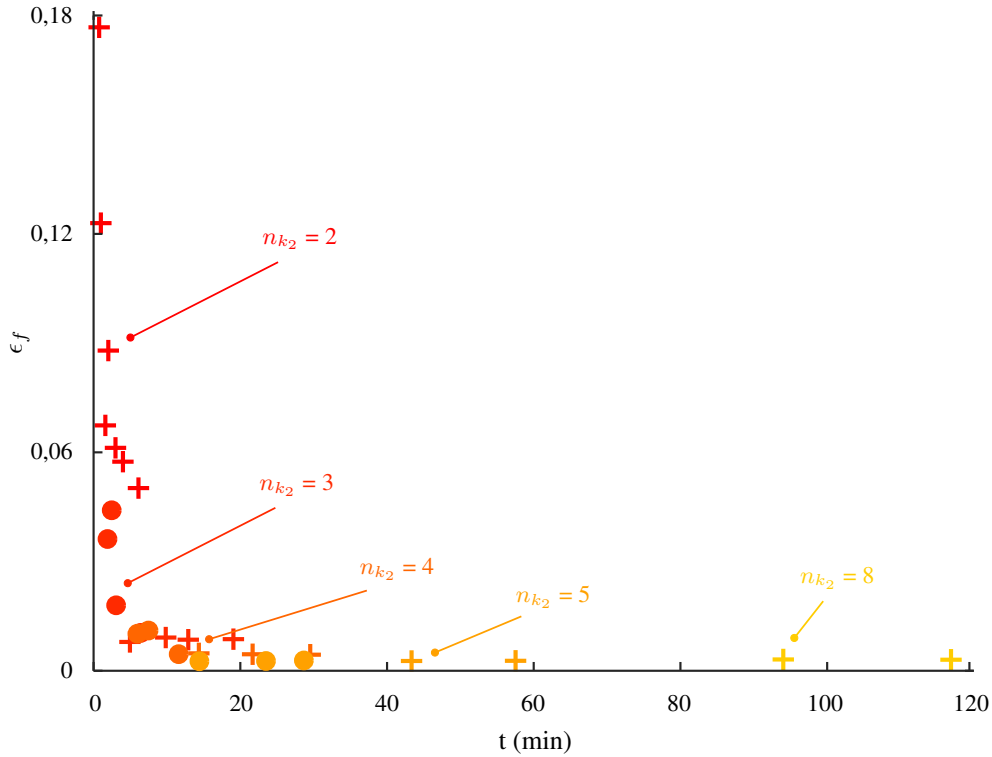


Figure 6.15 – Évolution de ϵ_f pour différentes valeurs de (n_{k_1}, n_{k_2}) en fonction du temps de génération de la base de données associée. Chaque point d'une même couleur représente différentes valeurs de n_{k_1} pour n_{k_2} fixe. Les points schématisés par un disque représentent les bases de données considérées précédemment comme les optimums de Pareto (Figure 6.14)

logie du sujet étudié vis-à-vis des calibrations géométriques, inertielles et musculaires réalisées. Une unique base de données serait alors générée pour une série d'expérimentations complète et permettrait de diminuer largement le temps de calcul nécessaire pour la génération d'une base de données spécifique à un sujet.

6.4 Discussion

À la vue des résultats présentés précédemment, la méthode MusIC semble proposer une estimation des efforts musculaires quasi-optimale. En effet, l'erreur moyenne ϵ_f obtenue sur l'évaluation de la fonction de coût avec la méthode MusIC par rapport à une méthode classique d'optimisation est de 0,7 % (Tableau 6.3). De plus, l'estimation des efforts musculaires à l'aide de la méthode MusIC est réalisée avec une fréquence de calcul bien supérieure à celle d'une méthode classique d'optimisation. Avec la base de données utilisée ici, cette méthode présente un temps de calcul inférieur à celui d'une méthode classique d'optimisation lorsque le nombre d'échantillons excède 661 (capture de mouvement de 6,61 secondes échantillonnée à 100 Hz).

Différents tests complémentaires sont cependant nécessaires pour complètement valider cette méthode. Tout d'abord la méthode MusIC doit être validée avec différents modèles musculo-squelettiques ainsi que différentes fonctions de coût. D'autres fonctions présentes dans la littérature sont utilisées pour résoudre le problème de répartition des efforts musculaires et pourraient être testées avec cette méthode, par exemple des critères polynomiaux avec des facteurs de normalisation tels que la section transversale du muscle [Crowninshield1981] ou le critère polynomial introduit par [Siemienski1992] appelé *soft saturation criteria*. Ces fonctions sont seulement basées sur les efforts musculaires. D'autres auteurs proposent d'introduire les efforts de réaction articulaires [Challis1993, Dumas2014]. Même si la méthode MusIC ne prend pas en compte directement ces efforts, ils sont associés aux couples articulaires. On peut donc légitimement penser que cette méthode peut aussi s'adapter à ce type de fonctions de coût. De plus, la validation de la méthode MusIC doit passer par une comparaison des résultats obtenus avec les profils EMG obtenus expérimentalement.

Différentes évolutions de la méthode MusIC pourraient permettre d'utiliser des modèles musculo-squelettiques plus complexes. La méthode développée ici ne permet pas la prise en compte de boucles fermées. Pour les modèles boucles fermées, les efforts musculaires sont estimés directement à partir des données cinématiques à l'aide d'une méthode de dynamique directe. Une adaptation de la méthode MusIC nécessite donc d'inclure l'étape de dynamique dans cette méthode. Les données d'entrée de la base de données seraient alors les données du mouvement (coordonnées, vitesses et accélérations articulaires) et les efforts extérieurs. L'utilisation de ces données d'entrée peut aussi permettre la prise en compte d'une relation force-vitesse dans le modèle musculaire (par exemple la relation proposée par [Zajac1989] (Figure 2.5(c)) dans le modèle de Hill).

6.5 Conclusion générale du chapitre

Ce chapitre avait pour objectif de présenter une méthode rapide et quasi-optimale permettant de résoudre le problème de répartition des efforts musculaires. La méthode, nommée MusIC (*Muscles forces Interpolation and Correction*), utilise une base de données préalablement générée contenant les solutions du problème classique de répartition des efforts musculaires. Cette méthode est basée sur deux idées principales. La première est que le problème d'estimation des efforts musculaires peut être résolu articulation par articulation et que le couplage musculaire peut être pris en compte a posteriori. La seconde est que les efforts musculaires peuvent être corrigés pour assurer l'équilibre dynamique et respecter les contraintes physiologiques.

Une étude du comportement de cette méthode a été réalisée sur un modèle simple en deux dimensions sur un ensemble important de mouvements synthétisés permettant d'assurer une variété de mouvements importante. Cette méthode a été comparée à une méthode classique d'optimisation vis-à-vis des critères de précision et de performance. Les résultats obtenus sont encourageants puisque la méthode MusIC trouve une solution quasi-optimale respectant l'équilibre dynamique et les contraintes physiologiques. Le principal intérêt de cette méthode est la

fréquence de calcul qui est bien supérieure à celle d'une méthode classique d'optimisation (environ 10 fois supérieure dans cette étude).

Une validation de la méthode MusIC a été effectuée sur un modèle musculo-squelettique plus complexe à l'aide de mouvements expérimentaux. Les résultats vis-à-vis des critères de précision et de performance semblent montrer que la méthode MusIC est une méthode rapide et quasi-optimale permettant de résoudre le problème de répartition des efforts musculaires. La méthode permet de limiter la complexité du problème d'optimisation initial en résolvant le problème articulation par articulation et en prenant en compte, a posteriori, le couplage musculaire puis la dynamique du modèle et les contraintes physiologiques. Ainsi, plus le modèle musculo-squelettique est complexe (couplage musculaire important), plus l'apport de cette méthode au niveau des temps de calcul est important. En utilisant le modèle musculo-squelettique de [Klein Horsman2007] pour les membres inférieurs, la fréquence de calcul de la méthode MusIC est de 48 Hz. Pour ce même modèle, la fréquence de calcul d'un problème classique d'optimisation est de 1,6 Hz.

Différentes études supplémentaires doivent être effectuées pour complètement valider la méthode MusIC comme l'utilisation d'autres modèles musculo-squelettiques, d'autres fonctions de coût et la comparaison des résultats obtenus aux profils EMG expérimentaux.

Synthèse et perspectives

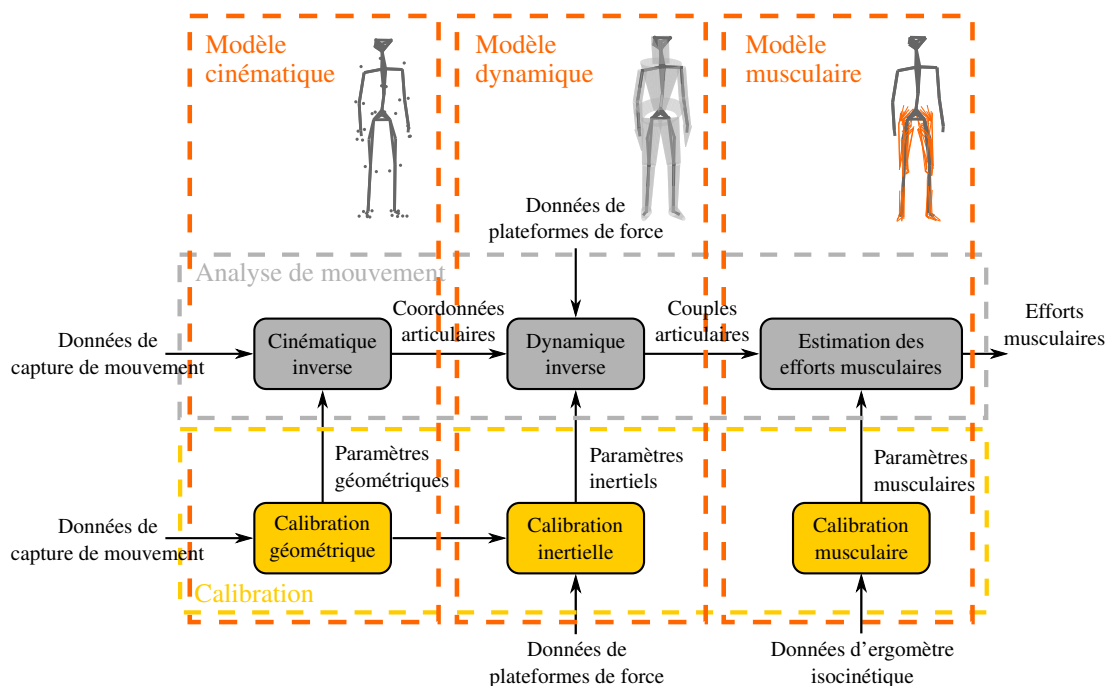


Figure 7.1 – Schéma global de la thèse

Ce dernier chapitre présente une **synthèse des travaux** effectués et en dégage les **perspectives**. Une présentation des travaux réalisés durant cette thèse et non détaillés dans ce manuscrit sont également brièvement présentés.

7.1 Synthèse et apport des travaux effectués

L'objectif de cette thèse est d'apporter des contributions méthodologiques à la simulation musculo-squelettique. Ces contributions relèvent deux challenges principaux. Le premier challenge est d'obtenir des méthodes rapides d'estimation des variables biomécaniques pour envisager une simulation en temps réel. Pour des applications de rééducation, d'ergonomie ou de sport, cela permet d'avoir un retour immédiat et donc d'améliorer l'efficacité de l'exercice effectué. Le second challenge est de définir une phase de calibration simple, rapide et accessible avec les outils courants de l'analyse de mouvement. Cette calibration est essentielle pour réaliser une simulation musculo-squelettique cohérente et son utilisation simple peut permettre un déploiement plus important de ces simulations dans le domaine clinique, le domaine sportif et le domaine industriel.

Nous avons, dans un premier temps, proposé une méthode de description des modèles biomécaniques. La description proposée est composée de trois structures de données indépendantes correspondant respectivement au modèle ostéo-articulaire, aux marqueurs et aux muscles. La description utilisée nous a permis de tester facilement nos algorithmes d'analyse de mouvement sur différents modèles.

À la suite de ce travail, nous avons implémenté une étape de cinématique inverse à l'aide d'une méthode d'optimisation globale. Pour réduire les temps de calcul, ce problème est linéarisé et résolu grâce à un algorithme de Levenberg-Marquardt. La fréquence de calcul associée à cette étape est de 70 Hz pour le modèle corps complet utilisé. De plus, nous avons proposé une méthode de calibration des paramètres géométriques basée sur les données de capture de mouvement. Cette méthode, basée sur un problème d'optimisation, identifie les paramètres géométriques permettant de reconstruire au mieux le mouvement lors de l'étape de cinématique inverse. Une validation de cette méthode est proposée par comparaison aux résultats de la littérature.

Nous avons utilisé les résultats de ce travail pour développer nos algorithmes relatifs à la dynamique. Un algorithme de Newton-Euler a été implémenté pour résoudre l'étape de dynamique inverse. Cette méthode récursive induit des résidus dynamiques permettant d'équilibrer dynamiquement le modèle biomécanique. Ces résidus sont utilisés dans une seconde étape pour calibrer les paramètres inertiels (ou BSIP) en utilisant seulement les données de mouvement et les mesures de plateformes de force. Les résidus dynamiques prennent effectivement en compte les erreurs d'estimation des BSIP mais tiennent aussi compte des erreurs dans les données cinématiques et dans la mesure des plateformes de force. Nous avons réalisé une étude pour quantifier l'incertitude introduite dans les résidus dynamiques par les données cinématiques et la mesure des plateformes de force. Avec les données expérimentales et les modélisations utilisées, cette étude a permis, d'une part de confirmer le fait que les BSIP obtenus à l'aide de méthodes de régression étaient acceptables pour résoudre un problème de dynamique et d'autre part, de prévenir la possibilité d'apparition de sur-apprentissage lors d'une calibration des BSIP à l'aide des résidus dynamiques. Nous avons alors proposé une méthode de calibration des BSIP dont l'usage

exprime son intérêt en particulier sur des sujets atypiques. Cette méthode, basée sur une méthode d'identification, est associée à un modèle géométrique permettant de diminuer le nombre de paramètres à identifier et limitant donc la possibilité d'apparition de sur-apprentissage. L'utilisation de cette méthode sur des données expérimentales a notamment mis en évidence la nécessité d'ajouter des contraintes physiologiques supplémentaires lors de l'identification des BSIP.

Une dernière partie du travail a consisté au développement d'une méthode rapide d'estimation des efforts musculaires. Cette méthode, que nous avons nommée MusIC (Muscles forces Interpolation and Correction), utilise une base de données préalablement générée et contenant les solutions du problème classique de répartition des efforts musculaires pour une fonction de coût donnée. Cette méthode propose de limiter la complexité de la résolution en résolvant le problème articulation par articulation et en prenant en compte, a posteriori, le couplage musculaire. Nous avons validé la méthode MusIC sur un modèle musculo-squelettique des membres inférieurs présentant un couplage musculaire important. Cette méthode permet d'obtenir une estimation des efforts musculaires très proche de l'estimation obtenue avec la résolution d'un problème classique d'optimisation. L'intérêt de la méthode MusIC réside dans le temps de calcul puisque la fréquence de calcul de 48 Hz est, dans notre étude, 30 fois supérieure à celle d'une méthode classique d'optimisation.

Pour conclure sur le travail effectué, nous avons proposé dans cette thèse une phase de calibration contenant une méthode de calibration des paramètres géométriques ainsi qu'une méthode de calibration des paramètres inertiels. Cette phase de calibration nécessite des données de mouvement ainsi que des données de plateformes de force. Pour cela, le sujet doit réaliser un seul mouvement de type *Range Of Motion* en appui sur deux plateformes de force en suivant le mouvement d'un avatar jouant le mouvement dans une vidéo. Les données de ce mouvement sont utilisées pour les deux calibrations et dure environ 90 secondes. Ce protocole expérimental est donc rapide et très facilement réalisable avec les outils utilisés par la suite pour l'analyse de mouvement. Le temps de calcul pour ces deux calibrations est inférieur à dix minutes. Ce temps semble compatible avec l'idée d'avoir une phase de calibration préliminaire à une session d'expérimentations.

De plus, nous avons développé des méthodes d'analyse de mouvement dans l'objectif d'estimer rapidement les variables biomécaniques. Nous avons pour cela proposé de pré-calculer des données hors ligne pour limiter le temps de calcul en ligne. La Figure 7.2 présente les temps de calcul en ligne et hors ligne pour les trois étapes de l'analyse de mouvement avec l'utilisation de trois différentes combinaisons de méthodes :

- **M1** : résolution du problème non-linéaire pour l'étape de cinématique inverse, utilisation de l'algorithme récursif de Newton-Euler pour l'étape de dynamique inverse, résolution d'une méthode classique d'optimisation pour l'estimation des efforts musculaires.
- **M2** : résolution du problème linéarisé pour l'étape de cinématique inverse, utilisation de l'algorithme récursif de Newton-Euler pour l'étape de dynamique inverse, résolution d'une méthode classique d'optimisation pour l'estimation des efforts musculaires.

- **M3** : résolution du problème linéarisé pour l'étape de cinématique inverse, utilisation de l'algorithme récursif de Newton-Euler pour l'étape de dynamique inverse, utilisation de la méthode MusIC pour l'estimation des efforts musculaires.

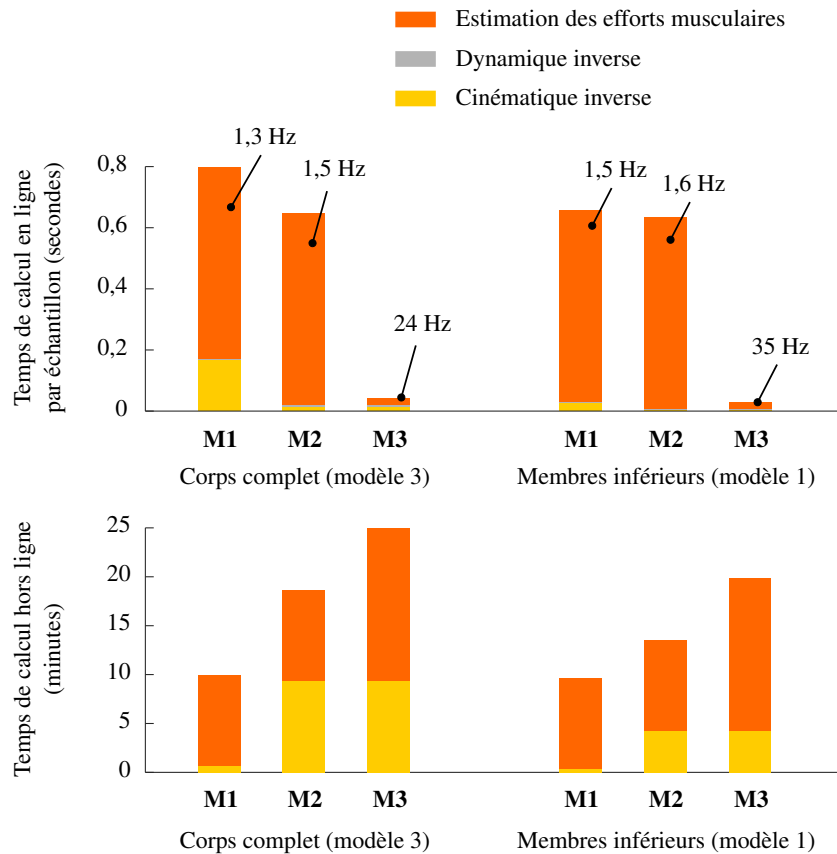


Figure 7.2 – Temps de calcul en ligne et hors ligne pour les trois étapes de l'analyse de mouvement avec trois différentes combinaisons de méthodes

La partie gauche de la Figure 7.2 présente les temps de calcul avec l'utilisation du modèle corps complet utilisé tout au long de cette thèse. Le modèle musculaire est le modèle des membres inférieurs utilisé dans la Section 6.3. Avec la combinaison de méthodes **M1**, la fréquence de calcul globale est de 1,3 Hz. Une très grande partie du temps de calcul est due à la résolution du problème d'optimisation lors de l'estimation des efforts musculaires. Le temps de calcul associé à l'étape de dynamique inverse est quant à lui négligeable vis-à-vis des deux autres étapes. Pour ces méthodes, le temps de calcul hors ligne est inférieur à 10 minutes. Une grande partie de ce temps correspond au calcul de la matrice de bras de levier. La résolution du problème linéarisé pour l'étape de cinématique inverse permet de diminuer largement la part de cette étape dans le temps de calcul en ligne global (**M2** dans la Figure 7.2). Le temps de calcul hors ligne est cependant deux fois plus important puisqu'il est nécessaire de calculer chaque terme de la matrice Jacobienne. L'utilisation de la méthode MusIC pour l'estimation des efforts musculaires (**M3** dans la Figure 7.2) permet enfin d'augmenter largement la fréquence de calcul

globale pour atteindre 24 Hz. L'utilisation de ces méthodes nécessite alors un temps de calcul hors ligne de 25 minutes.

La fréquence de calcul globale peut être augmentée en diminuant la complexité du modèle ou en utilisant un modèle d'une partie du corps seulement. La partie droite de la Figure 7.2 présente les temps de calcul avec le modèle uniquement des membres inférieurs utilisé tout au long de cette thèse, le modèle musculaire est identique à celui utilisé pour le modèle corps complet. Ce type de modèle peut être choisi si seules les variables biomécaniques des membres inférieurs sont analysées. Avec la combinaison de méthodes **M3**, ce modèle permet de diminuer les temps de calcul des étapes de cinématique et de dynamique inverse et ainsi atteindre une fréquence de calcul globale de 35 Hz.

Ces fréquences restent en deçà des fréquences classiques d'acquisition de capture de mouvement (100 Hz en limite basse) et ne permettent donc pas une estimation en temps réel de l'ensemble des variables biomécaniques à déterminer. Les résultats sont cependant très encourageants puisque les méthodes proposées ont permis d'augmenter largement la fréquence de calcul. Le temps de calcul obtenu avec un modèle corps complet correspond approximativement à quatre fois la durée de la capture de mouvement. Ce temps semble acceptable dans l'idée d'avoir un retour rapide sur un mouvement effectué lors d'une expérimentation. Différentes pistes sont malgré tout proposées (Section 7.3) dans l'objectif de réaliser des simulations musculo-squelettiques en temps réel.

7.2 Utilisation des travaux de thèse

En plus des éléments présentés dans ce manuscrit, les travaux réalisés durant cette thèse ont servi de support à d'autres travaux de recherche.

Nous avons travaillé sur l'évaluation ergonomique d'un poste de travail sur une ligne de production. Comme il a été vu précédemment, cette évaluation peut être effectuée à l'aide d'indicateurs biomécaniques basés sur les coordonnées articulaires, les couples articulaires ou les forces articulaires. Pour calculer des couples articulaires, l'étape de dynamique inverse nécessite des données cinématiques précises et donc l'utilisation d'un système précis de mesure du mouvement, généralement pas utilisables sur une ligne de production (accessibilité limitée de la zone, place non disponible pour le matériel, etc). Des systèmes de mesure, sans marqueur ni calibration, basés sur les caméras de profondeur, telle que la Kinect de Microsoft, sont des moyens prometteurs pour mesurer les postures 3D au cours du temps. Des travaux réalisés dans l'équipe de recherche [Plantard2016a, Plantard2016b] proposent des méthodes pour améliorer la fiabilité des données cinématiques issues d'une caméra Kinect dans des environnements encombrés, avec des occultations et des placements inappropriés de la caméra. Dans cette étude, nous évaluons la fiabilité d'une méthode de dynamique inverse basée sur ces données Kinect corrigées et son utilisation potentielle pour estimer les couples articulaires dans des environnements encombrés apportant des occultations. Nous avons, pour cela, comparé ces couples articulaires

avec ceux obtenus avec un système précis de mesure de mouvement, considéré comme la référence. Ces travaux de thèse ont permis de faciliter grandement l'utilisation des algorithmes (calibration des paramètres géométriques, cinématique inverse et dynamique inverse) aux différents types de données de mouvement et également aux différents modèles utilisés. En effet, la technologie Kinect fournit la position de différents centres articulaires. La description des marqueurs utilisés a donc été modifiée (utilisation d'un ensemble de marqueurs correspondant aux positions des centres articulaires). De plus, la position des centres articulaires uniquement ne permet pas d'observer certains mouvements comme la pronation / supination de l'avant-bras. Un modèle biomécanique simplifié a donc été utilisé. La méthode de description utilisée dans ces travaux de thèse ainsi que le développement des algorithmes d'analyse de mouvement ont permis de réaliser l'ensemble de la partie simulation de ce travail. Ce travail a été publié dans [Plantard2017].

De plus, des modèles biomécaniques et des algorithmes d'analyse de mouvement implémentés durant cette thèse ont servi de support à la réalisation de travaux de recherche dans l'équipe. Les travaux de [Ruiz2015a, Ruiz2015b, Ruiz2016] ont pour objectif d'améliorer le contrôle de personnages virtuels en se basant sur le système de contrôle moteur humain basé sur les muscles, notamment en utilisant les synergies musculaires. Des modèles biomécaniques ainsi que des algorithmes de calibration des paramètres géométriques, de cinématique inverse et de dynamique inverse développés dans nos travaux de thèse ont été utilisés pour la partie simulation musculo-squelettique de ces travaux. La simplicité d'utilisation de nos modèles et de nos algorithmes a permis l'implémentation de méthodes de dynamique directe, de modèles musculaires ou même l'utilisation des synergies musculaires à des fins de contrôle du mouvement.

7.3 Perspectives

Les travaux réalisés n'ont pas permis de lever tous les verrous, les perspectives de ces travaux sont multiples.

La méthode de calibration des paramètres géométriques calibre la position de certains marqueurs ainsi qu'un coefficient d'homothétie pour chaque segment à partir de données de mouvement. Une extension de cette méthode à un ensemble plus important de paramètres géométriques (par exemple le positionnement et l'axe des articulations) pourrait permettre d'améliorer la reconstruction et donc l'estimation des différentes variables articulaires. En augmentant le nombre de paramètres géométriques à identifier, une attention particulière doit être portée sur la possibilité d'avoir un phénomène de sur-apprentissage. Ce phénomène pourrait être limité en modifiant les échantillons utilisés pour réaliser la calibration. Étant donné qu'une augmentation du nombre d'échantillons augmenterait significativement le temps de calcul associé à la calibration, un choix réfléchi des échantillons utilisés en fonction du mouvement d'entrée pourrait être un compromis intéressant. Cela consiste à choisir un ensemble d'échantillons représentatif des postures atteintes lors du mouvement. Pour éviter de devoir réaliser une étape de cinématique inverse avant la calibration, le choix des échantillons doit se faire seulement à partir de la posi-

tion des marqueurs expérimentaux. Une méthode de *clustering* à partir de ces positions pourrait permettre de former des groupes de postures différentes. Le choix d'un échantillon moyen dans chacun de ces groupes constituerait alors les échantillons utilisés pour réaliser la calibration. L'utilisation d'une classification hiérarchique pourrait permettre, de plus, d'adapter le nombre d'échantillons utilisé en fonction de la dispersion des données d'entrée, une dispersion importante correspondant à un nombre de postures différentes importante.

La méthode de calibration des BSIP utilise des données de mouvement et de plateformes de force. L'ajout de contraintes dans le problème d'optimisation utilisé permet d'éviter le sur-apprentissage. Les résultats obtenus sont cependant très dépendants des contraintes utilisées. Une définition précise de ces contraintes doit être effectuée pour les rendre indépendantes du sujet et de l'étude réalisée. L'utilisation de technologies d'imagerie médicale pourra être exploitée comme une référence pour affiner les différents paramètres de notre méthode. De la même façon que pour la calibration des paramètres géométriques, un choix réfléchi des échantillons utilisés pourrait permettre une amélioration des résultats. En particulier, l'utilisation du critère de sélection des mouvements excitants proposé dans la littérature est une piste de travail très intéressante.

Les travaux relatifs à la méthode de calibration des paramètres musculaires ne sont pas présentés dans ce manuscrit car ils sont encore à un stade de développement embryonnaire. Nous développons une étape de calibration basée sur une approche fonctionnelle qui consiste à identifier les paramètres musculaires permettant d'approcher au mieux des valeurs expérimentales des enveloppes de couples articulaires à l'aide de modèles. Les expérimentations ont été réalisées à l'aide d'un ergomètre isocinétique [Haering2016] sur l'articulation du coude. Nous utilisons ici seulement des essais isométriques, la relation force-vitesse du modèle musculaire n'est donc pas prise en compte dans cette première étude. Nous avons développé un algorithme en deux étapes permettant d'identifier consécutivement les forces isométriques maximales et les longueurs des muscles permettant de maximiser la similitude entre les courbes de couples expérimentales et simulées. Ce travail est un travail préliminaire ayant pour objectif le développement d'une méthode de calibration des paramètres musculaires plus complet (nombre de paramètres identifiés plus important, prise en compte des relations force-vitesse, utilisation de plusieurs articulations, etc).

De plus, nous avons proposé dans cette thèse une méthode rapide d'estimation des efforts musculaires basée sur une interpolation dans une base de données. Cette méthode a été validée, pour une fonction de coût, sur un modèle musculo-squelettique des membres inférieurs. Une validation plus complète va être effectuée à l'aide de différents modèles musculo-squelettique en utilisant différentes fonctions de coût. La prise en compte de modèles musculaires comprenant une relation force-vitesse (modèle de Hill) est une des perspectives d'évolution de la méthode. Cela inclut un changement de la structure de la base de données qui prendrait alors en compte les coordonnées articulaires et également les vitesses articulaires.

Une perspective importante de travail autour de cette thèse est le développement d'algorithmes pour la gestion des boucles fermées. Cet aspect est essentiel dans la simulation musculo-

squelettique puisqu'il permet d'utiliser des modèles biomécaniques plus proches de l'anatomie réelle comme par exemple les modèles du complexe de l'épaule de [Van Der Helm1994, Maurel1996, Naaïm2016] ou les modèles d'avant-bras de [Pennestrì2007, Laitenberger2015]. L'utilisation de ces modèles permet d'améliorer l'estimation des variables biomécaniques. Le travail effectué permet de prendre en compte ces boucles fermées dans la description du modèle ainsi que dans l'étape de cinématique inverse. La détermination des efforts musculaires pour ce type de modèle demande un travail supplémentaire. Pour des modèles boucles fermées, les efforts musculaires sont estimés directement à partir des données cinématiques à l'aide d'une méthode de dynamique directe. Une adaptation de la méthode MusIC pour la résolution de ce type d'algorithme peut alors être une perspective très intéressante. Cette adaptation nécessite d'inclure l'étape de dynamique inverse dans la méthode MusIC. Les données d'entrée de la base de données seraient alors les données de mouvement (coordonnées, vitesses et accélérations articulaires) et les efforts extérieurs.

Les méthodes développées durant cette thèse ont permis de diminuer les temps de calcul en ligne de l'analyse de mouvement. Ces méthodes nécessitent cependant de pré-calculer hors ligne différentes données : la position des marqueurs du modèle, la matrice Jacobienne et la matrice des bras de levier en fonction des coordonnées articulaires ainsi que la génération de la base de données pour la méthode MusIC. Avec les modèles utilisés dans cette thèse, le temps de calcul hors ligne est alors de 25 minutes (Figure 7.2). Ce temps semble important dans l'optique de réaliser ces calculs entre la phase de calibration et la session d'expérimentations. Pour diminuer ce temps de calcul hors ligne, l'ensemble des données peut être calculé au préalable en fonction des paramètres biomécaniques et stocké dans la bibliothèque de modèles. Les résultats des différentes calibrations permettraient alors d'évaluer ces données pour les rendre spécifiques à chaque sujet. Cela permettrait de diminuer largement le temps de calcul hors ligne nécessaire entre la phase de calibration et la session d'expérimentations.

Enfin, pour des raisons de rapidité de prototypage et d'exploitation de méthodes de résolution déjà existantes, nous avons choisi de développer nos travaux sur Matlab®. Le langage associé est un langage interprété. L'utilisation d'un langage compilé pourrait permettre de diminuer les temps de calcul en ligne en conservant les méthodes et les modèles mis en place dans cette thèse. Pour limiter les développements supplémentaires, cela peut se faire en compilant l'ensemble des algorithmes de l'analyse de mouvement développés sous Matlab®. Ces algorithmes ont l'avantage de ne pas évoluer quelles que soient les données d'entrée utilisées. Cela peut aussi être réalisé en reprogrammant l'ensemble des algorithmes dans un langage de programmation compilé.

Pour conclure, cette thèse a permis le développement de différentes méthodes dans un objectif d'estimer rapidement les variables biomécaniques (coordonnées articulaires, couples articulaires et efforts musculaires) pour tendre vers le temps réel ainsi que de disposer d'une phase de calibration des modèles biomécaniques simple et rapide. L'implémentation des trois étapes d'analyse du mouvement par méthode inverse et de méthodes de calibration a permis le développement d'une plateforme de simulation musculo-squelettique (appelée *MusIC box*) sur Matlab®. Cette plateforme a servi de support pour l'ensemble des travaux de cette thèse mais également

pour d'autres travaux de recherche (voir Section 7.2). La plateforme est ainsi déjà utilisée par plusieurs chercheurs de l'équipe de recherche MimeTIC¹. Cette plateforme a été développée dans l'idée d'être relativement simple d'utilisation, modulaire (changement rapide des modèles biomécaniques, changement du type de données d'entrée, modification des algorithmes de résolution, etc) et donc d'être utilisable par le plus grand nombre. Nous envisageons de la diffuser hors du laboratoire par le biais d'un dépôt open source. Pour cela un bref tutoriel (Annexe A) a déjà été rédigé pour faciliter son utilisation.

1. <https://team.inria.fr/mimetic/>



MuslC box documentation

MusIC box documentation

Antoine MULLER^{1,2}, Charles PONTONNIER^{1,2,3}, Georges DUMONT^{1,2}

¹ École Normale Supérieure de Rennes, Bruz, France

² IRISA/INRIA Rennes, Rennes, France

³ Écoles Militaires de Saint-Cyr Coëtquidan, Guer, France

Corresponding author: antoine.muller@irisa.fr

1 Introduction

The present toolbox aims at performing a motion analysis thanks to an inverse dynamics method [2]. Figure 1 shows the global pipeline used.

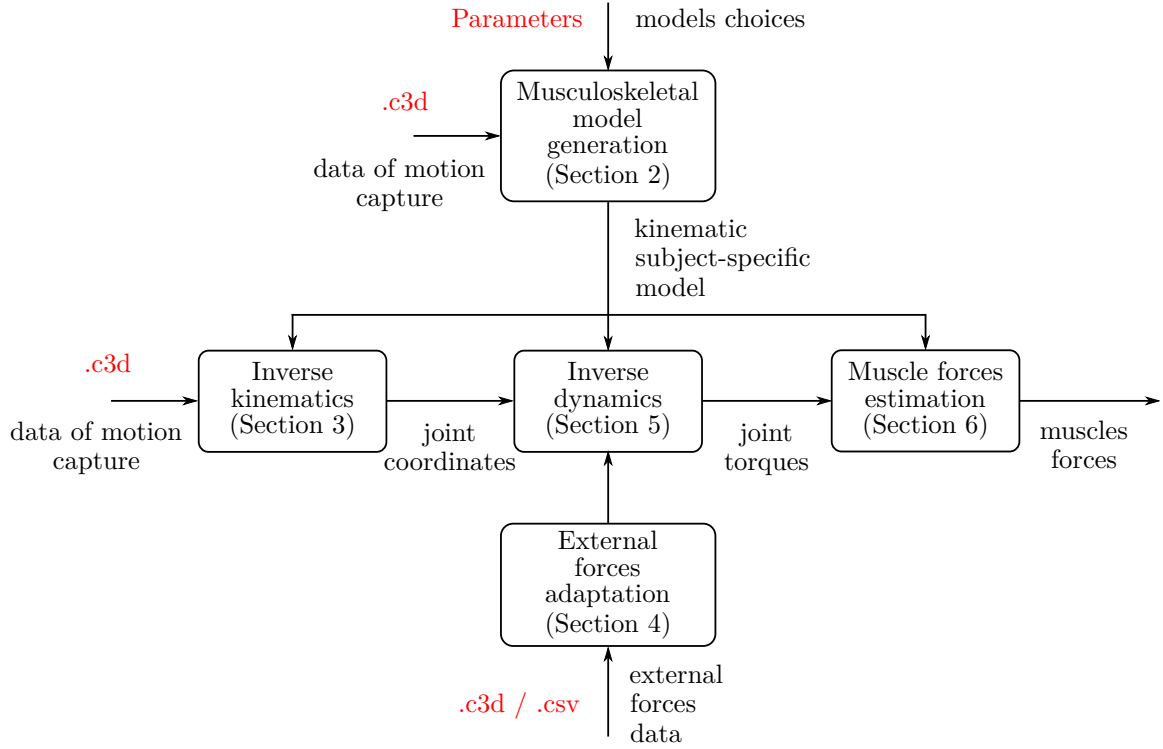


Figure 1: Toolbox pipeline. Variables in red correspond to input data provided by users

Before performing motion analysis steps, a musculoskeletal model is generated. It consists of, first, generating the desired anthropometric model thanks to models libraries. The generated model is then kinematical calibrated by using data of a motion capture.

The inverse kinematics step, the inverse dynamics step and the muscle forces estimation step are then successively performed from motion capture and external forces data.

Two folders and one script are available on the toolbox root. The *Main* script collects all the different functions of the motion analysis pipeline. The *Functions* folder contains all functions used in the toolbox. It is necessary to add this folder and all the subfolders to the Matlab path. The *Problems* folder is used to contain the different study. The user has to create one subfolder for each new study. Once a new musculoskeletal model is used, a new study is necessary. Different files will be automatically generated and saved in this folder. All files located on its root are related to the model and are valuable whatever the motion considered. A new folder will be added for each new motion capture. All files located on a folder are only related to this considered motion.

2 Musculoskeletal model generation

2.1 Skeletal models

The skeletal model is defined as a structure. This structure is composed of a set of rows corresponding to each solid associated for each of them to parameters stored in the different fields. The description used is based on the work of [7] and adapted for the musculoskeletal model in [11]. Each solid is associated to one degree of freedom. The different useful fields correspond to the following parameters:

- *name*: solid name;
- *sister / child / mother*: model structure tree (see the description in [7]).
- *a*: joint axis (defined in the mothers reference system);
- *joint*: type of joint (1: revolute joint, 2: prismatic joint);
- *limit_inf / limit_sup*: joint limits;
- *u / theta*: fixed rotation after the joint of *theta* angle according to *u* axis;
- *b*: joint position (defined in the mothers reference system);
- *c*: position of the center of mass (defined in the current solid reference system);
- *m*: solid mass;
- *I*: solid inertia matrix (defined in the current solid reference system);
- *anat_position*: set of anatomical positions each defined by its name and its local position on regards to the center of mass (see Sections 2.2 and 2.3).

At this time, the library contains several skeletal models of different body parts. For the lower body part, the leg model of [8] is implemented. It is composed of 3 joints exhibiting 6 degrees of freedom (spherical joint for the hip, revolute joint for the knee and 2 revolute joints for the ankle). For the upper body part, an arm model based on [6] is implemented. It is composed of 3 joints exhibiting 7 degrees of freedom (spherical joint for the shoulder, 2 revolute joints for the elbow and 2 revolute joints for the wrist). Several combinations of trunk models are implemented. The trunk is modeled by considering the pelvis, the lower trunk, the upper trunk and the head. Each of these parts are linked thanks to a spherical joint. An other model consider the motion on the clavicle with regard to the upper trunk by adding a spherical joint between these solids.

2.2 Markers set

A markers set corresponds to a set of markers name, each associated to an anatomical position. The name of each marker (field *name* in the structure) must correspond to the name used in the *c3d* file. The name of the associated anatomical position (field *anat_position* in the structure) must correspond to an anatomical position present on the skeletal model. The field *calib_dir* enables the calibration (the correction of the markers position) with regard to the local coordinate system. For example, the field {'Off';'Off';'On'} means that the model marker position will be calibrated only according to the *z*-local axis.

At this time, the library contains combinations of one markers set. The markers set description is developed in the appendix A.

2.3 Muscular model

A muscular model corresponds to a set of muscles name (field *name*), each associated to a set of anatomical positions (field *path*) and a set of muscular properties (fields *f0*, *l0*, *Kt*, *ls* and *alpha0*). The anatomical positions correspond to the different attachment points and possibly the via points. For example, the field {'A';'B';'C';'D'} means that the muscle is attached to the position 'A', passes successively through the positions 'B' and 'C' and finally is attached to the position 'D'. The muscular properties signification is such that: *f0* is the maximum isometric force, *l0* is optimal fiber length, *Kt* is the tendon stress-strain constant, *ls* is the tendon slack length and *alpha0* is the pennation angle at muscle optimal fiber length.

At this time, the library contains one set of leg muscular model. This model is extracted from the work of [8] and is developed for each leg.

2.4 Parameters

For each new study, some parameters have to be defined. They are related to the choice of the different models and to subject morphology. The user has to define these parameters as a structure named *Parameters* which has to be saved in the current study folder. It contains these following fields:

- *Size*: subject size;
- *Mass*: subject mass;
- *Trunk*: model choice for the trunk. This field contains 3 informations thanks to a (3×1) -vector (1st value for the lower trunk, 2nd value for the upper trunk and 3rd value for the head). For the lower trunk, 1 means adding only a pelvis and 2 means adding a pelvis and a lower trunk. For the upper trunk, 1 means using model without clavicle motion and 2 means using model with this motion. For the head, 1 means using the neck model with a spherical joint;
- *Right_arm*: model choice for the right arm. 1 means using the model based on [6];
- *Left_arm*: model choice for the left arm (same as for the right arm);
- *Right_leg*: model choice for the right leg. 1 means using the model of [8];
- *Left_leg*: model choice for the left leg (same as for the right leg);
- *Scaling*: choice of inertia parameters scaling method. At this time, only the work of [1] is implemented and is called by using 1;
- *Markers_set*: choice of markers set. This field contains a vector. The first value corresponds to the markers set used (here 1 for the implemented set). For this set, the second value is the number of markers placed on each hand (this parameter often varies according to the experiment). If the skeletal model represents only a body part, the markers set is automatically adapted to consider only the concerned markers.
- *Muscles*: choice of muscular model. 1 means adding leg muscle model on right leg and 2 means adding leg muscle model on left leg. The two models could be added together by using the vector [1 2]. This description is a temporary solution, we plan to change that when additionnal muscle models will be added.

For each model choice, 0 means not adding the considered model.

2.5 Kinematical calibration

From data of a selected motion capture, the kinematic parameters of the anthropometric model are calibrated. The optimisation method proposed in [10] is used.

2.6 Toolbox functions

The anthropometric model generation and the kinematical calibration are succesively performed by using the function *CalibrateModelGeneration*. The variable *filename* is the name of the c3d file used for the calibration. This function requires the Symbolic Math ToolboxTM.

3 Inverse kinematics

3.1 Algorithm

From the experimental markers positions, the inverse kinematics step aims at computing the joint coordinates. This step is performed by using the global optimization method proposed by [9]. It consists of minimizing the sum of squared distances between the measured and the model-determined marker positions.

3.2 Toolbox functions

Two methods are implemented to solve the inverse kinematics problem. The function *InverseKinematics* solves the problem thanks to an optimization method with an SQP algorithm. The function *InverseKinematicsLM* uses the Jacobian matrix. A Levenberg-Marquardt algorithm with one step is then used to solve the problem. For each of these functions, the variable *filename* is the name of the c3d file of the considered motion capture.

4 External forces adaptation

4.1 Principle

The external forces adaptation step has 2 main objectives. First, it computes the external forces with regard to the motion capture reference system. Second, it links these external forces to the skeletal model. Thus, this step depends largely on the experimental conditions and so has to be adapted to conditions changes (displacement of force platforms, modification of limbs into contact ...).

4.2 Toolbox functions

From experimental data, this step aims at generating the structure *external_forces*. This structure is composed of 2 fields with n_f rows, n_f corresponding to the number of frames of the considered motion capture. For each frame f (corresponding at each row), the field *fext* contains another structure with one row per solid in the model. For each solid s , the field *fext* contains a (3×2) -vector (1).

$$external_forces(f).fext(s).fext = \begin{bmatrix} F_x & M_x \\ F_y & M_y \\ F_z & M_z \end{bmatrix} \quad (1)$$

F_x , F_y and F_z are the forces applied in the global coordinates system. M_x , M_y and M_z are the moments at the origin of the global coordinates system and expressed in this coordinate system.

The second field of *external_forces*, named *Visual*, is used for the the visualisation (Section 7). For each frame, it is composed of a $(6 \times n_{ef})$ -vector, with n_{ef} is the number of external forces (2).

$$external_forces(f).Visual = \begin{bmatrix} P_x^1 & P_x^2 & & P_x^{n_{ef}} \\ P_y^1 & P_y^2 & & P_y^{n_{ef}} \\ P_z^1 & P_z^2 & \dots & P_z^{n_{ef}} \\ F_x^1 & F_x^2 & & F_x^{n_{ef}} \\ F_y^1 & F_y^2 & & F_y^{n_{ef}} \\ F_z^1 & F_z^2 & & F_z^{n_{ef}} \end{bmatrix} \quad (2)$$

$[P_x^i, P_y^i, P_z^i]^T$ is the position of the point of application of the external force i expressed in the global reference system. $[F_x^i, F_y^i, F_z^i]^T$ is the value of the external force i expressed in the global reference system.

Some functions starting by *ExternalForces* are available and each corresponds to a specific experiments. The function *ExternalForces_Zero* is used when no external force is applied on the model. The variable *filename* is the name of the c3d file of the considered motion capture. It is necessary that the user carefully design his own external forces adaptation function, depending on his experimental conditions.

5 Inverse dynamics

5.1 Algorithm

From the joint coordinates and the external forces, the inverse dynamics step aims at computing the joint torques. This step is performed thanks to a recursive Newton-Euler algorithm [3].

5.2 Toolbox functions

The function *InverseDynamics* solves this problem. The variable *filename* is the name of the c3d file of the considered motion capture.

6 Muscle forces estimation

6.1 Algorithm

From the joint torques, this step aims at computing the muscle forces. It is performed thanks to an optimization. Three different cost functions are implemented: two polynomial criteria [4, 5, 12] (f_1 with a 2nd-order and f_2 with a 3th-order) and one min/max criterion [13] (f_3). Whatever the cost function used, the optimization is solved thanks to an SQP algorithm.

6.2 Toolbox functions

The function *ForcesComputation* solves this problem. The variable *filename* is the name of the c3d file of the considered motion capture. The variable *method_opti* allows a choice of cost function used, i corresponding to the cost function f_i . The user has the freedom to implement his own cost function by going in the *ForcesComputation* function.

7 Visualisation

7.1 Principle

Visualisation functions allow to visualise the reconstructed motion, the model markers positions, the experimental markers positions, the external forces, the muscle forces ... or a combination of each of them.

7.2 Toolbox functions

Two visualisations are available and have different objectives.

Visualisation with Matlab This first visualisation uses Matlab plotting tools. It doesn't require any additional Matlab toolbox and it can be used without any additional licence rights. This visualisation is available with the function *Animate*. The variable *filename* is the name of the c3d file of the considered motion capture. The following input arguments correspond to plotting options. They are enabled when the corresponding argument is set to 1, otherwise it is to be set to 0. The different arguments are as follows:

- *seq_anim* body segments representation;
- *muscles_anim* muscles representation;
- *mod_marker_anim* model markers representation;
- *exp_marker_anim* experimental markers representation;
- *external_force_anim* external forces representation.

This function also allows to generate an animation saved into a .avi file. If we want to only visualise one frame of the global motion, the number of this frame has to be added as an additional input of the function *Animate*.

According to the experimental conditions and the desired animation, different points of view are used. To modify and adapt this point of view, the following protocol has to be performed:

- run a first time the *Animate* function without adding a number of a frame;
- on the figure that has just opened, press any key;
- modify the point of view thanks to the different figure options;
- on Matlab command, press any key;
- quit the current function.

This protocol allows to generate the variable *LimitInit* which contains the point of view. To keep this point of view for another study, this variable has just to be copied on each required folder.

Visualisation with Simmechanics This second visualisation uses the Simmechanics ToolboxTM. Its main objective is to visualise the bones geometry. It allows, among other things, to locate the model markers position when we generate a new markers set. The bone geometry used is under licence of AnyBody technologyTM.

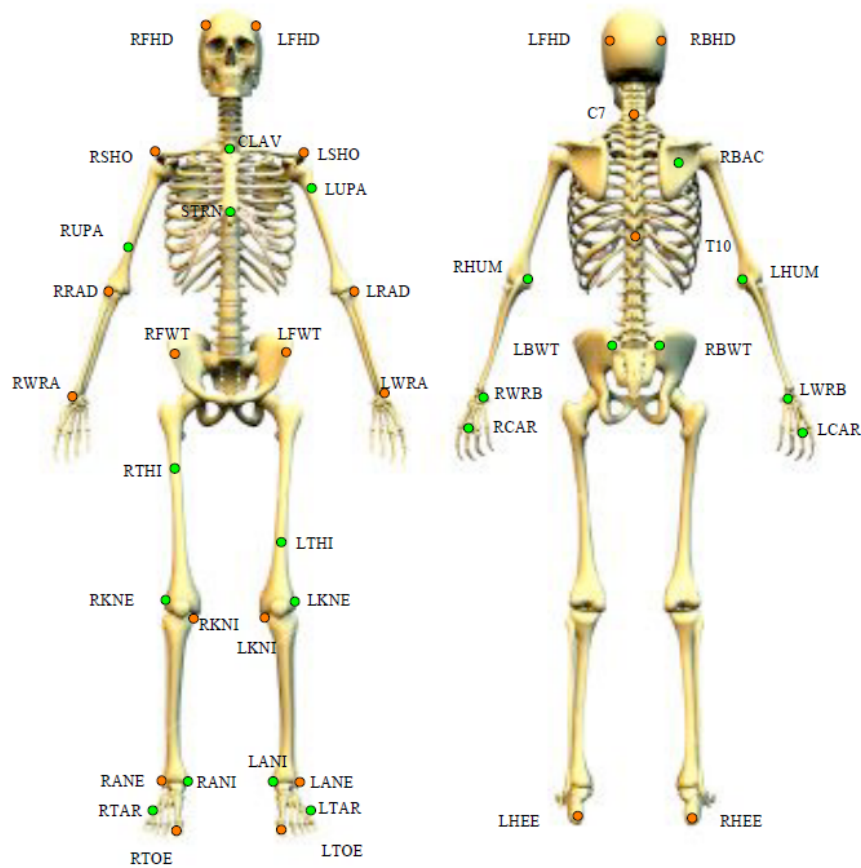
The visualisation is performed thanks to the *AnimateSimmechanics* function. The variable *filename* is the name of the c3d file of the considered motion capture. When the Simmechanics model is opened, we have just to run it.

References

- [1] R. Dumas, L. Chèze, and J. Verriest. Adjustments to McConville et al. and Young et al. body segment inertial parameters. *Journal of biomechanics*, 40(3):543–53, jan 2007.
- [2] A. Erdemir, S. McLean, W. Herzog, and A. J. van den Bogert. Model-based estimation of muscle forces exerted during movements. *Clinical biomechanics (Bristol, Avon)*, 22(2):131–54, feb 2007.
- [3] R. Featherstone. *Rigid Body Dynamics Algorithms*. 2008.
- [4] R. Happee. Inverse dynamic optimization including muscular dynamics, a new simulation method applied to goal directed movements. *Journal of Biomechanics*, 27(7):953–960, 1994.
- [5] W. Herzog. Individual muscle force estimations using a non-linear optimal design. *Journal of Neuroscience Methods*, 21(2-4):167–179, 1987.
- [6] K. R. S. Holzbaur, W. M. Murray, and S. L. Delp. A Model of the Upper Extremity for Simulating Musculoskeletal Surgery and Analyzing Neuromuscular Control. *Annals of Biomedical Engineering*, 33(6):829–840, jun 2005.
- [7] S. Kajita, S. Sakka, H. Hirukawa, K. Harada, and K. Yokoi. *Introduction à la commande des robots humanoïdes: De la modélisation à la génération du mouvement*. Springer Science & Business Media, 2009.
- [8] M. Klein Horsman, H. Koopman, F. van der Helm, L. Prosé, and H. Veeger. Morphological muscle and joint parameters for musculoskeletal modelling of the lower extremity. *Clinical biomechanics*, 22(2):239–47, feb 2007.
- [9] T. W. Lu and J. J. O’Connor. Bone position estimation from skin marker co-ordinates using global optimisation with joint constraints. *Journal of Biomechanics*, 32(2):129–134, 1999.
- [10] A. Muller, C. Germain, C. Pontonnier, and G. Dumont. A Simple Method to Calibrate Kinematical Invariants: Application to Overhead Throwing. In *International Society of Biomechanics in Sports (ISBS)*, 2015.
- [11] A. Muller, C. Pontonnier, C. Germain, G. Dumont, A. Muller, C. Pontonnier, C. Germain, and G. Dumont. Dealing with Modularity of Multibody Models. *Computer methods in biomechanics and biomedical engineering*, 18(sup1):2008–2009, 2015.
- [12] A. Pedotti, V. V. Krishnan, and L. Stark. Optimization of muscle-force sequencing in human locomotion. *Mathematical Biosciences*, 38(1-2):57–76, 1978.
- [13] J. Rasmussen, M. Damsgaard, and M. Voigt. Muscle recruitment by the min/max criterion - A comparative numerical study. *Journal of Biomechanics*, 34(3):409–415, 2001.

Appendix

A Markers set



RFHD: frontal bone right side

LFHD: frontal bone left side

RBHD: occipital bone right side

LBHD: occipital bone left side

CLAV: sternum jugular incisure

STRN: xiphoid process

C7: spinous process of the 7th cervical

T10: spinous process of the 10th dorsal

RSHO: right acromion

LSHO: left acromion

RHUM: medial epicondyle of the right humerus

LHUM: medial epicondyle of the left humerus

RRAD: head of the right radius

LRAD: head of the left radius

RWRA: styloid process of the right radius

LWRA: styloid process of the left radius

RWRB: styloid process of the right ulna

LWRB: styloid process of the left ulna

RCAR: third metacarpal of the right hand

LCAR: third metacarpal of the left hand

RFWT: right anterior superior iliac spine
LFWT: left anterior superior iliac spine
RBWT: right posterior superior iliac spine
LBWT: left posterior superior iliac spine

RKNE: lateral condyle of the right femur
LKNE: lateral condyle of the left femur
RKNI: medial condyle of the right femur
LKNI: medial condyle of the left femur

RANE: right external malleolus
LANE: left external malleolus
RANI: right internal malleolus
LANI: left internal malleolus
RHEE: right calcaneum posterior tuberosity
LHEE: left calcaneum posterior tuberosity
RTOE: right acropodion
LTOE: left acropodion
RTAR: right foot folding
LTAR: left foot folding

Publications et communications

Revues internationales

- Muller A., Pontonnier C., Dumont G. Uncertainty propagation in multibody human model dynamics. *Multibody System Dynamics*, pp. 1–16, 2017
- Muller A., Pontonnier C., Dumont G. The MusIC method: a fast and quasi-optimal solution to the muscle forces estimation problem. Submitted, 2016
- Plantard P., Muller A., Pontonnier C., Dumont G., Shum H. P. H., Multon F. Inverse dynamics based on occlusion-resistant Kinect data: Is it usable for ergonomics? *International Journal of Industrial Ergonomics*, 2017

Congrès internationaux avec comité de lecture

- Muller A., Demore F., Pontonnier C., Dumont G. MusIC makes the muscles work together. In *Proceedings of the XVI International Symposium on Computer Simulation in Biomechanics*, 2017
- Muller A., Chauwin M., Pontonnier C., Dumont G. Influence of Physiological Constraints on a Subject-specific BSIP Calibration. In *Proceedings of the XXVI Congress of the International Society of Biomechanics*, 2017
- Muller A., Pontonnier C., Dumont G. Uncertainty Spreading From Kinematics To Dynamics in Multibody Human Models. In *Proceedings of the 22nd Congress of the European Society of Biomechanics*, 2016

- Muller A., Germain C., Pontonnier C., Dumont G. A simple method to calibrate kinematical invariants: application to overhead throwing. In *Proceedings of the 33rd International Society of Biomechanics in Sports*, 2016

Congrès nationaux avec comité de lecture

- Muller A., Haering D., Pontonnier C., Dumont G. Non-invasive techniques for musculoskeletal model calibration. In *Proceedings of the 23ème Congrès Français de Mécanique*, 2017
- Muller A., Pontonnier C., Germain C., Dumont G. Dealing with modularity of multibody models. In *Proceedings of the 40ème Congrès de la Société de Biomécanique, Computer methods in biomechanics and biomedical engineering*, volume 18, pp. 2008–2009, 2015
- Muller A., Germain C., Pontonnier C., Dumont G. A comparative study of 3 body segment inertial parameters scaling rules. In *Proceedings of the 40ème Congrès de la Société de Biomécanique, Computer Methods in Biomechanics and Biomedical Engineering*, volume 18, pp. 2010–2011, 2015

Communications diverses

- Muller A. Méthodes de détermination de modèles biomécaniques personnalisés à partir d'une capture de mouvement. *Séminaire département mécatronique de l'École Normale Supérieure de Rennes*, février 2016
- Muller A. Méthodes de simulations numériques pour l'analyse de mouvement en vue d'applications en réalité virtuelle. *Séminaire département mécatronique de l'École Normale Supérieure de Rennes*, mars 2015

Bibliographie

- [Alexander1998] Alexander E. J., Toney M. K., Dyrby C., Sum J., 1998. A point cluster method for in vivo motion analysis : applied to a study of knee kinematics.
- [Amarantini2010] Amarantini D., Rao G., Berton E. A two-step EMG-and-optimization process to estimate muscle force during dynamic movement. *Journal of Biomechanics*, 43(9): 1827–1830, 2010.
- [An2014] An K. N., Kwak B. M., Chao E. Y., Morrey B. F. Determination of muscle and joint forces : a new technique to solve the indeterminate problem. *Journal of biomechanical engineering*, 106:365, 2014.
- [An1984] An K. N., Takahashi K., Harrigan T. P., Chao E. Y. Determination of muscle orientations and moment arms. *Journal of biomechanical engineering*, 106(3):280–2, 1984.
- [Andersen2010a] Andersen M. S., Benoit D. L., Damsgaard M., Ramsey D. K., Rasmussen J. Do kinematic models reduce the effects of soft tissue artefacts in skin marker-based motion analysis ? An in vivo study of knee kinematics. *Journal of Biomechanics*, 43(2):268–273, 2010.
- [Andersen2010b] Andersen M. S., Damsgaard M., MacWilliams B., Rasmussen J. A computationally efficient optimisation-based method for parameter identification of kinematically determinate and over-determinate biomechanical systems. *Computer methods in biomechanics and biomedical engineering*, 13(2):171–183, 2010.
- [Anderson2001] Anderson F. C., Pandy M. G. Dynamic optimization of human walking. *Journal of biomechanical engineering*, 123(5):381–390, 2001.
- [Andrews1996] Andrews J. G., Mish S. P. Methods for investigating the sensitivity of joint resultants to body segment parameter variations. *Journal of Biomechanics*, 29(5):651–654, 1996.

- [Andriacchi2000] Andriacchi T. P., Alexander E. J. Studies of human locomotion : past , present and future. *Journal of biomechanics*, 33(10):1217–1224, 2000.
- [Antonelli1999] Antonelli G., Caccavale F., Chiacchio P. A systematic procedure for the identification of dynamic parameters of robot manipulators. *Robotica*, 17(4):427–435, 1999.
- [Atchonouglo2008a] Atchonouglo E., Vallée C., Monnet T., Fortuné D. Identification of the ten inertia parameters of a rigid body. *Journal of Applied Mathematics and Mechanics*, 72(1):22–25, 2008.
- [Atchonouglo2008b] Atchonouglo K., Dumitriu D., Monnet T., Vallée C. Matrix formulation of the motion equations of a rigid body and identification of the ten inertia characteristics. *Proceedings in Applied Mathematics and Mechanics*, 8(1):10109–10110, 2008.
- [Atkeson1986] Atkeson C. G., An C. H., Hollerbach J. M. Estimation of Inertial Parameters of Manipulator Loads and Links. *The International Journal of Robotics Research*, 5(3):101–119, 1986.
- [Ayusawa2009] Ayusawa K., Nakamura Y., Venture G. Optimal estimation of human body segments dynamics using realtime visual feedback. *2009 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pp. 1627–1632, 2009.
- [Ayusawa2011] Ayusawa K., Venture G., Nakamura Y. Real-time implementation of physically consistent identification of human body segments. In *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp. 6282–6287, 2011.
- [Babyak2004] Babyak M. A. What you see may not be what you get : a brief, nontechnical introduction to overfitting in regression-type models. *Psychosomatic medicine*, 66(3):411–421, 2004.
- [Barrios2010] Barrios J. A., Crossley K. M., Davis I. S. Gait retraining to reduce the knee adduction moment through real-time visual feedback of dynamic knee alignment. *Journal of biomechanics*, 43(11):2208–2213, 2010.
- [Bauer2007] Bauer J. J., Pavol M. J., Snow C. M., Hayes W. C. MRI-derived body segment parameters of children differ from age-based estimates derived using photogrammetry. *Journal of Biomechanics*, 40(13):2904–2910, 2007.
- [Bell1990] Bell L., Pedersen R., Brand A. A comparison of the accuracy of several hip center location prediction methods. *Journal of biomechanics*, 23(6):617–621, 1990.
- [Blemker2007] Blemker S. S., Asakawa D. S., Gold G. E., Delp S. L. Image-based musculoskeletal modeling : Applications, advances, and future opportunities. *Journal of Magnetic Resonance Imaging*, 25(2):441–451, 2007.
- [Bonnet2016] Bonnet V., Fraisse P., Crosnier A., Gautier M., González A., Venture G. Optimal Exciting Dance for Identifying Inertial Parameters of an Anthropomorphic Structure. *IEEE Transactions on Robotics*, 32(4):823–836, 2016.

- [Brookham2011] Brookham R. L., Middlebrook E. E., Grewal T. J., Dickerson C. R. The utility of an empirically derived co-activation ratio for muscle force prediction through optimization. *Journal of Biomechanics*, 44(8):1582–1587, 2011.
- [Buchanan2004] Buchanan T. S., Lloyd D. G., Manal K., Besier T. F. Neuromusculoskeletal modeling : Estimation of muscle forces and joint moments and movements from measurements of neural command. *Journal of Applied Biomechanics*, 20(4):367–395, 2004.
- [Cappozzo1995] Cappozzo A., Catani F., Della Croce U., Leardini A. Position and orientation in space of bones during movement : anatomical frame definition and determination. *Clinical biomechanics*, 10(4):171–178, 1995.
- [Challis1995] Challis J. H. A procedure for determining rigid body transformation parameters. *Journal of Biomechanics*, 28(6):733–737, 1995.
- [Challis1993] Challis J. H., Kerwin D. G. An analytical examination of muscle force estimations using optimization techniques. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers. Part H, Journal of engineering in medicine*, 207(3):139–148, 1993.
- [Challis1996] Challis J. H., Kerwin D. G. Quantification of the uncertainties in resultant joint moments computed in a dynamic activity. *Journal of Sports Sciences*, 14(3):219–231, 1996.
- [Chandler1975] Chandler R. F., Clauser C. E., McConville J. T., Reynolds H. M., Young J. W. Investigation of inertial properties of the human body, 1975.
- [Chang2007] Chang L. Y., Pollard N. S. Constrained least-squares optimization for robust estimation of center of rotation. *Journal of Biomechanics*, 40(6):1392–1400, 2007.
- [Chao1973] Chao E. Y. S., Rim K. Application of optimization principles in determining the applied moments in human leg joints during gait. *Journal of Biomechanics*, 6(5):497–510, 1973.
- [Charlton2004] Charlton I. W., Tate P., Smyth P., Roren L. Repeatability of an optimised lower body model. *Gait & Posture*, 20(2):213–221, 2004.
- [Cheng2000] Cheng C. K., Chen H. H., Chen C. S., Lee C. L., Chen C. Y. Segmental inertial properties of Chinese adults determined from magnetic resonance imaging. *Clinical Biomechanics*, 15:559–566, 2000.
- [Chèze1995] Chèze L., Fregly B. J., Dimnet J. A solidification procedure to facilitate kinematic analysis based on video system data. *Journal of Biomechanics*, 28(7):879–884, 1995.
- [Clément2015] Clément J., Dumas R., Hagemeister N., de Guise J. A. Soft tissue artifact compensation in knee kinematics by multi-body optimization : Performance of subject-specific knee joint models. *Journal of Biomechanics*, 48(14):3796–3802, 2015.
- [Crowninshield1978] Crowninshield R. D. Use of optimization techniques to predict muscle forces. *Journal of biomechanical engineering*, 12(8):627, 1978.

- [Crowninshield1981] Crowninshield R. D., Brand R. A. A physiologically based criterion of muscle force prediction in locomotion. *Journal of Biomechanics*, 14(11):793–801, 1981.
- [Damsgaard2006] Damsgaard M., Rasmussen J., Christensen S. T., Surma E., de Zee M. Analysis of musculoskeletal systems in the AnyBody Modeling System. *Simulation Modelling Practice and Theory*, 14(8):1100–1111, 2006.
- [Dao2009] Dao T. T., Marin F., Tho M. C. H. B. Sensitivity of the anthropometrical and geometrical parameters of the bones and muscles on a musculoskeletal model of the lower limbs. In *Engineering in Medicine and Biology Society, 2009. EMBC 2009. Annual International Conference of the IEEE*, pp. 5251–5254, 2009.
- [Davidson2008] Davidson P. L., Wilson S. J., Wilson B. D., Chalmers D. J. Estimating subject-specific body segment parameters using a 3-dimensional modeller program. *Journal of Biomechanics*, 41(16):3506–3510, 2008.
- [Davis1991] Davis R. B., Öunpuu S., Tyburski D., Gage J. R. A gait analysis data collection and reduction technique. *Human Movement Science*, 10(5):575–587, 1991.
- [De Leva1996] De Leva P. Adjustments to Zatsiorsky-Seluyanov’s segment inertia parameters. *Journal of biomechanics*, 29(9):1223–1230, 1996.
- [De Luca1997] De Luca C. J. The use of surface electromyography in biomechanics. *Journal of applied biomechanics*, 13(2):135–163, 1997.
- [de Zee2007a] de Zee M., Falla D., Farina D., Rasmussen J. A detailed rigid-body cervical spine model based on inverse dynamics. *Journal of Biomechanics*, 40:S284, 2007.
- [de Zee2007b] de Zee M., Hansen L., Wong C., Rasmussen J., Simonsen E. B. A generic detailed rigid-body lumbar spine model. *Journal of Biomechanics*, 40(6):1219–1227, 2007.
- [Delp2007] Delp S. L., Anderson F. C., Arnold A. S., Loan P., Habib A., John C. T., Guendelman E., Thelen D. G. OpenSim : Open source to create and analyze dynamic simulations of movement. *IEEE transactions on bio-medical engineering*, 54(11):1940–1950, 2007.
- [Dempster1955] Dempster W. T. Space requirements of the seated operator. Technical Report WADC-TR-55-159. Ohio : Wright-Patterson Air Force Base., 1955.
- [Dul1984] Dul J., Townsend M. A., Shiavi R., Johnson G. E. Muscular synergism—I. On criteria for load sharing between synergistic muscles. *Journal of Biomechanics*, 17(9):663–673, 1984.
- [Dumas2005] Dumas R., Aissaoui R., Mitton D., Skalli W., De Guise J. A. Personalized body segment parameters from biplanar low-dose radiography. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 52(10):1756–1763, 2005.
- [Dumas2016] Dumas R., Andersen M. S., Begon M. What are the joint models used in multibody kinematic optimisation for the estimation of human joint kinematics ? a review. In *Proceedings of the 4th International Digital Human Modeling Symposium*, 2016.

- [Dumas2007] Dumas R., Chèze L., Verriest J. P. Adjustments to McConville et al. and Young et al. body segment inertial parameters. *Journal of Biomechanics*, 40(3):543–553, 2007.
- [Dumas2014] Dumas R., Moissenet F., Lafon Y., Cheze L. Multi-objective optimisation for musculoskeletal modelling : application to a planar elbow model. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers. Part H, Journal of engineering in medicine*, 228(10):1108–1113, 2014.
- [Dumas2015] Dumas R., Robert T., Cheze L., Verriest J. P. Thorax and abdomen body segment inertial parameters adjusted from McConville et al. and Young et al. *International Biomechanics*, 2(1):113–118, 2015.
- [Dumont1995] Dumont G. The Active Set Algorithm for Solving Frictionless Unilateral Contact Problems. *Contact mechanics*, pp. 263–266, 1995.
- [Duprey2016] Duprey S., Naaim A., Moissenet F., Begon M., Chèze L. Kinematic models of the upper limb joints for multibody kinematic optimisation : an overview. *Journal of Biomechanics*, 2016.
- [Ehrig2006] Ehrig R. M., Taylor W. R., Duda G. N., Heller M. O. A survey of formal methods for determining the centre of rotation of ball joints. *Journal of biomechanics*, 39(15):2798–2809, 2006.
- [Ehrig2007] Ehrig R. M., Taylor W. R., Duda G. N., Heller M. O. A survey of formal methods for determining functional joint axes. *Journal of Biomechanics*, 40(10):2150–2157, 2007.
- [Erdemir2007] Erdemir A., McLean S., Herzog W., van den Bogert A. J. Model-based estimation of muscle forces exerted during movements. *Clinical Biomechanics*, 22(2):131–154, 2007.
- [Escande2010] Escande A., Mansard N., Wieber P. B. Fast Resolution of Hierarchized Inverse Kinematics with Inequality Constraints. In *IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, number 4, pp. 3733–3738, 2010.
- [Featherstone2008] Featherstone R., 2008. *Rigid Body Dynamics Algorithms*.
- [Flash1985] Flash T., Hogan N. The coordination of arm movements : an experimentally confirmed mathematical model. *The Journal of neuroscience*, 5(7):1688–1703, 1985.
- [Fluit2014] Fluit R., Andersen M. S., Kolk S., Verdonshot N., Koopman H. F. J. M. Prediction of ground reaction forces and moments during various activities of daily living. *Journal of Biomechanics*, 47(10):2321–2329, 2014.
- [Fohanno2014] Fohanno V., Begon M., Lacouture P., Colloud F. Estimating joint kinematics of a whole body chain model with closed-loop constraints. *Multibody System Dynamics*, 31(4):433–449, 2014.

- [Fohanno2013] Fohanno V., Lacouture P., Colloud F. Improvement of upper extremity kinematics estimation using a subject-specific forearm model implemented in a kinematic chain. *Journal of Biomechanics*, 46(6):1053–1059, 2013.
- [Fregly2012] Fregly B. J., Boninger M. L., Reinkensmeyer D. J. Personalized neuromusculoskeletal modeling to improve treatment of mobility impairments : a perspective from European research sites. *Journal of neuroengineering and rehabilitation*, 9(1):18, 2012.
- [Fregly2007] Fregly B. J., Reinbolt J. A., Rooney K. L., Mitchell K. H., Chmielewski T. L. Design of patient-specific gait modifications for knee osteoarthritis rehabilitation. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 54(9):1687–1695, 2007.
- [Futamura2016] Futamura S., Bonnet V., Dumas R., Kulić D., Venture G. Dynamically consistent inverse kinematics framework using optimizations for human motion analysis. In *16th International Conference on Humanoid Robots (Humanoids)*, pp. 436–441, 2016.
- [Gamage2002] Gamage S. S. H. U., Lasenby J. New least squares solutions for estimating the average centre of rotation and the axis of rotation. *Journal of Biomechanics*, 35(1):87–93, 2002.
- [Garner2000] Garner B. A., Pandy M. G. The Obstacle-Set Method for Representing Muscle Paths in Musculoskeletal Models. *Computer Methods in Biomechanics and Biomedical Engineering*, 3(1):1–30, 2000.
- [Garner2003] Garner B. A., Pandy M. G. Estimation of musculotendon properties in the human upper limb. *Annals of biomedical engineering*, 31(2):207–220, 2003.
- [Gautier2013] Gautier M., Venture G. Identification of standard dynamic parameters of robots with positive definite inertia matrix. *IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pp. 5815–5820, 2013.
- [Haering2016] Haering D., Pontonnier C., Bideau N., Nicolas G., Dumont G. Preliminary report on the effects of patient positioning and testing modes on elbow isokinetic measurement. In *22nd Congress of the European Society of Biomechanics*, 2016.
- [Halvorsen2003] Halvorsen K. Bias compensated least squares estimate of the center of rotation. *Journal of Biomechanics*, 36(7):999–1008, 2003.
- [Hanavan Jr1964] Hanavan Jr E. P. A mathematical model of the human body, 1964.
- [Hansen2014] Hansen C., Venture G., Rezzoug N., Gorce P., Isableu B. An individual and dynamic Body Segment Inertial Parameter validation method using ground reaction forces. *Journal of Biomechanics*, 47(7):1577–1581, 2014.
- [Happee1994] Happee R. Inverse dynamic optimization including muscular dynamics, a new simulation method applied to goal directed movements. *Journal of Biomechanics*, 27(7):953–960, 1994.

- [Hatze1980] Hatze H. A mathematical model for the computational determination of parameter values of anthropomorphic segments. *Journal of Biomechanics*, 13(10):833–843, 1980.
- [Heinen2015] Heinen F., Sorensen S. N., King M., Lewis M., de Zee M., Rasmussen J. Prediction of muscle-tendon parameters based on isokinetic measurements. In *7th Annual Meeting of the Danish Society of Biomechanics*, 2015.
- [Herzog1987] Herzog W. Individual muscle force estimations using a non-linear optimal design. *Journal of Neuroscience Methods*, 21(2):167–179, 1987.
- [Hill1938] Hill A. V. The heat of shortening and the dynamic constants of muscle. *Proceedings of the Royal Society of London B : Biological Sciences*, 126(843):136–195, 1938.
- [Holzbaur2005] 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):829–840, 2005.
- [Hoy1990] Hoy M. G., Zajac F. E., Gordon M. E. A musculoskeletal model of the human lower extremity : The effect of muscle, tendon, and moment arm on the moment-angle relationship of musculotendon actuators at the hip, knee, and ankle. *Journal of Biomechanics*, 23(2):157–169, 1990.
- [Iwasaki2012] Iwasaki T., Venture G., Yoshida E. Identification of the inertial parameters of a humanoid robot using grounded sole link. *IEEE-RAS International Conference on Humanoid Robots*, pp. 449–454, 2012.
- [Jayaram2006] Jayaram U., Jayaram S., Shaikh I., Kim Y., Palmer C. Introducing quantitative analysis methods into virtual environments for real-time and continuous ergonomic evaluations. *Computers in Industry*, 57(3):283–296, 2006.
- [Jensen1975] Jensen R. H., Davy D. T. An investigation of muscle lines of action about the hip : A centroid line approach vs the straight line approach. *Journal of Biomechanics*, 8(2): 103IN1105–104110, 1975.
- [Jovic2016] Jovic J., Escande A., Ayusawa K., Yoshida E., Kheddar A., Venture G. Humanoid and Human Inertia Parameter Identification Using Hierarchical Optimization. *IEEE Transactions on Robotics*, 32(3):726–735, 2016.
- [Jovic2015] Jovic J., Philipp F., Escande A., Ayusawa K., Yoshida E., Kheddar A., Venture G. Identification of dynamics of humanoids : Systematic exciting motion generation. In *IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pp. 2173–2179, 2015.
- [Jung2014] Jung Y., Jung M., Lee K., Koo S. Ground reaction force estimation using an insole-type pressure mat and joint kinematics during walking. *Journal of Biomechanics*, 47(11): 2693–2699, 2014.
- [Kadaba1990] Kadaba M. P., Ramakrishnan H. K., Wootten M. E. Measurement of lower extremity kinematics during level walking. *Journal of orthopaedic research*, 8(3):383–392, 1990.

- [Kajita2009] Kajita S., Sakka S., Hirukawa H., Harada K., Yokoi K., 2009. *Introduction à la commande des robots humanoïdes : De la modélisation à la génération du mouvement*.
- [Kingma1995] Kingma I., Toussaint H. M., Commissaris D. A. C. M., Hoozemans M. J. M., Ober M. J. Optimizing the determination of the body center of mass. *Journal of Biomechanics*, 28(9):1137–1142, 1995.
- [Kishishita2015] Kishishita Y., Tsuji T., Kurita Y. Effort Cube : a real-time muscle effort visualization system Musculoskeletal model. In *Proceedings of the 2015 Conference on Advances In Robotics*, p. 37, 2015.
- [Klein Horsman2007] Klein Horsman M. D., Koopman H. F. J. M., van der Helm F. C. T., Prosé L. P., Veeger H. E. J. Morphological muscle and joint parameters for musculoskeletal modelling of the lower extremity. *Clinical Biomechanics*, 22(2):239–247, 2007.
- [Kuo1998] Kuo A. D. A least-squares estimation approach to improving the precision of inverse dynamics computations. *Journal of Biomechanical Engineering*, 120:148–159, 1998.
- [Laitenberger2015] Laitenberger M., Raison M., Périé D., Begon M. Refinement of the upper limb joint kinematics and dynamics using a subject-specific closed-loop forearm model. *Multibody System Dynamics*, 33(4):413–438, 2015.
- [Leardini1999] Leardini A., Cappozzo A., Catani F., Toksvig-larsen S., Petitto A., Sforza V., Cassanelli G., Giannini S. Validation of a functional method for the estimation of hip joint centre location. *Journal of biomechanics*, 32(1):99–103, 1999.
- [Lee1995] Lee J., Kunii T. L. Model-based analysis of hand posture. *IEEE Computer Graphics and Applications*, 15(5):77–86, 1995.
- [Lempereur2010] Lempereur M., Leboeuf F., Brochard S., Rousset J., Burdin V., Rémy-Néris O. In vivo estimation of the glenohumeral joint centre by functional methods : Accuracy and repeatability assessment. *Journal of Biomechanics*, 43(2):370–374, 2010.
- [Lloyd2003] Lloyd D. G., Besier T. F. An EMG-driven musculoskeletal model to estimate muscle forces and knee joint moments in vivo. *Journal of Biomechanics*, 36(6):765–776, 2003.
- [Lu1999] Lu T. W., O’connor J. J. Bone position estimation from skin marker co-ordinates using global optimisation with joint constraints. *Journal of biomechanics*, 32(2):129–134, 1999.
- [Lund2015] Lund M. E., Andersen M. S., de Zee M., Rasmussen J. Scaling of musculoskeletal models from static and dynamic trials. *International Biomechanics*, 2(1):1–11, 2015.
- [Lund2012] Lund M. E., de Zee M., Andersen M. S., Rasmussen J. On validation of multibody musculoskeletal models. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part H : Journal of Engineering in Medicine*, 226(2):82–94, 2012.

- [Lund2011] Lund M. E., de Zee M., Rasmussen J. Comparing calculated and measured curves in validation of musculoskeletal models. In *XIII International Symposium on Computer Simulation in Biomechanics*, 2011.
- [Manal2004] Manal K., Buchanan T. S. Subject-specific estimates of tendon slack length : A numerical method. *Journal of Applied Biomechanics*, 20(2):195–203, 2004.
- [Martelli2011] Martelli S., Taddei F., Testi D., Delp S., Viceconti M. Nms builder : an application to personalize nms models. In *Proceedings of the 23rd Congress of the International Society of Biomechanics*, 2011.
- [Maurel1999] Maurel W. *3D modeling of the human upper limb including the biomechanics of joints, muscles and soft tissues*. PhD thesis, 1999.
- [Maurel1996] Maurel W., Thalmann D., Hoffmeyer P., Beylot P., Gingins P., Kalra P., Thalmann N. M. A biomechanical musculoskeletal model of human upper limb for dynamic simulation. In *Computer Animation and Simulation'96*, number 1, pp. 121–136, 1996.
- [McConville1980] McConville J. T., Clauser C. E., Churchill T. D., Cuzzi J., Kaleps I. Anthropometric relationships of body and body segment moments of inertia, 1980.
- [Menegaldo2009] Menegaldo L. L., Oliveira L. F. D. Effect of muscle model parameter scaling for isometric plantar flexion torque prediction. *Journal of Biomechanics*, 42(15):2597–2601, 2009.
- [Meskers1997] Meskers C. G. M., van der Helm F. C. T., Rozendaal L. A., Rozing P. M. In vivo estimation of the glenohumeral joint rotation center from scapular bony landmarks by linear regression. *Journal of biomechanics*, 31(1):93–96, 1997.
- [Miller1980] Miller N.R. A Technique for Kinematic Modeling of Anatomical Joints. *Urbana*, 3, 1980.
- [Modenese2016] Modenese Luca, Ceseracciu Elena, Reggiani Monica, Lloyd David G. Estimation of musculotendon parameters for scaled and subject specific musculoskeletal models using an optimization technique. *Journal of Biomechanics*, 49(2):141–148, 2016.
- [Moissenet2014] Moissenet F., Chèze L., Dumas R. A 3D lower limb musculoskeletal model for simultaneous estimation of musculo-tendon, joint contact, ligament and bone forces during gait. *Journal of Biomechanics*, 47(1):50–58, 2014.
- [Monnet2010] Monnet T., Begon M., Vallée C., Lacouture P. Improvement of the input data in biomechanics : kinematic and body segment inertial parameters. *Biomech Princ Trends Appl*, 2010.
- [Monnet2007] Monnet T., Desailly E., Begon M., Vallée C., Lacouture P. Comparison of the SCoRE and HA methods for locating in vivo the glenohumeral joint centre. *Journal of Biomechanics*, 40(15):3487–3492, 2007.

- [Muller2017a] Muller A., Chauwin M., Pontonnier C., Dumont G. Influence of Physiological Constraints on a Subject-specific BSIP Calibration. In *Proceedings of the XXVI Congress of the International Society of Biomechanics*, 2017.
- [Muller2017b] Muller A., Demore F., Pontonnier C., Dumont G. MusIC makes the muscles work together. In *Proceedings of the XVI International Symposium on Computer Simulation in Biomechanics*, 2017.
- [Muller2015a] Muller A., Germain C., Pontonnier C., Dumont G. A comparative study of 3 body segment inertial parameters scaling rules. In *Proceedings of the 40ème Congrès de la Société de Biomécanique, Computer Methods in Biomechanics and Biomedical Engineering*, volume 18, pp. 2010–2011, 2015.
- [Muller2016a] Muller A., Germain C., Pontonnier C., Dumont G. A simple method to calibrate kinematical invariants : application to overhead throwing. In *Proceedings of the 33rd International Society of Biomechanics in Sports*, 2016.
- [Muller2017c] Muller A., Haering D., Pontonnier C., Dumont G. Non-invasive techniques for musculoskeletal model calibration. In *Proceedings of the 23ème Congrès Français de Mécanique*, 2017.
- [Muller2016b] Muller A., Pontonnier C., Dumont G. The MusIC method : a fast and quasi-optimal solution to the muscle forces estimation problem. Submitted, 2016.
- [Muller2016c] Muller A., Pontonnier C., Dumont G. Uncertainty Spreading From Kinematics To Dynamics in Multibody Human Models. In *Proceedings of the 22nd Congress of the European Society of Biomechanics*, 2016.
- [Muller2017d] Muller A., Pontonnier C., Dumont G. Uncertainty propagation in multibody human model dynamics. *Multibody System Dynamics*, pp. 1–16, 2017.
- [Muller2015b] Muller A., Pontonnier C., Germain C., Dumont G. Dealing with modularity of multibody models. In *Proceedings of the 40ème Congrès de la Société de Biomécanique, Computer methods in biomechanics and biomedical engineering*, volume 18, pp. 2008–2009, 2015.
- [Mungiole1990] Mungiole M., Martin P. E. Estimating segment inertial properties : comparison of magnetic resonance imaging with existing methods. *Journal of biomechanics*, 23(10): 1039–46, 1990.
- [Murai2010] Murai A., Kurosaki K., Yamane K., Nakamura Y. Musculoskeletal-see-through mirror : Computational modeling and algorithm for whole-body muscle activity visualization in real time. *Progress in Biophysics and Molecular Biology*, 103(2-3):310–317, 2010.
- [Naaim2016] Naaim A. *Advanced kinematics and dynamics of the upper limb for clinical evaluation*. PhD thesis, 2016.

- [Naaïm2017] Naaïm A., Moissenet F., Duprey S., Begon M., Chèze L. Effect of various upper limb multibody models on soft tissue artefact correction : A case study. *Journal of Biomechanics*, 2017.
- [Nakamura2005] Nakamura Y., Yamane K., Fujita Y., Suzuki I. Somatosensory computation for man-machine interface from motion-capture data and musculoskeletal human model. *IEEE Transactions on Robotics*, 21(1):58–66, 2005.
- [Ohnishi2010] Ohnishi T., Suzuki M., Nawata A. Three-dimensional motion study of femur , tibia , and patella at the knee joint from bi-plane fluoroscopy and CT images. *Radiological physics and technology*, 3(1):151–158, 2010.
- [Ojeda2016] Ojeda J., Martínez-Reina J., Mayo J. The effect of kinematic constraints in the inverse dynamics problem in biomechanics. *Multibody System Dynamics*, 37(3):291–309, 2016.
- [Otake2005] Otake Y., Suzuki N., Hattori A., Hagio K., Sugano N. Four-dimensional model of the lower extremity after total hip arthroplasty. *Journal of biomechanics*, 38(12):2397–2405, 2005.
- [Pàmies-Vilà2012] Pàmies-Vilà R., Font-Llagunes J. M., Cuadrado J., Alonso F. J. Analysis of different uncertainties in the inverse dynamic analysis of human gait. *Mechanism and Machine Theory*, 58:153–164, 2012.
- [Paul1965] Paul J. P. Bioengineering studies of the forces transmitted by joints. *Engineering Analysis, Biomechanics, and Related Bioengineering Topics*, pp. 369–380, 1965.
- [Pearsall1994] Pearsall D. J., Reid J. G., Ross R. Inertial properties of the human trunk of males determined from magnetic resonance imaging. *Annals of Biomedical Engineering*, 22(6):692–706, 1994.
- [Pedotti1978] Pedotti A., Krishnan V. V., Stark L. Optimization of muscle-force sequencing in human locomotion. *Mathematical Biosciences*, 38(1-2):57–76, 1978.
- [Pennestri2007] Pennestri 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): 1350–1361, 2007.
- [Piazza2001] Piazza S. J., Okita N., Cavanagh P. R. Accuracy of the functional method of hip joint center location : effects of limited motion and varied implementation. *Journal of biomechanics*, 34(7):967–973, 2001.
- [Pierrynowski1995] Pierrynowski M. R. Analytical representation of muscle line of action and geometry. *Three-dimensional analysis of human movement*, pp. 215–256, 1995.
- [Pillet2010] Pillet H., Bonnet X., Lavaste F., Skalli W. Evaluation of force plate-less estimation of the trajectory of the centre of pressure during gait. Comparison of two anthropometric models. *Gait and Posture*, 31(2):147–152, 2010.

- [Pillet2014] Pillet H., Sangeux M., Hausselle J., El Rachkidi R., Skalli W. A reference method for the evaluation of femoral head joint center location technique based on external markers. *Gait & posture*, 39(1):655–658, 2014.
- [Pizzolato2017] Pizzolato C., Reggiani M., Modenese L., Lloyd D. G. Real-time inverse kinematics and inverse dynamics for lower limb applications using OpenSim. *Computer Methods in Biomechanics and Biomedical Engineering*, 20(4):436–445, 2017.
- [Plantard2017] Plantard P., Muller A., Pontonnier C., Dumont G., Shum H. P. H., Multon F. Inverse dynamics based on occlusion-resistant Kinect data : Is it usable for ergonomics ? *International Journal of Industrial Ergonomics*, 2017.
- [Plantard2016a] Plantard P., Shum H. P. H., Le Pierres A. S., Multon F. Validation of an ergonomic assessment method using Kinect data in real workplace conditions. *Applied Ergonomics*, pp. 1–8, 2016.
- [Plantard2016b] Plantard P., Shum H. P. H., Multon F. Filtered pose graph for efficient kinect pose reconstruction. *Multimedia Tools and Applications*, pp. 1–22, 2016.
- [Pontonnier2014a] Pontonnier C., de Zee M., Samani A., Dumont G., Madeleine P. Strengths and limitations of a musculoskeletal model for an analysis of simulated meat cutting tasks. *Applied Ergonomics*, 45(3):592–600, 2014.
- [Pontonnier2009] Pontonnier C., Dumont G. Inverse dynamics method using optimization techniques for the estimation of muscles forces involved in the elbow motion. *International Journal on Interactive Design and Manufacturing*, 3(4):227–235, 2009.
- [Pontonnier2010] Pontonnier Charles, Dumont Georges. Interpolating Muscle Forces in an Inverse Dynamics Approach. *Symposium on Computer Methods in Biomechanics and Biomedical Engineering*, 2010.
- [Pontonnier2014b] Pontonnier C., Dumont G., Samani A., Madeleine P., Badawi M. Designing and evaluating a workstation in real and virtual environment : toward virtual reality based ergonomic design sessions. *Journal on Multimodal User Interfaces*, 8(2):199–208, 2014.
- [Pontonnier2014c] Pontonnier C., Samani A., Badawi M., Madeleine P., Dumont G. Assessing the ability of a vr-based assembly task simulation to evaluate physicalrisk factors. *IEEE transactions on visualization and computer graphics*, 20(5):664–674, 2014.
- [Quental2016] Quental C., Folgado J., Ambrósio J. A window moving inverse dynamics optimization for biomechanics of motion. *Multibody System Dynamics*, 38(2):157–171, 2016.
- [Rao2006] Rao G., Amarantini D., Berton E., Favier D. Influence of body segments’ parameters estimation models on inverse dynamics solutions during gait. *Journal of Biomechanics*, 39(8): 1531–1536, 2006.
- [Rasmussen2003] Rasmussen J., Damsgaard M., Surma E., Christensen S. T., de Zee M., Vondrak V. Anybody-a software system for ergonomic optimization. In *Fifth World Congress on Structural and Multidisciplinary Optimization*, volume 4, 2003.

- [Rasmussen2001] Rasmussen J., Damsgaard M., Voigt M. Muscle recruitment by the min/max criterion - A comparative numerical study. *Journal of Biomechanics*, 34(3):409–415, 2001.
- [Rasmussen2005] Rasmussen J., de Zee M., Damsgaard M., Christensen S. T., Marek C., Siebertz K. A general method for scaling musculo-skeletal models. In *International symposium on computer simulation in biomechanics*, 2005.
- [Raucent1992] Raucent B., Campion G., Bastin G., Samin J. C., Willems P. Y. Identification of the barycentric parameters of robot manipulators from external measurements. *Automatica*, 28(5):1011–1016, 1992.
- [Reed1999] Reed M. P., Manary M. A., Schneider L. W. Methods for measuring and representing automobile occupant posture, 1999.
- [Reinbolt2007] Reinbolt J. A., Haftka R. T., Chmielewski T. L., Fregly B. J. Are patient-specific joint and inertial parameters necessary for accurate inverse dynamics analyses of gait ? *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 54(5):782–793, 2007.
- [Reinbolt2008] Reinbolt J. A., Haftka R. T., Chmielewski T. L., Fregly B. J. A computational framework to predict post-treatment outcome for gait-related disorders. *Medical Engineering & Physics*, 30(4):434–443, 2008.
- [Reinbolt2005] Reinbolt J. A., Schutte J. F., Fregly B. J., Koh B. I., Haftka R. T., George A. D., Mitchell K. H. Determination of patient-specific multi-joint kinematic models through two-level optimization. *Journal of Biomechanics*, 38(3):621–626, 2005.
- [Rengifo2010] Rengifo C., Aoustin Y., Plestan F., Chevallereau C. Distribution of forces between synergistics and antagonistics muscles using an optimization criterion depending on muscle contraction behavior. *Journal of biomechanical engineering*, 132(4):041009, 2010.
- [Richard2017] Richard V., Cappozzo A., Dumas R. Comparative assessment of knee joint models used in multi-body optimisation for soft tissue artefact compensation. *Journal of Biomechanics*, pp. 1–7, 2017.
- [Rierner2008] Rierner R., Hsiao-Wecksler E. T., Zhang X. Uncertainties in inverse dynamics solutions : A comprehensive analysis and an application to gait. *Gait and Posture*, 27(4):578–588, 2008.
- [Rossi2013] Rossi M., Lyttle A., El-Sallam A., Benjanuvatra N., Blanksby B. Body segment inertial parameters of elite swimmers using DXA and indirect methods. *Journal of Sports Science and Medicine*, 12(4):761–775, 2013.
- [Roux2002] Roux E., Bouilland S., Godillon-Maquinghen A. P., Bouttens D. Evaluation of the GO method within the upper limb kinematics analysis. *Journal of Biomechanics*, 35(9), 2002.
- [Ruiz2015a] Ruiz A. L. C., Pontonnier C., Levy J., Dumont G. Motion control via muscle synergies : Application to throwing. *Proceedings of the 8th ACM SIGGRAPH Conference on Motion in Games*, pp. 65–72, 2015.

- [Ruiz2016] Ruiz A. L. C., Pontonnier C., Pronost N., Dumont G. Muscle-based control for character animation. In *Computer Graphics Forum*, 2016.
- [Ruiz2015b] Ruiz A. L. C., Pontonnier C., Sorel A., Dumont G. Identifying representative muscle synergies in overhead football throws. *Computer methods in biomechanics and biomedical engineering*, 18(sup1):1918–1919, 2015.
- [Scholz2016] Scholz A., Sherman M., Stavness I., Delp S., Kecskeméthy A. A fast multi-obstacle muscle wrapping method using natural geodesic variations. *Multibody System Dynamics*, 36(2):195–219, 2016.
- [Sherman2011] Sherman M. A., Seth A., Delp S. L. Simbody : multibody dynamics for biomedical research. *Procedia IUTAM*, 2:241–261, 2011.
- [Sherman2013] Sherman M. A., Seth A., Delp S. L. What is a moment arm ? Calculating muscle effectiveness in biomechanical models using generalized coordinates. In *ASME 2013 International Design Engineering Technical Conferences and Computers and Information in Engineering Conference*, 2013.
- [Siemienski1992] Siemienski A. Soft saturation—an idea for load sharing between muscles. Application to the study of human locomotion. *Bioloocomotion : a century of research using moving pictures. Promograph, Rome*, pp. 293–303, 1992.
- [Silva2002] Silva M. P. T., Ambrósio J. A. C. Kinematic data consistency in the inverse dynamic analysis of biomechanical systems. *Multibody System Dynamics*, 8(2):219–239, 2002.
- [Silva2004] Silva M. P. T., Ambrósio J. A. C. Sensitivity of the results produced by the inverse dynamic analysis of a human stride to perturbed input data. *Gait and Posture*, 19(1):35–49, 2004.
- [Song2008] Song D., Lan N., Loeb G. E., Gordon J. Model-based sensorimotor integration for multi-joint control : Development of a virtual arm model. *Annals of Biomedical Engineering*, 36(6):1033–1048, 2008.
- [Stagni2000] Stagni R., Leardini A., Cappozzo A., Benedetti M. G., Cappello A. Effects of hip joint centre mislocation on gait analysis results. *Journal of biomechanics*, 33(11):1479–1487, 2000.
- [Stavness2012] Stavness I., Sherman M., Delp S. A general approach to muscle wrapping over multiple surfaces. *American Society for Biomechanics Conference*, 2012.
- [Stroeve1996] Stroeve S. Learning combined feedback and feedforward control of a musculoskeletal system. *Biological cybernetics*, 75(1):73–83, 1996.
- [Stroeve1999] Stroeve S. Impedance characteristics of a neuromusculoskeletal model of the human arm I. Posture control. *Biological cybernetics*, 81(5):475–494, 1999.

- [Teran-Yengle2011] Teran-Yengle P., Birkhofer R., Weber M. A., Patton K., Thatcher E., Yack H. J. Efficacy of gait training with real-time biofeedback in correcting knee hyperextension patterns in young women. *The Journal of orthopaedic and sports physical therapy*, 41(12): 948–52, 2011.
- [Thelen2006] Thelen D. G., Anderson F. C. Using computed muscle control to generate forward dynamic simulations of human walking from experimental data. *Journal of Biomechanics*, 39(6):1107–1115, 2006.
- [Thelen2003] Thelen D. G., Anderson F. C., Delp S. L. Generating dynamic simulations of movement using computed muscle control. *Journal of Biomechanics*, 36(3):321–328, 2003.
- [Van Campen2014] Van Campen A., Pipeleers G., De Groote F., Jonkers I., De Schutter J. A new method for estimating subject-specific muscle–tendon parameters of the knee joint actuators : a simulation study. *International journal for numerical methods in biomedical engineering*, 30(10):969–987, 2014.
- [Van Den Bogert1994a] Van Den Bogert A. J. Analysis and simulation of mechanical loads on the human musculoskeletal system : a methodological overview. *Exercise and sport sciences reviews*, 22(403):23–51, 1994.
- [Van Den Bogert2013] 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 & Biological Engineering & Computing*, 51(10):1069–1077, 2013.
- [Van Den Bogert1994b] Van Den Bogert A. J., Smith G. D., Nigg B. M. In vivo determination of the anatomical axes of the ankle joint complex : an optimization approach. *Journal of biomechanics*, 27(12):1477–1488, 1994.
- [Van Den Bogert2008] Van Den Bogert A. J., Su A. A weighted least squares method for inverse dynamic analysis. *Computer Methods in Biomechanics and Biomedical Engineering*, 11(1): 3–9, 2008.
- [Van Der Helm1994] Van Der Helm F.C.T. A finite element musculoskeletal model of the shoulder mechanism. *Journal of Biomechanics*, 27(5):551–569, 1994.
- [Van Der Helm1992] Van Der Helm F. C. T., Veeger H. E. J., Pronk G. M., Van Der Woude L. H. V., Rozendal R. H. Geometry parameters for musculoskeletal modelling of the shoulder system. *Journal of Biomechanics*, 25(2):129–144, 1992.
- [Vaughan1982] Vaughan C. L., Andrews J. G., Hay J. G. Selection of body segment parameters by optimization methods. *Journal of biomechanical engineering*, 104(1):38–44, 1982.
- [Vaughan1992] Vaughan C. L., Davis B. L., Christopher L., Connor J. C. O., 1992. *Dynamics of human gait*, volume 2.
- [Venture2009a] Venture G., Ayusawa K., Nakamura Y. A numerical method for choosing motions with optimal excitation properties for identification of biped dynamics - An application

- to human. In *Robotics and Automation, 2009. ICRA'09. IEEE International Conference on. IEEE*, pp. 1226–1231, 2009.
- [Venture2009b] Venture G., Ayusawa K., Nakamura Y. Identification of human mass properties from motion. *IFAC Proceedings Volumes*, 42(10):988–993, 2009.
- [Venture2009c] Venture G., Ayusawa K., Nakamura Y. Real-time identification and visualization of human segment parameters. *Proceedings of the 31st Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society : Engineering the Future of Biomedicine, EMBC 2009*, pp. 3983–3986, 2009.
- [Venture2005] Venture G., Yamane K., Nakamura Y. Identifying musculo-tendon parameters of human body based on the musculo-skeletal dynamics computation and Hill-Stroeve muscle model. *5th IEEE-RAS International Conference on Humanoid Robots*, pp. 351–356, 2005.
- [Venture2006] Venture G., Yamane K., Nakamura Y. Identification of human musculo-tendon subject specific dynamics using musculo-skeletal computations and non linear least square. In *the First IEEE/RAS-EMBS International Conference on Biomedical Robotics and Biomechatronics*, pp. 211–216, 2006.
- [Vignais2014] Vignais N., Marin F. Analysis of the musculoskeletal system of the hand and forearm during a cylinder grasping task. *International Journal of Industrial Ergonomics*, 44(4):535–543, 2014.
- [Vignais2013] Vignais N., Miezal M., Bleser G., Mura K., Gorecky D., Marin F. Innovative system for real-time ergonomic feedback in industrial manufacturing. *Applied Ergonomics*, 44(4):566–574, 2013.
- [Vigouroux2006] Vigouroux L., Quaine F., Labarre-Vila A., Moutet F. Estimation of finger muscle tendon tensions and pulley forces during specific sport-climbing grip techniques. *Journal of Biomechanics*, 39(14):2583–2592, 2006.
- [Walter2014] Walter J. P., Kinney A. L., Banks S. A., D'Lima D. D., Besier T. F., Lloyd D. G., Fregly B. J. Muscle synergies may improve optimization prediction of knee contact forces during walking. *Journal of biomechanical engineering*, 136(2):021031, 2014.
- [Winby2008] Winby C. R., Lloyd D. G., Kirk T. B. Evaluation of different analytical methods for subject-specific scaling of musculotendon parameters. *Journal of Biomechanics*, 41(8):1682–1688, 2008.
- [Winter1979] Winter D. A., 1979. *Biomechanics of human movement*.
- [Winter1990] Winter D. A., 1990. *Biomechanics and motor control of human movement*.
- [Wu1995] Wu G., Cavanagh P. R. ISB recommendations for standardization in the reporting of kinematic data. *Journal of Biomechanics*, 28(10):1257–1261, 1995.

- [Wu2002] Wu G., Siegler S., Allard P., Kirtley C., Leardini A., Rosenbaum D., Whittle M., D'Lima D. D., Cristofolini L., Witte H., Schmid O., Stokes I. ISB recommendation on definitions of joint coordinate system of various joints for the reporting of human joint motion - part I : ankle, hip, and spine. *Journal of Biomechanics*, 35(4):543–548, 2002.
- [Wu2005] Wu G., Van Der Helm F. C. T., Veeger H. E. J., Makhsous M., Van Roy P., Anglin C., Nagels J., Karduna A. R., McQuade K., Wang X., Werner F. W., Buchholz B. ISB recommendation on definitions of joint coordinate systems of various joints for the reporting of human joint motion - Part II : Shoulder, elbow, wrist and hand. *Journal of Biomechanics*, 38(5):981–992, 2005.
- [Yamane2005] Yamane K., Fujita Y., Nakamura Y. Estimation of physically and physiologically valid somatosensory information. In *2005 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp. 2624–2630, 2005.
- [Yeadon1990] Yeadon M. R. The simulation of aerial movement - II. A mathematical inertia model of the human body. *Journal of Biomechanics*, 23(1):67–74, 1990.
- [Young1983] Young J. W., Chandler R. F., Snow C. C., Robinette K. M., Zehner G. F., Lofberg M. S. Anthropometric and mass distribution characteristics of the adult female, 1983.
- [Zajac1989] Zajac F. E. Muscle and tendon Properties models scaling and application to biomechanics and motor. *Critical reviews in biomedical engineering*, 17(4), 1989.
- [Zarifi2017] Zarifi O., Stavness I. Muscle wrapping on arbitrary meshes with the heat method. *Computer Methods in Biomechanics and Biomedical Engineering*, 20(2):119–129, 2017.
- [Zatsiorsky1983] Zatsiorsky V., Seluyanov V. The mass and inertia characteristics of the main segments of the human body. *Biomechanics*, 56(2):1152–1159, 1983.
- [Zatsiorsky1990] Zatsiorsky V., Seluyanov V., Chugunova L. In vivo body segment inertial parameters determination using a gamma-scanner method. *Biomechanics of human movement : Applications in rehabilitation, sports and ergonomics*, pp. 186–202, 1990.
- [Zhao2010] Zhao J., Wei Y., Xia S., Wang Z. Estimating human body segment parameters using motion capture data. In *4th International Universal Communication Symposium*, pp. 243–249, 2010.

Résumé en français

L'analyse musculo-squelettique est un outil de plus en plus utilisé dans les domaines d'application tels que l'ergonomie, la rééducation ou le sport. Cette analyse permet une estimation des efforts articulaires et des tensions musculaires mises en jeu au cours du mouvement. Les modèles et méthodes que cette analyse exploite conduisent à des résultats de plus en plus réalistes. Cela a pour conséquence de limiter les performances de ces logiciels : le temps de calcul augmente et il est nécessaire de mettre en place des protocoles ainsi que qu'un post-traitement des données long et complexe pour adapter les modèles au sujet. Enfin, de tels logiciels nécessitent une expertise importante des utilisateurs pour être pleinement opérationnels. Ces différents points limitent dans la plupart des cas l'utilisation de ces logiciels au domaine de la recherche.

Dans l'objectif de démocratiser l'utilisation des analyses musculo-squelettiques, cette thèse propose des contributions permettant d'améliorer les performances de telles analyses en conservant un bon niveau de précision, ainsi que des contributions permettant une calibration spécifique au sujet des modèles facile à mettre en œuvre. Tout d'abord, dans un souci de maîtrise complète des outils de l'analyse du mouvement, cette thèse développe une approche globale sur l'ensemble des étapes qui la constitue : les étapes de cinématique, de dynamique et d'estimation des efforts musculaires. Pour chacune de ces étapes, des méthodes de résolution en temps rapide ont été proposées. Une méthode de résolution de la question de la répartition des efforts musculaires utilisant une base de données pré-calculée est notamment largement développée. De plus, un processus complet de calibration utilisant uniquement le matériel disponible dans une salle d'analyse de mouvement classique a été développé, où les données utilisées sont issues de capture de mouvement ainsi que de plateformes de force.

Mots-clés : biomécanique, calibration, temps de calcul, cinématique, dynamique, efforts musculaires.

Titre et résumé en anglais

Methodological contributions to the human musculoskeletal simulation: performance and accuracy tradeoff.

Musculoskeletal analysis becomes popular in applications fields such as ergonomics, rehabilitation or sports. This analysis enables an estimation of joint reaction forces and muscles tensions generated during motion. Models and methods used in such an analysis give more and more accurate results. As a consequence, performances of software are limited: computation time increases, and experimental protocols and associated post-process are long and tedious to define subject-specific models. Finally, such software need a high expertise level to be driven properly.

In order to democratize the use of musculoskeletal analysis for a wide range of users, this thesis proposes contributions enabling better performances of such analyses and preserving accuracy, as well as contributions enabling an easy subject-specific model calibration. Firstly, in order to control the whole analysis process, the thesis is developed in a global approach of all the analysis steps: kinematics, dynamics and muscle forces estimation. For all of these steps, quick analysis methods have been proposed. Particularly, a quick muscle force sharing problem resolution method has been proposed, based on interpolated data. Moreover, a complete calibration process, based on classical motion analysis tools available in a biomechanical lab has been developed, based on motion capture and force platform data.

Keywords: biomechanics, calibration, computation time, kinematics, dynamics, muscle forces.