

Université de Montréal

**Estimation des forces musculaires du membre supérieur
humain par optimisation dynamique en utilisant une
méthode directe de tir multiple**

par Colombe Bélaïse

Département de Pharmacologie et physiologie, Université de Montréal
Faculté de Médecine

Thèse présentée
en vue de l'obtention du grade de Docteur
en Génie biomédical

Juillet 2018

© Colombe Bélaïse, 2018

Université de Montréal

**Estimation des forces musculaires du membre supérieur
humain par optimisation dynamique en utilisant une
méthode directe de tir multiple**

par Colombe Bélaise

Thèse évaluée par un jury composé des personnes suivantes :

Dr. Benjamin Pageaux
Président-rapporteur

Dr. Michaël Begon
Directeur de recherche

Dr. Fabien Dal Maso & Maxime Raison
Codirecteurs

Dr. Denis Gagnon
Membre du jury

Dr. John McPhee
Examineur externe

Dr. Dany Gagnon
Représentant de la doyenne

Résumé

La modélisation musculo-squelettique permet d'estimer les forces internes du corps humain, à savoir, les forces musculaires et articulaires. Ces estimations sont nécessaires pour comprendre l'anatomie fonctionnelle, les mécanismes de blessures ou encore de concevoir des aides techniques à la motricité. Le défi est d'utiliser l'ensemble des données biomécaniques existantes pour prédire des forces internes qui tiennent compte des stratégies neuro-musculo-squelettiques propres à chacun.

L'objectif de cette thèse était d'estimer les forces musculaires du membre supérieur humain par optimisation dynamique, en proposant une méthode innovante de suivi simultané des données électromyographiques (EMG) et cinématiques. À cet égard, nos quatre objectifs spécifiques étaient de : (1) résoudre ce problème d'optimisation dynamique en utilisant une méthode directe de tir multiple ; (2) déterminer sa pertinence et sa performance par rapport aux autres algorithmes existants ; (3) valider son applicabilité à des données expérimentales ; et (4) caractériser des techniques d'identification (numériques et expérimentales) des propriétés musculaires, notamment à l'aide d'un ergomètre isocinétique.

Nos différentes études ont permis d'établir que, en un temps de calcul raisonnable (~ 1 heure), notre nouvelle méthode de suivi simultané en optimisation dynamique est à-même de reproduire la cinématique attendue avec une précision de l'ordre de 5°. En outre, l'erreur quadratique moyenne sur les forces musculaires a été réduite d'au moins cinq fois avec notre nouvelle méthode, comparativement aux optimisations statique, hybride et dynamique reposant sur des fonctions-objectif de moindres-activations/excitations (erreur sur les forces musculaires de

18,45 ± 12,60 N avec notre nouvelle méthode contre 85,10 ± 116,40 N avec une optimisation hybride faisant le suivi des moments articulaires). Notre algorithme a également montré son efficacité lors de l'identification des propriétés musculaires d'un modèle musculo-squelettique générique : ce faisant, des excitations musculaires avec deux fois moins d'erreurs vis-à-vis de l'EMG expérimental ont été obtenues, comparativement à l'optimisation statique. Finalement, en termes de calibration du modèle musculo-squelettique, nous avons pu établir que la mesure expérimentale du moment articulaire à l'épaule au moyen de l'ergomètre isocinétique est inadéquate, en particulier lors de mouvements de rotation interne/externe de l'épaule. En effet, les composantes en flexion et abduction du moment à l'épaule mesurées par l'ergomètre isocinétique sont significativement sous-estimées (jusqu'à 94,9% par rapport au moment résultant calculé à partir des efforts tridimensionnels à la main et au coude, mesurés par des capteurs de force six axes).

Par conséquent, cette thèse a mis en évidence l'importance du suivi simultané de l'EMG et de la cinématique en optimisation dynamique, afin de rendre fiables les estimations de forces musculaires du membre supérieur – notamment, dans les cas de forte co-contraction musculaire. Elle également a permis d'établir des recommandations qui serviront lors de la calibration du modèle à partir de l'ergomètre isocinétique. Notre méthode innovante pourra être appliquée à des populations pathologiques, afin de comprendre la pathomécanique et mieux intervenir auprès des professionnels de la santé et de leurs patients.

Mots-clés : Membre supérieur, modèle musculo-squelettique, optimisation dynamique, électromyographie, méthode directe de tir multiple, suivi multiple de données, identification de paramètres musculaires.

Abstract

Musculoskeletal modeling is used to estimate the internal forces of the human body, namely, muscle and joint forces. These estimates are necessary to understand functional anatomy and pathogenesis or to design technical devices supporting the movement. The challenge is to use all existing biomechanical data to predict internal forces that account for the neuro-musculoskeletal strategies of each individual.

The purpose of this thesis was to estimate the human upper-limb muscles forces using forward dynamic optimisation. To do so, we proposed an innovative method tracking both electromyographic (EMG) and kinematic data directly into the optimisation objective-function. In this regard, our four specific objectives were: (1) solving the forward-dynamic optimisation problem using a direct multiple shooting method; (2) determining its relevance and performance compared to other existing algorithms in the literature; (3) validating its applicability to experimental data; and (4) characterizing techniques to identify the model muscle properties using the isokinetic dynamometer.

In our different studies, we have demonstrated that, in a reasonable computation time (~ 1 hour), our new dynamic-optimisation method is able to predict the joint kinematics with an accuracy of about 5° . In addition, the muscle forces root-mean-square error was reduced by at least five times with our new method compared to static, hybrid, and dynamic optimisations based on least-activations/excitations objective-functions (muscle forces error of 18.45 ± 12.60 N with our new method vs. 85.10 ± 116.40 N with a traditional hybrid optimisation tracking the joint torques). Our new algorithm also proved to be efficient in identifying the muscle properties of a generic musculoskeletal model: in doing so, the error between the optimised muscle

excitations and the experimental EMG was two time lower than the one obtained with static optimisation. Finally, regarding the calibration of the musculoskeletal model, we established that the experimental joint torque measurement at the shoulder using the isokinetic dynamometer was not suitable, especially during internal/external rotation movements of the shoulder. In fact, the flexion and abduction components of the shoulder torque measured by the isokinetic dynamometer are significantly underestimated (up to 94.9% compared to the resulting torque calculated from the three-dimensional forces at the hand and at the elbow, measured by six-axis force sensors).

Therefore, this thesis has emphasized the importance of tracking both EMG and kinematics in dynamic optimisation, in order to make reliable estimations of the upper-limb muscle forces – specifically when high co-contraction occurs. Besides, recommendations were issued about calibrating the musculoskeletal model from the experimental torques measured with the isokinetic dynamometer. It will be possible to apply our innovative forward-dynamic optimisation method to pathological populations to increase understanding of the pathomechanics of human movement and better assist health professionals and their patients.

Keywords: Upper-limb, musculoskeletal model, forward-dynamic optimisation, electromyography, direct multiple shooting method, multiple data tracking, muscle parameters identification.

Table des matières

Résumé.....	iii
Abstract.....	v
Table des matières.....	vii
Liste des tableaux.....	xi
Liste des figures.....	xiv
Liste des sigles et abréviations.....	xxi
Liste des publications et communications.....	xxiii
Publications dans des revues scientifiques à comité de lecture.....	xxiii
Communications lors de congrès internationaux.....	xxiii
Communications lors de conférences locales.....	xxiv
Remerciements.....	xxvi
Introduction.....	1
Contexte et problématique générale.....	1
Innovation et objectif de thèse.....	4
Structure détaillée du manuscrit.....	4
Chapitre 1 : Revue de littérature.....	6
1.1 Physiologie du membre supérieur.....	7
1.1.1 Anatomie fonctionnelle du membre supérieur humain.....	7
1.1.2 Mesure du signal électrique des muscles.....	10
1.2 Modélisation musculo-squelettique du membre supérieur.....	21
1.2.1 Dynamique d'activation.....	21
1.2.2 Comportement mécanique des muscles.....	25
1.2.3 Géométrie musculo-squelettique.....	30
1.3 Outils numériques pour l'estimation des forces musculaires.....	37
1.3.1 Approches numériques.....	37

1.3.2	Méthodes d'optimisation	41
1.3.3	Résolution mathématique.....	64
1.4	Identification des paramètres musculaires des modèles musculo-squelettiques.....	72
1.4.1	Sensibilité des paramètres musculaires.....	73
1.4.2	Personnalisation des modèles musculo-squelettiques.....	75
1.4.3	Incertitudes et validation des modèles musculo-squelettiques	81
1.5	Objectifs spécifiques.....	84
Chapitre 2 : Intégrer l'EMG dans l'estimation des forces musculaires		87
2.1	Apport original de l'étudiant et contribution des co-auteurs	87
2.2	Article n°1	87
2.2.1	Introduction.....	89
2.2.2	Methods.....	91
2.2.3	Results.....	101
2.2.4	Discussion.....	108
2.2.5	Conclusion	113
2.2.6	Appendices.....	114
Chapitre 3 : Quelles données utiliser en dynamique directe pour estimer les forces musculaires ?.....		125
3.1	Apport original de l'étudiant et contribution des co-auteurs	125
3.2	Article n°2.....	125
3.2.1	Introduction.....	127
3.2.2	Methods.....	129
3.2.3	Results.....	135
3.2.4	Discussion.....	143
3.2.5	Conclusion	147

3.2.6	Appendices.....	147
Chapitre 4 : Suivi des EMG et de la cinématique : le cas des données expérimentales		159
4.1	Chapitre de résultats complémentaires	159
4.2	Présentation de l'étude complémentaire	159
4.2.1	Introduction.....	161
4.2.2	Methods.....	163
4.2.3	Results.....	169
4.2.4	Discussion.....	174
4.2.5	Conclusion	179
4.2.6	Appendices.....	180
Chapitre 5 : Calibrer le modèle musculo-squelettique.....		185
5.1	Apport original de l'étudiant et contribution des co-auteurs	185
5.2	Article n°4.....	185
5.2.1	Introduction.....	187
5.2.2	Material and methods.....	188
5.2.3	Results.....	192
5.2.4	Discussion.....	197
5.2.5	Conclusion	199
5.2.6	Appendices.....	200
Chapitre 6 : Discussion générale.....		203
6.1	Combiner l'EMG aux trajectoires de marqueurs lors du suivi en optimisation dynamique améliore l'estimation des forces musculaires	204
6.1.1	Avantages de l'optimisation dynamique pour estimer les forces musculaires ...	205
6.1.2	Importance de la redondance d'informations dans le suivi de données en optimisation dynamique.....	210
6.1.3	Prépondérance de l'EMG lors du suivi en optimisation dynamique	213

6.2	Enjeux de l'estimation des forces musculaires en optimisation dynamique avec la nouvelle méthode de suivi	215
6.2.1	Convergence en contrôle optimal en utilisant le DMS	215
6.2.2	Nature du modèle musculo-squelettique.....	218
6.2.3	Enjeux de l'utilisation des données expérimentales	222
6.2.4	Enjeux de la validation des forces musculaires avec la méthode proposée	223
6.3	Calibrer le modèle musculo-squelettique.....	225
6.3.1	Versatilité de la nouvelle méthode de suivi en optimisation dynamique pour la calibration du modèle musculo-squelettique	226
6.3.2	Recommandations pour la calibration du modèle musculo-squelettique à partir de l'ergomètre isocinétique.....	228
6.4	Perspectives.....	231
6.4.1	Cas de l'absence des signaux EMG	231
6.4.2	Applications cliniques de la nouvelle méthode	233
	Conclusion	236
	Bibliographie.....	238

Liste des tableaux

Tableau I.	Les 17 principaux muscles squelettiques de l'épaule ³¹ . Les muscles de la coiffe des rotateurs sont signalés par un astérisque (*) et les muscles pluri-articulaires, par un double astérisque (**).	8
Tableau II.	Tableau comparatif des études ayant estimé les forces musculaires du membre supérieur par optimisation basée sur l'approche inverse (tableau inspiré par les travaux de Erdemir et al. (2007)).	45
Tableau III.	Tableau comparatif des études ayant estimé les forces musculaires du membre supérieur par optimisation basée sur l'approche directe (tableau inspiré par les travaux de Erdemir et al. (2007)).	57
Tableau IV.	List of the muscles included in the model, each represented by one line of action, except for the trapezius upper fibers that are represented by two lines of action, for a total of 20 lines of actions. The muscles abbreviations and the joint(s) they cross are also mentioned.	94
Tableau V.	RMSe and bias in degrees between the noise-free reference and estimated DOFs of the model with high co-contraction. <i>Note.</i> GH: glenohumeral; SD: standard deviation. The EMTO, MTO and SO acronyms stand for the EMG-marker tracking, marker tracking and static optimisations, respectively. An asterisk was added next to the DOF for which a significant <i>Optimisation method</i> effect was observed on Figure 23 .	102
Tableau VI.	RMSe and bias between the noise-free reference and estimated muscle forces with high co-contraction (n = 30 trials), for the 20 lines of action of the model. <i>Note.</i> A positive bias corresponds to an overestimation. An asterisk was added next to the muscle for which a	

significant *Optimisation method* effect was observed on **Figure 26**. Post-hoc comparisons systematically reported that the bias was significantly smaller with EMTO than with MTO or SO. TRI long, TRI lat., TRI med. were the main antagonists to the movement studied. 104

Tableau VII. RMSe and bias between the noise-free reference and estimated muscle activations with high co-contraction ($n = 30$ trials), for the 20 lines of action of the model. *Note.* A positive bias corresponds to an overestimation..... 105

Tableau VIII. RMSe and bias in degree between the noise-free reference and estimated DOFs of the model with low co-contraction. *Note.* GH: glenohumeral; SD: standard deviation

118

Tableau IX. RMSe and bias between the noise-free reference and estimated muscle forces with low co-contraction ($n = 30$ trials) for the 20 lines of action of the model. *Note.* A positive bias corresponds to an overestimation. An asterisk was added next to the muscle lines of action for which a significant *Optimisation method* effect was observed on **Figure 30**..... 120

Tableau X. RMSe and bias between the noise-free reference and estimated muscle activations with low co-contraction ($n = 30$ trials), for the 20 lines of action of the model. *Note.* A positive bias corresponds to an overestimation..... 121

Tableau XI. RMSe and biases in degrees between the noise-free reference and estimated joint angles of the model ($n = 3$ repetitions). *Note:* GH: glenohumeral; SD/sd: standard deviation. 137

Tableau XII. RMSe and biases between the noise-free reference and estimated muscle forces ($n = 3$ repetitions), for the 18 lines of action of the model. *Note:* A positive bias corresponds to an overestimation..... 140

Tableau XIII. Muscles included in the model, with their abbreviation and the joint(s) they cross 155

Tableau XIV. RMSe and biases between the noise-free reference and estimated muscle activations ($n = 3$ repetitions), for the 18 lines of action of the model. 157

Tableau XV. Mean RMSd between the mean measured EMG vs. EQTO muscle excitation time histories and the mean measured EMG vs. SO muscle activation time histories, during the first repetition of the studied movement for the 18 lines of action of the model. 172

Tableau XVI. Generic and optimised maximal isometric muscle forces and the total weighting factors for the 18 lines of action. 182

Tableau XVII. Mean RMSd between EQTO and SO muscle forces, for the first repetition of the studied movement, for the 18 lines of action. 183

Tableau XVIII. RMSe and biases between the shoulder torques averaged across all participants, during repetition n°2 of the four tested movements, expressed in the engine and arm SoCs. 195

Liste des figures

- Figure 1.** Schéma illustrant le lien entre l'EMG et les forces produites par un modèle musculo-squelettique, lui-même caractérisé par ses paramètres musculaires. 6
- Figure 2.** L'EMG, une mesure du signal électrique émis par les muscles. 7
- Figure 3.** Représentation des 17 principaux muscles squelettiques des membres supérieurs droit et gauche (A) et du membre supérieur droit uniquement (B). Représentation des muscles scapulo-huméraux (C), thoraco-scapulaires (D), thoraco-huméraux (E) et de la coiffe des rotateurs (F) de l'épaule droite. (Figure réalisée à partir des visuels du logiciel d'anatomie Visible Body reproduits avec leur aimable autorisation)..... 9
- Figure 4.** Schéma d'un sarcomère : longueurs initiale (en haut) et raccourcie (en bas). La myosine est représentée en violet et l'actine, en vert. (Image libre de droits⁴²). 10
- Figure 5.** Sommation des potentiels d'action des unités motrices constituant le signal EMG brut. (Figure réalisée à partir des visuels du logiciel d'anatomie Visible Body reproduits avec leur aimable autorisation). 12
- Figure 6.** Insertion d'une tige nanométrique intramusculaire dans le muscle sous-scapulaire d'un sujet participant à une expérience (A). Électrodes de surface sans-fil (système DELSYS TrignoTM) placées sur le membre supérieur d'un participant, de haut en bas, sur : son trapèze supérieur, son deltoïde, son grand pectoral et son grand dorsal (B). 13
- Figure 7.** Représentation du signal EMG du biceps lors d'une élévation du bras dans le plan scapulaire, à chacune des cinq étapes de son traitement : EMG brut (A) ; EMG filtré par un filtre passe-bande et un filtre éliminant les fréquences des installations électriques de 60 Hz (B) ; EMG redressé (C) ; EMG filtré par un filtre passe-bas à 5 Hz (D) ; EMG normalisé (E). 17

Figure 8. La modélisation musculo-squelettique au cœur de l'estimation des forces musculaires. 21

Figure 9. La dynamique d'activation, illustrée selon deux cas de figure. Premier cas : passage de l'EMG aux activations musculaires, au sens de Zajac (1989) (A). Deuxième cas : passage de l'EMG aux activations neurales puis aux activations musculaires, au sens de Buchanan et al. (2004) qui considèrent qu'une étape supplémentaire est nécessaire avant d'aboutir aux activations musculaires (B)..... 23

Figure 10. Représentation de la relation exponentielle entre les activations neurales et musculaires, en fonction du facteur de non-linéarité (μ). Plus μ tend vers 0, plus la forme de la relation est linéaire ; sur la figure, les courbes pour $\mu = 0$ et $\mu = -0,5$ sont quasi-superposées.

25

Figure 11. Modèle générique de Hill à trois composantes : CE, la composante active ; PE, la composante passive et SE, la composante élastique tendineuse. (Image libre de droits⁷⁸). . 26

Figure 12. Relation force-longueur d'un muscle de type-Hill. l_{mus0} est la longueur optimale du muscle. La force totale (courbe en rouge) est la somme des forces active (courbe en violet) et passive (courbe en vert)..... 28

Figure 13. Relation force-vitesse d'un muscle de type-Hill. F_{mus0} est la force maximale isométrique du muscle et v_{max} , sa vitesse maximale de raccourcissement..... 29

Figure 14. Modèle par éléments finis d'une épaule gauche – vues antérieure (A) et postérieure (B). Trois muscles sont représentés : le deltoïde (violet), l'infra-épineux (jaune, vue B), le supra-épineux (bleu) et le sous-scapulaire (rouge bordeaux)⁸⁷..... 32

Figure 15. Modèle de lignes d'une épaule droite – vues antérieure (A) et postérieure (B). Trois muscles sont représentés : le deltoïde (3 lignes d'action), l'infra-épineux (1 ligne d'action),

le supra-épineux (1 ligne d'action) et le sous-scapulaire (1 ligne d'action)⁹⁰. Les points de passage, visibles aux extrémités et tout au long des lignes d'action, confèrent à ces dernières leur forme anguleuse. 34

Figure 16. Estimation des forces musculaires à partir des modèles musculo-squelettiques en utilisant des méthodes d'optimisation. 37

Figure 17. Schéma illustrant le principe de la dynamique inverse (voir ⁸⁸). Les coordonnées généralisées ($\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}, \ddot{\mathbf{q}}$) sont les données d'entrée ; les moments articulaires ($\boldsymbol{\tau}$) sont obtenus en sortie. 38

Figure 18. Schéma illustrant le principe de la dynamique directe (voir ⁸⁸). Les activations musculaires (\mathbf{a}) sont les données d'entrée ; la cinématique du modèle ($\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}, \ddot{\mathbf{q}}$) est obtenue en sortie. Les angles et vitesses angulaires sont utilisés dans les calculs de dynamique de contraction et de géométrie musculo-squelettique. 39

Figure 19. Illustration du DSS (gauche) et DMS (droite) : à gauche, seuls les contrôles sont discrétisés sur l'intervalle de résolution ; à droite, les états aussi le sont. 67

Figure 20. Identification des paramètres musculaires. 73

Figure 21. Distances entre une paire de marqueurs cutanés situés sur l'avant-bras droit du sujet réel (dréelle, en bleu à gauche) et du modèle générique (dvirtuelle, en rouge à droite). 76

Figure 22. Ergomètre isocinétique équipé de deux capteurs de forces six axes, à la main et au coude. 80

Figure 23. Anterior (A) and posterior (B) views of the right upper-limb musculoskeletal model derived from the S2M Dynamic Library. Colored lines and dark-circled dots represent the 20 Hill-type muscle lines of action and the 28 markers, respectively. 92

Figure 24. Piecewise constant representation of the muscles excitations of the simulated noise-free reference movement with low (LC, light purple solid line) and high (HC, dark purple dashed line) co-contraction. The greyed areas represent the 200 different excitations solutions surface. 96

Figure 25. Reference (REF-HC) and mean \pm standard deviation of the estimated joint angles obtained with the high co-contraction dataset. Grey-shaded zones represent the SPM ANOVA results, *i.e.* the time intervals where there is a significant *Optimisation method* effect..... 103

Figure 26. Reference (REF-HC) and mean \pm standard deviation of the estimated muscle forces obtained with the high co-contraction dataset. Grey-shaded zones represent the SPM ANOVA results, *i.e.* the time intervals where there is a significant *Optimisation method* effect. 107

Figure 27. Tracking residual of the markers for the three optimisations, averaged across all the markers, across the duration of the movement with high co-contraction and across the 30 trials. *Note.* The EMTO, MTO and SO acronyms stand for the EMG-marker tracking, marker tracking and static optimisations, respectively. 115

Figure 28. Tracking residual of the markers for the three optimisations, averaged across all the markers, across the length of the movement with low co-contraction and across the 30 trials. 116

Figure 29. Reference (REF-LC) and mean \pm standard deviation of the estimated joint angles obtained with the low co-contraction dataset. Grey-shaded zones represent the SPM ANOVA results, *i.e.* the time intervals where there is a significant *Optimisation method* effect..... 117

Figure 30. Reference (REF-LC) and mean \pm standard deviation of the estimated muscle forces obtained with the low co-contraction dataset. Grey-shaded zones represent the SPM

ANOVA results, *i.e.* the time intervals where there is a significant *Optimisation method* effect.

124

Figure 31. Anterior (A) and posterior (B) views of the right upper-limb musculoskeletal model from the S2M Dynamic Library. Colored lines and dark-circled dots represent the 18 Hill-type muscle lines of action and the 8 markers, respectively 130

Figure 32. Reference (REF) and mean \pm standard deviation of the estimated joint angles. *Note:* The peaks observed at the beginning of the movement with the two hybrid-optimisation superimposed curves (TTO and ETTO) are due to a gimbal lock artefact when noisy joint torques were tracked 138

Figure 33. Reference (REF) and mean \pm standard deviation of the estimated muscle forces. 142

Figure 34. Muscle excitations (dark lines) of the simulated reference movement. The greyed areas represent the 200 different excitations solution-surface generated with random initial guesses to highlight the musculoskeletal model redundancy and determine its viable control space. 150

Figure 35. Raw STA-noise extracted from one repetition of a real shoulder abduction movement (Begon et al., 2015). The blue (respectively pink) curves correspond to the noise of markers M1-M4 (resp. M5-M8) placed on the arm (resp. lower-arm). The three curves correspond to the three repetitions of the movement. This STA-noise was added to the marker trajectories before performing the extended Kalman filter and the dynamic optimisation. ... 153

Figure 36. Tracking residuals of the markers for the six optimisations, averaged across all the markers, across the length of the movement and across the three repetitions of the movement.

Note: Tracking residuals represent the difference between the reference and optimised marker trajectories for each approach. 154

Figure 37. Anterior (A), lateral (B) and posterior (C) views of the participant equipped with the 34 reflective skin markers and 10 EMG electrodes. 164

Figure 38. Anterior (left) and posterior (right) views of the right upper-limb musculoskeletal model; the colored lines represent the 18 Hill-type muscle lines of action. 165

Figure 39. Mean (**EMG_{mean}**) and standard deviation (**EMG_{2SD}**) of the measured EMG over the five repetitions of the studied movement and the EQTO muscle excitations (**eEQTO**). The EQTO muscle excitations are inside a 95% confidence interval (shaded-pink standard deviations). 171

Figure 40. EQTO (**FEQTO**) and SO muscle forces (**FSO**). 173

Figure 41. Experimental (**q_{exp}**) and EQTO (**qEQTO**) joint angles. 180

Figure 42. Joint torques calculated with inverse dynamics (**τ_{ID}**, the red-dotted line), SO (**τ_{SO}**, the black solid line) and the EQTO algorithm (**τEQTO**, the blue solid line). 180

Figure 43. Optimised total weighting factors on the maximal isometric forces and shape factors of the 18 lines of actions of the model. 181

Figure 44. EQTO (**aEQTO**) and SO muscle activations (**aSO**). 184

Figure 45. Overview of the seated shoulder internal/external rotation set-up, with the two six-axis force sensors attached to the dynamometer; the engine SoC is represented in red (A). Set-up with one participant; the local SoCs of the two six-axis force sensors are represented in red (B). Note. The misalignment angle (ω) between the arm longitudinal axis and the engine axis has been emphasized in yellow. 189

Figure 46. Anterior (A), lateral (B) and posterior (C) views of one participant with 7 markers placed on her dominant upper-limb. The arm anatomical and technical SoCs are in blue and pink, respectively. 190

Figure 47. Mean and one standard deviation of the mean of the force components exerted at the hand sensor, averaged across all participants, during repetition n^o2 of the four tested movements. *Note.* The ‘pull’ direction is toward the participant (see **Figure 45**); the ‘lateral’ direction is outward..... 193

Figure 48. Mean and standard deviation of the shoulder torques computed from the two sensors (τ_S , black solid line) and measured by the dynamometer (τ_D , pink dotted line), averaged across all participants, during repetition n^o2 of the four tested movements. The two vertical dashed lines bound the isokinetic phase where SPM *t*-tests were performed. The pink-shaded zones indicate that τ_D is significantly different from τ_S . The bold numbers written in the pink-shaded zones represent the mean relative error between τ_S and τ_D when there was a significant difference; it appears that τ_D was significantly underestimated. 196

Liste des sigles et abréviations

CMC	Computed muscle control
CEINMS	Calibrated EMG-informed neuro-musculoskeletal (toolbox)
DDL(s)	Degrés-de-liberté
DMS	Direct multiple shooting (method)
DOF(s)	Degrees-of-freedom
DSS	Direct single shooting (method)
EMG	Électromyographie/-que ou, par abus, « signal électromyographique »
EMTO	EMG-maker tracking optimisation
EQTO	EMG-joint angle tracking optimisation
ETTO	EMG-torque tracking optimisation
ER _{con}	External rotation, concentric mode
ER _{ecc}	External rotation, eccentric mode
IR _{con}	Internal rotation, concentric mode
IR _{ecc}	Internal rotation, eccentric mode.
MTO	Marker tracking optimisation
MVIC	Maximal voluntary isometric contraction
QTO	Joint angle tracking optimisation

RMSd	Root mean square difference
RMSe	Root mean square error
S2M	(Laboratoire de) simulation et modélisation du mouvement
SD/sd	Standard deviation
SoC	System of coordinates
SPM	Statistical parametric mapping
TTO	Torque tracking optimisation

Liste des publications et communications

Publications dans des revues scientifiques à comité de lecture

Bélaïse, C., Dal Maso, F., Michaud, B., Mombaur, K., Begon, M., 2017. “An EMG-marker tracking optimisation method for estimating muscle forces”, *Multibody System Dynamics*, v. 42 (2), pp. 119-143.

Bélaïse, C., Michaud, B., Dal Maso, F., Mombaur, K., Begon, M., 2018. “Which data should be tracked in forward dynamics in a pathological co-contraction case?”, *Journal of Biomechanics*, v. 68, pp. 99-106.

Bélaïse, C., Michaud, B., Boucher, M., Begon, M., 2018. “Do relevant shear forces appear in isokinetic shoulder testing to be implemented in biomechanical models?”, *Journal of Biomechanics*, v. 72, pp. 241-246.

Communications lors de congrès internationaux

Bélaïse, C., Dal Maso, F., Michaud, B., Mombaur, K., Begon, M., 2015. “EMG-marker tracking for estimating muscle forces”. 13th International Symposium on Computer Methods in Biomechanics and Biomedical Engineering (Montréal, QC), 1-5 septembre. Communication orale.

Bélaïse, C., Dal Maso, F., Michaud, B., Mombaur, K., Begon, M., 2016. “Data-tracking assisted optimisations for estimating the upper-limb muscle forces”. 19th Biennial Meeting of the Canadian Society for Biomechanics (Hamilton, ON), 19-22 juillet. Communication affichée.

Communications lors de conférences locales

Bélaïse, C., Dal Maso, F., Michaud, B., Begon, M., 2018. « Estimation des forces musculaires expérimentales à l'épaule par optimisation dynamique avec suivi de données cinématiques et électromyographiques » Journée de la Recherche (Kinésiologie, Université de Montréal, Montréal, QC), 26 mars. Communication affichée.

Bélaïse, C., Michaud, B., Mombaur, K., Begon, M., 2017. « Quelles données privilégier en optimisation dynamique lors de l'estimation des forces musculaires du membre supérieur ? » Journée de la Recherche Gabriel PLAA (Pharmacologie, CHU Sainte Justine, Montréal, QC), 19 mai. Communication affichée.

Bélaïse, C., Dal Maso, F., Michaud, B., Mombaur, K., Begon, M., 2016. « Estimation des forces musculaires du membre supérieur par optimisation dynamique. » Journée de la Recherche (Kinésiologie, Université de Montréal, Montréal, QC), 23 mars. Communications affichée et orale.

Bélaïse, C., Dal Maso, F., Michaud, B., Mombaur, K., Begon, M., 2015. “An optimal control approach for the upper-limb muscular forces estimation”. Journée de la Recherche (Kinésiologie, Université de Montréal, Montréal, QC), 18 mars. Communication affichée.

À mon Dieu.
(Romains 11 v. 36).

Remerciements

Merci Mickaël pour ton encadrement durant ces quatre années d'études. Merci d'avoir assuré un suivi permanent d'une grande qualité, grâce auquel cette thèse a pu voir le jour. Merci d'avoir été pour moi un modèle d'excellence et de m'avoir permis de donner le meilleur de moi-même dans mon travail. Merci pour ton écoute et ton soutien spontané qui m'ont grandement encouragée. Merci d'avoir pris le temps de partager tes connaissances avec moi et de m'avoir communiqué ton enthousiasme pour la Recherche.

Merci Fabien pour ta disponibilité et tes conseils réguliers qui ont contribué à faire de moi une meilleure auteure d'articles scientifiques. Merci pour tes nombreuses relectures et corrections de mon travail. Merci pour l'application que tu as mis dans ton rôle de co-encadrant. Merci également pour ton humour et pour tes encouragements qui m'ont fait beaucoup de bien.

Merci à Maxime Raison d'avoir accepté de co-diriger cette thèse. Merci pour les quelques échanges enrichissants que nous avons pu avoir au cours de ces quatre années.

Merci Benjamin pour ton support permanent qui m'a permis d'avancer dans mes travaux et qui m'a beaucoup appris. Ton don pour expliquer les choses rend les sciences passionnantes et fait de toi un pédagogue unique. Merci d'avoir été présent et de m'avoir aidée chaque fois que cela a été nécessaire.

Merci à Yoann Blache, mon tout premier co-auteur d'article scientifique, pour les petits coups de main donnés à distance sur OpenSim et pour tes conseils. Merci également à Katja Mombaur et à Matthew Millard de l'équipe Optimization, Robotics & Biomechanics Group, pour leur

collaboration, leur accueil dans leur laboratoire à Heidelberg et leur précieuse aide avec les logiciels MUSCOD et OpenSim.

Merci à tous les membres du laboratoire S2M pour la dynamique d'ensemble qui motive chacun à se dépasser dans l'excellence. Merci à Ariane pour la coordination sociale de l'équipe et pour l'organisation des activités auxquelles j'ai pu participer. Merci pour l'aide des uns et des autres et pour l'amitié de tous. Un merci tout particulier à Marion, Yosra et Sylvain, pour vos encouragements et nos moments de rire indispensables.

Merci à mes parents pour leur exemple dans la vie et dans la foi. Merci pour votre confiance absolue et vos prières qui m'entourent continuellement. À mes deux frères et à ma cousine Anne-Sophie, mes meilleurs confidents. À ma famille au sens large, pour votre affection et vos pensées outre-mer qui m'accompagnent quotidiennement. Merci au Dr. Joseph Kabuya Masanka pour son soutien de pasteur et ses encouragements de professeur. Merci à mes plus proches amis Hina, Christel et Yannick, qui me faites toujours me sentir aimée et entourée.

À toutes les personnes, proches ou lointaines, qui ont investi en moi et qui m'ont accompagnée jusqu'au bout de ces études. À celles qui m'ont accueillie et encouragée dans les moments difficiles. À celles qui m'ont constamment portée en prière. À celles qui ont cru en moi et dont la résilience et l'assurance m'ont réconfortée et poussée vers l'avant. À celles qui ont su infuser dans ma vie courage et détermination avec amour. Merci du fond du cœur.

Je ne serais pas celle que je suis aujourd'hui sans votre impact inestimable.

Introduction

Contexte et problématique générale

C'est pour définir sa place au sein du monde que l'Homme a choisi de se dimensionner dans l'espace et dans le temps, c'est-à-dire de se représenter¹. Cette démarche lui a permis de comprendre son propre corps et ainsi, de se protéger de son environnement. Des fresques pariétales aux œuvres d'art plus élaborées connues à ce jour, la quête identitaire de l'Homme s'est construite dans la recherche de précision dans sa représentation de lui-même. À cet effet, la médecine moderne a favorisé l'augmentation des connaissances quant à l'anatomie humaine. Aujourd'hui encore, les chercheurs s'ingénient à obtenir des représentations toujours plus réalistes de l'être humain, en préservant un équilibre étroit entre esthétisme et physiologie².

C'est à partir de ces représentations – ou modèles – qu'il devient possible d'appréhender le fonctionnement humain³. À cet effet, en biomécanique, les modèles (numériques) sont de puissants outils, en ce qu'ils permettent d'évaluer les chargements internes du corps⁴, tels que les forces articulaires et musculaires. Ces dernières traduisent les mécanismes inhérents à la motricité humaine et sont utilisées, entre autres, dans le développement de méthodes cliniques ou dans la conception de technologies médicales complexes (p. ex., des exosquelettes⁵). Puisque ces quantités ne peuvent être mesurées de façon invasive – sauf exceptions⁶⁻⁸ –, elles sont obtenues *in silico* grâce aux modèles numériques⁴. L'intérêt de ces derniers est de s'affranchir des limitations éthiques liées à l'approche expérimentale via la simulation³.

De ce fait, les modèles humains virtuels doivent émuler le corps humain naturel. Cela passe par la reproduction des fonctions principales du névraxe, ainsi que des transformations biologiques

permettant de répliquer le rôle du système musculo-squelettique³. Aussi, les modèles numériques doivent être physiologiquement explicites, c'est-à-dire à-même de pouvoir reproduire des mouvements réalistes, compatibles avec le Vivant. À long terme, leur vocation est de contribuer au traitement de pathologies affectant la mobilité humaine^{9,10}. En effet, la modélisation du corps humain participe de l'amélioration des diagnostics émis par les professionnels de la santé, consolidant ainsi les prises de décisions cliniques face à des problématiques médicales précises.

L'une de ces problématiques concerne les troubles musculo-squelettiques du membre supérieur – particulièrement ceux de l'épaule, connue pour sa vulnérabilité¹¹. Ce complexe articulaire est, en effet, une région exposée aux agressions extérieures : seuls les ligaments et les muscles profonds de la coiffe des rotateurs viennent haubaner la tête humérale, afin de la maintenir en place à l'intérieur de la glène^{11,12}. C'est pourquoi des sollicitations mécaniques violentes (p. ex., une chute) ou la répétition de mouvements amples, rapides et/ou générant d'importants efforts articulaires viennent fragiliser la cohésion de cette structure^{12,13}, dont la mobilité a pour corollaire une grande instabilité^{11,13}.

Lorsqu'elles surviennent, les douleurs à l'épaule interfèrent avec les activités de la vie quotidienne, l'ensemble articulaire étant sollicité à chacun de nos mouvements¹². Ces douleurs se manifestent avec l'âge¹⁴, la pratique intense d'une activité sportive^{15,16} ou dans certaines situations de travail¹⁷ où les exigences physiques exposent les personnes à d'importants risques musculo-squelettiques (p. ex., en manutention¹⁸). Puisqu'ils affectent l'indépendance des travailleurs, il est essentiel de mentionner que ces troubles invalidants et récidivants¹⁹ ont un impact économique non-négligeable. Il est ainsi estimé qu'un demi-million de Canadiens sont

concernés par ces traumatismes, pour un délai d'attente chirurgicale pouvant atteindre au-delà d'un an²⁰ – ce qui correspond à une inactivité chiffrée en milliards de dollars²¹.

Face à cela, la littérature scientifique nous enseigne qu'une meilleure connaissance de la contribution de chaque muscle à la génération des moments articulaires du corps humain permettrait de maîtriser ces troubles musculo-squelettiques²². Une telle démarche implique d'utiliser des modèles numériques, afin de pouvoir prédire les forces musculaires développées au cours d'un mouvement²². Ce faisant, une difficulté se présente, puisque le nombre de muscles du corps humain excède le nombre d'articulations qu'ils actionnent. C'est, en l'occurrence, ce qui est observé à l'épaule, où près de 20 muscles recouvrent les 3 articulations principales qui la constituent¹¹. Le problème mathématique est alors dit *indéterminé*, c'est-à-dire que le nombre d'inconnues (les forces musculaires) est plus élevé que le nombre d'équations du mouvement à résoudre²³⁻²⁵.

Pour y pallier, deux approches existent : la réduction de l'excédent d'inconnues (en introduisant des hypothèses simplificatrices dans le modèle musculo-squelettique^{26,27}) ou l'utilisation d'une méthode d'optimisation²². Cette deuxième approche permet d'obtenir une solution unique, asservie à une fonction-objectif reflétant un (sinon plusieurs) mécanisme(s) par le(s)quel(s) les muscles sont recrutés pour produire un mouvement donné²⁸. De nombreuses méthodes d'optimisation sont ainsi dénombrées dans la littérature²². Toutefois, la nature des hypothèses et des fonctions-objectif utilisées ne rendent pas toujours compte de la physiologie du mouvement. En conséquence, aucun consensus final n'a réellement été atteint, si bien que la prédiction physiologique de l'activité musculaire reste, aujourd'hui encore, un défi.

Innovation et objectif de thèse

D'une façon générale, il est attendu que le problème d'estimation des forces musculaires converge vers une solution numérique stable, pour laquelle les variables calculées en sortie sont similaires à celles mesurées expérimentalement. Pour assurer l'efficacité calculatoire d'une telle résolution, il est nécessaire d'utiliser des outils mathématiquement performants. Parmi ceux qui existent, la méthode directe de tir multiple se démarque, vu sa faible occurrence en modélisation musculo-squelettique²⁹. Principalement utilisée en balistique³⁰ – comme le suggère son nom –, la méthode de *tir* consiste à effectuer la résolution numérique sur des pas temporels multiples, ce qui assure une convergence rapide – en particulier, lorsque le problème contient de nombreuses variables et contraintes.

Fort de ce qui précède, l'objectif général de cette thèse a été d'estimer les forces musculaires du membre supérieur humain, en proposant une méthode de résolution innovante par optimisation dont la plus-value réside dans la nature de la fonction-objectif et l'utilisation de la méthode directe dite « de tir multiple ». En s'inscrivant, à la fois, dans les domaines de la biomécanique et des mathématiques appliquées, ce travail a consisté à rechercher la biofidélité des forces musculaires, en concourant à leur précision et en garantissant la justesse de leur interprétation.

Structure détaillée du manuscrit

Dans le présent manuscrit, le Chapitre 1 est dédié à la littérature scientifique : il permet d'amorcer la réflexion quant aux diverses problématiques de l'estimation des forces musculaires. Dans ce corpus, nous avons dégagé les objectifs spécifiques de ce travail.

Le cœur de cette thèse réside dans les quatre études qui constituent les quatre chapitres subséquents. Dans la première étude (Chapitre 2), il a été question d'intégrer l'électromyographie (EMG) – une information musculaire couramment monitorée en biomécanique – dans l'estimation des forces musculaires en optimisation dynamique. Dans la seconde étude (Chapitre 3), nous avons cherché à déterminer quelles données favoriser lors du suivi en optimisation dynamique. Cette problématique d'un intérêt nouveau était pertinente face aux nombreuses fonctions-objectif disponibles dans la littérature, lors de l'estimation des forces musculaires en optimisation dynamique. Dans la troisième étude (Chapitre 4), une application de la preuve de concept établie au Chapitre 2 a été effectuée à partir de données expérimentales d'EMG et de cinématique articulaire. Dans la quatrième et dernière étude (Chapitre 5), nous nous sommes finalement intéressés à l'utilisation de l'ergomètre isocinétique comme outil de calibration des modèles musculo-squelettiques.

Enfin, le Chapitre 6 discute l'ensemble des quatre études, afin de mettre en exergue leurs limitations respectives et proposer des perspectives d'avancées à ce travail. Pour clore cette thèse, une conclusion générale permet de rappeler les points principaux qui ont été montrés.

Chapitre 1 : Revue de littérature

La présente revue de littérature est structurée en cinq grandes parties. Les quatre premières permettent de comprendre le lien entre : activité musculaire, modèle musculo-squelettique, paramètres et forces musculaires (**Figure 1**). La première partie décrit l'état des connaissances en ce qui concerne la physiologie du membre supérieur humain et la mesure du signal électromyographique ou EMG (section 1.1). Dans la deuxième partie, les principes généraux de modélisation musculo-squelettique sont exposés (section 1.2). Dans la troisième partie, les méthodes numériques permettant d'estimer les forces musculaires au moyen de modèles musculo-squelettiques sont présentées (section 1.3). L'identification des paramètres musculaires lors de la personnalisation de ces modèles est abordée dans la quatrième partie (section 1.4). Les objectifs spécifiques de cette thèse sont finalement introduits en conclusion de ce chapitre (section 1.5).

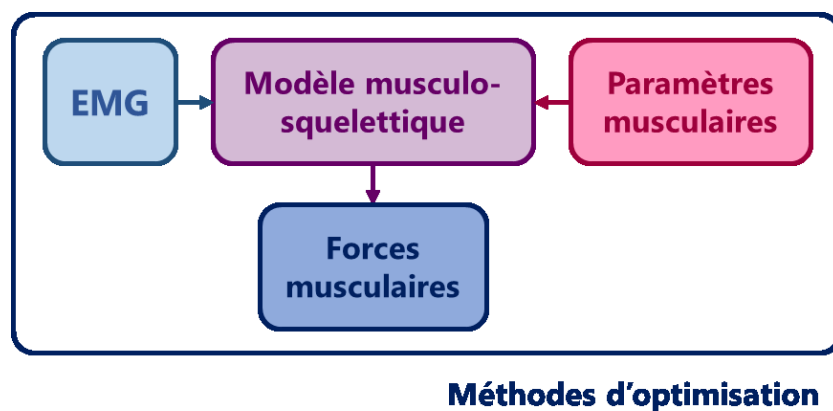


Figure 1. Schéma illustrant le lien entre l'EMG et les forces produites par un modèle musculo-squelettique, lui-même caractérisé par ses paramètres musculaires.

1.1 Physiologie du membre supérieur

L'objectif de cette première partie est de présenter le rôle de l'EMG dans l'estimation des forces musculaires (**Figure 2**), en s'attardant brièvement sur l'anatomie fonctionnelle du membre supérieur humain et la nature du signal EMG.

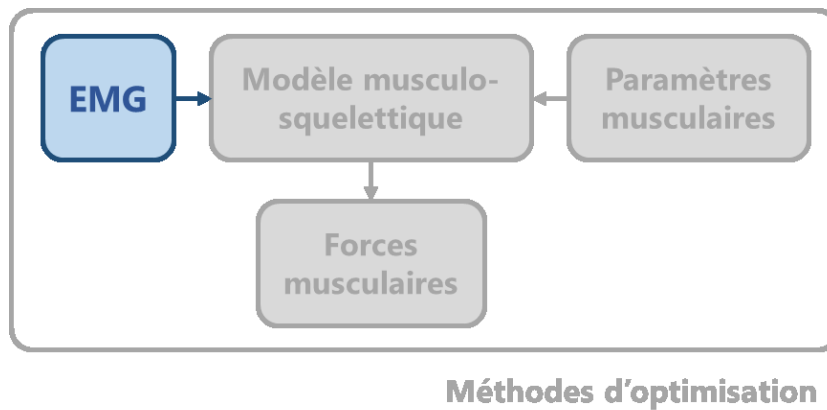


Figure 2. L'EMG, une mesure du signal électrique émis par les muscles.

1.1.1 Anatomie fonctionnelle du membre supérieur humain

Le membre supérieur humain est constitué de cinq os (la clavicule, la scapula, l'humérus, le radius et l'ulna) et d'un groupement osseux (les os de la main) qui lui permettent de réaliser sa fonction principale de préhension^{11,12}. Le lien entre le membre supérieur et la partie supérieure du thorax est réalisé par l'épaule^{11,12} : celle-ci joue un rôle essentiel dans l'orientation spatiale du bras, en ce qu'elle permet d'exécuter une grande variabilité de tâches dans notre vie de tous les jours³¹ (p. ex., attraper un objet, manger, se brosser les dents, etc.).

L'épaule regroupe trois articulations synoviales¹² garantes de son importante mobilité ; il s'agit des articulations sternoclaviculaire, acromioclaviculaire et glénohumérale¹². Pas moins de 17 muscles squelettiques^{12,31} les mettent en mouvement : parmi ceux-ci, les muscles de la coiffe

des rotateurs contribuent à l'indispensable stabilité de l'épaule³² (**Tableau I**). Cette stabilité est aussi partiellement assurée par l'action des ligaments³³, notamment lors de mouvements de grande amplitude. Les principaux ligaments de l'épaule sont : les ligaments glénohuméraux, le ligament coraco-acromial et les ligaments coraco-claviculaires¹².

Tableau I. Les 17 principaux muscles squelettiques de l'épaule³¹. Les muscles de la coiffe des rotateurs sont signalés par un astérisque (*) et les muscles pluri-articulaires, par un double astérisque (**).

Muscles scapulo-huméraux (Figure 3C)	Muscles thoraco-scapulaires (Figure 3D)	Muscles thoraco-huméraux (Figure 3E)
Deltoïde**	Trapèze**	Grand dorsal**
Coracobrachial	Élévateur de la scapula	Grand pectoral**
Grand rond	Rhomboïde	
Petit rond*	Petit pectoral	
Infraépineux*	Subclavier	
Supraépineux*	Serratus antérieur	
Subscapulaire*		
Triceps**		
Biceps**		

L'ensemble des muscles travaillant de concert pour assurer le compromis stabilité/mobilité de l'épaule, une forte co-contraction existe dans cette région anatomique^{34,35}. Par ailleurs, certains muscles étant pluri-articulaires³² (**Tableau I**), ces-derniers participent à la génération de moment à chacune des articulations qu'ils croisent. Leur action sur celles-ci est donc plurielle³², ce qui confère à l'épaule une grande complexité musculo-squelettique. C'est, par exemple, le cas du biceps qui croise, à la fois, les articulations glénohumérale et olécranienne³². Cette pluralité est la raison principale de la redondance musculo-squelettique du corps humain : ainsi,

plusieurs combinaisons musculaires permettent de réaliser un seul et même mouvement. Savoir comment travaillent les muscles est donc indispensable pour réduire cet univers des possibles. En conséquence, il est fondamental de connaître la structure anatomique de l'épaule et le rôle des muscles qui la constituent, afin de pouvoir la modéliser de façon réaliste et simuler des mouvements³⁶.

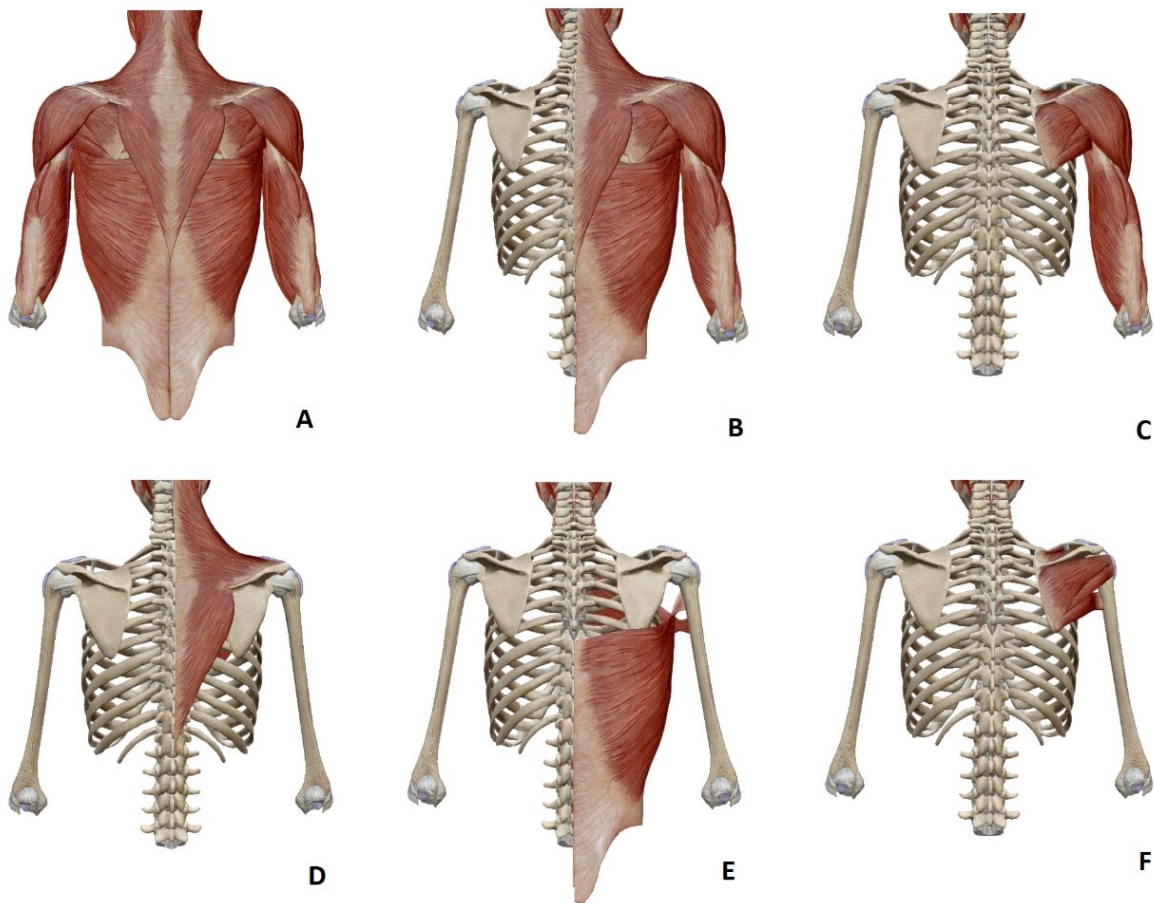


Figure 3. Représentation des 17 principaux muscles squelettiques des membres supérieurs droit et gauche (A) et du membre supérieur droit uniquement (B). Représentation des muscles scapulo-huméraux (C), thoraco-scapulaires (D), thoraco-huméraux (E) et de la coiffe des rotateurs (F) de l'épaule droite. (Figure réalisée à partir des visuels du logiciel d'anatomie Visible Body reproduits avec leur aimable autorisation).

1.1.2 Mesure du signal électrique des muscles

Pour évaluer expérimentalement les processus physiologiques qui se produisent lors de la contraction musculaire (entre autres, la formation de ponts actine-myosine au niveau des sarcomères au sein des muscles³⁷, **Figure 4**), divers outils existent (p. ex., sonomyographie³⁸, tensiomyographie³⁹, mécanomyographie⁴⁰), le plus utilisé étant l'électromyographie (EMG)⁴¹.

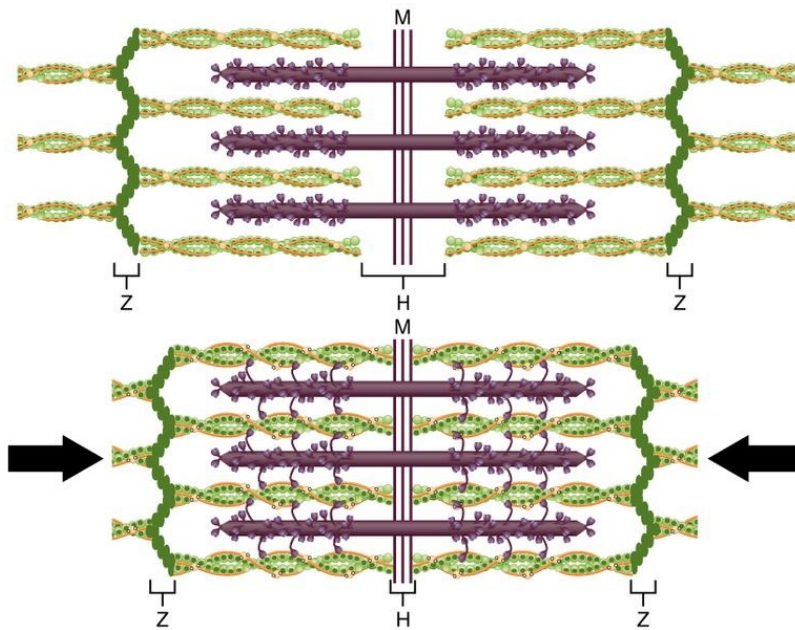


Figure 4. Schéma d'un sarcomère : longueurs initiale (en haut) et raccourcie (en bas). La myosine est représentée en violet et l'actine, en vert. (Image libre de droits⁴²).

1.1.2.1 Nature et enregistrement du signal EMG

Le signal EMG correspond à la somme des potentiels d'action des unités motrices au sein d'un muscle⁴³⁻⁴⁵ (**Figure 5**). Ces potentiels d'action sont des ondes non-stationnaires contenant des phases positives et négatives^{44,46} pouvant s'ajouter (interférences constructives) ou s'annuler (interférences destructives). En effet, du fait du déclenchement irrégulier des unités motrices, ces phases, généralement asynchrones, s'alternent⁴⁷. L'annulation de phases qui en résulte^{46,48}

a pour conséquence la sous-estimation du signal EMG^{44,48}, soient de grandes variabilités dans son amplitude (perte en amplitude pouvant aller jusqu'à 62%⁴⁸). D'une façon générale, le signal EMG brut (c'est-à-dire, non traité après avoir été enregistré) doit impérativement subir un processus de traitement avant d'être utilisé (voir sous-section 1.1.2.3). Cela est particulièrement nécessaire lorsque des mouvements générant de hauts-niveaux d'excitation musculaire sont étudiés.

Au vu de ce qui précède, un muscle produit de la force selon le nombre d'unités motrices actives qu'il renferme⁴⁴. Toutefois, la relation entre la force produite et le nombre d'unités motrices actives n'est pas linéaire⁴⁹. En effet, l'augmentation de la fréquence de stimulation des fibres musculaires entraîne une augmentation du nombre des signaux électriques émis par ces fibres, ce qui amplifie la force produite par l'unité motrice qui les contient⁴⁹. En revanche, ce phénomène ne peut être observé que jusqu'à un certain point, à savoir, la tétanie musculaire, tel que le rappellent Buchanan et al. (2004). Lorsque celle-ci se manifeste, plus aucune force supplémentaire ne peut être produite par l'unité motrice, en dépit du fait que toutes ses fibres soient stimulées à une fréquence très élevée. De ce fait, il apparaît que la fréquence de stimulation des fibres musculaires et la force produite par leur unité motrice ne sont pas liées par une relation linéaire. En d'autres mots, la relation entre l'EMG et les forces musculaires produites est non-linéaire. Tenir compte de cette non-linéarité est essentiel, car celle-ci va conditionner la modélisation numérique de la physiologie musculaire (voir sous-section 1.2.1).

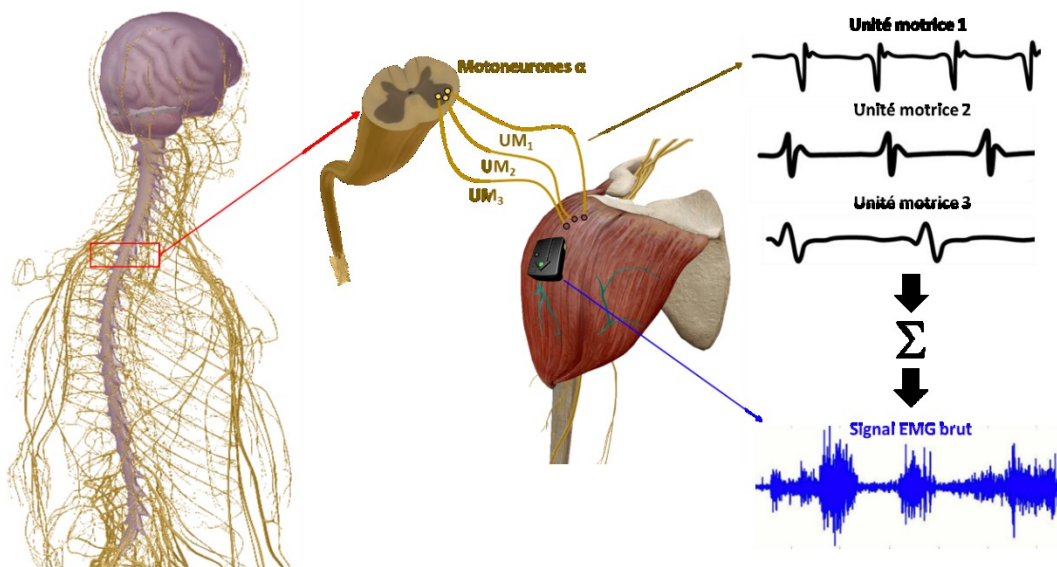


Figure 5. Sommation des potentiels d'action des unités motrices constituant le signal EMG brut. (Figure réalisée à partir des visuels du logiciel d'anatomie Visible Body reproduits avec leur aimable autorisation).

En pratique, mesurer le signal EMG revient à mesurer la différence de potentiel entre deux électrodes⁴⁷. Ces dernières peuvent être placées à la surface ou à l'intérieur des muscles (électrodes intramusculaires)⁴⁴ (**Figure 6**). L'avantage des électrodes intramusculaires est de pouvoir obtenir localement l'activité électrique des muscles profonds (p. ex., les muscles de la coiffe des rotateurs de l'épaule, **Tableau I**), de sorte que leur signal soit isolé de ceux émis par leurs voisins. Pour ce faire, les électrodes intramusculaires sont munies de tiges nanométriques en acier inoxydable, directement insérées dans le ventre musculaire : ces nano-tiges permettent ainsi de conduire les potentiels d'action des unités motrices dès leur émission en profondeur⁵⁰.

En somme, le signal EMG mesuré se doit de représenter le plus justement possible la contraction musculaire. Cela est d'autant plus important que des électrodes de surface sont utilisées, puisque de nombreux facteurs peuvent contaminer le signal enregistré par ce biais (voir sous-

section 1.1.2.2). Dans notre cas, prendre en compte ce dernier aspect est primordial, sachant que l'essentiel de notre travail repose sur l'utilisation de l'EMG dans l'estimation de forces musculaires qui se veulent le plus réalistes possible.

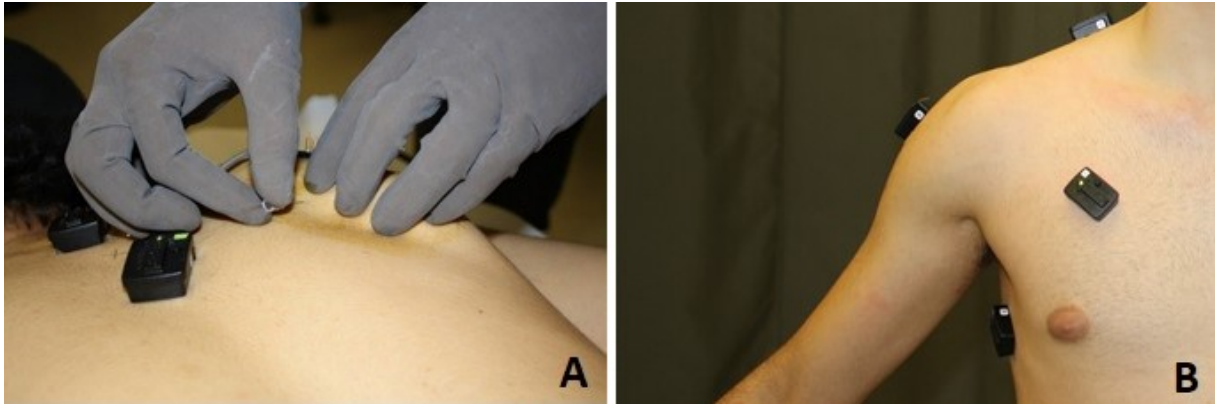


Figure 6. Insertion d'une tige nanométrique intramusculaire dans le muscle sous-scapulaire d'un sujet participant à une expérience (A). Électrodes de surface sans-fil (système DELSYS Trigno™) placées sur le membre supérieur d'un participant, de haut en bas, sur : son trapèze supérieur, son deltoïde, son grand pectoral et son grand dorsal (B).

1.1.2.2 Facteurs affectant le signal EMG

Cette sous-section dresse la liste non-exhaustive des principaux facteurs pouvant affecter le signal EMG mesuré. Ces facteurs ont été classés en trois catégories, à savoir : les facteurs biologiques, les facteurs liés aux électrodes et à leur utilisation, ainsi que les facteurs liés aux installations électriques et au système de mesure⁵¹.

Facteurs biologiques

Le signal EMG d'un muscle peut, dans un premier temps, être affecté par les signaux électriques provenant de ses voisins⁵¹. Les battements du cœur et la respiration peuvent également perturber

la mesure de l'EMG des muscles thoraciques⁵¹. De plus, lorsque des électrodes de surface sont utilisées, l'épaisseur de la peau et des tissus mous (p. ex., graisse, viscères, etc.) est aussi susceptible de ralentir la propagation des potentiels d'action des unités motrices à la surface du muscle : peau et tissus mous agissent, en effet, comme un filtre passe-bas sur le signal émis⁴⁴. L'impédance réactive de l'interface électrode-peau est un autre facteur affectant le signal EMG⁵² : naturellement élevée, cette impédance est la cause d'interférences dans le signal, ainsi que de la réduction de son amplitude et de la distorsion de sa forme⁴⁷. À cet égard, une précautionneuse préparation de la peau est recommandée avant de placer les électrodes sur le participant (entre autres, rasage, abrasion et nettoyage à l'alcool)^{44,47}.

Facteurs liés aux électrodes et à leur utilisation

D'un point de vue technique, la taille des électrodes de surface joue un rôle dans leur niveau de bruit, les plus larges en générant moins et ayant une moins grande impédance que les plus petites⁵². Le mouvement relatif électrode-muscle (du fait du déplacement de la peau) peut aussi engendrer des oscillations à basse fréquence qui contaminent le signal enregistré : le fait est que les électrodes ne se retrouvent plus vis-à-vis des zones d'innervation des unités motrices⁴⁴. Un tel désalignement des électrodes par rapport à la direction des fibres musculaires sous-jacentes peut réduire l'amplitude du signal EMG⁴⁴. Dans le cas des muscles larges et/ou multipennés (p. ex., le grand pectoral³²), il est alors possible d'envisager d'utiliser plusieurs électrodes, afin que le signal EMG enregistré soit représentatif de l'activité du muscle dans son ensemble. Cela est d'autant plus nécessaire que différents faisceaux d'un même muscle peuvent être excités différemment. C'est, par exemple, le cas du muscle supraépineux, innervé par des rameaux primaires distincts au niveau de ses régions antérieure et postérieure⁵³ : c'est ce qu'ont présenté Hermenegildo et al. (2014), en démontrant la compartimentation neuromusculaire de ce muscle.

Facteurs liés aux installations électriques et au système de mesure

Lors de l'utilisation d'électrodes filaires, les câbles ont une capacitance intrinsèque, si bien que le courant électrique circulant dans leur gaine se dissipe dans le système de mesure^{44,54}. De plus, les installations électriques principales (60 Hz en Amérique du Nord⁵⁵) créent des interférences dans le signal EMG, dont l'amplitude est parfois plus élevée que celle du signal lui-même^{43,47}. Vis-à-vis de ces interférences, le corps du sujet agit comme une antenne, en captant les bruits électromagnétiques environnants. Pour s'en prémunir, il y a possibilité d'isoler le système d'enregistrement des sources des interférences. Il est aussi possible de garder courts les fils des électrodes, de les attacher ensemble^{44,52}, ou encore d'utiliser des électrodes sans-fil⁵⁶, tel que nous prévoyons de le faire lors de nos mesures de l'EMG (voir **Figure 6**).

Pour améliorer le ratio du signal sur le bruit de mesure, une autre solution fondamentale est d'utiliser un amplificateur différentiel⁴⁷ : ce dernier atténue, voire supprime, toutes les interférences qui parasitent le signal enregistré. Pour ce faire, des électrodes dites « actives » (montées sur un amplificateur opérationnel ayant une forte impédance d'entrée et une faible impédance de sortie) sont utilisées⁴⁷. Par conséquent, nous utiliserons de telles électrodes dans la partie expérimentale de ce travail (plus précisément, les électrodes sans-fil DELSYS TrignoTM, voir **Figure 6**).

1.1.2.3 Traitement du signal EMG

Pour contrer l'effet négatif des facteurs ci-exposés, il est indispensable de traiter le signal EMG. Ce traitement va permettre de raffiner la sélectivité du signal brut, c'est-à-dire d'atténuer les interférences causées par les contaminants mentionnés et par toute autre forme de pollution

électromagnétique lors de l'expérimentation⁴³. Cinq étapes de traitement sont généralement exécutées⁴⁷ :

1. Filtrage passe-bande (**Figure 7A**),
2. Filtrage coupe-bande à 60 Hz (**Figure 7B**),
3. Redressement (**Figure 7C**),
4. Filtrage passe-bas (**Figure 7D**),
5. Normalisation du signal (**Figure 7E**).

Le filtre passe-bande améliore l'estimation de l'amplitude du signal EMG en définissant sa bande-passante : moins d'interférences et de superpositions de signaux surviennent^{43,44}. Le filtrage coupe-bande permet d'enlever les fréquences des installations électriques. Le redressement permet de ne s'intéresser qu'aux valeurs positives de l'EMG, en en prenant la valeur absolue (*full-wave*^{43,54}). Le filtre passe-bas permet de retirer les fréquences élevées contenues dans le signal⁴³ ; les harmoniques de ces fréquences, souvent plus puissantes que la fréquence principale, doivent aussi être prises en considération lors du traitement⁴³. Le filtre passe-bas est unidirectionnel et sert aussi à compenser le délai électromécanique⁵⁷. Enfin, la normalisation du signal fait l'objet de la sous-section suivante (1.1.2.4).

Nous réinvestirons l'ensemble de ces recommandations relatives au traitement de l'EMG lors de nos acquisitions de signaux expérimentaux.

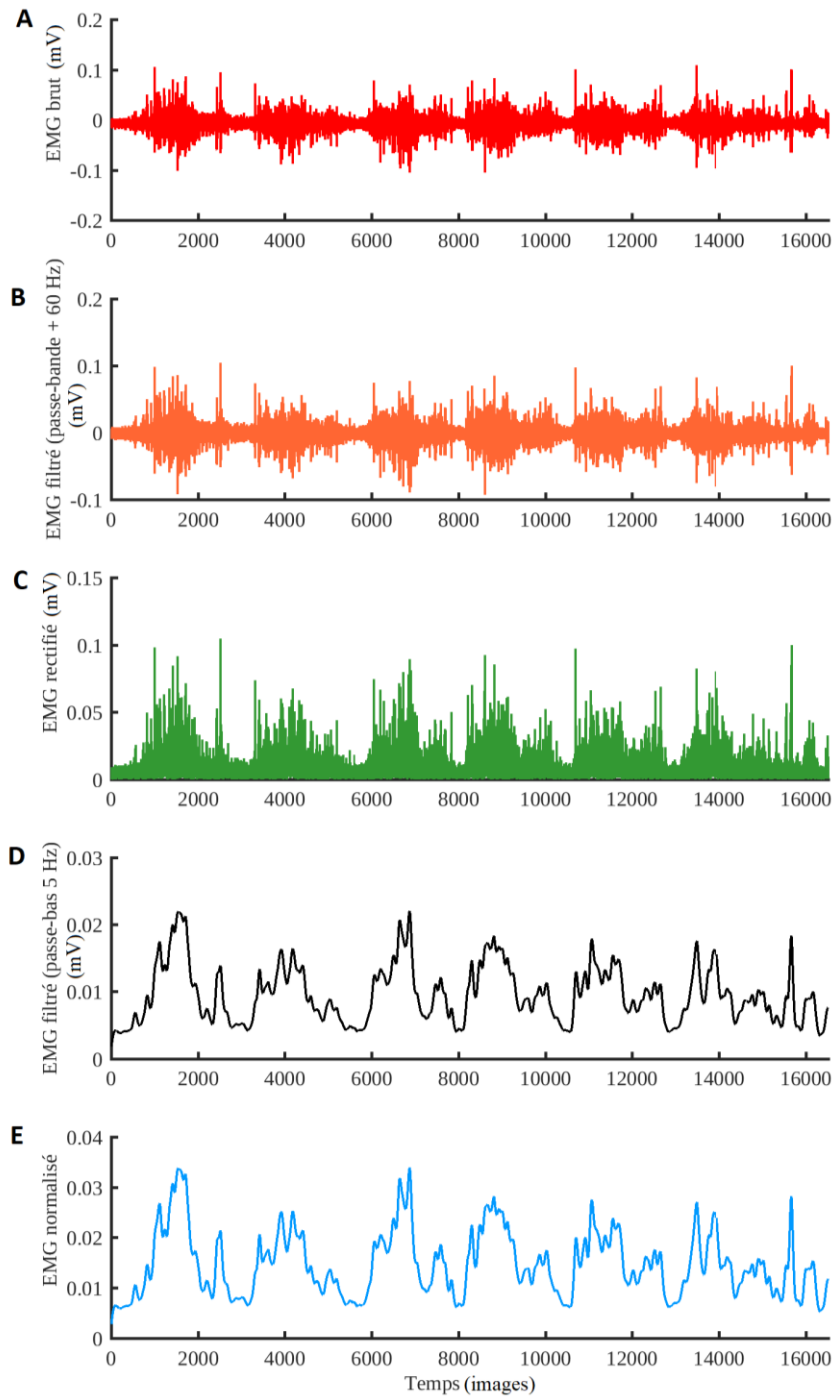


Figure 7. Représentation du signal EMG du biceps lors d’une élévation du bras dans le plan scapulaire, à chacune des cinq étapes de son traitement : EMG brut (A) ; EMG filtré par un filtre passe-bande et un filtre éliminant les fréquences des installations électriques de 60 Hz (B) ; EMG redressé (C) ; EMG filtré par un filtre passe-bas à 5 Hz (D) ; EMG normalisé (E).

1.1.2.4 Normalisation du signal EMG

La nature stochastique du signal EMG fait de sa normalisation une étape cruciale. En effet, l'amplitude EMG d'un muscle donné peut varier d'un jour à l'autre, d'un sujet à l'autre ou d'une tâche à l'autre⁵⁸. Pour pouvoir comparer des signaux musculaires enregistrés dans des conditions expérimentales différentes, il est donc essentiel de les normaliser.

Par définition, la normalisation consiste à diviser le signal EMG d'un muscle par un signal de référence obtenu lors d'une tâche donnée⁵⁸, afin de rendre possible la comparaison inter-muscle, inter-sujet et inter-étude (toutes les fois que les électrodes ont été remplacées). En somme, la normalisation améliore la fiabilité de l'EMG, en permettant de savoir quelle est la juste contribution d'un muscle au cours d'une tâche donnée^{58,59}. D'une façon générale, les méthodes de normalisation réduisent la variabilité interindividuelle, donc améliorent l'homogénéité au sein d'un groupe^{43,44,47,58,60}.

Burden (2010) recommande la normalisation par rapport aux contractions volontaires maximales isométriques (MVIC), pour sa simplicité méthodologique et sa fiabilité. Les MVIC correspondent aux pics de l'EMG obtenus sous une action statique du muscle, exercée de façon volontaire : pour ce faire, il est demandé au participant de maintenir une force maximale contre un support fixe⁵⁸. Normaliser par rapport aux MVIC permet d'obtenir l'enveloppe normalisée du signal, comprise entre 0 et 1 ; c'est celle-ci qui est utilisée lors des calculs en modélisation musculo-squelettique.

Il faut, cependant, reconnaître quelques inconvénients liés à l'utilisation des MVIC : tout d'abord, il s'agit de mouvements non-familiers pour la plupart des individus, n'ayant pas l'habitude de produire – et à plus forte raison, de maintenir – un tel niveau de force maximale⁴⁷.

De plus, il est difficilement envisageable d'obtenir de quiconque une véritable contraction *volontaire* maximale, car il est impossible de solliciter de manière volontaire 100% de ses unités motrices en même temps. Cela est problématique, car la sous-estimation des MVIC devient une source d'erreur significative, surtout chez les patients blessés ou âgés : dans leur cas, les vraies différences observées dans leurs activations musculaires peuvent même disparaître en normalisant à partir des MVIC⁴⁴. Certains chercheurs recommandent alors d'utiliser des signaux EMG d'amplitude inférieure à 80% des MVIC (soient des contractions sous-maximales), afin d'avoir une référence plus stable⁵⁸. D'autres conseillent de recourir à des méthodes de normalisation utilisant des mouvements familiers qui, si possible, requièrent un effort maximal *involontaire*⁵⁹. Par ailleurs, les MVIC sont influencés par des facteurs physiologiques et psychologiques^{58,61}, ce qui peut introduire de la variabilité dans les niveaux d'efforts produits. Il faut encore faire une critique générale à cette méthode, à savoir que les MVIC ne sont pas adaptés aux activités dynamiques (p. ex., étude de mouvements exécutés à grande vitesse, tels que des frappes de badminton⁵⁹) ; en effet, les amplitudes des signaux EMG émis lors de ces tâches se retrouvent supérieures aux supposés *dénominateurs maximaux*. Les MVIC ne sont donc préférentiellement valables que pour des activités à faible vitesse⁵⁹. À noter, de surcroît, que les MVIC réalisées dans une seule posture ne sont pas nécessairement représentatives d'un mouvement couvrant toute l'amplitude articulaire.

En dépit de ces limites connues des MVIC, cette méthode de normalisation reste la plus fiable et la plus utilisée à ce jour^{44,62-64}. L'ensemble des conclusions établies par la littérature nous invite alors à utiliser la normalisation par les MVIC, en prenant toutefois garde d'interpréter nos résultats à la lumière des différentes remarques soulevées. Dans notre travail, les

recommandations de Dal Maso et al. (2016) quant aux combinaisons optimales de MVIC pour l'évaluation des muscles de l'épaule seront ainsi appliquées.

Conclusion

L'épaule est une pluri-articulation vulnérable du fait de son importante mobilité. Sa stabilité est assurée par l'action combinée des muscles (et ligaments) qui la recouvrent. L'épaule est donc le siège d'une co-contraction non-négligeable. De plus, sa structure anatomique présage de la complexité en ce qui concerne, à la fois, sa modélisation et l'estimation des forces musculaires produites. C'est sur ces deux problématiques que la recherche actuelle se concentre.

Dans la volonté d'estimer des forces musculaires de plus en plus réalistes, les processus physiologiques qui régissent la contraction musculaire doivent être modélisés avec soin. Pour ce faire, la mesure de l'EMG est essentielle, en ce qu'elle quantifie l'activité électrique produite par les muscles. C'est pourquoi l'information donnée par l'EMG est reconnue et valorisée en biomécanique ; cela est exacerbé par le fait qu'il est possible d'enregistrer l'EMG intramusculaire, directement en profondeur des muscles. S'il n'existe pas de « meilleure » méthode de traitement possible, le signal EMG enregistré doit, néanmoins, être précautionneusement traité pour éviter toute aberration dans l'interprétation qui en découle.

Ces efforts de modélisations géométrique et physiologique conduisent à l'élaboration de modèles musculo-squelettiques de plus en plus précis. La description de ces modèles numériques sera explicitée dans notre deuxième grande partie (section 1.2).

1.2 Modélisation musculo-squelettique du membre supérieur

Les phénomènes physiologiques de la contraction dynamique des muscles sont, non seulement, quantifiables expérimentalement via la mesure de l'EMG – comme nous venons de le voir – mais ils sont aussi décrits par des équations mathématiques. Pour ce faire, des modèles numériques rendant compte du fonctionnement interne des muscles sont utilisés^{3,66} (**Figure 8**).

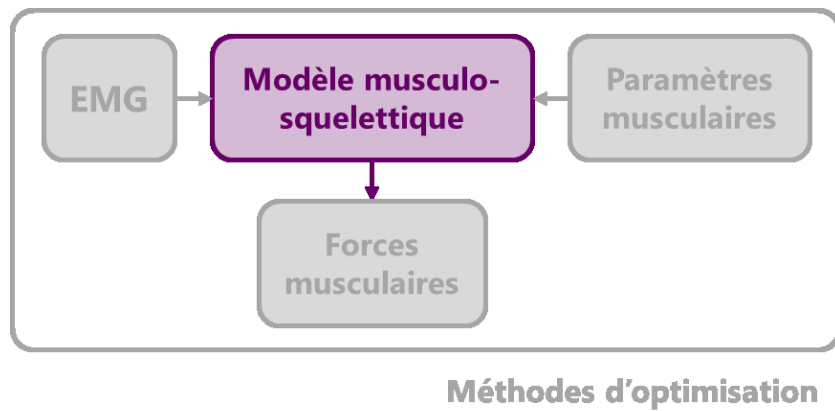


Figure 8. La modélisation musculo-squelettique au cœur de l'estimation des forces musculaires.

1.2.1 Dynamique d'activation

Puisqu'une série de transformations physico-chimiques sont impliquées lors de la contraction musculaire⁴¹, il est établi qu'un muscle ne produit pas instantanément de la force lorsqu'il est excité par les stimuli en provenance du système nerveux central⁴⁹. Un délai électromécanique⁵⁷ s'écoule avant que le muscle ne produise de la force de manière effective ; ce délai est quantifié par une constante appelée *temps d'activation*⁶⁷. De même, un *temps de désactivation* est respecté avant le retour à zéro de la force musculaire, c'est-à-dire après l'arrêt des stimuli⁶⁷. Ce processus, également connu sous le nom de *dynamique d'activation*⁶⁷⁻⁶⁹, est modélisé par une équation

différentielle du premier ordre permettant de passer directement du signal EMG brut aux activations musculaires (**Figure 9A**) ou bien, du signal EMG brut aux activations neurales (**Figure 9B**) :

$$\dot{\mathbf{a}}(t, \mathbf{e}(t), \mathbf{a}(t)) = \begin{cases} \frac{(\mathbf{e}(t) - \mathbf{a}(t))}{t_{act}(0.5 + 1.5 \mathbf{a}(t))}, & \mathbf{e}(t) > \mathbf{a}(t) & (1a) \\ \frac{\mathbf{e}(t) - \mathbf{a}(t)}{t_{deact}}(0.5 + 1.5 \mathbf{a}(t)), & \mathbf{e}(t) \leq \mathbf{a}(t) & (1b) \end{cases}$$

où : $\dot{\mathbf{a}}(t)$ est la dérivée des activations musculaires/neurales ; $\mathbf{e}(t)$ et $\mathbf{a}(t)$ sont, à l'instant t , les excitations musculaires et les activations musculaires/neurales, respectivement (voir **Figures 9A** et **9B**) ; t_{act} et t_{deact} sont les temps d'activation et désactivation. Les valeurs de t_{act} et t_{deact} sont généralement comprises entre 10-15 ms et 40-50 ms, respectivement^{57,69,70}. En accord avec la littérature, ce sont donc ces intervalles de valeurs que nous utiliserons dans notre travail.

La résolution de telles équations différentielles (Eq. [1a-b]) s'effectue soit par intégration (p. ex., utilisation des méthodes de Runge-Kutta⁴⁹), soit par filtrage récursif discret (ce qui dispense de calculer des intégrales^{49,71}).

Il apparaît que le passage des excitations aux activations musculaires décrit dans les équations différentielles [1a-b] est conditionnel au signe de la différence des excitations et des activations musculaires. Si cette différence est strictement positive, l'équation différentielle [1a] est valable ; à l'opposé, si cette différence est négative ou nulle, c'est l'équation différentielle [1b] qui l'est. Aussi, pour que la transition entre les excitations et activations musculaires soit non-conditionnelle et plus simple à réaliser, De Groote et al. (2016) – d'après les travaux de Winters (1995) –, ont défini une fonction tangente hyperbolique ϕ telle que :

$$\phi = 0,5 \cdot \tanh[b \cdot (\mathbf{e} - \mathbf{a})(t)] \quad (1c)$$

$$\dot{\mathbf{a}}(t, \mathbf{e}(t), \mathbf{a}(t)) = \left[\frac{1}{t_{act}(0,5 + 1,5\mathbf{a}(t))} (\phi + 0,5) + \frac{0,5 + 1,5\mathbf{a}(t)}{t_{deact}} (-\phi + 0,5) \right] (\mathbf{e} - \mathbf{a})(t) \quad (1d)$$

où : b (Eq. [1c]) est le paramètre de lissage caractérisant la transition entre les excitations et activations musculaires. Cette formulation de la dynamique d'activation permettrait de répondre aux problèmes de différentiations qui pourraient survenir lors de l'application des équations différentielles [1a-b], afin de garantir la stabilité numérique de la résolution.

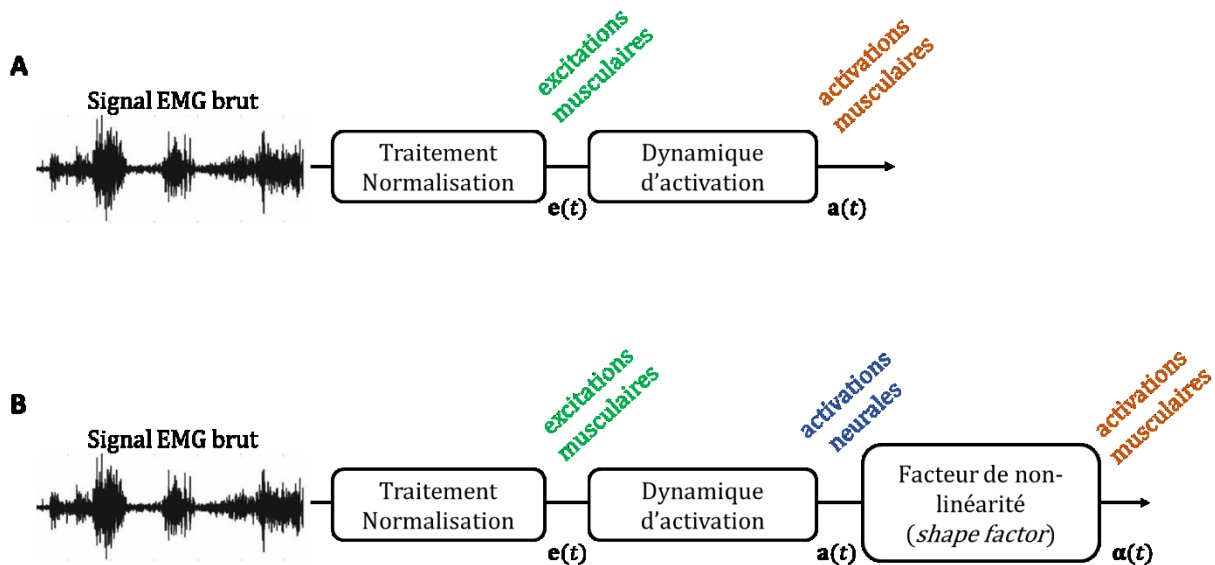


Figure 9. La dynamique d'activation, illustrée selon deux cas de figure. Premier cas : passage de l'EMG aux activations musculaires, au sens de Zajac (1989) (A). Deuxième cas : passage de l'EMG aux activations neurales puis aux activations musculaires, au sens de Buchanan et al. (2004) qui considèrent qu'une étape supplémentaire est nécessaire avant d'aboutir aux activations musculaires (B).

Alors que certaines études considèrent le passage du signal EMG aux activations musculaires comme étant direct^{68,69} (**Figure 9A**), d'autres préfèrent tenir compte de la non-linéarité de la relation entre ces deux quantités (voir sous-section 1.1.2)^{49,71,74} (**Figure 9B**). Un facteur de non-linéarité vient alors traduire cette réalité physiologique^{49,71,74}, de sorte que l'activation musculaire à l'instant t ($\alpha(t)$) vaut :

$$\alpha(t) = \frac{e^{\mu a(t)} - 1}{e^{\mu} - 1} \quad (2)$$

où : $\mathbf{a}(t)$ sont les activations neurales à l'instant t ; μ est le facteur de non-linéarité^{49,71}, dont la valeur est comprise entre -3 (relation exponentielle, **Figure 10**) et 0 (relation linéaire, **Figure 10**). Ce facteur de non-linéarité a été initialement introduit par Potvin et al. (1996), qui ont ajusté sa valeur de manière empirique, en la faisant varier par incréments successifs. Il est aussi envisageable d'identifier la valeur de ce facteur de non-linéarité par optimisation⁷¹ ; nous emprunterons donc cette avenue dans notre travail.

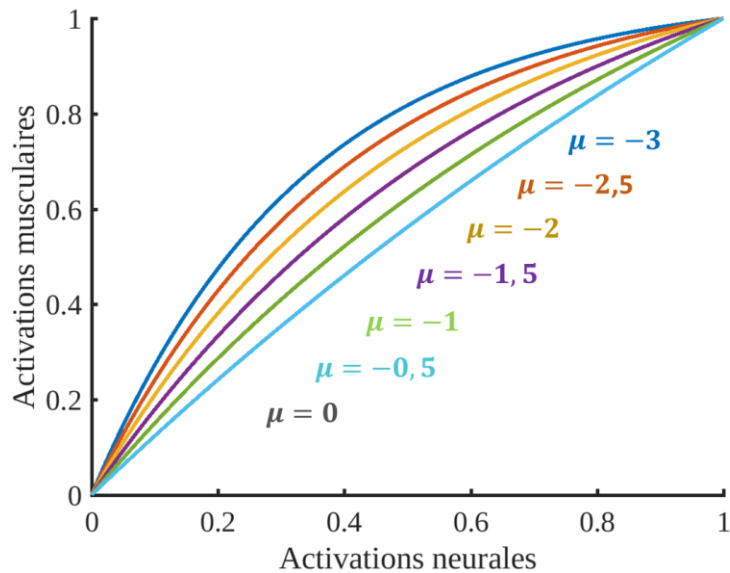


Figure 10. Représentation de la relation exponentielle entre les activations neurales et musculaires, en fonction du facteur de non-linéarité (μ). Plus μ tend vers 0, plus la forme de la relation est linéaire ; sur la figure, les courbes pour $\mu = 0$ et $\mu = -0,5$ sont quasi-superposées.

En conséquence, avec des données simulées, l'approche de Zajac (1989) (**Figure 9A**) semble tout indiquée pour sa simplicité, celle-ci considérant le passage direct de l'EMG traité aux activations musculaires. En revanche, avec des données expérimentales, nous introduiront le facteur de non-linéarité (**Figure 9B**), bien plus représentatif de la physiologie musculaire réelle (mais nécessitant d'être identifié pour chaque muscle lors de la calibration du modèle musculo-squelettique).

1.2.2 Comportement mécanique des muscles

La capacité des muscles à générer de la force lorsqu'ils sont soumis à des variations de longueur ou de vitesse de raccourcissement ou d'allongement caractérise leur comportement mécanique. Deux relations sont généralement utilisées pour décrire ce comportement : les relations force-

longueur et force-vitesse, établies empiriquement sur des muscles isolés^{66,68,76}. C'est le modèle générique de Hill qui est le plus utilisé pour représenter de façon macroscopique les relations force-longueur et force-vitesse⁶⁸.

1.2.2.1 Modèle générique de Hill

Dans le modèle générique de Hill, trois composantes sont définies : une composante contractile (CE, génératrice de force *active*, produite lorsque le muscle stimulé se contracte⁶⁶, **Figure 11**), une composante élastique parallèle (PE, génératrice de force *passive*, produite lorsque le muscle non-stimulé revient à son état de repos après avoir été étiré⁶⁶) et une composante élastique tendineuse en série (SE, souvent négligée^{68,77} – à cet effet, nous choisirons également de considérer que les tendons de notre modèle musculo-squelettique sont rigides). La force musculaire totale est la somme des forces active (CE) et passive (PE)⁶⁸.

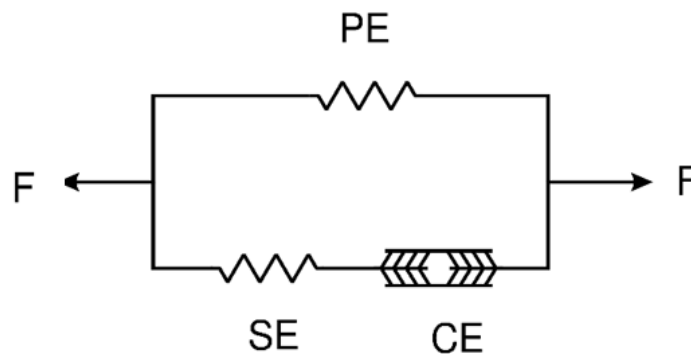


Figure 11. Modèle générique de Hill à trois composantes : CE, la composante active ; PE, la composante passive et SE, la composante élastique tendineuse. (Image libre de droits⁷⁸).

1.2.2.2 Relations musculaires force-longueur et force-vitesse

La relation force-longueur active traduit le fait que la force musculaire n'est pas proportionnelle à la longueur du muscle, mais au nombre de ponts actine-myosine susceptibles d'être formés

(ou *degré de recouvrement* des filaments d'actine et de myosine, **Figure 4**)^{79,80}. Ceci dénote l'existence d'une longueur optimale, à laquelle un nombre maximal de ponts actine-myosine peut se former – c'est-à-dire une longueur à laquelle la force musculaire produite est maximale.

Pour chaque muscle, la force active (\mathbf{F}^{CE} , courbe en violet, **Figure 12**) à l'instant t vaut :

$$\mathbf{F}^{\text{CE}}(t) = \mathbf{F}_{\text{mus}}^0 \cdot \mathbf{a}(t) \cdot f_{\ell}^{\text{CE}}\left(\frac{\ell_{\text{mus}}}{\ell_{\text{mus}}^0}\right) \cdot f_{\vartheta}\left(\frac{\vartheta_{\text{mus}}}{\vartheta_{\text{mus}}^0}\right) \quad (3)$$

où : $\mathbf{F}_{\text{mus}}^0$ représente la force maximale isométrique des muscles ; $\mathbf{a}(t)$, leur niveau d'activation à l'instant t ; ℓ_{mus}^0 , leur longueur optimale ; $\frac{\ell_{\text{mus}}}{\ell_{\text{mus}}^0}$, leur longueur normalisée ; $\frac{\vartheta_{\text{mus}}}{\vartheta_{\text{mus}}^0}$, leur vitesse normalisée ; $f_{\ell}^{\text{CE}}\left(\frac{\ell_{\text{mus}}}{\ell_{\text{mus}}^0}\right)$ est la relation force-longueur active normalisée et $f_{\vartheta}\left(\frac{\vartheta_{\text{mus}}}{\vartheta_{\text{mus}}^0}\right)$, la relation force-vitesse normalisée.

La relation force-longueur passive, quant à elle, reflète l'élasticité du sarcomère du muscle, permettant une production de force proportionnelle à son étirement : ainsi, plus la longueur du muscle augmente, plus la force passive augmente (**Figure 12**).

La force passive (\mathbf{F}^{PE} , courbe en vert, **Figure 12**) vaut :

$$\mathbf{F}^{\text{PE}} = \mathbf{F}_{\text{mus}}^0 \cdot f_{\ell}^{\text{PE}}\left(\frac{\ell_{\text{mus}}}{\ell_{\text{mus}}^0}\right) \quad (4)$$

où : $\mathbf{F}_{\text{mus}}^0$ représente la force maximale isométrique des muscles ; ℓ_{mus}^0 , leur longueur optimale ; $\frac{\ell_{\text{mus}}}{\ell_{\text{mus}}^0}$, leur longueur normalisée ; et $f_{\ell}^{\text{PE}}\left(\frac{\ell_{\text{mus}}}{\ell_{\text{mus}}^0}\right)$ est la relation force-longueur passive normalisée.

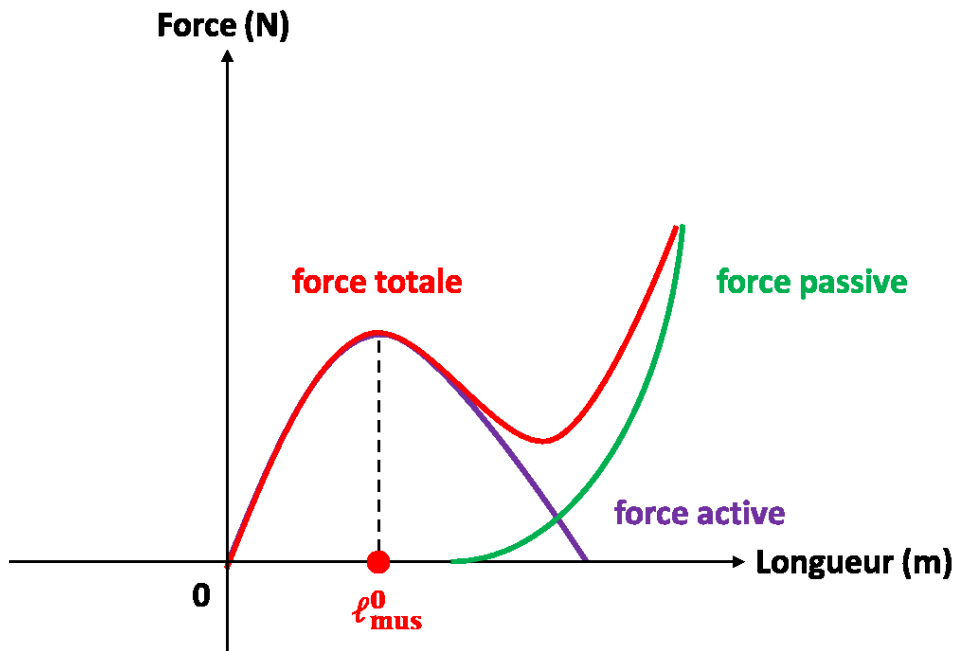


Figure 12. Relation force-longueur d'un muscle de type-Hill. l_{mus}^0 est la longueur optimale du muscle. La force totale (courbe en rouge) est la somme des forces active (courbe en violet) et passive (courbe en vert).

La relation force-vitesse (Eq. [3], **Figure 13**) traduit l'effet de la vitesse de formation des ponts actine-myosine sur la production de force musculaire⁶⁶. En concentrique (production de force lorsque le muscle se raccourcit), plus la vitesse de raccourcissement du muscle est lente, plus le temps accordé à la formation de ponts actine-myosine est long – donc plus la force musculaire produite est élevée (portion orange de la courbe, **Figure 13**). Inversement, plus la vitesse de raccourcissement est élevée, moins les ponts actine-myosine ont le temps de se former – donc plus la force musculaire produite est faible. En excentrique (production de force lorsque le muscle s'allonge), les forces musculaires produites sont plus élevées qu'en concentrique ; aussi, plus la vitesse d'allongement est élevée (en valeur absolue), plus la force musculaire produite est élevée et inversement (portion bleue de la courbe, **Figure 13**).

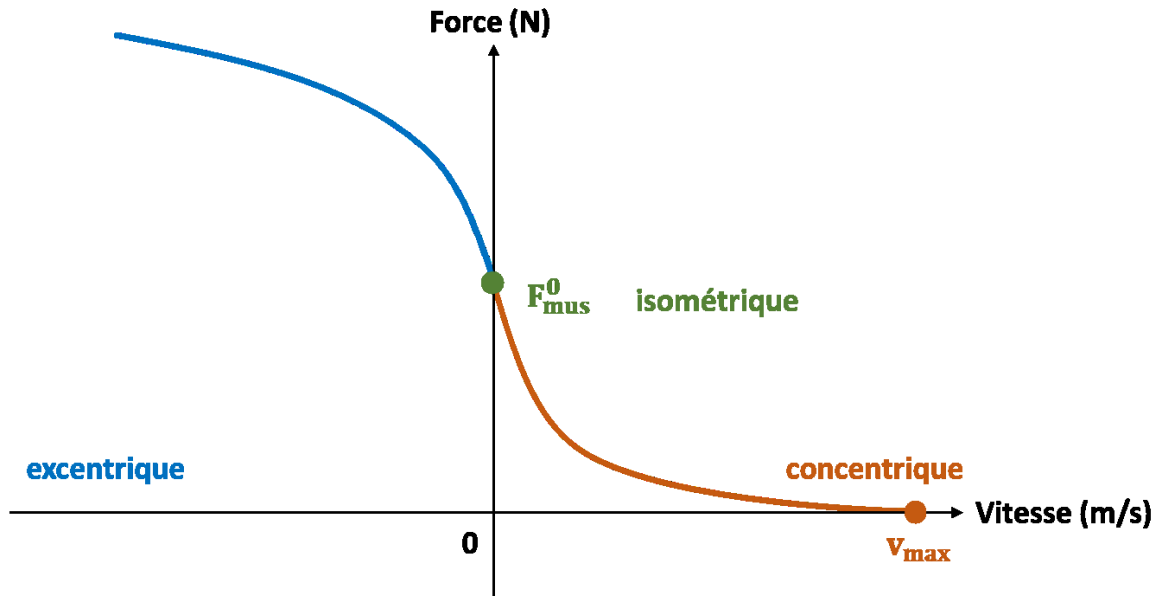


Figure 13. Relation force-vitesse d'un muscle de type-Hill. F_{mus}^0 est la force maximale isométrique du muscle et v_{max} , sa vitesse maximale de raccourcissement.

Pour chacune de ces relations (force-longueur et force-vitesse), des formulations mathématiques sont associées et définies de manière empirique d'après la nature du modèle rhéologique choisi^{68,81}. Pour notre travail, la définition de la fonction associée à la relation force-longueur active que nous retiendrons est une distribution normale^{69,82,83}, de sorte que :

$$f_{\ell}^{\text{CE}}\left(\frac{\ell_{\text{mus}}}{\ell_{\text{mus}}^0}\right) = e^{-\left(\frac{\ell_{\text{mus}}}{\ell_{\text{mus}}^0} - 1\right)^2 / \gamma} \quad (5)$$

où : $\frac{\ell_{\text{mus}}}{\ell_{\text{mus}}^0}$ est la longueur normalisée des muscles et γ est une constante représentant la relation force-longueur de chaque sarcomère pris individuellement⁶⁹.

La fonction associée à la relation force-longueur passive qui a été retenue vaut^{82,83} :

$$f_{\ell}^{\text{PE}}\left(\frac{\ell_{\text{mus}}}{\ell_{\text{mus}}^0}\right) = e^{k_1\left(\frac{\ell_{\text{mus}}}{\ell_{\text{mus}}^0} - 1\right) - k_2} \quad (6)$$

où : $\frac{\ell_{\text{mus}}}{\ell_{\text{mus}}^0}$ est la longueur normalisée des muscles ; k_1 et k_2 sont des constantes⁸².

Enfin, la fonction choisie associée à la relation force-vitesse vaut^{81,83} :

$$f_{\vartheta}\left(\frac{\vartheta_{\text{mus}}}{\vartheta_{\text{mus}}^0}\right) = \frac{1 - k_3 \cdot \frac{\vartheta_{\text{mus}}}{\vartheta_{\text{mus}}^0}}{1 + k_4 \cdot \frac{\vartheta_{\text{mus}}}{\vartheta_{\text{mus}}^0}} \quad (7)$$

où : $\frac{\vartheta_{\text{mus}}}{\vartheta_{\text{mus}}^0}$ est la vitesse normalisée des muscles ; k_3 et k_4 sont des constantes⁸¹.

Il faut noter que ces relations mathématiques ne sont pas unanimement utilisées : en effet, certains chercheurs approximent directement les relations force-longueur-vitesse par des fonctions affines par morceaux, afin de faciliter leur implémentation⁸⁴.

1.2.3 Géométrie musculo-squelettique

À travers les relations force-longueur et force-vitesse transparait la nécessité de définir rigoureusement la géométrie musculo-squelettique (longueurs musculaires, origines/insertions des muscles, etc.). À cet égard, il est généralement admis que le niveau de détail d'un modèle doit dépendre de l'objectif poursuivi par le chercheur^{3,77}. Deux grandes catégories de modèles existent : les modèles par éléments finis et les modèles multicorps rigides.

1.2.3.1 Modèles par éléments finis

Les modèles par éléments finis sont basés sur la mécanique des milieux continus⁸⁵. Ils permettent d'estimer la distribution des contraintes et des déformations dans les os et les tissus

mous. Leur concept est basé sur la discrétisation – ou maillage – des structures complexes en un nombre fini de composants ayant une géométrie simple (p. ex., mailles triangulaires, **Figure 14**). Le plus grand défi de ces modèles est de savoir comment représenter avec justesse et de manière physiologique la structure et les matériaux de l'épaule.

Le principal inconvénient des modèles par éléments finis est leur temps de calcul élevé : plusieurs dizaines d'heures sont requises pour simuler un mouvement simple (p. ex., dans l'étude de Webb et al. (2014), environ 20 heures pour des mouvements d'abduction thoraco-humérale et de rotation interne de l'épaule, avec un processeur quadricœur de 20 Go de RAM). Le coût en temps de calcul est proportionnel au niveau de détail d'un modèle : par conséquent, plus le maillage est fin et plus les éléments sont complexes, plus le temps de calcul sera élevé. Un autre inconvénient est que les modèles par éléments finis nécessitent plus de données d'entrée que les modèles de lignes. Par ailleurs, il faut mentionner qu'ils ne peuvent être contrôlés en temps réel, une caractéristique qui s'avère importante dans certaines applications sensibles au temps, telles que le contrôle (neuro-)prothétique⁸⁶ – nous n'irons toutefois pas vers ce dernier aspect qui s'éloigne de notre objectif général de thèse.

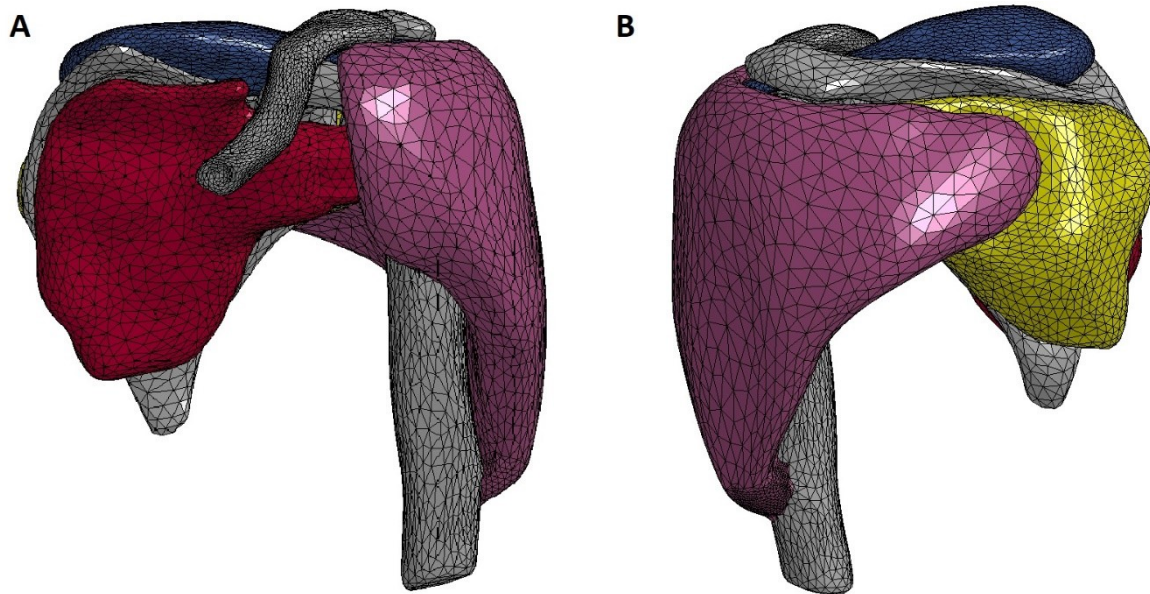


Figure 14. Modèle par éléments finis d'une épaule gauche – vues antérieure (A) et postérieure (B). Trois muscles sont représentés : le deltoïde (violet), l'infra-épineux (jaune, vue B), le supra-épineux (bleu) et le sous-scapulaire (rouge bordeaux)⁸⁷.

1.2.3.2 Modèles multicorps rigides

Les modèles multicorps – ou *modèles de lignes* – sont basés sur la dynamique des corps rigides⁸⁵. De ce fait, les os sont représentés par des segments rigides indéformables et les muscles, par des lignes d'action (**Figure 15**). Des points de passage permettent de définir les sites d'attachement des muscles aux os, ainsi que les trajectoires des lignes d'action. Les points de passage permettent également de représenter le contact entre les muscles et les structures osseuses environnantes^{86,88} (**Figure 15**) ; des objets de contour peuvent aussi être utilisés dans cet objectif^{86,88}.

Appréciés pour leurs simplicité et rapidité d'implémentation, ces modèles sont généralement critiqués pour les mêmes raisons, à savoir la simplification extrême de la géométrie musculaire⁸⁶. En effet, contrairement aux modèles par éléments finis, il est impossible de

simuler des déformations complexes, des distributions de contraintes ou les interactions entre les différentes composantes osseuses et musculaires du corps humain. Dans leur étude, Webb et al. (2014) montrent aussi que les modèles de lignes sous-contraindent les trajectoires musculaires : en effet, chaque compartiment musculaire est représenté par une ligne d'action mécaniquement indépendante pouvant se déplacer librement par rapport aux autres, ce qui n'est pas conforme à la physiologie musculaire. En réalité, les fibres au sein d'un compartiment musculaire sont mécaniquement/cinématiquement contraintes par les interactions avec leurs voisines. C'est ce qu'ont mis en évidence Hoffmann et al. (2017) en opposant les modèles de lignes classiques (lignes d'action longitudinales uniquement) à leur modèle de lignes bidirectionnel (lignes d'action longitudinales + ressorts transverses exerçant un effort de traction entre elles, améliorant le réalisme de la modélisation). En dernier lieu, du fait de leur forme anguleuse (p. ex., en T ou en V) dans certaines positions, les lignes d'action ne représentent pas toujours fidèlement les déformations musculaires. Une attention particulière est à apporter aux abords des positions articulaires extrêmes : en effet, les bras de levier des muscles pourraient être affectés par les formes singulières des lignes d'action à ces positions. Ceci serait susceptible d'affecter leur capacité à générer de la force, les muscles se retrouvant à opérer sur une mauvaise portion de la courbe force-longueur^{85,88}.

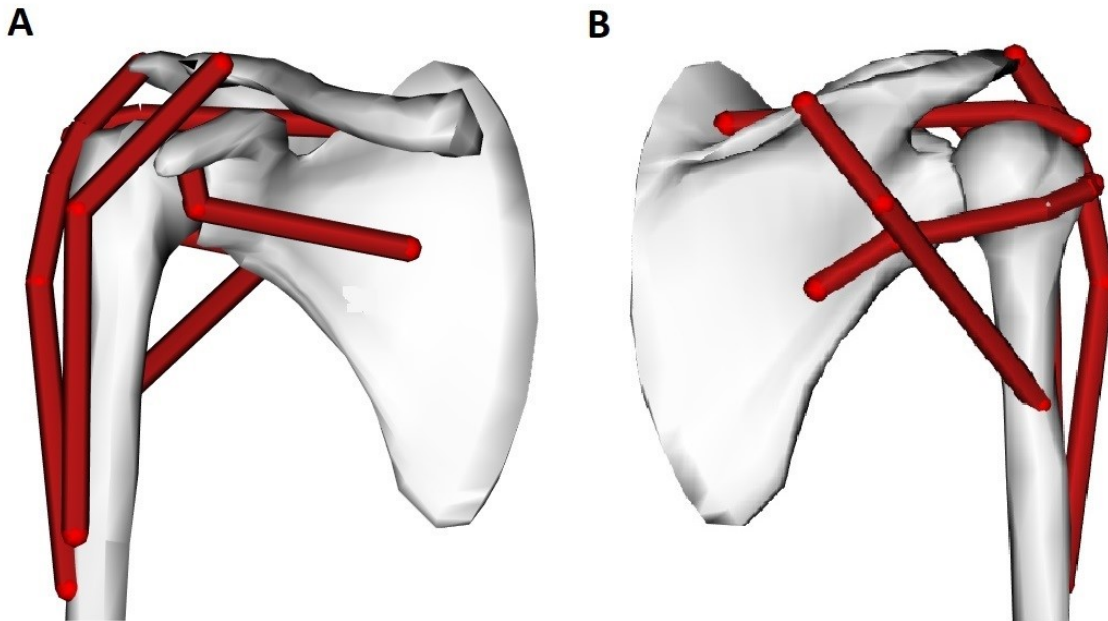


Figure 15. Modèle de lignes d'une épaule droite – vues antérieure (A) et postérieure (B). Trois muscles sont représentés : le deltoïde (3 lignes d'action), l'infra-épineux (1 ligne d'action), le supra-épineux (1 ligne d'action) et le sous-scapulaire (1 ligne d'action)⁹⁰. Les points de passage, visibles aux extrémités et tout au long des lignes d'action, confèrent à ces dernières leur forme anguleuse.

Hicks et al. (2015) vont néanmoins défendre la thèse de la simplicité de la modélisation en faveur des modèles de lignes. Leur argumentation s'articule autour du fait que la complexité géométrique du modèle musculo-squelettique doit être justifiée par les besoins de l'étude menée³. Concernant la détermination de la géométrie musculaire (longueurs, bras de levier, origines et insertion, sections transverses, etc.), l'utilisation de données cadavériques ou d'imagerie relevées sur des sujets vivants est suffisante pour assurer le réalisme des quantités mesurées. Au sujet de la modélisation des tendons, aucune contre-indication n'est émise quant au fait de considérer qu'ils sont rigides, notamment lorsque les mouvements étudiés

n'engendrent pas une grande production force, c'est-à-dire lorsque l'énergie stockée dans les tendons est faible. De plus, certains muscles ont naturellement des tendons moins élastiques, tel qu'observé au membre supérieur³. Par ailleurs, Quental et al. (2018) ont testé l'influence de l'élasticité du tendon sur l'efficacité calculatoire et la validité biologique de différents modèles de membre supérieur. Ils ont alors conclu que l'hypothèse de rigidité du tendon est acceptable lorsque le ratio de la longueur tendineuse et de la longueur optimale des muscles est inférieur à 1, c'est-à-dire lorsque la longueur tendineuse des muscles est plus petite que la longueur optimale des fibres. Dans leur étude, ne pas modéliser le tendon a aussi permis de réduire le temps de simulation⁹¹.

En accord avec ces derniers arguments, nous choisirons d'utiliser une géométrie de modèle de lignes aux tendons rigides, afin de privilégier la simplicité de notre modèle de membre supérieur. Il s'agit d'une décision raisonnable, dans la mesure où notre objectif général de thèse porte sur le développement d'une méthode d'estimation des forces musculaires et non sur le réalisme de la géométrie du modèle musculo-squelettique – ce qui, en soi, représente un champ de recherche à part entière (p. ex., les thèses de Marsden (2009), Webb (2011) ou Stelletta (2015)).

Conclusion

Pour garantir la fiabilité des forces musculaires estimées, les modèles numériques doivent refléter les processus physiologiques qui gouvernent la contraction dynamique des muscles à l'échelle macroscopique. À cet effet, le modèle générique de Hill est le plus utilisé.

Concernant la géométrie musculo-squelettique, force est de reconnaître que la simplicité est à privilégier³, d'une part, pour faciliter l'implémentation du modèle et d'autre part,

pour réduire les temps de calcul³. Plus généralement parlant, le niveau de complexité d'un modèle doit dépendre des objectifs de l'étude menée³. En somme, un modèle tel que celui de Holzbaur et al. (2005) pour le membre supérieur semble suffisant pour développer des méthodes de calcul et estimer des forces musculaires, tel que nous souhaitons faire.

Si l'utilisation d'un modèle de type-Hill combiné à des données EMG permet déjà de calculer des forces musculaires exploitables^{62,71,95-97}, il a toutefois été montré que les méthodes d'optimisation sont nécessaires afin de pallier la problématique de la redondance musculo-squelettique et garantir l'unicité des forces musculaires estimées⁹⁸.

1.3 Outils numériques pour l'estimation des forces musculaires

La conception d'un modèle musculo-squelettique sert un but précis, à savoir la détermination numérique des quantités biomécaniques qui ne peuvent être mesurées *in vivo*, sinon difficilement. Dans la littérature, c'est la quantification des forces musculaires qui est la plus recherchée^{22,23,88,98} (**Figure 16**). Dans cette troisième partie de revue, nous nous intéresserons donc aux familles d'approches numériques permettant d'obtenir les forces musculaires qui soutiennent le mouvement humain (sous-section 1.3.1). Les méthodes d'optimisation et leur résolution seront présentées dans les sections subséquentes (sous-sections 1.3.2 et 1.3.3).

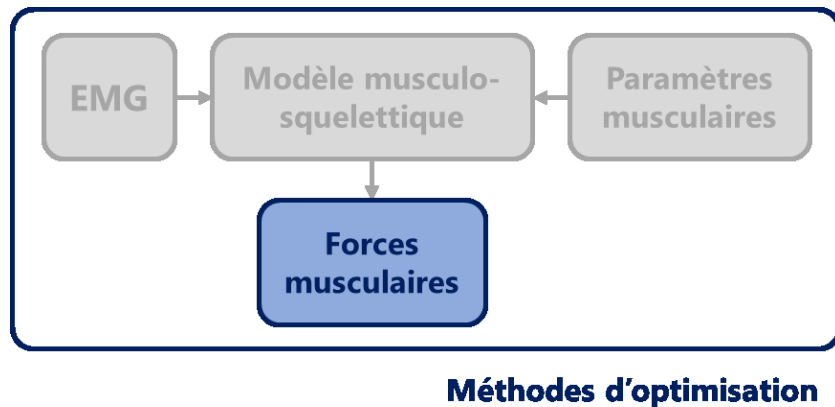


Figure 16. Estimation des forces musculaires à partir des modèles musculo-squelettiques en utilisant des méthodes d'optimisation.

1.3.1 Approches numériques

1.3.1.1 L'approche inverse

L'approche inverse permet d'obtenir les moments articulaires nets d'un modèle : ces derniers expriment l'action combinée des muscles sur les articulations⁸⁸. L'approche inverse admet comme données d'entrée les coordonnées généralisées du modèle musculo-squelettique, à

savoir : les angles (\mathbf{q}), vitesses angulaires ($\dot{\mathbf{q}}$) et accélérations angulaires ($\ddot{\mathbf{q}}$), ainsi que les forces externes agissant sur le modèle ($\boldsymbol{\lambda}$) – le cas échéant (**Figure 17**). D’après le principe fondamental de la dynamique appliqué au modèle, la formulation des moments articulaires ($\boldsymbol{\tau}$) est donc la suivante :

$$\boldsymbol{\tau}(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}, \ddot{\mathbf{q}}) = \mathbf{M}(\mathbf{q})\ddot{\mathbf{q}} + \mathbf{N}(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}})\dot{\mathbf{q}} + \mathbf{G}(\mathbf{q}) - \mathbf{C}^T\boldsymbol{\lambda} \quad (8)$$

où : \mathbf{M} est la matrice de masse, \mathbf{N} est le vecteur des effets non-linéaires (termes centrifuges, de Coriolis), \mathbf{G} est la matrice des effets de la gravité, \mathbf{C} est la matrice jacobienne (ou matrice des dérivées partielles du premier ordre) associée aux contraintes de contact. Les paramètres inertiels segmentaires du modèle étudié (masse, position du centre de masse et inertie des segments osseux) doivent être estimés en utilisant des équations de régression⁹⁹ ou des méthodes géométriques¹⁰⁰, par exemple.

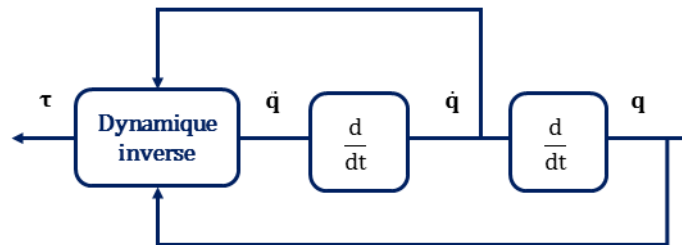


Figure 17. Schéma illustrant le principe de la dynamique inverse (voir ⁸⁸). Les coordonnées généralisées ($\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}, \ddot{\mathbf{q}}$) sont les données d’entrée ; les moments articulaires ($\boldsymbol{\tau}$) sont obtenus en sortie.

Parce qu’elle se base sur des données non-invasives de cinématique et/ou de forces externes relativement simples à obtenir (p. ex., à l’aide d’un système optoélectronique de capture du mouvement et des plateformes/jauges de forces), l’approche inverse est fréquemment utilisée et

d'autant plus appréciée pour sa facilité d'implémentation¹⁰¹⁻¹⁰³. Néanmoins, aucune relation musculaire n'y est représentée, si bien que, seule, elle ne donne aucune information sur la distribution des forces musculaires d'un modèle, ni sur le transfert énergétique interarticulaire via les muscles pluri-articulaires¹⁰⁴. Pour rendre cela possible, il est donc nécessaire de passer par une méthode d'optimisation (voir sous-section 1.3.2.1).

1.3.1.2 L'approche directe

Contrairement à l'approche inverse, l'approche directe tient compte de la représentation des muscles dans sa formulation, ce qui est son principal avantage. En effet, elle repose sur le principe selon lequel la génération du mouvement est contrôlée par l'activité des muscles⁸⁸, de sorte qu'elle admet les activations musculaires (\mathbf{a}) comme données d'entrée. La cinématique du modèle ($\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}, \ddot{\mathbf{q}}$), quant à elle, est obtenue en sortie (**Figure 18**).

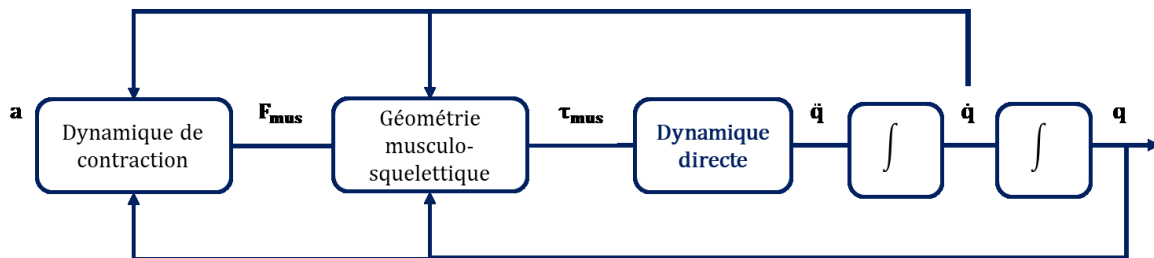


Figure 18. Schéma illustrant le principe de la dynamique directe (voir ⁸⁸). Les activations musculaires (\mathbf{a}) sont les données d'entrée ; la cinématique du modèle ($\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}, \ddot{\mathbf{q}}$) est obtenue en sortie. Les angles et vitesses angulaires sont utilisés dans les calculs de dynamique de contraction et de géométrie musculo-squelettique.

Comme l'illustre la **Figure 18**, les forces musculaires sont calculées à partir des activations musculaires \mathbf{a} (*Dynamique de contraction*⁶⁸, **Figure 18**). Il est également possible de remonter

jusqu'aux excitations musculaires^{68,69}, voire jusqu'à la commande neurale^{49,71,105} (cette sous-catégorie de l'approche directe porte le nom d'approche *EMG-driven*). Le passage des EMG aux activations musculaires est alors réalisé lors de l'étape de *Dynamique d'activation* (voir sous-section 1.2.1). Puis, les moments articulaires $\boldsymbol{\tau}_{\text{mus}}$ générés par les muscles sont obtenus comme suit :

$$\boldsymbol{\tau}_{\text{mus}}(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}, \mathbf{a}) = -\mathbf{J}(\boldsymbol{\ell}_{\text{mus}}) \mathbf{F}_{\text{mus}}(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}, \mathbf{a}) \quad (9)$$

où : $\mathbf{J}(\boldsymbol{\ell}_{\text{mus}}) = \frac{\partial \boldsymbol{\ell}_{\text{mus}}}{\partial \mathbf{q}}$ est la matrice jacobienne des longueurs musculaires $\boldsymbol{\ell}_{\text{mus}}$ (*Géométrie musculo-squelettique*, **Figure 18**).

Enfin, les accélérations du modèle sont exprimées selon la formule suivante, laquelle dérive de l'équation du mouvement (Eq. [8]) :

$$\ddot{\mathbf{q}} = -\mathbf{M}(\mathbf{q})^{-1} \left(\frac{\partial \boldsymbol{\ell}_{\text{mus}}(\mathbf{q})}{\partial \mathbf{q}} \mathbf{F}_{\text{mus}}(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}, \mathbf{a}) + \mathbf{N}(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}) \dot{\mathbf{q}} + \mathbf{G}(\mathbf{q}) \right) \quad (10)$$

En dernier lieu, les vitesses et angles articulaires sont obtenues par intégrations successives (*Dynamique directe*, **Figure 18**).

Le premier inconvénient de l'approche directe est sa complexité numérique, liée aux nombreuses intégrations requises pour passer des excitations (ou activations) musculaires aux angles articulaires¹⁰³ (**Figure 18**). De cette complexité découle un temps d'implémentation inévitablement long^{88,106}, ce qui tend à marginaliser cette approche. Dans certains cas, la simplification du modèle musculo-squelettique est même nécessaire, afin d'alléger les calculs : un compromis raisonnable est alors à trouver entre lenteur des calculs et simplification forcée du modèle¹⁰⁷. De plus, l'approche directe se base sur des données d'entrée – les signaux EMG – susceptibles d'être affectées par des erreurs de mesure (voir sous-section 1.1.2.2), lesquelles

peuvent se répercuter dans chacune des étapes de calcul conduisant à la cinématique articulaire⁵¹. De même, le modèle musculo-squelettique peut, lui aussi, comporter des erreurs (p. ex., géométrie osseuse ou paramètres musculaires ne correspondant pas aux caractéristiques anatomiques du participant testé), si bien que, même si les signaux EMG en entrée sont parfaitement traités, la cinématique calculée en sortie peut être en inadéquation avec le mouvement réel attendu^{31,108}. Ceci dénote la nécessité de calibrer le modèle musculo-squelettique, tel que nous le verrons dans la suite (voir section 1.4).

Par conséquent, en dehors d'un processus d'optimisation et/ou de calibration, l'approche directe n'est pas idéale pour obtenir une cinématique juste et réaliste. Les parties suivantes seront donc consacrées à l'étude de ces méthodes d'optimisation (sous-section 1.3.2).

1.3.2 Méthodes d'optimisation

En introduction de cette thèse, nous avons fait état de la redondance des modèles musculo-squelettiques. Celle-ci est la cause de l'infinité de combinaisons de forces musculaires pouvant être à l'origine d'un seul mouvement. Pour garantir l'unicité des forces musculaires d'un modèle, une première possibilité est donc de simplifier celui-ci, en réduisant le nombre de muscles qui croisent une articulation ; trois moyens différents permettent d'y parvenir. Le premier repose sur la notion de *muscle équivalent*²⁷, initialement décrite chez Bouisset (1973) : celle-ci stipule que, parmi tous les muscles activés pour réaliser un mouvement donné, un muscle prédomine sur les autres de par son action, de sorte que l'activité de tous les muscles impliqués lors du mouvement peut se résumer à celle de ce muscle prédominant, dit *équivalent* (p. ex., le biceps brachial lors de la flexion du coude²⁷). Le deuxième moyen consiste à faire volontairement abstraction de certains muscles²⁶ : c'est ainsi que, dans leur étude sur la

biomécanique de la cheville, Procter & Paul (1982) ont négligé les muscles dits *accessoires* (p. ex., les muscles plantaire et péronier antérieur), du fait de leur petite taille, voire de leur absence chez certains individus. Enfin, le troisième moyen est de travailler avec un *modèle équivalent*, comme l'ont fait Herzog & Binding (1994) : ces derniers ont, en fait, remplacé un modèle constitué de muscles biarticulaires par un système énergétiquement équivalent constitué uniquement de muscles mono-articulaires. De telles simplifications entraînent la non-prise en compte de l'activité des muscles pluri-articulaires et à plus forte raison, de la co-contraction des muscles agonistes/antagonistes. Cela est problématique lors de l'étude de l'épaule, un complexe articulaire qui est le siège d'une grande co-contraction musculaire garantissant sa stabilité³¹. Une seconde possibilité est alors d'utiliser une méthode d'optimisation, où l'application d'un critère¹¹⁰ (ou *fonction-objectif*¹¹¹) assure l'obtention d'une solution unique. Les méthodes d'optimisation que compte la littérature sont basées sur chacune des deux approches présentées ci-avant (sous-sections 1.3.2.1 et 1.3.2.2) et sur la combinaison de celles-ci (sous-section 1.3.2.3).

1.3.2.1 L'optimisation basée sur l'approche inverse

À chaque instant du mouvement, l'optimisation basée sur l'approche inverse (ou *optimisation statique*) minimise une fonction-objectif, de sorte que les moments articulaires obtenus par dynamique inverse (Eq. [8]) soient égaux aux moments articulaires calculés à partir les activations musculaires prédites (Eq. [9])^{22,88,112}. Dans la littérature (**Tableau II**), différentes fonctions-objectif existent en optimisation statique, par exemple : minimiser la somme des forces musculaires normalisées^{98,113-115} (ou non¹¹⁶) par les forces maximales isométriques, minimiser la somme des contraintes musculaires élevées à une puissance p ¹¹⁷⁻¹²⁰, minimiser la

somme des forces de contact¹²¹, ou encore minimiser la fatigue musculaire¹²²⁻¹²⁴, c'est-à-dire maximiser l'endurance du modèle. Si, dans certains cas, le choix de la fonction-objectif est indifférent⁹⁸, il influence généralement les forces musculaires estimées^{22,105,117}.

L'optimisation statique est très utilisée pour sa rapidité d'implémentation, notamment dans les analyses cliniques de la marche^{116,117,119,125-127}. Dans ces études, les résultats obtenus sont jugés acceptables car, contrairement au membre supérieur, les groupes musculaires du membre inférieur présentent une co-activation minimale chez les individus sains^{128,129}. Une problématique différente se pose lors de l'analyse du membre supérieur – surtout s'agissant d'étudier le complexe articulaire de l'épaule –, en particulier lors de l'évaluation de certaines populations pathologiques connues pour la forte co-contraction musculaire induite par leur état (p. ex., individus atteints de paralysie cérébrale^{130,131}). De même, la colonne vertébrale lombaire pose aussi le défi de la co-contraction musculaire¹³². C'est pourquoi l'utilisation d'une fonction-objectif de moindres-activations musculaires (c'est-à-dire ne tenant pas compte de la co-activation des muscles antagonistes/agonistes) ne convient pas à de tels cas.

D'autres limites sont à prendre en considération lors de la résolution par optimisation statique. Premièrement, le calcul instantané (instant par instant) des forces musculaires est la source de discontinuités au sein de celles-ci, affectant leur réalisme⁸⁸. Deuxièmement, la cinématique articulaire (principale donnée d'entrée de l'optimisation statique) dérive des trajectoires des marqueurs cutanés, lesquels sont susceptibles d'être affectés par des artefacts engendrés par les déplacements des tissus mous¹³³⁻¹³⁵. Ces erreurs de mesure peuvent, en effet, se propager de l'extrémité proximale à l'extrémité distale de la chaîne cinématique. Cela a été vérifié, entre autres, à l'épaule par Blache et al. (2017) qui ont caractérisé un important déplacement des tissus

mous dans cette région anatomique, au cours de mouvements fonctionnels de l'épaule (déplacement des marqueurs cutanés jusqu'à 39 mm¹³⁶).

En définitive, si l'optimisation statique semble donner des résultats concluants lors de l'analyse du membre inférieur¹²⁹, d'une part, son critère de moindres-activations^{22,103,137} ne s'applique pas à l'étude du membre supérieur (surtout en présence de co-contractions pathologiques), puisqu'il minimise la co-activation des muscles agonistes/antagonistes^{128,129}. D'autre part, l'estimation des forces musculaires ne peut se faire que si les muscles sont représentés dans la formulation numérique de l'approche, ce qui n'est pas le cas en dynamique inverse¹¹². C'est pourquoi une validation des forces musculaires obtenues est requise : celle-ci est effectuée, soit à partir des EMG expérimentaux, soit par comparaison avec les résultats de la littérature^{110,117,121,127} (**Tableau II**). Il faut, malgré tout, mentionner les récents travaux de , qui ont réussi à inverser la dynamique muscle-tendon (relations force-longueur-vitesse) et la dynamique d'activation des muscles. Ceci leur a permis d'inclure ces deux relations musculaires dans la formulation de l'approche inverse, c'est-à-dire de tenir compte de leur influence lors de l'estimation des forces musculaires.

Un autre moyen d'assurer l'obtention de résultats physiologiques tenant compte de la co-activation musculaire serait de modéliser celle-ci mathématiquement et à l'inclure (comme contrainte) lors de l'estimation des forces musculaires en optimisation statique¹³⁸. C'est ce que ont proposé dans leur étude, où les forces de cinq muscles de l'épaule (biceps, muscle brachial, brachioradialis, rond pronateur, triceps) ont été estimées par ce biais. Leurs travaux ont ainsi prouvé que l'ajout de la co-activation musculaire en optimisation statique peut améliorer la congruence entre les activations musculaires estimées et les EMG expérimentaux.

Tableau II. Tableau comparatif des études ayant estimé les forces musculaires du membre supérieur par optimisation basée sur l'approche inverse (tableau inspiré par les travaux de Erdemir et al. (2007)).

Modèle	Fonction-objectif	Validation	Remarques	Référence
Épaule; 23 muscles; 6 DDLs.	$\min \sum \sigma^2$ <p>σ, contraintes musculaires</p>	Données EMG et données de charges à l'épaule précédemment publiées.	<p>Données de simulation.</p> <p>Optimisation non-linéaire.</p> <p>Coude non modélisé : l'humérus et l'avant-bras sont un unique corps rigide (problématique car certains muscles modélisés croisent l'articulation olécranienne).</p> <p>Résultats de forces musculaires jugés « raisonnables », mais moins bons que les EMG issus de la littérature (beaucoup de variations) ; les forces sont en inadéquation totale avec l'EMG quand l'abduction est supérieure à 90°.</p> <p>La direction des forces de contact à l'articulation glénohumérale doit être prise en compte lors de la conception d'un modèle d'épaule.</p>	139
Coude; 2D; 4 muscles; 1 DDL.	$\min \sum kF^2$ <p>F, forces musculaires k, pondération</p>	Aucune validation.	<p>Données de simulation.</p> <p>Optimisation non-linéaire résolue à partir des multiplicateurs de Lagrange en conditions quasi-statiques (aucune information sur l'outil de résolution).</p> <p>La solution de l'optimisation à partir de la méthode des multiplicateurs de Lagrange permet d'obtenir des forces musculaires positives et continues pour les muscles agonistes et antagonistes.</p>	140
Coude; 3 muscles; 1 DDL.	$\min \sum \sigma^p$ $\min \sum F^p$ $\min \sum \left(\frac{F}{F_{\max}}\right)^p$ <p>$\frac{F}{F_{\max}}$, forces musculaires normalisées par la force maximale $p = 1, 2, 3, 10, 100$</p>	Comparaison avec un modèle musculaire issu de la littérature.	<p>Données de simulation.</p> <p>Optimisations linéaires (1 muscle activé) résolues avec l'algorithme Simplex. Optimisations non-linéaires (3 muscles activés) résolues avec les multiplicateurs de Lagrange pour trouver une solution analytique.</p> <p>Forces musculaires prédites non réalistes : les fonctions-objectif ont produit des estimations de forces musculaires selon les principes mathématiques de l'optimisation et non selon les propriétés physiologiques des muscles. Pas de correspondance entre les forces musculaires prédites et celles du modèle musculaire utilisé pour la validation.</p>	141

Modèle	Fonction-objectif	Validation	Remarques	Référence
Articulation simpliste; 2D; 2 éléments musculaires; 2 DDLs.	$a > 1$ $\min \sum \sigma^a$	Aucune validation.	Données de simulation (étude théorique). Optimisation non-linéaire : solutions analytiques calculées en utilisant les conditions de Karush-Kuhn-Tucker (KKT). Co-contraction des muscles antagonistes croisant une seule articulation impossible avec l'optimisation statique ; possible uniquement pour des paires de muscles antagonistes croisant au moins deux articulations.	118
Épaule; 3D; 2 muscles; 1 DDL.	$p = 2, 3$ $\min \sum kF^p$	Données EMG expérimentales.	Données de simulation (<i>ideal simulated data</i>). Aucune précision sur la technique/outil d'optimisation. Dynamique musculaire implémentée sous la forme de contraintes dans le problème d'optimisation (relations force-longueur/vitesse). Importance du filtrage de la cinématique, donnée d'entrée principale de la dynamique inverse. Temps de calcul rapide comparé à l'optimisation dynamique. Forces musculaires en adéquation avec les forces de référence.	142
Épaule; 3D; 20 muscles; 7 DDLs.	(a) $\min \sum F^2$ (b) $\min \sum \sigma^2$ (c) $\min \sum \left(\frac{F}{F_{\max}}\right)^2$ (d) $\min \sum \sigma_{\text{tot}}$ σ_{tot} , contrainte musculaire maximale de tout le système étudié	Données EMG.	Données expérimentales. Aucune précision sur la technique/outil d'optimisation. Utilisation des éléments finis pour définir le modèle musculo-squelettique. (a) Résultats incorrects : la fonction-objectif ne tient pas compte des contraintes dans les muscles et est sensible au nombre de lignes d'action (PCSA négligée). (b) Distribution des forces musculaires en partie selon la PCSA des muscles : certains muscles sont plus favorisés que d'autres. (c) Inclusion de la relation force-longueur des muscles. Cependant, la longueur optimale des muscles <i>in vivo</i> est inconnue, ce qui biaise les résultats. (d) est proche de (b) et empêche de trouver des résultats de forces musculaires trop élevées. Cependant, il est numériquement instable.	31

Modèle	Fonction-objectif	Validation	Remarques	Référence
Épaule; 3D; 20 muscles (95 éléments musculaires); 7 DDLs.	$\min \sum \left(\frac{\mathbf{F}}{\mathbf{F}_{\max}} \right)^2$	Données EMG expérimentales de la littérature.	Données expérimentales de la littérature. Aucune précision sur la technique/outil d'optimisation. Influence considérable de la dynamique de contraction (relations force-longueur-vitesse) sur les forces musculaires prédites. Contrainte musculaire prédite élevée pour 3 muscles de la coiffe des rotateurs (infra-épineux, supra-épineux, subscapulaire) : la fonction-objectif contient une pondération sur le volume musculaire. Activité des muscles antagonistes non prédite par la nature de la fonction-objectif (minimise les forces musculaires).	143
Épaule; 30 muscles; 8 DDLs.	$\min \sum \mathbf{F}^2$	Données EMG expérimentales.	Données expérimentales. Aucune précision sur la technique/outil d'optimisation. Différences observées entre les forces musculaires prédites et mesurées (à l'aide d'un dynamomètre à jauges de contrainte), pour deux mouvements d'élévation du bras en contraction volontaire maximale (sous-estimation ou surestimation des valeurs mesurées). Importance de la force de contact glénohumérale qui est à modéliser. Résultats de forces prédites en adéquation avec les EMG réels pour les 9 muscles pour lesquels l'EMG a été mesuré.	144
Épaule; 30 muscles; 9 DDLs.	$\min \sum k \mathbf{F}^2$ $\min \sum k \left(\frac{\sigma}{\sigma_{\max}} \right)^2$ $k = \frac{1}{n}$, pondération n , nombre de muscles $\frac{\sigma}{\sigma_{\max}}$, contraintes musculaires normalisées par la contrainte maximale	Données EMG expérimentales obtenues pour 9 muscles.	Données expérimentales. Aucune précision sur la technique/outil d'optimisation. Optimiser l'endurance est une approche prometteuse pour modéliser des activités de l'épaule qui nécessitent de l'endurance. Correspondance entre les prédictions de forces musculaires avec fatigue et les EMG expérimentaux.	145

Modèle	Fonction-objectif	Validation	Remarques	Référence
Coude; 2D; 5 muscles; 1 DDL.	$\min \sum k\mathbf{F}^p$ $p = 2, 3, \dots, 10$ $k, \text{ pondération}$	Aucune validation.	Données de simulation. Optimisation non-linéaire résolue à partir des multiplicateurs de Lagrange (aucune information sur l'outil de résolution). Pondérations de la fonction-objectif influençant fortement les forces musculaires prédites ; certaines pondérations peuvent donner des forces musculaires non positives et/ou non continues. Les pondérations pour $n = 2$ donnant de bonnes forces musculaires (c.-à-d. positives et continues) ne sont pas applicables pour $n > 2$. Mais les pondérations pour $n > 10$ donnant de bonnes forces musculaires peuvent être appliquées pour $n < 10$. Forces de réaction articulaires moins influencées par la forme de la fonction-objectif que par les charges externes modélisées. Puissance de la fonction-objectif n'influençant pas de manière significative les forces musculaires prédites ou les force de réaction.	146
Membre supérieur (épaule, coude, poignet); 3D; 20 éléments musculaires; 4 DDLs.	$\max \sum k\mathbf{F}_{\text{contact}}$ $\mathbf{F}_{\text{contact}}, \text{ force de contact exercée à la main dans une direction donnée}$	Aucune validation pour les forces musculaires.	Données expérimentales. Optimisation linéaire résolue en utilisant les multiplicateurs KKT. Prédictions des forces à la main en adéquation avec les forces mesurées par un capteur de force manuel. Forces musculaires prédites plausibles (fait établi sans validation).	147
Coude; 2D; 5 muscles; 1 DDL.	$\min \sum k\mathbf{F}^n$ $\min \sum k\mathbf{a}^n$ $\min \sum k\boldsymbol{\sigma}^n$ $\min \sum \ \tau_{\text{calcul}} - \tau_{\text{exp}}\ ^n$ $n = 2, 3$ $\tau_{\text{calcul}}, \text{ moments articulaires calculés}$ $\tau_{\text{exp}}, \text{ expérimentaux}$	Aucune validation.	Données de simulation. Optimisation non-linéaire. Pas de différence significative entre les puissances quadratique et cubique. Modéliser la non-linéarité entre la force musculaire produite et l'activation musculaire est mieux indiqué pour obtenir des résultats physiologiques.	113

Modèle	Fonction-objectif	Validation	Remarques	Référence
Coude; 3D; 6 muscles; 3 DDLs.	$\min \sum \sigma^3$	Aucune validation.	Données expérimentales (cadavre). Aucune précision sur la technique/outil d'optimisation. Emplacement exact du centre de rotation du coude nécessaire pour calculer avec précision les charges musculaires en réponse à différentes conditions de chargement externes en utilisant l'optimisation statique.	148
Coude; 2D; 5 éléments musculaires; 1 DDL.	$\min \sum \ F_{calcul} - F_{exp}\ ^2$ Minimiser la somme des forces musculaires et le recrutement des unités motrices.	Données EMG expérimentales.	Données expérimentales et de simulation. Aucune précision sur la technique/outil d'optimisation. Deux participants. Faible congruence entre les EMG réels et simulés et entre les forces musculaires réelles et simulées pour le biceps et le triceps, pour l'un des deux participants. Pour le deuxième participant, bonne congruence entre les quantités réelles et simulées.	149
Épaule et coude; 31 muscles (139 éléments musculaires); Nombre de DDLs non spécifié.	$\min \sum \sigma$	Données EMG expérimentales de la littérature.	Données expérimentales. Aucune précision sur la technique/outil d'optimisation. Forces musculaires prédites en accord avec les données EMG des muscles de l'épaule issues de la littérature. Cependant, sous-estimation des contraintes dans les muscles du fait de la fonction-objectif de minimisation des contraintes musculaires.	150
Épaule et coude; 22 muscles (74 éléments musculaires); 9 DDLs.	$\min \sum \sigma^p$ $\min \sum \mathbf{a}^p$ $p = 1, 2$ $\min \sum \int \mathbf{a}^2$	Données EMG expérimentales.	Données expérimentales. Optimisation non-linéaire résolue avec les multiplicateurs de Lagrange. (a) Optimisation statique : ne peut tenir compte de la dépendance temporelle de l'expression des contraintes et de la fonction-objectif. (b) Dynamique inverse étendue : résout le problème sur tous les instants du mouvement à la fois, au lieu de chaque instant pris un à un (dynamique inverse traditionnelle) : problématique pour des raisons de mémoire de l'ordinateur (problème d'optimisation trop large, mémoire insuffisante pour tout traiter en une fois). (c) Dynamique inverse à fenêtre glissante : résout le problème sur k instants du mouvement à la fois, de façon itérative. Tient compte de la physiologie musculaire avec dépendance temporelle. Forces musculaires obtenues similaires entre (a), (b) et (c). Mais (c) globalement meilleur que (b) et (a).	151

Modèle	Fonction-objectif	Validation	Remarques	Référence
Épaule et coude; 3D; 26 muscles; 8 DDLs.	$\min \sum \mathbf{a}^2$	Comparaison des estimations calculées avec les résultats de l'optimisation dynamique du même essai.	Données expérimentales. Optimisation non-linéaire résolue sous Matlab. Étude la phase de poussée d'un fauteuil roulant. Propriétés force-longueur/vitesse des muscles non modélisées. Les activations musculaires de l'optimisation statique permettent de reproduire la cinématique attendue. Cependant, les activations/forces musculaires obtenues pour certains muscles en optimisation statique sont très faibles. Pas de conclusion possible sur la pertinence physiologique des résultats car pas de données réelles <i>in vivo</i> pour la validation.	152
Épaule; 3D; 10 muscles; Nombre de DDLs non précisé.	$\min \sum \sigma^2$	Comparaison des estimations calculées avec les résultats de l'optimisation dynamique du même essai.	Données expérimentales. Optimisation non-linéaire résolue avec une méthode de pseudo-inverse. Forces musculaires sous-estimées par rapport à l'optimisation dynamique pour le deltoïde (antérieur et postérieur). Activité des muscles de la coiffe de rotateurs réduite par rapport à l'optimisation dynamique : tendance à la sous-estimation des forces des muscles ayant de courts bras de leviers. Cependant, les forces musculaires des deux optimisations (statique et dynamique) ont le même ordre de grandeur. Limitations de l'optimisation statique dans la stabilité et estimation des forces de contact glénohumérales (donc, optimisation statique moins recommandée).	64
Épaule et coude; 3D; 21 muscles; 13 DDLs.	$\min \sum \mathbf{E}$ E, consommation en énergie métabolique des muscles	Données EMG expérimentales.	Données expérimentales. Étude d'une prothèse totale d'épaule. Activations musculaires prédites en adéquations avec les données EMG réelles mesurées, sauf pour biceps d'un participant sur les deux testés (mauvais enregistrement de l'EMG pour ce muscle ?). Pas de modélisation de la co-contraction musculaire.	153

Modèle	Fonction-objectif	Validation	Remarques	Référence
Épaule et coude; 22 muscles (74 éléments musculaires); 9 DDLs.	$\min \sum \sigma^p$ $\min \sum a^p$ $p = 1, 2$	Données EMG expérimentales.	Données expérimentales. Optimisation non-linéaire résolue avec une méthode de points intérieurs. Modélisation de la dynamique d'activation « inverse » (approche inverse). Excellentes corrélations entre les activations musculaires prédites et les EMG mesurés, ainsi qu'entre les forces de réaction glénohumérales calculées et mesurées <i>in vivo</i> . Pas d'influence de l'élasticité du tendon sur les activations musculaires prédites : hypothèse de tendon rigide raisonnable si la longueur à vide du tendon est plus petite que la longueur optimale du muscle. Possible de négliger la dynamique musculaire sans altérer les forces musculaires prédites pour des mouvements standards.	91

1.3.2.2 L'optimisation basée sur l'approche directe

L'optimisation basée sur l'approche directe (ou *optimisation dynamique*) s'accompagne majoritairement du suivi de données expérimentales ou simulées¹⁵⁴⁻¹⁶⁰, consistant à minimiser la différence entre ces données et leur valeur calculée (**Tableau III**). Dans ce processus, les activations musculaires sont itérativement optimisées, jusqu'à ce que la fonction-objectif de suivi et les éventuelles contraintes imposées lors de la résolution soient respectées. Si certaines données de suivi viennent à manquer, la théorie du contrôle optimal est appliquée^{22,29,161-163}.

Puisqu'elle se base sur l'approche directe, l'optimisation dynamique hérite aussi bien des avantages que des inconvénients de celle-ci, le principal étant le fort coût en temps de calcul – en l'occurrence, lorsque le modèle comporte un grand nombre de muscles et de degrés-de-liberté et/ou lorsque le problème d'optimisation contient de multiples contraintes^{88,112,152,164}. Son avantage majeur, en revanche, est d'autoriser le suivi de données, en plus d'admettre les excitations (ou activations) musculaires comme entrée du problème d'optimisation (**Figure 18**).

Importance du suivi de données

S'agissant du suivi de données en optimisation dynamique, le suivi des angles articulaires est le plus couramment effectué^{107,161-163} (**Tableau III**). Les angles articulaires sont parfois combinés au suivi des vitesses articulaires¹⁶⁵ ou des forces de contact externes¹⁵⁴⁻¹⁶⁰ – le cas échéant. Le suivi des accélérations¹⁶⁴ et des moments articulaires existe également^{166,167}, tout comme le suivi des excitations musculaires⁸⁴. Dans l'étude de Pizzolato et al. (2015), non seulement les excitations musculaires sont utilisées pour le suivi, mais elles sont aussi combinées aux moments articulaires. Contenue dans une boîte à outil appelée le CEINMS (*Calibrated EMG-Informed Neuro-MusculoSkeletal toolbox*)⁸⁴, leur approche sera décrite plus en détail dans la

suite (voir sous-section 1.3.2.3). En somme, il apparaît que la redondance d'informations dans le suivi est favorable à l'obtention d'une convergence accélérée et à l'amélioration du réalisme des résultats obtenus^{84,168}.

La problématique du suivi de données réside dans la qualité de ces dernières : lorsqu'elles sont obtenues expérimentalement, cela implique de minimiser au mieux les erreurs de mesure qui pourraient les altérer. D'après ce principe, le suivi des trajectoires des marqueurs cutanés sera préférable au suivi des coordonnées généralisées : en effet, ces dernières sont calculées par cinématique inverse à partir des trajectoires des marqueurs, dont les erreurs de mesure potentielles auront été dérivées (donc amplifiées) – et ce, en dépit du traitement imposé aux trajectoires brutes des marqueurs (filtrage et lissage) pour réduire au minimum la propagation des erreurs lors du processus de différentiation^{169,170}. De la même manière, le suivi des angles articulaires sera préférable au suivi des moments articulaires : en effet, ces derniers sont déterminés par dynamique inverse à partir des trajectoires de marqueurs. L'intérêt est de réduire l'impact de la propagation d'erreurs de mesure (ou de calcul) sur les forces musculaires calculées en sortie.

À notre connaissance, le suivi des trajectoires de marqueurs n'a pas encore été décrit dans la littérature, ce qui en fait une avenue d'autant plus originale à explorer qu'elle est celle qui semble la moins susceptible d'être entachée par des erreurs de mesures amplifiées par le calcul.

Importance du traitement de la cinématique articulaire

Au vu des limites énoncées quant à la qualité des données utilisées pour le suivi, nous comprenons que celles-ci doivent être correctement traitées pour être viables (voir traitement de l'EMG, sous-section 1.1.2.2). Concernant la cinématique articulaire, des techniques de

réduction d'erreurs de reconstruction du mouvement sont ainsi appliquées et la plus connue est l'optimisation cinématique multicorps^{169,171-174}.

L'optimisation cinématique multicorps vise à minimiser l'erreur entre les trajectoires réelles et calculées des marqueurs du modèle, instant par instant, tout en respectant les contraintes imposées lors du processus d'optimisation¹⁷¹. Elle traite tous les segments de la chaîne cinématique dans leur ensemble. C'est dans l'étude de Lu & O'connor (1999) que son efficacité sur le membre inférieur a été démontrée, ainsi que sa fiabilité et sa rapidité de calcul (moins d'une minute pour analyser un essai de marche à partir d'un modèle 3D¹⁷¹). En plus de réduire l'impact des erreurs de mesure sur la cinématique articulaire, l'optimisation cinématique multicorps empêche la survenue de dislocations articulaires lors de la reconstruction du mouvement.

Cependant, en comparant l'optimisation cinématique multicorps au filtre de Kalman, Cerveri et al. (2003) ont montré que le filtre de Kalman offrait une estimation plus robuste du mouvement humain^{175,176}, en plus d'être moins coûteux en temps de calcul. Le filtre de Kalman est, en fait, un outil permettant d'obtenir les coordonnées généralisées d'un modèle squelettique (la cinématique articulaire) à partir des trajectoires des marqueurs cutanés. L'un de ses avantages est de filtrer/lisser ces coordonnées généralisées, comme le suggère son nom. Cette supériorité du filtre de Kalman par rapport à l'optimisation cinématique multicorps a aussi été démontrée par Fohanno et al. (2014), qui ont mis en avant le fait que le filtre de Kalman est particulièrement indiqué dans les études de simulations numériques basées sur du suivi de données. Bonnet et al. (2016) diront également que le filtre de Kalman est plus avantageux, car il tient compte de l'historique des coordonnées généralisées de la chaîne cinématique permettant d'estimer l'état

suivant du modèle (prédiction/mise à jour¹⁷²). À l'inverse, l'optimisation cinématique multicorps est une technique instantanée, c'est-à-dire ne traitant qu'un instant après l'autre⁴³.

Forts de ces arguments en faveur du filtre de Kalman, c'est celui-ci que nous choisirons dans notre travail pour reconstruire la cinématique articulaire de nos mouvements. Ce choix est renforcé, d'une part, par le fait que nos données se doivent d'être soigneusement filtrées, afin d'assurer la convergence effective de notre problème d'optimisation. D'autre part, en accord avec les travaux de Fohanno et al. (2014), nous souhaitons effectuer une preuve de concept de notre fonction-objectif à partir de données issues de simulations, ce qui désigne le filtre de Kalman comme étant une technique de choix, dans notre cas.

Différences entre les optimisations statique et dynamique

La première différence entre les optimisations statique et dynamique est que plusieurs problèmes d'optimisations indépendants (un par instant) sont résolus en optimisation statique^{88,112}. À l'inverse, la résolution est effectuée sur l'ensemble des instants en optimisation dynamique, ce qui permet aux forces musculaires estimées d'être continues temporellement⁸⁸. Autre différence majeure : parce qu'elle fait intervenir la dynamique de contraction^{88,112} (voire la dynamique d'activation^{88,112}), l'optimisation dynamique est plus pertinente lors de l'étude de mouvements avec forte co-contraction que l'optimisation statique.

Si certains auteurs ont montré que ces différences sont non-significatives^{64,103}, dans leur étude sur la marche, Anderson & Pandy (2001) expliqueront que c'est la nature du problème⁷⁷ – autrement dit, la raison motivant le calcul des forces musculaires – qui devrait déterminer quelle optimisation choisir. De ce fait, l'utilisation de l'optimisation dynamique est justifiée lors de l'étude de mouvements rapides exécutés à haute-fréquence¹⁷⁷, lorsque la dynamique

d'activation est nécessaire^{88,103,112}, lorsque la précision dans les données de sortie est recherchée¹⁰³ ou encore, lors de l'emploi d'une fonction-objectif dépendante du temps^{88,105}.

Tableau III. Tableau comparatif des études ayant estimé les forces musculaires du membre supérieur par optimisation basée sur l'approche directe (tableau inspiré par les travaux de Erdemir et al. (2007)).

Modèle	Fonction-objectif	Validation	Remarques	Référence
Coude; 2D; 7 muscles; 1 DDL.	$\min \sum \ \tau_{calcul} - \tau_{exp}\ ^n$ <p>n, pondération τ_{calcul}, moments articulaires calculés τ_{exp}, expérimentaux</p>	Aucune validation.	Données expérimentales. Optimisation dynamique <i>EMG-driven</i> . Modélisation de la dynamique d'activation (délai électromécanique + facteur de non-linéarité) et relations force-longueur/vitesse muscles-tendons. Contrôles ajustés : forces musculaires, paramètres de filtrage des EMG bruts, délai électromécanique et facteur de non-linéarité. Erreur RMS entre les moments articulaires calculés et mesurés généralement inférieure à 15% et en moyenne environ égale à 5% : bonne adéquation entre les moments ; idem pour les forces musculaires. Ne fonctionne qu'en extension du coude.	178
Coude; 3D; 7 muscles; 2 DDLs.	$\min \sum \ \tau_{calcul} - \tau_{exp}\ ^n$ <p>n, pondération τ_{calcul}, moments articulaires calculés τ_{exp}, expérimentaux</p>	Trajectoires articulaires mesurées à l'aide d'un électro-goniomètre.	Données expérimentales. Optimisation dynamique <i>EMG-driven</i> résolue avec la méthode Nelder-Mead (<i>simplex</i>). Modélisation du délai électromécanique (EMG vers activations musculaires). Contrôles : excitations musculaires ; états : position, vitesse et activations musculaires. Estimation des paramètres musculaires en minimisant l'erreur RMS entre les moments articulaires expérimentaux et estimés du coude. Validation du modèle à partir de l'erreur RMS entre les trajectoires articulaires expérimentales et estimées. Cinématique articulaire fortement sensible aux longueurs tendineuses et optimales des muscles.	95
Coude; 2D; 4 muscles; Nombre de DDLs non spécifié (1 DDL ?).	$\min \sum \ \tau_{calcul} - \tau_{exp}\ ^n$ <p>n, pondération τ_{calcul}, moments articulaires calculés τ_{exp}, expérimentaux</p>	Aucune validation.	Données expérimentales. Optimisation dynamique résolue avec un algorithme d'optimisation quadratique successive (SQP) sous Matlab. Hypothèse de linéarité entre l'EMG et l'activation musculaire. Modélisation des relations force-longueur/vitesse. Moments articulaires expérimentaux mesurés à l'aide d'un ergomètre. Excellente adéquation entre les moments isométriques mesurés et les moments prédits par le modèle musculosquelettique. Pas de validation possible avec les forces musculaires <i>in vivo</i> pour le biceps.	62

Modèle	Fonction-objectif	Validation	Remarques	Référence
Épaule et coude; 3D; 16 groupes musculaires; 6 DDLs.	(1) Minimiser les erreurs entre les valeurs simulées et mesurées des données lors de la phase de poussée en fauteuil roulant. (2) Maximiser et (3) minimiser la force effective lors de la phase de poussée en minimisant les erreurs de suivi de données (cinématique et forces exercées sur les mains courantes du fauteuil roulant).	Données EMG expérimentales, cinématique articulaire et forces de réaction au sol.	Données expérimentales. Optimisation dynamique résolue avec un algorithme de recuit simulé ¹⁷⁹ . Modélisation de la dynamique d'activation (délai électromécanique). Quand EMG réel sont non disponibles, des schémas d'excitations indépendants sont imposés. Simulation des excitations musculaires par dynamique directe avec (1) et des forces effectives avec (2) et (3). Bonne prédiction de la cinématique articulaire (RMS < 2°) et des forces exercées sur les mains courantes (RMS < 3 N).	180 / 160
Épaule et coude; 3D; 26 muscles; 5 DDLs.	Minimiser les changements dans la force de réaction et les moments exercés sur les mains courantes du fauteuil roulant.	Données expérimentales de cinématique de la littérature.	Données de simulation. Optimisation dynamique résolue avec un algorithme de recuit simulé ¹⁷⁹ . Modélisation de la dynamique d'activation et relations force-longueur/vitesse. Résultats de cinématique simulée par optimisation dynamique similaires au mouvement expérimental de propulsion du fauteuil roulant.	181
Membre supérieur (épaule, coude et poignet); 3D; 138 éléments musculaires; 11 DDLs.	$\max \sum \tau$ τ , moments articulaires	Données expérimentales de moments articulaires issues de la littérature.	Données de simulation. Optimisation dynamique résolue avec une méthode des gradients (fonction <i>fmincon</i> sous Matlab). Modélisation du contact glénoïdal. Excitations obtenues par simulation en dynamique inverse (cinématique d'entrée = moyenne du mouvement expérimental réalisé par 20 participants). Performance en temps-réel. Moments articulaires prédits en adéquation avec moments articulaires expérimentaux (forme des courbes et amplitude) lors de l'élévation du bras ; moins bons moments obtenus pour l'extension, la rotation interne et l'abduction du bras.	182

Modèle	Fonction-objectif	Validation	Remarques	Référence
Épaule et coude; 3D; 26 muscles; 8 DDLs.	Minimiser les erreurs de suivi de la cinématique articulaire et des forces de réaction exercées sur les mains courantes du fauteuil roulant.	Comparaison avec les résultats de l'optimisation statique obtenus avec le même essai.	Données expérimentales. Optimisation dynamique résolue avec un algorithme de recuit simulé ¹⁷⁹ . Cinématique de l'optimisation dynamique globalement semblable à celle de l'optimisation statique (cinématique : RMSE < 5° ; moments : RMSE < 0,9 Nm). Forces musculaires semblables entre les deux optimisations. Cependant, l'optimisation dynamique ne sous-estime pas les forces musculaires prédites pour certains muscles. Pas de conclusion possible sur la pertinence physiologique des résultats car pas de données réelles <i>in vivo</i> pour la validation.	152
Épaule; 3D; 10 muscles; Nombre de DDLs non précisé.	$\min \sum \ \mathbf{a}_{calcul} - \mathbf{a}_{exp} \ ^2$ \mathbf{a}_{calcul} , activations calculées \mathbf{a}_{exp} , activations expérimentales	Comparaison avec les résultats de l'optimisation statique obtenus avec le même essai. Données EMG expérimentales de la littérature.	Données expérimentales. Optimisation dynamique résolue à l'aide la librairie d'optimisation non-linéaire en Fortran. Forces musculaires prédites en optimisation dynamique non sous-estimées contrairement à optimisation statique. Résultats de forces musculaires en adéquation avec les EMG de la littérature. Difficulté d'avoir des paramètres musculaires propres au sujet.	64
Membre supérieur (épaule, coude, poignet); 3D; 26 muscles; 6 DDLs.	Minimiser les erreurs de suivi de données (angles articulaires et profils 3D de force d'empoignement)	Cinématique et forces de réaction exercées sur les mains courantes du fauteuil roulant expérimentales.	Données expérimentales et de simulation. Optimisation dynamique résolue avec un algorithme de recuit simulé ¹⁷⁹ . Identification de l'influence de la propulsion par fauteuil roulant sur le schéma comportemental de la main. Comparaison de 4 schémas de position de la main (i.e. 4 simulations) : bonne correspondance entre les cinématiques expérimentale et de simulation.	183
Membre supérieur (épaule, coude, poignet); 3D; 6 muscles; 7 DDLs.	(1) Minimiser les erreurs quadratiques entre les coefficients des synergies et les activations musculaires. (2) Minimiser les erreurs de suivi de la cinématique articulaire.	Données expérimentales des coefficients de synergies.	Données expérimentales. Optimisation résolue par une méthode des points intérieurs sous Matlab. Modélisation de la dynamique d'activation et relations force-longueur/vitesse. Muscles regroupés par paires antagonistes. Optimisation pour l'extraction des synergies musculaires avec (1). Optimisation pour identifier les paramètres musculaires avec (2). Un seul DDL : <i>synergy-driven</i> ; les autres DDLs : <i>kinematic-driven</i> . La cinématique articulaire prédite est conforme à celle attendue.	184

1.3.2.3 L'optimisation hybride

Comme son nom l'indique, l'optimisation hybride a été développée pour combiner les avantages des optimisations statique (facilité et rapidité d'implémentation) et dynamique (continuité et dynamique d'activation)¹⁷⁷. C'est l'optimisation hybride *directe-inverse* qui est la plus utilisée^{63,71,168,185}. Dans celle-ci, les moments articulaires sont calculés, d'une part, par dynamique inverse à partir de la cinématique articulaire (**Figure 17**) et d'autre part, par dynamique directe à partir des activations musculaires (**Figure 18**). Ces dernières sont optimisées en respectant la fonction-objectif suivante : minimiser la différence entre les moments issus des approches inverse et directe¹⁸⁶. Un autre avantage de l'optimisation hybride est de pouvoir effectuer la validation-croisée du modèle musculo-squelettique, également en ajustant l'erreur entre les deux moments calculés^{49,71} (cette méthode de personnalisation du modèle musculo-squelettique sera détaillée dans la section 1.4). Néanmoins, de la même façon qu'elle en tire avantage, l'optimisation hybride combine les inconvénients des deux approches qui la constituent, à savoir : l'utilisation de la cinématique comme donnée d'entrée – celle-ci étant généralement entachée d'erreurs¹⁷⁶ – et le calcul instantané des moments articulaires par dynamique inverse.

Parmi les optimisations hybrides recensées dans la littérature, le CMC^{177,187,188} consiste en quatre étapes répétées itérativement, à savoir : le calcul des accélérations angulaires à partir des angles articulaires (étape 1) ; la résolution par optimisation statique conduisant aux activations musculaires (étape 2) ; l'utilisation d'un contrôleur pour obtenir les excitations musculaires (étape 3) ; et la réalisation de la dynamique directe (étape 4). À notre connaissance, les études ayant utilisé le CMC se sont principalement intéressées au membre inférieur, lors de tâches telles que le pédalage^{177,187}, la marche^{164,188} ou le sprint¹⁸⁹. Le premier avantage du CMC est sa

rapidité, puisqu'une seule et unique intégration des équations du mouvement est effectuée (~10 min^{177,187}). Le CMC donne, par ailleurs, de bons résultats en ce qui concerne la cinématique articulaire (erreurs RMS inférieures à 3° lors du sprint¹⁸⁹ ou encore, inférieures à 1° lors du pédalage¹⁸⁷) ; quant aux excitations musculaires optimisées, elles sont similaires aux EMG réels^{187,189}. Cependant, l'inconvénient majeur du CMC est sa dépendance à l'optimisation statique qui en est une phase charnière (étape 2) : en effet, son critère de moindres-activations n'est pas représentatif de l'activité des muscles, dans les cas où l'activation musculaire est "*anormale*", comme le reconnaissent Thelen & Anderson (2006) dans les limites de leur étude. Il s'agit des cas où une grande co-activation musculaire est présente (p. ex., à l'épaule). À cet effet, leur suggestion sera d'utiliser un critère d'optimisation plus approprié, tel que le suivi des erreurs entre les excitations calculées et l'EMG expérimental¹⁸⁷. De Groot et al. (2016) font mention d'un autre inconvénient du CMC, à savoir sa sensibilité aux paramètres inertiels segmentaires du modèle, ainsi qu'à l'instant initial de la simulation.

Pour ce qui est des méthodes d'optimisation hybride, il faut également mentionner la boîte à outil CEINMS⁸⁴ (voir sous-section 1.3.2.2). Décrite en détail dans les travaux de Pizzolato et al. (2015), celle-ci contient trois phases qui sont : la calibration du modèle, permettant d'ajuster les paramètres musculaires de celui-ci (phase 1) ; la phase d'exécution, permettant d'obtenir les forces musculaires, moments articulaires et excitations optimisées (phase 2) ; et la phase de validation du modèle (phase 3). De même, trois modes différents existent : le mode *EMG-driven* sans optimisation (mode 1), lors de la phase de calibration ; le mode d'optimisation assistée par l'EMG (mode 2) et le mode d'optimisation statique (mode 3), lors de la phase d'exécution.

Le mode 1 du CEINMS fait l'hypothèse que l'EMG est une variable *vraie*, fiable, permettant de calibrer le modèle musculo-squelettique. Pourtant, l'EMG n'est pas une mesure parfaite de

l'activité musculaire, celle-ci pouvant être affectée par des erreurs expérimentales de nature diverse⁵¹ (voir sous-section 1.1.2.2). De plus, le mode 1 du CEINMS implique de connaître l'EMG expérimental de tous les muscles du modèle, sans quoi ces derniers se retrouvent passifs lors de la calibration, ce qui impacte négativement la cinématique articulaire estimée. Cette limite du mode 1 a été relevée par tous les utilisateurs du CEINMS^{84,168} qui se sont intéressés au membre inférieur, de sorte que, dans leurs travaux, la cinématique obtenue était systématiquement moins bonne à la hanche. Cependant, la difficulté d'avoir un ensemble complet d'EMG expérimentaux n'est pas l'apanage du membre inférieur : elle se présente dès que la mesure de l'EMG ne peut être réalisée sur les muscles profonds des participants, lors des expériences. C'est pourquoi il est possible d'extrapoler cette difficulté au membre supérieur, l'épaule étant constituée de plusieurs muscles profonds (p. ex., les muscles de la coiffe) pour lesquels le mode 1 du CEINMS imposerait également de connaître tous les signaux EMG. Par conséquent, la calibration réalisée avec le CEINMS reste limitée aux articulations pour lesquelles la mesure de l'EMG est facile à effectuer, excluant donc l'épaule.

À l'inverse, la formulation de la fonction-objectif des modes 2 et 3 du CEINMS^{84,168} pallie les lacunes dans l'ensemble des EMG expérimentaux, grâce au suivi de ceux-ci (s'ils sont connus) ou des excitations musculaires simulées (dans le cas contraire). En cela, de meilleurs résultats ont été obtenus avec le mode 2 du CEINMS, à savoir une grande congruence entre les excitations musculaires et les moments articulaires calculés et mesurés, lors de l'étude de la marche chez des sujets sains⁸⁴. En conséquence, l'utilisation d'une telle fonction-objectif indique que le suivi des EMG est essentiel à la bonne estimation des excitations musculaires. Cependant, un inconvénient du CEINMS est d'utiliser un algorithme de recuit simulé¹⁶⁷ pour résoudre le

problème d'optimisation : cette méthode chronophage est appliquée à chaque instant du mouvement et est non-idéale lorsque les variables du problème sont nombreuses.

En dépit de leurs limites respectives, ces deux méthodes hybrides d'un grand intérêt (le CMC et le CEINMS) peuvent apporter des éléments de discussion enrichissants vis-à-vis de la méthode d'optimisation que nous souhaitons développer dans notre travail.

1.3.3 Résolution mathématique

Il résulte de la sous-section précédente (1.3.2) que l'optimisation basée sur la dynamique directe convient à l'estimation des forces musculaires du membre supérieur. Dans un tel problème d'optimisation non-linéaire, les excitations musculaires sont les contrôles ; la cinématique articulaire et les activations musculaires sont les variables d'états. Il s'agit d'un problème de contrôle optimal pouvant s'écrire sous la forme simplifiée suivante :

$$\min_{\mathbf{x}(\cdot), \mathbf{u}(\cdot)} \int_0^T \phi(t, \mathbf{x}(t), \mathbf{u}(t), p) dt \quad (11a)$$

$$\text{tel que : } \dot{\mathbf{x}}(t) = \mathbf{f}(t, \mathbf{x}(t), \mathbf{u}(t)), \quad t \in [0, T] \quad (11b)$$

$$\mathbf{x}_{\min} \leq \mathbf{x}(t) \leq \mathbf{x}_{\max}, \quad t \in [0, T] \quad (11c)$$

$$0 \leq \mathbf{u}(t) \leq 1, \quad t \in [0, T] \quad (11d)$$

où : $\mathbf{x}(t) = [\mathbf{q}(t), \dot{\mathbf{q}}(t), \boldsymbol{\alpha}(t)]^T$ sont les coordonnées (\mathbf{q}) et vitesses généralisées ($\dot{\mathbf{q}}$) et les activations musculaires ($\boldsymbol{\alpha}$) ; $\mathbf{u}(t)$ sont les excitations musculaires ; T est la durée totale du mouvement étudié ; p sont des paramètres optimisés également lors de la résolution. L'équation [11a] est la formulation générale du problème de contrôle optimal ; l'équation [11b] est l'équation différentielle ordinaire décrivant la dynamique du modèle (voir équation du mouvement, Eq. [8]) ; les équations [11c-d] sont les limites des variables d'état et des contrôles :

par définition, les excitations musculaires sont bornées entre 0 et 1 (enveloppe du signal EMG), de même que les activations musculaires. Quant aux limites des angles et vitesses articulaires, celles-ci sont définies selon les limites physiologiques du modèle étudié.

Pour résoudre ce problème de contrôle optimal, différentes méthodes mathématiques existent, parmi lesquelles nous avons identifié : la méthode de collocation directe^{161,190}, la méthode directe de tir simple¹⁹⁰ et la méthode directe de tir multiple^{29,190,191}. Ces trois méthodes dites *directes* sont caractérisées par la reformulation d'un problème de dimension infinie en un problème de dimension finie de programmation non-linéaire¹⁹⁰. Si leur principe général consiste à discrétiser et paramétrer les contrôles sur l'intervalle de résolution, c'est le traitement accordé aux variables d'état qui les distingue entre elles, tel que nous le détaillerons dans les prochains paragraphes¹⁹⁰.

Les méthodes directes présentent plusieurs avantages, à savoir : une implémentation simple, une robustesse aux instabilités, une faible sensibilité aux conditions initiales et une bonne gestion des contraintes appliquées aux variables d'état¹⁹⁰. En revanche, la discrétisation de l'intervalle de temps impose de porter une attention particulière quant au fait d'atteindre des minima locaux. Par ailleurs, les méthodes directes ont un coût important en mémoire de calcul, ce qui peut s'avérer problématique dans l'étude de problèmes de grande dimension.

1.3.3.1 Méthode directe de tir simple (*direct single shooting* ou DSS)

En DSS¹⁹⁰, le problème de contrôle optimal s'écrit selon le formalisme précédent (Eq. [11a-d]) ; seuls les contrôles sont discrétisés et paramétrés, de sorte que :

$$\mathbf{u}(t) = \boldsymbol{\rho}_i, \quad \begin{array}{l} t \in [t_i, t_{i+1}] \\ i \in [1, N - 1] \end{array} \quad (12)$$

où : ρ_i sont les représentations par morceaux des contrôles \mathbf{u} discrétisés sur chaque sous-intervalle $[t_i, t_{i+1}]$; ρ_i sont des fonctions telles que la fonction constante ou polynôme ; N est le nombre de points (ou *nœuds*) choisi pour la discrétisation.

Le DSS est une approche séquentielle, c'est-à-dire que les itérations du problème d'optimisation et la simulation des variables d'état sont effectuées l'une à la suite de l'autre. La trajectoire des variables d'états est obtenue sur l'ensemble de l'intervalle de temps non-discrétisé (**Figure 19**). Le principal avantage du DSS est sa simplicité : en effet, le problème d'optimisation comporte peu de degrés-de-liberté (uniquement les contrôles discrétisés) et donc, ne requiert une solution initiale que pour ceux-ci.

Néanmoins, des inconvénients en découlent, à savoir : ne pas être en mesure de fournir une solution initiale pour les variables d'état (il devient donc impossible de traiter des problèmes avec suivi de données, comme c'est le cas en optimisation dynamique) ; être en présence de contrôles qui dépendent fortement des paramètres qui les définissent (pour cette raison, un mauvais choix des contrôles entraîne la non-obtention d'une solution optimale)¹⁹² ; et enfin, pouvoir difficilement gérer les systèmes instables, hautement non-linéaires et complexes.

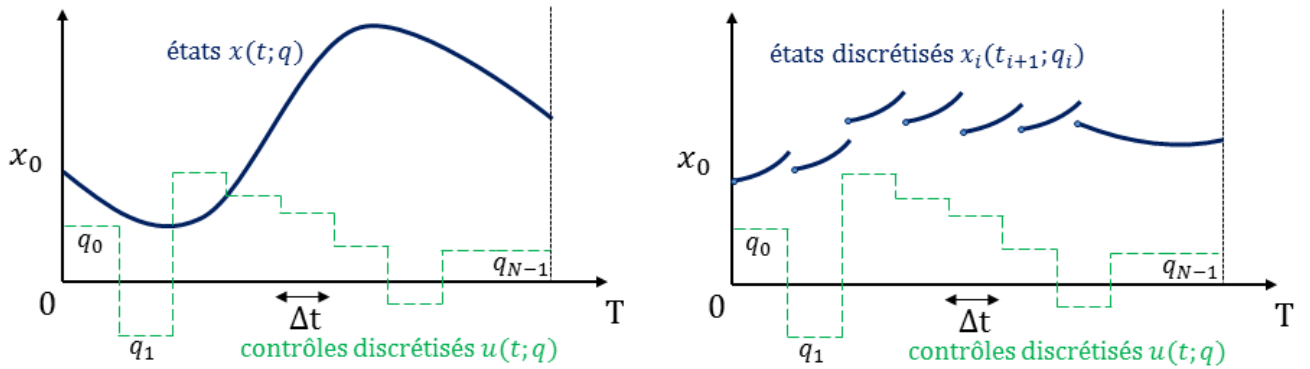


Figure 19. Illustration du DSS (gauche) et DMS (droite) : à gauche, seuls les contrôles sont discrétisés sur l'intervalle de résolution ; à droite, les états aussi le sont.

1.3.3.2 Méthode de collocation directe

Contrairement au DSS, la méthode de collocation directe permet de discrétiser, à la fois, les contrôles et les variables d'état sur l'intervalle de résolution^{190,193}, lesquelles font partie des variables optimisées. Dans ce cas-ci, les équations [11a-e] deviennent :

$$\min_{\mathbf{x}(\cdot), \mathbf{u}(\cdot)} \sum_{i=0}^{N-1} \int_{t_i}^{t_{i+1}} \phi(t, \mathbf{x}(t), \mathbf{u}(t), p) dt \quad (13a)$$

$$\text{tel que : } \mathbf{c}_i(\boldsymbol{\rho}_i, \mathbf{s}_i, \mathbf{s}'_i, \mathbf{s}_{i+1}) = 0 \quad i \in [1, N-1] \quad (13b)$$

$$\mathbf{x}_{\min} \leq \mathbf{x}_i(t) \leq \mathbf{x}_{\max}, \quad t \in [0, T] \quad (13c)$$

$$0 \leq \mathbf{u}_i(t) \leq 1, \quad t \in [0, T] \quad (13d)$$

où : l'équation [13a] est la forme du problème de contrôle optimal discrétisé ; l'équation [13b] est l'équation différentielle remplacée par des contraintes égalité, avec \mathbf{s}_i étant les variables d'état discrétisées et \mathbf{s}'_i les variables d'état aux points de collocation sur chaque sous-

intervalle $[t_i, t_{i+1}]$; les équations [13c-d] sont les limites des variables d'état et des contrôles discrétisés.

La méthode de collocation directe est une approche simultanée, où les itérations du problème d'optimisation et la simulation des variables d'état sont effectuées en même temps. Les points de discrétisation sont appelés *points de collocation* : ils forment une grille sur laquelle le problème d'optimisation est résolu. La méthode de collocation directe répond aux limites du DSS, puisque, d'une part, elle permet de renseigner une solution initiale pour les contrôles **et** les variables d'état du problème d'optimisation. D'autre part, elle offre une convergence locale rapide, où les contraintes imposées sont bien gérées, de sorte qu'elle est capable de traiter des systèmes instables.

Toutefois, la grille des points de collocation n'est pas ajustable selon l'erreur de discrétisation : contrôler cette dernière revient alors à définir une nouvelle grille de points, ce qui modifie ultimement la dimension du problème d'optimisation non-linéaire. En plus de ralentir le processus de résolution, ceci devient problématique quand une discrétisation plus fine est requise au cours de la résolution¹⁹⁰.

1.3.3.3 Méthode directe de tir multiple (*direct multiple shooting* ou DMS)

Tout comme la méthode de collocation directe, le DMS est une approche simultanée¹⁹⁰ permettant la discrétisation simultanée des contrôles (Eq. [12]) **et** des variables d'état sur l'intervalle de résolution, scindé en N sous-intervalles (**Figure 19**).

$$\min_{\mathbf{x}(\cdot), \mathbf{u}(\cdot)} \sum_{i=0}^{N-1} \int_{t_i}^{t_{i+1}} \phi(t, \mathbf{x}(t), \mathbf{u}(t), p) dt \quad (14a)$$

$$\dot{\mathbf{x}}_i(t) = \mathbf{f}(t, \mathbf{x}_i(t), \boldsymbol{\rho}_i), \quad t \in [t_i, t_{i+1}] \quad (14b)$$

$$i \in [1, N - 1]$$

$$0 = \mathbf{x}_i(t_{i+1}; t_i, \mathbf{s}_i) - \mathbf{s}_{i+1}, \quad \{t_i\} \subset [0, T] \quad (14c)$$

$$i \in [1, N]$$

$$\mathbf{x}_{\min} \leq \mathbf{x}_i(t) \leq \mathbf{x}_{\max}, \quad t \in [0, T] \quad (14d)$$

$$0 \leq \mathbf{u}_i(t) \leq 1, \quad t \in [0, T] \quad (14e)$$

où : l'équation [14a] est la forme du problème de contrôle optimal discrétisé ; l'équation [14b] est l'équation différentielle discrétisée ; l'équation [14c] représente la continuité des variables d'état entre chaque nœud (conditions de *recollement* ou de continuité) ; les équations [14d-e] sont les limites des variables d'état et des contrôles discrétisés.

L'équation différentielle (Eq. [11a]) est résolue sur chaque sous-intervalle $[t_i, t_{i+1}]$; des contraintes d'égalité entre les nœuds assurent la continuité de la solution sur l'ensemble de l'intervalle de résolution. Les avantages du DMS sont : la possibilité d'initialiser la résolution en renseignant les valeurs des variables d'état ; la capacité à résoudre des systèmes instables en permettant de définir les contraintes de trajectoires pour les états ainsi que des contraintes de résolution terminales. Inversement à la méthode de collocation directe, le contrôle de l'erreur de discrétisation est effectué sans pour autant que cela ne modifie les dimensions du problème d'optimisation non-linéaire¹⁹⁰. Aussi, augmenter le nombre de nœuds augmente la stabilité du problème.

Il faut, cependant, faire attention à la discrétisation du problème qui peut faire en sorte que plusieurs minima locaux (vers lesquels une convergence est possible) existent : la solution obtenue pourrait alors se retrouver éloignée de la *vraie* solution optimale.

Conclusion

L'optimisation, dans sa définition, répond à la problématique de la redondance musculo-squelettique, en permettant d'obtenir un ensemble unique de forces musculaires pour un mouvement défini. Si les optimisations statique et dynamique sont considérées comme étant complémentaires¹⁰³, la première est critiquée parce que basée sur une approche inverse. Il en va de même pour l'optimisation hybride qui reprend, en partie, la stratégie de l'optimisation statique. En comparaison, l'optimisation dynamique est un outil plus puissant, bien que chronophage.

En optimisation dynamique, la redondance d'informations dans le suivi de données facilite la convergence et améliore le réalisme des forces musculaires estimées. La qualité des données suivies est donc essentielle, en particulier si elles sont obtenues de manière expérimentale. Ainsi, effectuer le suivi des trajectoires des marqueurs cutanés est préférable au suivi des angles/vitesses articulaires (calculées par cinématique inverse), lui-même préférable au suivi des moments articulaires (calculés par dynamique inverse).

Parmi les méthodes directes permettant de résoudre efficacement l'optimisation dynamique, le DSS ne convient pas à notre étude, car il ne permet pas de renseigner des variables d'état comme donnée d'entrée, alors que nous souhaitons utiliser le suivi de données. Quant à la méthode de collocation directe, elle ne permet pas de gérer les changements de dimensions du problème d'optimisation au cours de la résolution. Finalement, parce qu'il combine les avantages du DSS et de la méthode de collocation directe, le DMS semble être mieux adapté.

Ultimement, il apparaît que l'optimisation a aussi un grand intérêt en ce qui concerne la personnalisation des modèles musculo-squelettiques, ce que nous développerons dans notre quatrième partie.

1.4 Identification des paramètres musculaires des modèles musculo-squelettiques

Si l'essor des techniques d'imagerie médicale (tomodensitométrie, imagerie par résonance magnétique, ultrasons, etc.) offre désormais un accès non-invasif à la géométrie musculo-squelettique (que ce soit en position anatomique^{194,195} ou à des amplitudes articulaires extrémales⁸⁹), les paramètres intrinsèques des muscles sont souvent définis sur des modèles génériques (voire cadavériques)^{90,195-197}. Cependant, les paramètres des modèles génériques correspondent à des individus ayant leurs caractéristiques anthropométriques propres, différentes de celles des participants évalués lors d'une expérience. Concernant les modèles cadavériques, l'absence d'irrigation sanguine après la mort entraîne la perte des propriétés mécaniques des muscles¹⁹⁸ (modification de leurs élasticité, longueur optimale, force maximale, etc.). Les paramètres musculaires obtenus à partir de tels modèles ne sont évidemment pas représentatifs de celles d'un participant vivant.

Cette dernière partie a donc pour objet principal l'étude de la sensibilité des paramètres musculaires (sous-section 1.4.1) (**Figure 20**). Nous verrons comment ces paramètres peuvent être personnalisés (sous-section 1.4.2) et en quoi les incertitudes dans le modèle peuvent affecter le calcul des forces musculaires et requérir leur validation (sous-section 1.4.3). En effet, l'intérêt d'améliorer la biofidélité d'un modèle musculo-squelettique est d'assurer une bonne adéquation entre les quantités calculées à partir de ce modèle et mesurées expérimentalement (qu'il s'agisse de l'EMG et/ou de la cinématique articulaire).

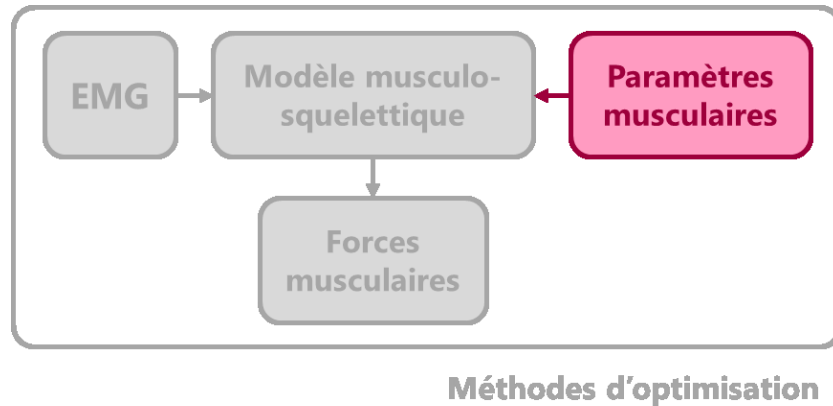


Figure 20. Identification des paramètres musculaires.

1.4.1 Sensibilité des paramètres musculaires

Dans les modèles musculo-squelettiques de type-Hill, chaque muscle est caractérisé par quatre paramètres intrinsèques que sont : sa force maximale isométrique, sa longueur optimale, sa longueur tendineuse à vide et son angle de pennation¹⁹⁵. Les relations force-longueur-vitesse influencent aussi le comportement musculaire et les estimations des forces produites¹¹⁰ (voir sous-section 1.2.2).

Hoy et al. (1990) sont parmi les premiers à mettre l'accent sur la sensibilité des longueurs optimale et tendineuse à vide des muscles. Ils montrent que des erreurs sur ces paramètres affectent la relation moment/angle articulaires. En clair, l'angle auquel un muscle développe sa force maximale est faussé. Ils concluent alors qu'il est nécessaire d'ajuster ces deux longueurs caractérisant chaque muscle et spécifiques à chaque individu. Out et al. (1996) vont corroborer cet argument pour la longueur tendineuse à vide du triceps sural (l'unique muscle de leur modèle simplifié), qu'ils trouvent plus sensible que les autres paramètres muscle-tendon. Avec un modèle plus complet (13 muscles), De Groote et al. (2010) se pencheront de la même façon sur la sensibilité des paramètres des fléchisseurs et extenseurs du genou. Leurs résultats

témoigneront également du fait que la longueur tendineuse à vide est le paramètre le plus sensible de leur modèle musculo-squelettique. Dans leur étude, la sensibilité de la longueur optimale arrive en seconde position, puis la force maximale isométrique en troisième position. Puisque nous utiliserons un modèle musculo-squelettique aux tendons rigides (ayant montré, dans la sous-section 1.2.3, que ne pas modéliser l'équilibre muscle-tendon n'amoinçissait pas le réalisme du modèle, d'après Hicks et al. (2015)), nous n'évaluerons pas la sensibilité de la longueur tendineuse à vide.

De surcroît, la sensibilité des paramètres muscle-tendon dépend de chaque muscle, tel que les résultats de Carbone et al. (2016) l'illustrent. Sur ce point, leurs travaux mettent en évidence que les muscles les plus sensibles sont ceux qui sont les plus impliqués dans la tâche exécutée (dans leur cas, la marche), ainsi que les muscles stabilisateurs de la hanche²⁰². Ils en concluent alors que les paramètres de ces muscles sensibles doivent être déterminés avec précision, notamment lorsque des techniques d'optimisation sont utilisées (voir sous-section 1.4.2.2).

Si la plupart des études sur le membre inférieur ont montré que les longueurs tendineuse et optimale étaient les paramètres muscle-tendon les plus sensibles^{199,201,202}, de récents développements de notre équipe sur le membre supérieur ont fait ressortir la grande sensibilité de la force maximale isométrique – par ailleurs, prépondérante dans la relation de la force active (Eq. [2])^{68,203}. Blache et al. (2018) soulignent, en effet, l'influence de ce paramètre sur les forces musculaires lors de mouvements de flexion du bras et de lancers. Ils préconisent ainsi de développer des méthodes de calibration des modèles, afin d'identifier la force maximale isométrique des muscles du membre supérieur²⁰⁵ (en particulier, des muscles de l'épaule).

Dans l'ensemble, nous retiendrons que la force maximale isométrique est l'un des paramètres sensibles du modèle musculo-squelettique et qu'il est nécessaire de la personnaliser selon

chaque individu. Dans cette thèse, nous déploierons donc nos efforts dans la poursuite de cet objectif.

1.4.2 Personnalisation des modèles musculo-squelettiques

Dans la littérature, l'ensemble des études portant sur la modélisation musculo-squelettique s'accordent sur le fait qu'un modèle doit être en mesure de générer des forces musculaires fiables²⁰⁶. Au vu de la sensibilité précédemment exposée des paramètres muscle-tendon, la personnalisation des modèles musculo-squelettiques s'avère être un élément essentiel lors de l'estimation de forces musculaires^{22,110,207}. Dans les paragraphes qui suivent, nous décrirons deux techniques numériques principalement utilisées pour personnaliser les modèles musculo-squelettiques, à savoir : la *mise à l'échelle*²⁰⁸ et l'optimisation⁷¹. Enfin, nous introduirons le rôle de l'ergomètre isocinétique dans la personnalisation des modèles.

1.4.2.1 Personnalisation par mise à l'échelle

Un premier moyen de personnaliser un modèle musculo-squelettique à un individu donné est la « mise à l'échelle ». Celle-ci s'effectue à partir d'un modèle générique, défini grâce aux données obtenues sur un ou plusieurs cadavres ou sur des individus vivants, dont les caractéristiques anthropométriques correspondent aux moyennes de la population étudiée^{90,164,196}.

La mise à l'échelle dans le logiciel OpenSim

Le logiciel OpenSim dispose d'un outil permettant de redimensionner un modèle générique, à partir des trajectoires des marqueurs cutanés placés sur un sujet. Le modèle générique est initialement positionné dans une configuration identique à celle du sujet ayant réalisé l'expérience. Puis, un ensemble de marqueurs virtuels identiques aux marqueurs réels lui est

assigné. Pour chaque segment osseux du modèle, des paires de marqueurs sont alors définies (**Figure 21**). De là, un facteur d'échelle est calculé pour chaque paire de marqueurs : il correspond au rapport des distances entre les paires de marqueurs virtuels et réels, moyennées sur toute la durée du mouvement. La moyenne de tous les facteurs d'échelle obtenus permet d'obtenir un facteur d'échelle global. C'est ce dernier qui va permettre de redimensionner chaque segment osseux du modèle dans les trois directions de l'espace (géométrie, position des centres articulaires, emplacement du centre de masse, etc.). La masse et l'inertie des segments sont également mises à l'échelle en préservant la distribution de la masse segmentaire. Pour les muscles et les ligaments, un autre facteur d'échelle est calculé : il correspond au rapport de leurs longueurs avant et après la mise à l'échelle des segments osseux. Ce facteur d'échelle musculaire va permettre de mettre à l'échelle toutes les propriétés musculaires dépendantes de la longueur des muscles.

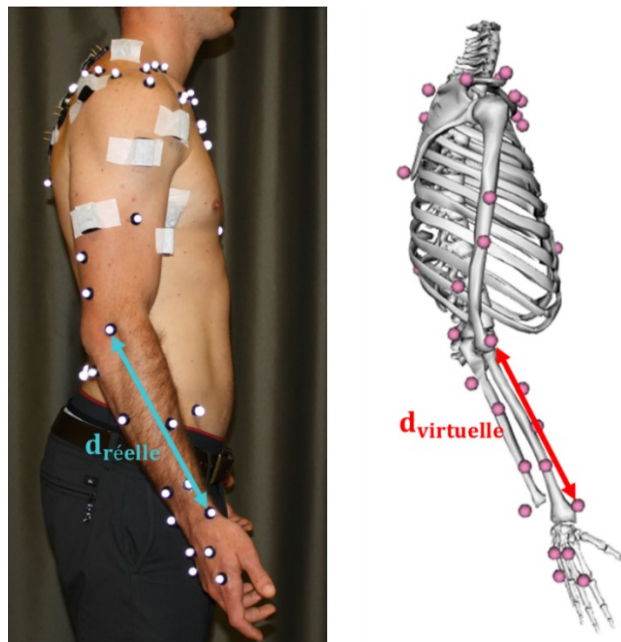


Figure 21. Distances entre une paire de marqueurs cutanés situés sur l'avant-bras droit du sujet réel ($d_{réelle}$, en bleu à gauche) et du modèle générique ($d_{virtuelle}$, en rouge à droite).

Autres exemples de personnalisation par mise à l'échelle

Dans l'étude de Bolsterlee et al. (2015), c'est la section transverse des muscles (PCSA) qui est mise à l'échelle pour chaque sujet²⁰⁹. Un paramètre d'ajustement est appliqué aux valeurs des PCSA du modèle générique : il correspond au ratio de la longueur optimale du muscle du sujet sur celle du modèle générique. Deux techniques de mise à l'échelle sont alors comparées : toutes deux consistent à utiliser un second paramètre d'ajustement. Dans le premier cas, le coefficient utilisé est le rapport du volume musculaire total du sujet sur celui du modèle générique. Dans le deuxième cas, il s'agit du rapport du volume de chaque muscle pris indépendamment sur celui de chaque muscle du modèle générique. Bolsterlee et al. (2015) conclurent finalement que les deux techniques de mise à l'échelle sont identiques, car toutes deux améliorent le réalisme des estimations de force maximale isométrique des muscles. Leur travail nous révèle qu'il est possible d'utiliser autant de paramètres d'ajustement que souhaité, afin de garantir la mise à l'échelle des variables concernées.

La personnalisation d'un modèle musculo-squelettique va au-delà de ses paramètres muscle-tendon. C'est pourquoi Nie et al. (2016) se sont intéressés à deux autres techniques de mise à l'échelle pour leur modèle de corps complet, purement squelettique. Leur première technique est basée sur la masse du modèle (hypothèse de similarité géométrique entre le modèle de référence et leur modèle personnalisé) ; la seconde est basée sur la structure (hypothèse de similarité géométrique et hypothèse de structure, en établissant une analogie entre les segments de chaque modèle, référence et personnalisé). Pour ajuster les paramètres de mise à l'échelle de leur modèle, ils utilisent des équations plus poussées que de simples relations de proportionnalité. Ces équations sont basées sur le comportement mécanique des os et tiennent compte de leur déformabilité. Leurs deux approches de mise à l'échelle ont donné des résultats

similaires. Ceci démontre que la simplicité de la mise à l'échelle en utilisant un coefficient devant les variables à ajuster vaut tout aussi bien qu'une modélisation plus complexe.

Dans ces études, il est observé que la mise à l'échelle est souvent complétée par de l'optimisation, pour affiner les estimations des forces musculaires. C'est donc vers l'optimisation que nous nous pencherons.

1.4.2.2 Personnalisation par optimisation

L'optimisation est un outil qui permet tout aussi bien d'estimer des forces musculaires que de calibrer/personnaliser les modèles desquels ces forces sont issues. De ce point de vue, Lloyd & Besier (2003) appliquent l'optimisation hybride pour calibrer leur modèle musculo-squelettique de genou. Ils minimisent ainsi l'erreur quadratique entre les moments issus de l'approche directe, calculés à partir des EMG et les moments issus de l'approche inverse, calculés à partir de la cinématique articulaire et des forces externes^{49,178,210}. Au cours de ce processus, les longueurs tendineuses à vide et les forces maximales isométriques des muscles de leur modèle sont progressivement ajustées, jusqu'à la satisfaction du critère de l'optimisation⁷¹. Les valeurs des longueurs à vide et des forces maximales, usuellement tirées de la littérature¹⁷⁸, sont bornées lors de l'optimisation afin de garantir leur réalisme à l'issue de leur ajustement. Une démarche similaire a été empruntée par d'autres auteurs, lors de la personnalisation de leurs modèles musculo-squelettiques de membre inférieur^{211,212}.

Dal Maso et al. (2017) se démarquent en s'intéressant au membre supérieur, plus précisément aux muscles de l'articulation olécranienne qu'ils modélisent en deux dimensions. Dans leur étude, ils appliquent également l'optimisation hybride pour améliorer l'estimation des forces

maximales isométriques durant les MVIC. Ils réussissent alors à obtenir une erreur satisfaisante de 7,4% entre les moments issus des approches inverse et directe.

Malgré ces avantages de personnalisation à partir de l'optimisation hybride, Buchanan et al. (2004) mettront en garde contre la tendance à vouloir définir un nombre excessif de paramètres à optimiser (ou *suroptimisation*). En effet, plus il y a de paramètres à optimiser, plus ils seront mathématiquement ajustés, afin de garantir le succès de l'optimisation. Ce faisant, il y a alors un risque de négliger l'aspect physiologique des quantités à optimiser, au profit du respect des critères mathématiques d'optimisation⁴⁹. Cela a pour conséquence de créer des modèles *suroptimisés*, qui ne permettent pas d'estimer des forces réalistes. En effet, ces modèles sont constitués d'une multitude de paramètres qui nécessitent tous d'être ajustés au détriment de la physiologie humaine.

Dans notre travail, nous veillerons donc à ne nous intéresser qu'à un nombre limité de paramètres musculaires à ajuster : dans un premier temps, nous choisirons de personnaliser la force maximale isométrique, vu son importance précédemment mise en relief (voir sous-section 1.4.1).

1.4.2.3 Intérêt de l'ergomètre isocinétique dans la personnalisation des modèles

Tel que nous venons de l'aborder, l'optimisation hybride est souvent utilisée dans les études de personnalisation des paramètres muscle-tendon ; or, celle-ci s'accompagne généralement du suivi des moments articulaires expérimentaux^{71,195,201}. La mesure de ces derniers est effectuée grâce à l'ergomètre isocinétique (**Figure 22**). Celui-ci permet de mesurer les efforts spécifiques à chaque individu, lors de mouvements réalisés à vitesse constante. L'ergomètre isocinétique permet ainsi de déterminer les paramètres muscle-tendon, en particulier ceux qui influencent la

relation moment/angle articulaires^{199,201} (p. ex., la force maximale isométrique, la longueur optimale ou la longueur tendineuse à vide). Dans leur étude sur la marche, De Groot et al. (2010) ont ainsi testé des flexions/extensions du genou à différentes amplitudes, pour établir les relations moment/angle articulaires ou force-longueur-vitesse, grâce à l'ergomètre. Ils ont ainsi pu déterminer la sensibilité des paramètres muscle-tendon spécifiques à chaque individu^{214,215}.

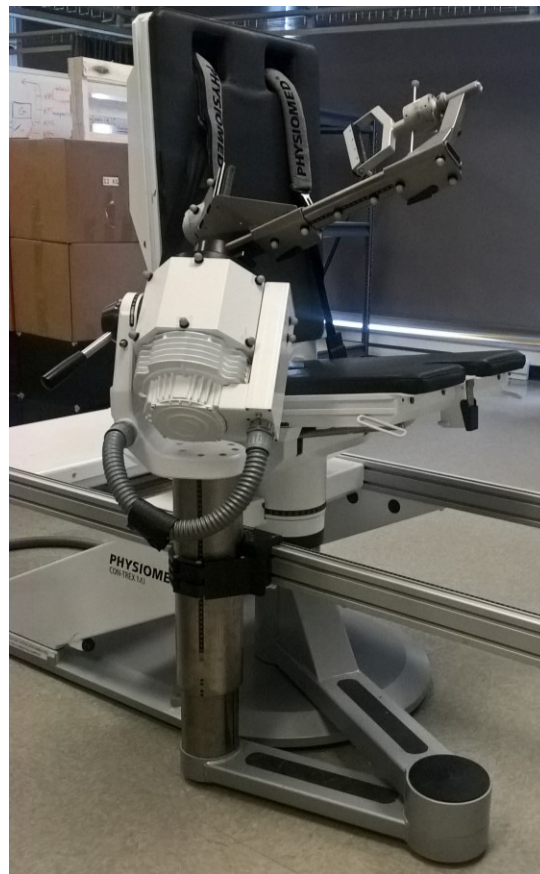


Figure 22. Ergomètre isocinétique équipé de deux capteurs de forces six axes, à la main et au coude.

La principale limite de l'ergomètre isocinétique est de ne mesurer les moments articulaires que selon son axe principal de rotation : ce faisant, les moments selon les deux autres axes de l'espace Euclidien sont négligés^{71,216,217}. Cela n'est pas problématique si seuls les moments

selon cet axe principal sont étudiés – ce qui est souvent le cas en biomécanique, notamment lors de l'étude des articulations de type « charnières » (p. ex., le genou ou le coude). Cependant, si ces moments unidirectionnels sont utilisés pour pouvoir faire de la modélisation et/ou de la calibration musculo-squelettique, cela est problématique. En effet, en prenant l'exemple d'une articulation complexe comme l'épaule, il apparaît que les muscles ont une action plurielle sur celle-ci^{68,218}. À cet égard, Rankin et al. (2010) ont montré que la plupart des muscles des membres supérieurs exercent, à la fois, des forces tangentielles et radiales pendant la phase de propulsion du fauteuil roulant. De même, lors de la rotation interne de l'épaule, le grand pectoral participe simultanément à la rotation interne tout en étant un fléchisseur du bras³². Par conséquent, un moment peut être généré autour d'au moins deux axes, lesquels doivent être pris en compte lors de la calibration des modèles musculo-squelettiques.

1.4.3 Incertitudes et validation des modèles musculo-squelettiques

Lors de la personnalisation d'un modèle, une mesure d'incertitude caractérise les valeurs obtenues²¹⁹. Voilà pourquoi certains auteurs se consacrent à l'étude de sensibilité de leur modèle, à un ou plusieurs paramètres donnés^{110,199,201,202}. À cette fin, ils s'interrogent précisément sur l'existence d'une marge d'incertitude des paramètres musculaires et sur l'effet de celle-ci sur la capacité d'estimation d'un modèle.

Dans cette optique, l'étude de Valente et al. (2014) est la première à révéler que les forces calculées à partir de modèles personnalisés sont faiblement influencées par les incertitudes présentes dans les paramètres d'entrée (moyennant un ordre de grandeur strictement inférieur à celui des dites forces). Ainsi, il apparaît que les modèles musculo-squelettiques nécessitent une validation^{22,110,207}. Plusieurs critères sont alors étudiés, parmi lesquels la concordance entre les

résultats obtenus par calcul et mesurés (p. ex., activations calculées vs signaux EMG réels)²²⁰. À cet égard, l'EMG est traditionnellement utilisée comme donnée de validation. Murai et al. (2014) l'utilisent pour comparer les forces musculaires estimées sans les EMG mesurés aux forces musculaires calculées à partir des EMG mesurés et de leur modèle musculaire. Dans McLean et al. (2003), le critère de validation stipule que la différence entre les données simulées et mesurées doit être inférieure à deux écart-types.

En somme, la validation des quantités estimées par optimisation est indispensable pour confirmer l'efficacité de la méthode d'optimisation utilisée. Au demeurant, il ne serait pas justifiable de se servir des données d'entrée d'une optimisation (p. ex., l'EMG) pour comparer ensuite les résultats de l'optimisation obtenus à partir de ces mêmes données. Ceci nous invite donc à faire des choix mesurés en ce qui concerne le suivi en optimisation dynamique.

Conclusion

L'intérêt de la calibration des modèles musculo-squelettiques lors de l'estimation des forces musculaires s'inscrit dans la perspective du transfert de la recherche fondamentale au domaine médical. La calibration est donc nécessaire pour garantir l'adaptabilité et la spécificité des modèles. Elle passe par l'identification des paramètres musculaires : ainsi, plus un paramètre est sensible, plus il doit être déterminé avec précision²⁰¹. C'est essentiellement le cas de la force maximale isométrique et des longueurs optimale et tendineuse à vide.

Non seulement certains paramètres musculaires sont sensibles, mais certains des muscles et tendons sont plus sensibles à ces paramètres que d'autres (p. ex., les muscles

stabilisateurs de la hanche, lors de la marche²⁰² et par extension, les muscles stabilisateurs de l'épaule, lors de mouvements de plus ou moins grande amplitude).

Pour calibrer les modèles musculo-squelettiques, l'ergomètre isocinétique est un outil couramment utilisé en biomécanique. En revanche, son utilisation présente quelques inconvénients à mentionner, à savoir que la vitesse angulaire n'est pas constante sur toute la course articulaire et que l'effet de la gravité n'est pas toujours pris en compte. Sa principale limite reste qu'il ne permet d'obtenir le moment articulaire que selon son axe principal de rotation. Aucune étude à ce jour n'a permis d'attester (ou de contester) la nature tridimensionnelle du moment articulaire mesuré par un ergomètre isocinétique.

Enfin, au vu de toutes les incertitudes mentionnées pouvant affecter les paramètres intrinsèques des muscles, une validation de la méthode d'optimisation utilisée pour leur personnalisation s'avère nécessaire. Notre étude, qui comportera un volet expérimental, devra donc établir un moyen de valider les quantités qui seront estimées par optimisation.

1.5 Objectifs spécifiques

Compte tenu des points soulevés dans cette revue de littérature, le premier objectif de cette thèse a été d'estimer avec réalisme les forces musculaires du membre supérieur humain, en proposant une méthode innovante d'optimisation dynamique combinant, à la fois, le suivi des EMG et des trajectoires des marqueurs cutanés. Pour ce faire, nous avons choisi d'utiliser des données de simulation, ainsi qu'un modèle musculo-squelettique simple de type-Hill⁹⁰. Le problème a été résolu par une méthode directe de tir multiple (DMS), connue pour accélérer la convergence des problèmes en optimisation non-linéaire. L'hypothèse associée à ce premier objectif était que notre approche innovante de suivi des EMG et de trajectoires de marqueurs serait plus précise pour l'estimation des forces musculaires que les approches de moindres-activations recensées dans la littérature.

Le deuxième objectif a été de déterminer quelles données suivre en optimisation dynamique, toujours dans l'intérêt d'estimer avec fiabilité les forces musculaires du membre supérieur à partir de données simulées. Pour cela, des fonctions-objectif de la littérature ont été comparées avec notre nouvelle méthode d'optimisation dynamique. La première hypothèse émise était que, moins l'erreur serait grande entre les forces musculaires estimées à partir d'une des fonctions-objectif testée et les forces musculaires de référence obtenues par simulation, plus la fonction-objectif serait fiable. Au vu de ce qui a été démontré dans les précédentes études en matière de propagation d'erreurs de mesure, la seconde hypothèse émise était que, moins les données seraient affectées par de telles erreurs de mesure, plus elles seraient robustes pour le suivi en optimisation dynamique. Ainsi, il était attendu que notre approche innovante basée sur l'EMG

et la trajectoire des marqueurs donnerait de meilleurs résultats de force musculaire que les autres approches utilisant des données de nature différente.

Le troisième objectif a été de montrer l'applicabilité de la nouvelle méthode d'optimisation avec suivi simultané des EMG et de la cinématique articulaire, à partir de données expérimentales. Cela a impliqué de personnaliser le modèle musculo-squelettique utilisé, afin qu'il correspondît aux caractéristiques anthropométriques du participant sur lequel les données expérimentales avaient été collectées. Cette personnalisation visait à identifier la force maximale isométrique des muscles par optimisation dynamique, grâce à notre nouvelle approche. L'optimisation statique a également été utilisée pour estimer les forces musculaires produites par le modèle musculo-squelettique avec la force maximale isométrique optimisée. L'hypothèse initiale était que, moins l'erreur serait grande entre les excitations musculaires estimées à partir de chaque approche (nouvelle/optimisation statique) et les EMG mesurés, plus cette approche serait fiable dans l'estimation des forces musculaires. Également, une autre hypothèse était que la redondance d'informations dans le suivi en optimisation dynamique garantirait la cohérence des forces musculaires obtenues.

Enfin, le quatrième objectif s'est inscrit dans la perspective de calibration du modèle musculo-squelettique. Dans la littérature, cette calibration est majoritairement réalisée en optimisation hybride, avec le suivi des moments articulaires. De ce fait, nous nous sommes intéressés à la mesure expérimentale du moment articulaire en biomécanique, en nous interrogeant sur sa précision lors de l'utilisation de l'ergomètre isocinétique. Ainsi, notre dernier objectif a été de quantifier expérimentalement l'erreur d'estimation du moment articulaire à l'épaule, lors de mouvements de rotation interne/externe de l'épaule exercés sur un ergomètre isocinétique. Cette mesure a été combinée à celle de deux capteurs de force six axes mesurant les forces de contact

à la main et au coude et permettant aussi de calculer le moment à l'épaule. Il était attendu que les capteurs de force six axes mesureraient des forces selon les trois directions de l'espace Euclidien, c'est-à-dire qu'ils révéleraient la présence de forces tangentielles à la trajectoire du mouvement étudié. La vérification d'une telle hypothèse s'est révélée déterminante vis-à-vis des moments articulaires expérimentaux, puisque les ergomètres isocinétiques sont ultimement des outils de calibration des modèles musculo-squelettiques.

Chapitre 2 : Intégrer l'EMG dans l'estimation des forces musculaires

2.1 Apport original de l'étudiant et contribution des co-auteurs

Ce second chapitre de thèse présente notre première étude publiée dans un premier article intitulé : "An EMG-marker tracking optimisation method for estimating muscle forces". Cet article, coécrit par Colombe Bélaïse, Fabien Dal Maso, Benjamin Michaud, Katja Mombaur et Mickaël Begon, est paru en 2017 dans la revue *Multibody System Dynamics* (v. 42 (2), pp. 119-143).

La contribution principale de cet article revient à Colombe Bélaïse. Les données de simulation ayant servi de support aux calculs ont été générées par elle. La méthode a été développée avec l'aide des co-auteurs Mickaël Begon et Benjamin Michaud. Les calculs d'optimisation ayant mené aux résultats présentés ont été effectués par Colombe Bélaïse avec la contribution du co-auteur Benjamin Michaud. L'article a été écrit par Colombe Bélaïse, guidée par les conseils, remarques et ajustements de tous les co-auteurs.

2.2 Article n°1

Cette étude a permis de répondre aux limites des optimisations statiques et dynamiques, toutes deux basées sur des fonctions-objectif de moindres-excitations/activations (Chapitre 1). Dans cette étude, nous avons introduit notre méthode innovante d'optimisation dynamique combinant le suivi simultané des EMG et des trajectoires des marqueurs cutanés. À notre connaissance, aucune étude antérieure de la littérature n'avait réalisé un tel suivi au sein de la même fonction-

objectif pour estimer des forces musculaires. À partir de données simulées, nous avons ainsi émis l'hypothèse initiale que la combinaison des deux sources d'informations biomécaniques (EMG et trajectoires de marqueurs) serait à-même d'améliorer l'estimation des forces musculaires du membre supérieur. La nouvelle méthode a été évaluée par comparaison avec les optimisations statique et dynamique, communément utilisées dans la littérature.

An EMG-marker tracking optimisation method for estimating muscle forces

Colombe Bélaïse^{1,2}, Fabien Dal Maso^{1,2}, Benjamin Michaud^{1,2}, Katja Mombaur³, Mickaël Begon^{1,2}

¹Laboratory of Simulation and Modelisation of Movement, Université de Montréal, QC, CANADA

²Sainte-Justine Hospital Research Center, Montreal, QC, CANADA

³Interdisciplinary Center for Scientific Computing (IWR), University of Heidelberg, GERMANY

Abstract Existing algorithms for estimating muscle forces mainly use least-activation criteria that do not necessarily lead to physiologically consistent results. Our objective was to assess an innovative forward dynamics-based optimisation, assisted by both electromyography (EMG) and marker tracking, for estimating the upper-limb muscle forces. A reference movement was generated and EMG was simulated to reproduce the desired joint kinematics. Random noise was added to both simulated EMG and marker trajectories in order to create 30 trials. Then, muscle forces were estimated using: (1) the innovative EMG-marker tracking forward optimisation; (2) a marker tracking forward optimisation with a least-excitation criterion; (3) and static optimisation with a least-activation criterion. Approaches (1) and (2) were solved using a direct multiple shooting algorithm. Finally, reference and estimated joint angles and muscle forces for

the three optimisations were statistically compared using root mean square errors (RMSe), biases and statistical parametric mapping. The joint angles RMSe were qualitatively similar across the three optimisations: (1) $1.63 \pm 0.51^\circ$; (2) $2.02 \pm 0.64^\circ$; (3) $0.79 \pm 0.38^\circ$. However, the muscle forces RMSe for the EMG-marker tracking optimisation (20.39 ± 13.24 N) was about seven times smaller than those resulting from the marker tracking (124.22 ± 118.22 N) and static (148.15 ± 94.01 N) optimisations. The originality of this novel approach was to closely track both simulated EMG and marker trajectories in the same objective-function, using forward dynamics. Therefore, the presented EMG-marker tracking optimisation led to accurate muscle forces estimations.

Keywords Muscle forces; Musculoskeletal model; Forward dynamics; Electromyography; Direct multiple shooting.

2.2.1 Introduction

Knowledge of muscle contribution to joint torques is necessary to determine postures and movement techniques that would be more likely to cause pain and/or injuries. As invasive methods to measure muscle forces are not applicable in clinical settings, computer musculoskeletal models were developed to estimate them²²². A significant challenge is the musculoskeletal redundancy²²³; for example, nine muscles cross the glenohumeral joint, which has *only* three degrees-of-freedom in rotation. State-of-the-art methods for solving such underdetermined problems are therefore based on optimisation, which is usually paired with muscle models²².

Static optimisation – an inverse dynamics-based algorithm combined with a least-activation criterion¹¹⁷ – is extensively used for its low computational cost and ease of implementation¹⁰³.

It proved to be acceptable to estimate lower-limb muscle forces during locomotion-related tasks that do not require lots of co-contraction in able-bodied participants^{128,224,225}. By contrast, at the shoulder joint, stability is partly ensured by the antagonistic efforts of the rotator cuff and deltoid muscles^{13,226,227}. Since muscle co-contraction is not easily predicted using a least-activation/excitation criterion²²⁸, the latter may not be suitable for estimating shoulder muscle forces. Another drawback of inverse dynamics-based algorithms is that they fail to account for the activation dynamics¹¹². Thus, unrealistic variations of muscle forces might happen from one instant to another⁸⁸. Conversely, forward dynamics-based algorithms address this non-continuity issue by accounting for the activation dynamics and by solving the system equations forward in time⁸⁸. Muscle excitations are, in fact, iteratively optimised to track kinematics and/or contact forces^{112,152,154}. However, their major shortcoming is their high convergence time (*e.g.*, 80-160 h with the simulated annealing algorithm¹⁵⁴), related to the difficulty to find a solution. By developing the computed muscle control algorithm, Thelen & Anderson (2006) addressed this convergence speed issue. Nevertheless, this algorithm remains dependent on static optimisation results¹⁸⁷ for which some weaknesses were aforementioned. Finally, direct collocation^{72,229-231} and direct multiple shooting algorithms^{29,191,232} have proven their efficiency to solve forward problems in a timely manner, which may offer an attractive alternative to estimate muscle forces.

Whether inverse or forward-dynamic based optimisations, existing algorithms share a common limitation which comes from their objective-function. In fact, experimental electromyography (EMG) is not included within the optimisation process, but often used as validation^{154,156,157,228}. Yet, although experimental EMG is known to be affected by various types of noises⁵¹, it explicitly reflects the actual muscle activity. Hybrid EMG-driven algorithms appear to be more

convincing, since EMG is used in a feed-forward fashion to calculate joint torques, which are compared to the joint torques obtained from inverse dynamics^{71,166}. However, like any inverse dynamic-based algorithm, hybrid approaches heavily rely on the recording accuracy of kinematics. Indeed, since marker trajectories are affected by soft tissue artefacts (*e.g.*, up to 8.7 cm on the scapula^{136,233}), joint torques are subjected to errors which affect muscle forces estimations^{185,234,235}.

Since kinematic and EMG data are both prone to measurement errors^{51,166}, our objective was to develop an innovative forward dynamics-based optimisation to estimate muscle forces by tracking both simulated EMG and marker trajectories, using a direct multiple shooting algorithm. To the best of our knowledge, no previous study has tracked both EMG and marker trajectories in the same objective-function for the estimation of muscle forces. We hypothesized that combining the two sources of information may help improve the optimal solution. The proposed method accuracy was assessed and compared to two commonly used static and dynamic optimisations combined with a least-activation/excitation criterion. The term ‘muscle excitations’ was used to refer to ‘simulated EMG’.

2.2.2 Methods

2.2.2.1 Upper-limb musculoskeletal model

A three-dimensional upper-limb model was created from the musculoskeletal modeling package developed in our laboratory (S2M Dynamic Library), based on the Rigid Body Dynamic Library²³⁶. The kinematic model consisted of eight rigid segments, namely: the trunk and the right clavicle, scapula, humerus, radius, ulna and hand (**Figure 23**). Four joints were defined: the sternoclavicular (1 DOF: anterior/posterior rotation), acromioclavicular (1 DOF:

anterior/posterior tilting), glenohumeral (3 DOFs: flexion, abduction, axial rotation) and elbow (1 DOF: flexion/extension). Four markers were modelled on each segment for a total of 28 markers (no marker was placed on the spine) (**Figure 23**).

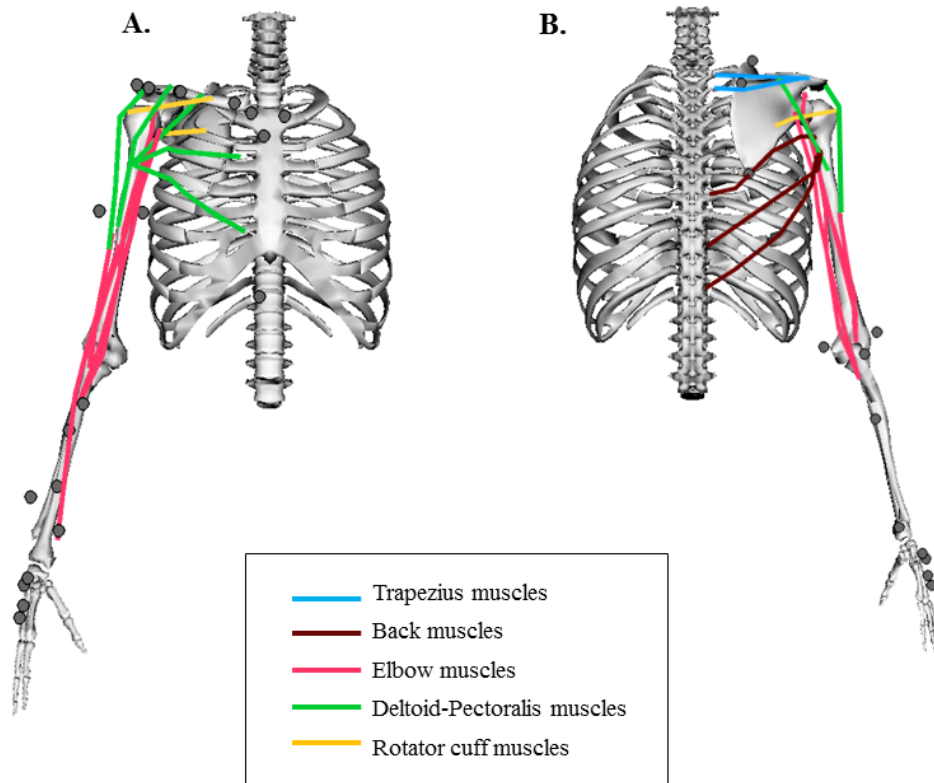


Figure 23. Anterior (A) and posterior (B) views of the right upper-limb musculoskeletal model derived from the S2M Dynamic Library. Colored lines and dark-circled dots represent the 20 Hill-type muscle lines of action and the 28 markers, respectively.

The upper-limb model was driven by 20 Hill-type muscle lines of action (**Tableau IV**). Their geometry (origin/insertion sites and via points) and properties (optimal length, maximal force, tendon slack length, pennation angle, physical cross sectional areas and maximal velocity) were

defined based on the model of Holzbaur et al. (2005), except for the trapezius¹¹⁴. The force produced by each line of action was estimated using a three-elements Hill-type muscle model, with generic force-length, force-velocity and parallel passive elastic force-length equations^{68,71}. The following set of first-order differential equations (ODE) governed the muscle activation dynamics¹⁷⁷:

$$\dot{\mathbf{a}}(t, \mathbf{e}(t), \mathbf{a}(t)) = \begin{cases} \frac{(\mathbf{e}(t) - \mathbf{a}(t))}{t_{act}(0.5 + 1.5 \mathbf{a}(t))}, & \mathbf{e}(t) > \mathbf{a}(t) & (1a) \\ \frac{\mathbf{e}(t) - \mathbf{a}(t)}{t_{deact}}(0.5 + 1.5 \mathbf{a}(t)), & \mathbf{e}(t) \leq \mathbf{a}(t) & (1b) \end{cases}$$

where $\mathbf{e}(t)$ and $\mathbf{a}(t)$ are the excitations and activations, respectively, at time t . Time constants t_{act} and t_{deact} (for activation and deactivation) were set at 10 and 40 ms, respectively¹⁷⁷. Muscle forces \mathbf{F}_{mus} were calculated from muscle activations \mathbf{a} , maximal isometric forces \mathbf{F}_{mus}^0 , muscle lengths $\boldsymbol{\ell}_{mus}$ and lengthening velocities \boldsymbol{v}_{mus} (that derived from the joint generalised positions and velocities \mathbf{q} and $\dot{\mathbf{q}}$) and the generic force-length-velocity relation f , so that:

$$\mathbf{F}_{mus}(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}, \mathbf{a}) = \mathbf{a} \cdot f(\mathbf{F}_{mus}^0, \boldsymbol{\ell}_{mus}, \boldsymbol{v}_{mus}), \quad (2)$$

Hence, net joint torques $\boldsymbol{\tau}_{mus}$ due to muscle forces were expressed as follows:

$$\boldsymbol{\tau}_{mus}(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}, \mathbf{a}) = -\mathcal{J}(\boldsymbol{\ell}_{mus}) \mathbf{F}_{mus}(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}, \mathbf{a}), \quad (3)$$

where $\mathcal{J}(\boldsymbol{\ell}_{mus}) = \frac{\partial \boldsymbol{\ell}_{mus}}{\partial \mathbf{q}}$ is the Jacobian matrix of the muscle lengths $\boldsymbol{\ell}_{mus}$. Thus, in the forward-

dynamic process, the joint generalised accelerations $\ddot{\mathbf{q}}$ of the model were written as:

$$\ddot{\mathbf{q}} = \mathcal{M}(\mathbf{q})^{-1}(\boldsymbol{\tau}_{mus}(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}, \mathbf{a}) - \mathbf{N}(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}})\dot{\mathbf{q}} - \mathbf{G}(\mathbf{q})), \quad (4)$$

where \mathcal{M} is the mass matrix; \mathbf{N} is the nonlinear vector containing centrifugal and Coriolis effects and \mathbf{G} represents the effects of gravity.

Tableau IV. List of the muscles included in the model, each represented by one line of action, except for the trapezius upper fibers that are represented by two lines of action, for a total of 20 lines of actions. The muscles abbreviations and the joint(s) they cross are also mentioned.

Muscles	Abbreviations	Joints crossed
Thoracic latissimus dorsi	LAT thor.	Glenohumeral
Lumbar latissimus dorsi	LAT lum.	Glenohumeral
Iliac latissimus dorsi	LAT ili.	Glenohumeral
Triceps brachii long head	TRI long	Glenohumeral and elbow
Triceps brachii lateral head	TRI lat.	Elbow
Triceps brachii medial head	TRI med.	Elbow
Brachioradialis	BRA	Elbow
Clavicular pectoralis major	PEC clav.	Glenohumeral
Sternal pectoralis major	PEC ster.	Glenohumeral
Ribs pectoralis major	PEC ribs	Glenohumeral
Anterior deltoid	DELTA ant.	Glenohumeral
Middle deltoid	DELTA mid.	Glenohumeral
Posterior deltoid	DELTA pos.	Glenohumeral
Supraspinatus	SUP	Glenohumeral
Infraspinatus	INF	Glenohumeral
Subscapularis	SUB	Glenohumeral
Biceps brachii long head	BIC long	Glenohumeral and elbow
Biceps brachii short head	BIC short	Glenohumeral and elbow
Trapezius upper fibers (1)	TRA up1	Scapulothoracic
Trapezius upper fibers (2)	TRA up2	Scapulothoracic

2.2.2.2 Two simulated datasets

The muscle excitations of a one-second noise-free reference movement (kinematics described in **Appendix A**) were obtained by using a direct multiple shooting algorithm implemented in the MUSCOD-II software¹⁹¹. Muscle excitations were discretized into a piecewise constant

representation on 30 subintervals, *i.e.* 31 nodes (**Figure 24**). The joint state angles (\mathbf{q}) at each node were constrained to follow the noise-free reference joint kinematics (**Appendix A**). The excitations initial guess was set at 0.05 for all the muscles at each node.

A second set of muscle excitations was generated with more co-contraction. Thus, the optimisation process was repeated, in which the excitations of five arbitrary-chosen muscles (PEC ribs, LAT ili., TRI med., DELT mid. and SUP muscles) were bounded between 0.3 and 0.95 to enforce co-contraction of their antagonist muscles. The excitations initial guess was set at 0.3 for these five muscles and at 0.05 for the other muscles.

Two datasets of simulated reference excitations were then obtained: a low (first optimisation) and a high (second optimisation) co-contraction datasets (**Figure 24**). Similarly, 200 optimisations with random initial guesses were evaluated to determine the viable control space (shaded area in **Figure 24**) and highlight the musculoskeletal model redundancy.

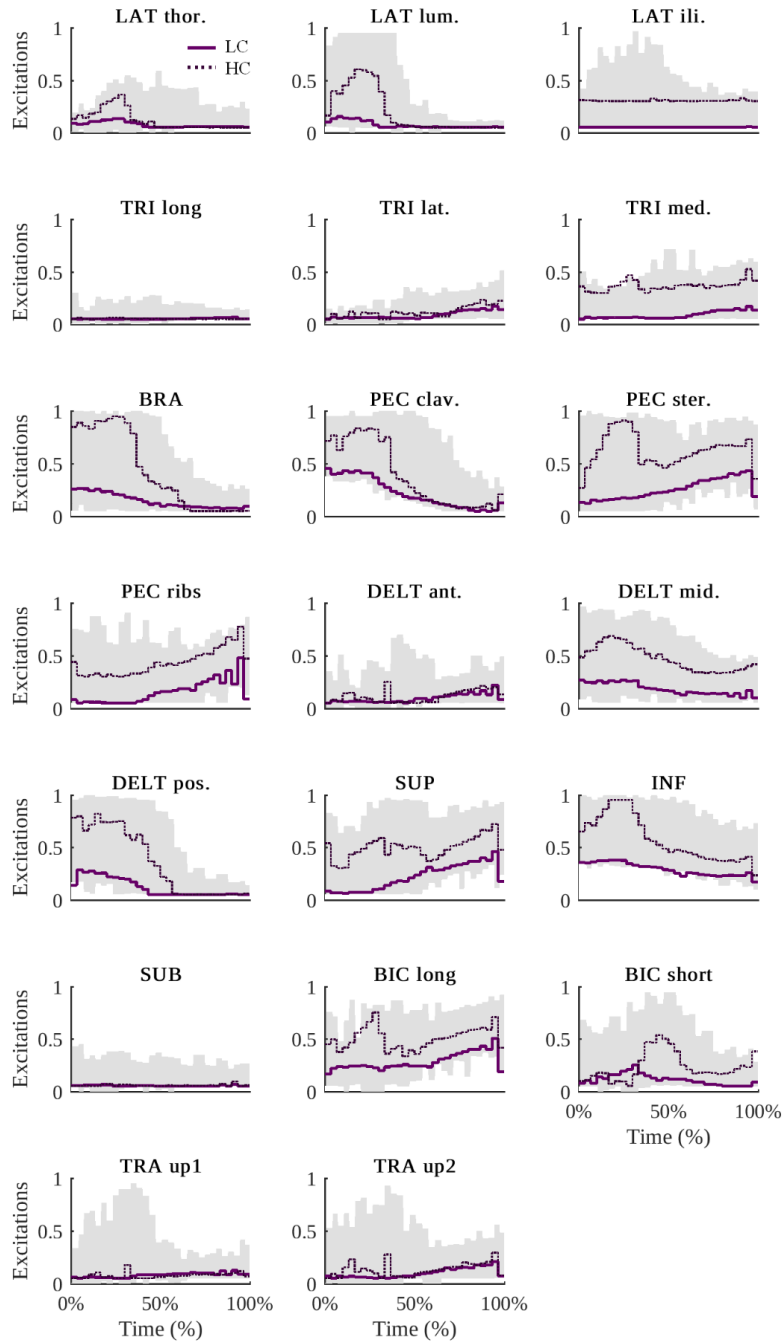


Figure 24. Piecewise constant representation of the muscles excitations of the simulated noise-free reference movement with low (LC, light purple solid line) and high (HC, dark purple dashed line) co-contraction. The greyed areas represent the 200 different excitations solutions surface.

Marker trajectories were calculated from the noise-free reference joint kinematics. Finally, zero-mean Gaussian noises were created to mimic the errors usually associated with experimental marker trajectories and EMG measurements. In line with the STA reported at the clavicle, scapula, and humerus by Blache et al. (2017), the standard deviations on marker trajectories were 0.3 cm to 1.0 cm of the mean marker trajectories (0.3 cm for thorax and hand; 0.4 cm for clavicle; 0.5 cm for scapula; 0.8 cm for radius and ulna; and 1.0 cm for humerus). The standard deviation on muscle excitations was 15% of the mean excitations. This level of noise was chosen so that, when the noisy excitations were injected into the equations of dynamics (Eq. [1a-b, 4]), the joint angles (\mathbf{q}) reached their physiological boundaries in 0.13 ± 0.03 second.

For each dataset (*i.e.* with low and high co-contraction), the two noises (on marker trajectories and muscle excitations) were generated 30 times – further referred as to 30 *trials*. They were then added to the noise-free reference excitations and marker trajectories to introduce variability into the results.

2.2.2.3 Three optimisations comparison

Three different algorithms for estimating muscle forces were compared: two dynamic and one static optimisations. For each noisy trial, the generalised kinematics ($\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}, \ddot{\mathbf{q}}$) of the musculoskeletal system was calculated first, using an extended Kalman filter¹⁷². Then, the calculated joint positions (\mathbf{q}) and velocities ($\dot{\mathbf{q}}$) were defined as initial guesses for the two dynamic optimisations; the joint positions, velocities and accelerations ($\ddot{\mathbf{q}}$) were directly used to estimate the joint torques required in static optimisation.

Both dynamic optimisations were solved using a direct multiple shooting algorithm with MUSCOD-II. Control variables were the muscle excitations (\mathbf{e}) and state variables were the

joint angles, velocities ($\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}$) and muscle activations (\mathbf{a}). Controls and states variables were jointly optimised with respect to each optimisation objective-function and the equation of dynamics (Eq. [4]).

EMG-marker tracking optimisation

In the EMG-marker tracking forward dynamics-based optimisation, the differences between the *noisy reference* and estimated marker trajectories (\mathbf{M}) and excitations (\mathbf{e}) were minimised using the following least-squares formulation:

$$\min_{\mathbf{e}} \sum_{i=1}^{31} W_e \|\mathbf{e}_{\text{NOISE}} - \mathbf{e}\|^2 + W_{M_{\text{EMTO}}} \|\mathbf{M}_{\text{NOISE}} - \mathbf{M}(\mathbf{e})\|^2 \quad (5a)$$

$$\text{subject to: Eq. [4]} \quad (5b)$$

$$0 \leq \mathbf{a} \leq 1 \quad (5c)$$

$$0 \leq \mathbf{e} \leq 1 \quad (5d)$$

where the NOISE-index refers to the noisy reference data; $W_{M_{\text{EMTO}}}$ and W_e are the weightings on marker trajectories and excitations, respectively. The noisy reference excitations were given as initial guesses for the control variables. The initial activations were calculated from the noisy reference excitations, by solving the activation dynamics ODE (Eq. [1a-b]).

Marker tracking optimisation

The marker tracking forward dynamics-based optimisation consisted in finding the least-squared muscle excitations that tracked the marker trajectories, using the following objective-function:

$$\min_{\mathbf{e}} W_c \int_0^1 \mathbf{e}(t)^T \mathbf{e}(t) dt + \sum_{i=1}^{31} W_{M_{\text{MTO}}} \|\mathbf{M}_{\text{NOISE}} - \mathbf{M}(\mathbf{e})\|^2 \quad (6a)$$

subject to: Eq. [4]

$$0 \leq \mathbf{a} \leq 1 \quad (6b)$$

$$0 \leq \mathbf{e} \leq 1 \quad (6c)$$

$$0 \leq \mathbf{e} \leq 1 \quad (6c)$$

where $W_c = 10^{-3}$ is the weighting on least-squared excitations and $W_{M_{\text{MTO}}}$ is the weighting on marker trajectories. As the movement lasted one second, the squared excitations $(\mathbf{e}(t)^T \mathbf{e}(t))$ in Eq. [6a] were integrated between 0 and 1 second. Initial muscle activations and excitations were both set at 0.08 for all muscles, all along the movement.

For both EMG-marker tracking and marker tracking dynamic optimisations, the weightings were manually adjusted, until the tracking residuals of the marker trajectories had the same order of magnitude as those obtained with the Kalman filter. They were set at: $W_e = \frac{1}{20}$, 20 corresponding to the number of lines of action, $W_{M_{\text{EMTO}}} = 0.15$, $W_{M_{\text{MTO}}} = 0.3$ and $W_c = 5.10^{-5}$.

Static optimisation

For static optimisation, joint torques were, first, calculated by inverse dynamics, using the joint kinematics resulting from the extended Kalman filter:

$$\boldsymbol{\tau}_{\text{ID}}(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}, \ddot{\mathbf{q}}) = \mathcal{M}(\mathbf{q})\ddot{\mathbf{q}} + \mathbf{N}(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}})\dot{\mathbf{q}} + \mathbf{G}(\mathbf{q}) \quad (7)$$

Muscle activations \mathbf{a} were then optimised at each time t , according to a least-squares criterion, so that the muscle joint moments ($\boldsymbol{\tau}_{\text{mus}}$, see Eq. [3]) matched the joint torques given by inverse dynamics ($\boldsymbol{\tau}_{\text{ID}}$):

$$C_{\text{SO}} = \min_{\mathbf{a}} \frac{1}{2} \mathbf{a}^T \mathbf{a} \quad (8a)$$

$$\text{subject to } \boldsymbol{\tau}_{\text{mus}}(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}, \mathbf{a}) = \boldsymbol{\tau}_{\text{ID}}(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}, \ddot{\mathbf{q}}) \quad (8b)$$

The static optimisation problem was solved using residual actuators¹⁶⁴ in MATLAB (Mathworks, Natick, MA), *i.e.* by treating the constraints as penalties in the objective-function of a nonlinear least-squares problem.

2.2.2.4 Analysis

The marker tracking residuals were reported to assess the efficiency of each optimisation to track the given noisy reference marker trajectories ($\mathbf{M}_{\text{NOISE}}$). For static optimisation, the residual actuators (*i.e.* $\boldsymbol{\tau}_{\text{mus}} - \boldsymbol{\tau}_{\text{ID}}$) were also reported as an indicator of the algorithm efficiency to manage the noise. The root mean square error (RMSe) and the bias (average error) were calculated between the noise-free reference and the estimated joint angles, muscle forces and activations. The time-integral of the squared activations was also reported to attest the marker tracking objective-function efficacy. An ordinary (non repeated measures) one-way ANOVA from the statistical parametric mapping (SPM) package²³⁷ was used to test the *Optimisation method* effect (EMG-marker tracking *vs.* marker tracking *vs.* static optimisation) on the time-histories biases between the reference and estimated joint angles and muscle forces. The significance level was set at $p < 0.05$. When significant differences were found, Tukey post-hoc

comparisons were performed. Only significant differences over a period longer than 0.2 second were reported.

2.2.3 Results

Only the results for the high co-contraction dataset are presented in this section. The results referring to the low co-contraction dataset are available in **Appendix C**.

2.2.3.1 Marker and kinematics tracking

The EMG-marker tracking and marker tracking optimisations using MUSCOD-II converged in 68.2 ± 11.9 and 56.5 ± 27.4 minutes (mean \pm standard deviation of $n = 30$ trials), respectively, for an average of 6 million calls of the forward-dynamic function (Intel® Core™ i5-3570 CPU @3.4 GHz). Comparatively, static optimisation on MATLAB converged in 2.2 ± 1.0 minutes. For static optimisation, the average residual actuator was -0.23 ± 0.58 N.m, which is good.

The tracking residuals of the marker trajectories had the same order of magnitude for the three optimisations (EMG-marker tracking: 0.31 ± 0.32 cm; marker tracking: 0.43 ± 0.30 cm; static optimisation: 0.17 ± 0.06 cm). Markers placed on the distal segments of the kinematic chain had larger errors than those placed on the proximal segments (see **Appendix B**). On average, the bias and RMSe values of the estimated joint angles qualitatively showed small differences for the three optimisations (**Tableau V**). However, for the elbow flexion, the SPM ANOVA revealed a significant effect of the *Optimisation method* on the biases between the reference and the estimated joint angle (**Figure 25**). Post-hoc comparisons then indicated that the EMG-marker tracking biases were significantly different from the marker tracking ones and from static optimisation ones. Marker tracking and static optimisation biases were never significantly different.

Tableau V. RMSe and bias in degrees between the noise-free reference and estimated DOFs of the model with high co-contraction.

Note. GH: glenohumeral; SD: standard deviation. The EMTO, MTO and SO acronyms stand for the EMG-marker tracking, marker tracking and static optimisations, respectively. An asterisk was added next to the DOF for which a significant *Optimisation method* effect was observed on **Figure 23**.

DOFs	Angles (°) (mean ± sd)					
	EMTO		MTO		SO	
	RMSe	Bias	RMSe	Bias	RMSe	Bias
Clavicular rotation	2.01 ± 0.70	0.57 ± 1.98	2.21 ± 0.67	1.22 ± 1.88	1.16 ± 0.09	-0.01 ± 1.15
Scapular tilting	2.08 ± 0.41	-0.56 ± 1.87	2.07 ± 0.40	-0.81 ± 1.80	1.27 ± 0.11	0.03 ± 1.25
GH flexion	1.01 ± 1.49	-0.19 ± 1.55	1.11 ± 0.46	0.29 ± 1.02	0.36 ± 0.03	0.02 ± 0.35
GH abduction	1.22 ± 0.30	-0.34 ± 1.12	1.47 ± 0.45	-0.41 ± 1.37	0.55 ± 0.06	-0.03 ± 0.52
GH axial rotation	2.18 ± 2.68	1.02 ± 3.15	2.93 ± 1.97	1.44 ± 2.62	0.90 ± 0.13	0.00 ± 0.80
Elbow flexion*	1.30 ± 0.87	0.22 ± 1.47	2.30 ± 2.01	-0.25 ± 2.41	0.48 ± 0.06	0.02 ± 0.45
MEAN(mean) ± SD(mean)	1.63 ± 0.51	0.12 ± 0.60	2.02 ± 0.64	0.25 ± 0.91	0.79 ± 0.38	0.01 ± 0.02

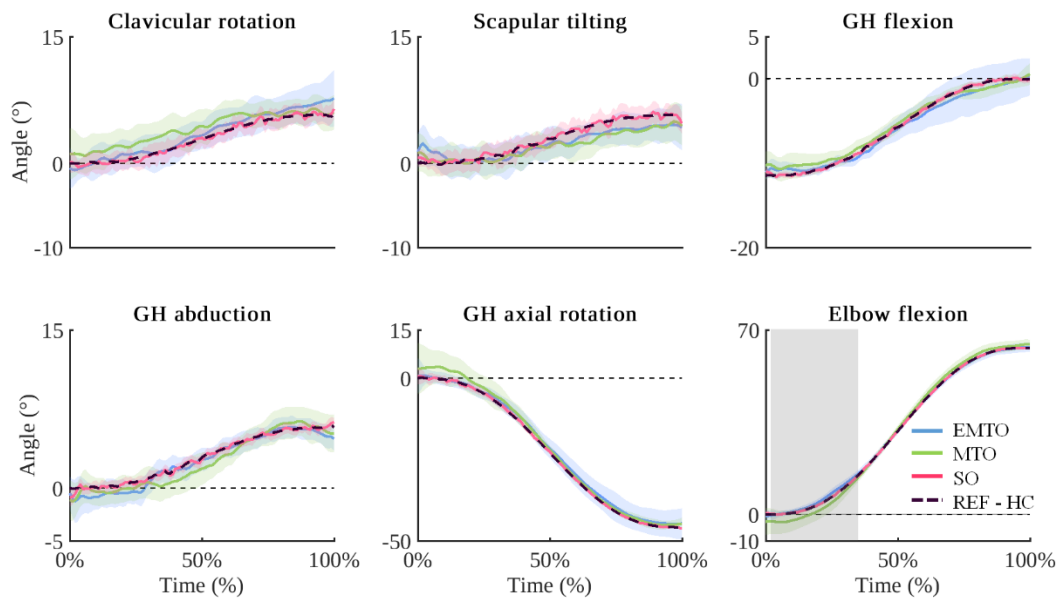


Figure 25. Reference (REF-HC) and mean \pm standard deviation of the estimated joint angles obtained with the high co-contraction dataset. Grey-shaded zones represent the SPM ANOVA results, *i.e.* the time intervals where there is a significant *Optimisation method* effect

2.2.3.2 Muscle activations and forces

The time integral of the squared activations was 15.0 for the reference, 16.1 ± 14.0 for the EMG-marker tracking optimisation, 1.2 ± 1.1 for the marker tracking optimisation and 11.7 ± 8.5 for static optimisation. Concerning the muscle forces, the EMG-marker tracking RMSe averaged across all the lines of action was 20.39 ± 13.24 N, with a bias of 3.25 ± 4.78 N meaning a small overestimation (**Tableau VI**). RMSe for marker tracking and static optimisations were about seven times larger than for EMG-marker tracking (124.22 ± 118.22 N and 148.15 ± 94.01 N, respectively), with average negative biases, *i.e.* muscle forces were underestimated. Static optimisation showed the largest inter-trial variability in muscle forces and activations estimations (see biases standard deviations – **Tableaux VI et VII**).

Tableau VI. RMSe and bias between the noise-free reference and estimated muscle forces with high co-contraction (n = 30 trials), for the 20 lines of action of the model. *Note.* A positive bias corresponds to an overestimation. An asterisk was added next to the muscle for which a significant *Optimisation method* effect was observed on **Figure 26**. Post-hoc comparisons systematically reported that the bias was significantly smaller with EMTO than with MTO or SO. TRI long, TRI lat., TRI med. were the main antagonists to the movement studied.

Muscle lines of action	Forces (N) (mean ± sd)					
	EMTO		MTO		SO	
	RMSe	Bias	RMSe	Bias	RMSe	Bias
LAT thor.*	27.86 ± 21.16	0.86 ± 6.96	194.61 ± 4.11	-71.14 ± 1.63	181.74 ± 8.50	-59.43 ± 41.57
LAT lum.*	9.52 ± 2.93	3.43 ± 15.69	74.59 ± 2.81	-28.48 ± 4.54	81.07 ± 2.95	15.82 ± 99.31
LAT ili.*	10.09 ± 2.91	2.38 ± 16.72	39.02 ± 1.39	-46.07 ± 7.75	65.68 ± 9.05	-30.84 ± 51.43
TRI long	17.13 ± 8.48	7.94 ± 22.05	91.30 ± 3.40	-90.48 ± 4.51	115.88 ± 7.98	-87.84 ± 47.96
TRI lat.*	7.50 ± 1.06	8.41 ± 26.32	71.46 ± 0.62	-84.38 ± 10.52	76.31 ± 2.33	-6.28 ± 122.86
TRI med.*	13.69 ± 18.98	-5.61 ± 27.22	106.37 ± 5.56	-185.10 ± 10.31	107.50 ± 4.04	-108.40 ± 127.85
BRA*	16.07 ± 3.58	1.43 ± 7.86	30.03 ± 1.68	-71.83 ± 5.37	115.12 ± 17.00	-45.21 ± 61.99
PEC clav.*	18.89 ± 4.18	1.38 ± 6.54	51.31 ± 2.36	-12.64 ± 1.95	68.82 ± 4.24	8.40 ± 61.53
PEC ster.*	23.34 ± 7.20	3.07 ± 8.18	193.48 ± 5.94	-20.92 ± 4.96	189.23 ± 5.61	-6.50 ± 54.52
PEC ribs*	17.73 ± 21.00	0.77 ± 11.94	126.77 ± 3.93	-65.48 ± 4.62	129.92 ± 6.12	-11.86 ± 90.24
DELTA ant.	21.57 ± 22.98	0.63 ± 34.19	126.40 ± 3.04	-359.26 ± 23.48	158.74 ± 13.48	-232.20 ± 221.08
DELTA mid.*	9.09 ± 1.46	6.19 ± 20.29	16.35 ± 0.50	-82.13 ± 7.24	65.16 ± 8.26	-69.15 ± 47.97
DELTA pos.*	37.13 ± 17.91	2.94 ± 20.00	371.91 ± 9.91	-191.04 ± 11.81	334.00 ± 19.27	-178.42 ± 51.41
SUP*	22.15 ± 5.30	1.95 ± 17.25	176.15 ± 4.89	-171.19 ± 11.43	168.57 ± 5.46	-55.60 ± 150.79
INF*	62.11 ± 39.07	16.53 ± 56.31	450.31 ± 13.52	-388.01 ± 28.98	381.16 ± 16.50	-195.68 ± 245.07
SUB	32.49 ± 7.37	10.94 ± 29.54	37.40 ± 3.23	-29.72 ± 14.76	260.64 ± 39.33	35.07 ± 220.35
BIC long*	28.58 ± 8.08	-0.49 ± 21.65	225.32 ± 12.11	-216.96 ± 21.30	242.76 ± 9.89	-137.01 ± 187.65
BIC short*	21.03 ± 8.46	0.70 ± 15.97	80.78 ± 1.94	-60.58 ± 9.12	120.27 ± 7.40	-45.55 ± 93.70
TRA up1	4.22 ± 0.69	1.88 ± 3.40	3.36 ± 0.13	-1.54 ± 0.64	35.61 ± 4.30	8.88 ± 32.92
TRA up2	7.54 ± 1.22	-0.36 ± 5.28	17.44 ± 0.67	-15.04 ± 2.09	64.80 ± 6.53	23.07 ± 57.60
MEAN(mean) ± SD(mean)	20.39 ± 13.24	3.25 ± 4.78	124.22 ± 118.22	-109.60 ± 110.35	148.15 ± 94.01	-58.94 ± 76.66

Tableau VII. RMSe and bias between the noise-free reference and estimated muscle activations with high co-contraction (n = 30 trials), for the 20 lines of action of the model. *Note.* A positive bias corresponds to an overestimation.

Muscle lines of action	Activations (unitless) (mean ± sd)					
	EMTO		MTO		SO	
	RMSe	Bias	RMSe	Bias	RMSe	Bias
LAT thor.	0.11 ± 0.04	0.00 ± 0.03	0.49 ± 0.01	-0.24 ± 0.16	0.46 ± 0.02	-0.24 ± 0.16
LAT lum.	0.07 ± 0.01	0.01 ± 0.02	0.36 ± 0.01	0.02 ± 0.12	0.39 ± 0.01	0.02 ± 0.12
LAT ili.	0.06 ± 0.01	0.01 ± 0.03	0.13 ± 0.01	-0.05 ± 0.09	0.21 ± 0.03	-0.05 ± 0.09
TRI long	0.10 ± 0.02	0.06 ± 0.09	0.26 ± 0.01	-0.31 ± 0.19	0.33 ± 0.02	-0.31 ± 0.19
TRI lat.	0.04 ± 0.00	0.05 ± 0.08	0.29 ± 0.00	-0.00 ± 0.36	0.30 ± 0.01	-0.00 ± 0.36
TRI med.	0.09 ± 0.07	-0.01 ± 0.07	0.39 ± 0.02	-0.28 ± 0.32	0.40 ± 0.02	-0.28 ± 0.32
BRA	0.02 ± 0.00	0.01 ± 0.04	0.04 ± 0.00	-0.23 ± 0.29	0.15 ± 0.02	-0.23 ± 0.29
PEC clav.	0.04 ± 0.01	0.02 ± 0.03	0.08 ± 0.00	0.05 ± 0.28	0.11 ± 0.01	0.05 ± 0.28
PEC ster.	0.05 ± 0.01	0.02 ± 0.03	0.32 ± 0.01	-0.02 ± 0.17	0.31 ± 0.01	-0.02 ± 0.17
PEC ribs	0.12 ± 0.08	0.03 ± 0.04	0.48 ± 0.02	-0.02 ± 0.26	0.49 ± 0.02	-0.02 ± 0.26
DELTA ant.	0.10 ± 0.07	0.01 ± 0.03	0.36 ± 0.01	-0.23 ± 0.21	0.47 ± 0.04	-0.23 ± 0.21
DELTA mid.	0.06 ± 0.01	0.05 ± 0.08	0.07 ± 0.00	-0.24 ± 0.19	0.30 ± 0.04	-0.24 ± 0.19
DELTA pos.	0.05 ± 0.01	0.01 ± 0.03	0.36 ± 0.01	-0.29 ± 0.09	0.33 ± 0.02	-0.29 ± 0.09
SUP	0.09 ± 0.01	0.01 ± 0.04	0.38 ± 0.01	-0.12 ± 0.32	0.36 ± 0.01	-0.12 ± 0.32
INF	0.09 ± 0.03	0.03 ± 0.05	0.43 ± 0.01	-0.18 ± 0.25	0.37 ± 0.02	-0.18 ± 0.25
SUB	0.03 ± 0.01	0.01 ± 0.02	0.02 ± 0.00	0.03 ± 0.16	0.19 ± 0.03	0.03 ± 0.16
BIC long	0.08 ± 0.01	0.01 ± 0.03	0.36 ± 0.02	-0.22 ± 0.30	0.39 ± 0.02	-0.22 ± 0.30
BIC short	0.08 ± 0.01	0.01 ± 0.04	0.18 ± 0.00	-0.10 ± 0.22	0.28 ± 0.02	-0.10 ± 0.22
TRA up1	0.05 ± 0.01	0.02 ± 0.03	0.03 ± 0.00	0.08 ± 0.28	0.30 ± 0.04	0.08 ± 0.28
TRA up2	0.07 ± 0.01	0.02 ± 0.03	0.09 ± 0.00	0.16 ± 0.35	0.40 ± 0.04	0.16 ± 0.35
MEAN(mean) ± SD(mean)	0.07 ± 0.03	0.02 ± 0.02	0.26 ± 0.16	-0.11 ± 0.14	0.33 ± 0.10	-0.11 ± 0.14

The SPM ANOVA revealed a significant effect of the *Optimisation method* on the biases between the reference and estimated muscle forces: on more than 95% of the movement for eight muscles (LAT ili., TRI med., PEC ster., PEC ribs, DELT mid., SUP, INF and BIC long); on at least 50% of the movement for five muscles (LAT lum., TRI lat., BRA., PEC clav. and DELT pos.); on less than 35% of the movement for two muscles (LAT thor. and BIC short). No significant difference lasting more than 0.2 s was observed for the other muscles (**Figure 26**). For the fifteen abovementioned muscles, post-hoc comparisons indicated that the biases between the reference and estimated muscle forces were significantly smaller with the EMG-marker tracking optimisation than with the marker tracking optimisation. The EMG-marker tracking and static optimisations biases were significantly different too. For three muscles only (LAT thor., SUP and INF), a significant difference was also revealed between the marker tracking and static optimisations biases.

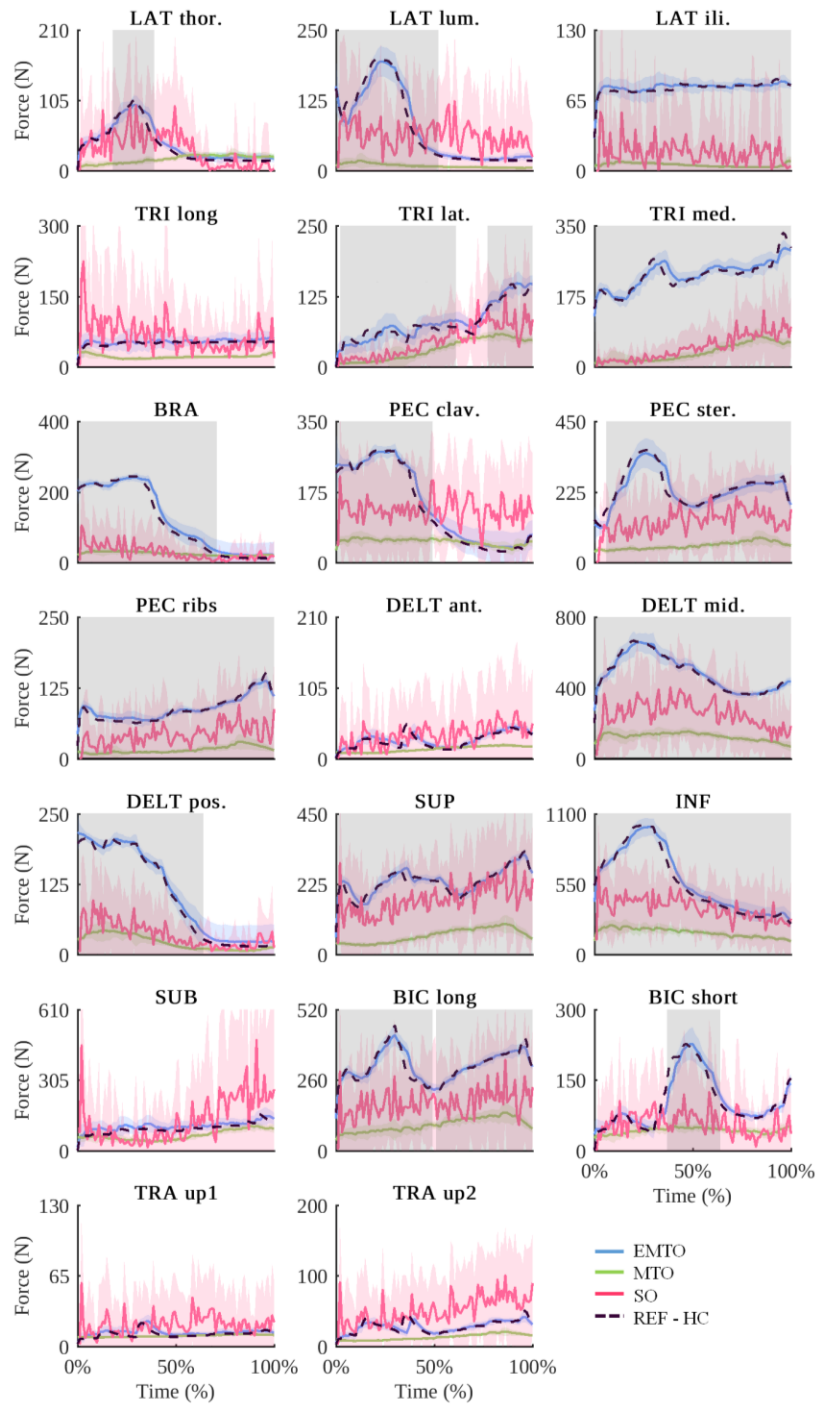


Figure 26. Reference (REF-HC) and mean \pm standard deviation of the estimated muscle forces obtained with the high co-contraction dataset. Grey-shaded zones represent the SPM ANOVA results, *i.e.* the time intervals where there is a significant *Optimisation method* effect.

2.2.4 Discussion

The main objective of this study was to assess the efficiency of an innovative EMG-marker tracking optimisation in its ability to estimate muscle forces. The forward dynamic problem was solved using a direct multiple shooting algorithm in MUSCOD-II that was never used for a musculoskeletal model to date, to the best of our knowledge. Based on simulated data, our main finding was that tracking both muscle excitations and marker trajectories in a forward dynamics-based optimisation led to accurate muscle force estimates, in a few minutes only. By comparison to the least-activation/excitation static and dynamic optimisations, the error on muscle forces was reduced by six to seven times. Finally, the EMG-marker tracking optimisation presented a small inter-trial variability, highlighting its robustness to noise.

2.2.4.1 Optimisations comparison

The three optimisations tracked well the markers and qualitatively resulted in similar marker kinematics. In this respect, the EMG-marker tracking optimisation proved its ability to reproduce the reference movement, while noisy excitations would tend to make the solution diverge exponentially. Hence, although it is commonly admitted that accurately tracking the kinematics using a forward dynamics-based optimisation is challenging^{103,156}, our innovative approach succeeded to give as good results as static optimisation (see biases in **Tableau V**), even if two different sources of information were combined. Since estimated kinematics are qualitatively comparable between the three optimisations, we may discuss the muscle forces differences.

As expected, for 15 out of 20 lines of action, the EMG-marker tracking optimisation produced significantly smaller force biases than did the marker tracking and static optimisations.

Therefore, using muscle excitations and marker trajectories as input gave good forces estimations, compared to existing musculoskeletal models that tracked only joint kinematics, for instance^{156,177}. Interestingly, for the TRI lat. and TRI med. acting as antagonists during the studied movement, the estimated muscle forces were smaller with the two least-activation/excitation optimisations than with the EMG-marker tracking optimisation. In other words, in the high co-contraction condition, the forces estimations of the antagonistic muscles were more accurate with the EMG-marker tracking approach than with static optimisation or marker tracking alone. This result emphasizes that using a least-activation/excitation criterion may not be the most relevant method to physiologically estimate all muscle forces^{228,238}. The EMG-marker tracking algorithm would thus be recommended especially when evaluating movements with high co-contraction.

Compared to the reference, both static and marker-tracking optimisations based on least-activation/excitation criteria underestimated muscle forces. The latter were close to each other with a 23.9 N difference between their respective mean RMSe (**Tableau VI**). This observation is in accordance with Anderson & Pandy (2001), who showed that static and dynamic least-activation/excitation-based optimisations provided equivalent results for gait. Conversely, Morrow et al. (2014) observed different estimated muscle forces between static and dynamic optimisations during wheelchair propulsion. They stressed that these differences may come from the need of dynamic co-contraction and the influence of the activation dynamics in such propulsion task, compared with gait. However, musculoskeletal models (including muscle-tendon equilibrium or not), movements (simulated or experimental), and algorithms (including contact forces or not) were different between the present and cited studies. Further research is therefore needed to determine the aspects underlying the differences between static and dynamic

optimisations and to identify the most relevant methods according to the joints and/or movements of interest to estimate muscle forces.

Interestingly, the two dynamic optimisations presented a limited inter-trial variability in comparison to static optimisation, highlighting their smaller sensitivity to noise (**Tableau VI**). Their better performance may be explained by the muscles dynamic properties. In fact, while excitations were discretized into a piecewise constant representation in MUSCOD-II, activations remained continuous due to the multiple integrations over time (Eq. [1a-b]). This resulted in muscles forces, joint torques and accelerations smoother than those obtained with inverse kinematics/dynamics, *i.e.* with static optimisation. The slight overestimation observed with the proposed method ($+3.25 \pm 4.78$ N) may be explained by the use of a Gaussian noise associated to 10 and 40 ms time constants in the activation dynamics ODE (Eq. [1a-b]). Consequently, forward dynamics-based optimisations should be preferred, especially as the EMG-marker tracking optimisation gave the best agreement between the estimated and reference muscle forces, with low variability.

2.2.4.2 Algorithm novelties

In the EMG-marker tracking optimisation, both muscle excitations and marker trajectories were used in the same objective-function. To the best of our knowledge, no study has simultaneously tracked EMG and marker trajectories to estimate muscle forces yet. For instance, Raison et al. (2011) and Lloyd & Besier (2003) used experimental EMG and marker data but in a hybrid approach (*i.e.* inverse-forward algorithm), whose main limitation is the propagation of errors into the kinematics when tracking the joint torques.

The dynamic optimisations joint angles RMSe ($< 3^\circ$) were comparable to those obtained in the literature, $\sim 5^\circ$ ¹⁸⁷. Several aspects of the proposed study may explain this accurate tracking: the performance of MUSCOD-II to solve forward-dynamic problems¹⁹¹; weightings on the different objective-function terms; and the tracking of markers instead of joint angles or torques^{156,186}. This choice avoided to weight each joint according to its range of motion¹⁵² and, above all, to make errors propagate through the model kinematic chain.

The convergence time of the two forward dynamic-based optimisations (~ 60 min) was longer than that of the computed muscle control¹⁸⁷, but faster than previous dynamic optimisations¹⁵⁴. In fact, in our dynamic optimisations resolution with MUSCOD-II, the convergence time greatly depended on the solution accuracy (quantified by the Karush-Kuhn-Tucker tolerance value), pre-specified to the software as a termination criterion (here set at 10^{-6})¹⁹¹. The fact remains that the direct multiple shooting algorithm was an efficient method to solve our musculoskeletal problem. Indeed, the kinematics fast divergence when adding noise to the excitations (joints limits attained after 0.13 ± 0.03 second) would have resulted in infeasible convergence using algorithms traditionally implemented to solve musculoskeletal problems.

Future work comparing our EMG-marker tracking approach to other approaches estimating muscle forces in the literature – such as the CEINMS toolbox⁸⁴, in which both muscle excitations and joint moments are tracked – could be of interest to identify the optimal objective-function.

2.2.4.3 From simulation to real data

In this paper, we mainly focused on developing and evaluating a new tracking-assisted optimisation method. We thus chose to keep simple the model and data, as well as the studied movement. Accordingly, simulated data were preferred to experimental measurements to

quantify the error of each optimisation method, as it allowed us to have an essential set of *reference* values. Muscle excitations were therefore generated with an arbitrary enforced co-contraction criterion. Besides, Gaussian noises were added to the marker trajectories and excitations to simulate the artefacts existing on real data. At this stage, our results are not physiological. In future studies, the EMG-marker tracking algorithm should be run using experimental EMG and marker trajectories. As experimental EMG is inherently noisy⁵¹, it should be carefully treated and amplitude-normalized – in line with previous research^{239,240} –, while using the EMG-marker tracking approach. Indeed, the EMG signal quality is known to affect the muscle forces estimations, regardless of the method used to estimate them, as stressed by⁸⁴. Furthermore, since deep muscles are difficult to access with surface EMG, the robustness of our EMG-marker tracking algorithm using partial EMG data should also be assessed in a near future.

In the same vein, we chose to work with a simple generic musculoskeletal model. The later was developed from two separate studies to determine all the muscle parameters^{90,114}, as no complete upper-limb muscle database could have been found in the literature. Consequently, the model could be refined using additional lines of action (e.g., Delp et al. (2007)), series elasticity and the muscle-tendon force equilibrium²⁴¹. The muscle-tendon parameters could also be personalized. In the real case, these parameters are either obtained from the literature (mean values measured from cadavers)⁶² or from generic models using regression equations²⁴² or optimisation²⁴³. The fact is that real muscle-tendon parameters have errors on them that might affect the muscle forces estimations. To address this problem, muscle-tendon parameters are usually weighted while calibrating the model and tuned to the subject using static optimisation^{49,71,243}. In future developments of our work, the model could be calibrated from

experimental data using the EMG-marker tracking algorithm to adjust the muscle-tendon parameters; muscle forces would be then estimated, still with the same approach. The direct multiple shooting algorithm will allow such identification of the musculotendinous parameters, as, for example, the maximal isometric force.

2.2.5 Conclusion

In conclusion, the innovative forward dynamics-based optimisation proposed in our study, solved with a direct multiple shooting algorithm, successfully estimated the upper-limb muscle forces, with smaller errors than static and dynamic least-activation/excitation optimisations. Indeed, our innovative approach with both simulated EMG and marker trajectories tracking improved muscle forces biofidelity and accuracy, while commonly used optimisations failed to reproduce muscle co-contraction.

Acknowledgments Funding for this project was provided by the NSERC Discovery grant (RGPIN-2014-03912). The first and second authors received a MÉDITIS and GRSTB scholarship, respectively. Also, we thank the Optimization in Robotics and Biomechanics research group of the IWR at the University of Heidelberg for giving us the possibility to work with MUSCOD-II.

2.2.6 Appendices

2.2.6.1 Appendix A

A.1 The MUSCOD-II software

MUSCOD-II¹⁹¹ solves optimal control problems based on the direct multiple shooting algorithm^{192,232}. The latter consists in dividing the integration interval in N shorter sub-intervals, which facilitates and speeds up the convergence of the solution²⁹. Additional matching constraints guarantee the continuity of the overall solution over the whole-time interval. Inequality constraints are also applied, as, for instance, the ranges of joint angles (\mathbf{q}), velocities ($\dot{\mathbf{q}}$), muscle activations (\mathbf{a}) and excitations (\mathbf{e}):

$$\mathbf{q}_{\min} \leq \mathbf{q} \leq \mathbf{q}_{\max} \quad (9a)$$

$$\dot{\mathbf{q}}_{\min} \leq \dot{\mathbf{q}} \leq \dot{\mathbf{q}}_{\max} \quad (9b)$$

$$0 \leq \mathbf{a} \leq 1 \quad (9c)$$

$$0 \leq \mathbf{e} \leq 1 \quad (9d)$$

In the present study, MUSCOD-II was used with the 4th/5th ODE/DAE Runge-Kutta-Fehlberg solver module, which has a good accuracy level for a given time step²⁴⁴.

A.2 Reference muscle excitations generation

From an anatomical position, the simulated noise-free reference movement mainly consisted of an elbow flexion, hand palm facing upward. The desired joint angles and velocities were defined using the Yeadon *quintic* spline functions²⁴⁵. MUSCOD-II¹⁹¹ was then used to obtain the reference muscle excitations that produced the desired joint kinematics. Control variables were the muscle excitations (\mathbf{e}) and state variables were the joint angles, velocities ($\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}$) and muscle

activations (a). Controls and states variables were jointly optimised with respect to each optimisation objective-function and the equation of dynamics (Eq. [4]). No objective-function was given while generating the optimal noise-free reference excitations with MUSCOD-II. The movement duration was fixed at 1 second. All aforementioned inequality constraints (Eq. [9a-d]) were specified. Specifically, joint angles were forced to respect the desired kinematic values, given as initial solution, at each node of the problem.

2.2.6.2 Appendix B

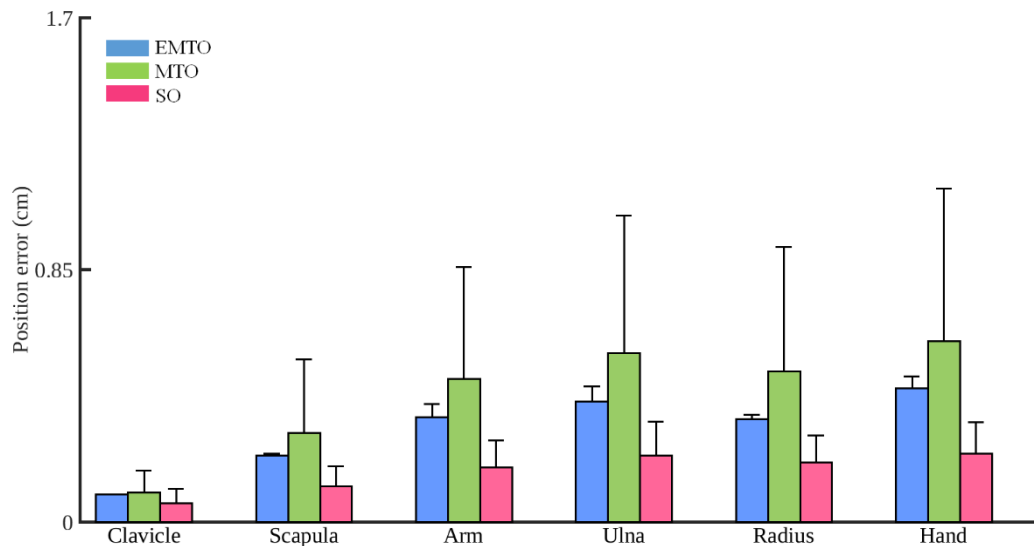


Figure 27. Tracking residual of the markers for the three optimisations, averaged across all the markers, across the duration of the movement with high co-contraction and across the 30 trials. *Note.* The EMTO, MTO and SO acronyms stand for the EMG-marker tracking, marker tracking and static optimisations, respectively.

2.2.6.3 Appendix C: Results for the low co-contraction movement

C.1 Marker and kinematics tracking

The EMG-marker tracking and marker tracking optimisations using MUSCOD-II converged in 25.5 ± 5.3 and 73.9 ± 49.0 minutes (mean \pm standard deviation of $n = 30$ trials), respectively, for an average of 3.6 million calls of the forward-dynamic function (Intel® Core™ i5-3570 CPU @3.4 GHz). Comparatively, static optimisation on MATLAB converged in 2.5 ± 1.0 minutes. The average residual actuator in static optimisation was -0.17 ± 0.49 N.m, which is good.

Similarly to the high co-contraction movement, the tracking residuals of the marker trajectories had the same order of magnitude for the three optimisations (EMG-marker tracking: 0.23 ± 0.10 cm; marker tracking: 0.24 ± 0.11 cm; static optimisation: 0.17 ± 0.06 cm). Errors were larger for markers placed on the distal segments of the kinematic chain than for those placed on the proximal segments (**Figure 28**).

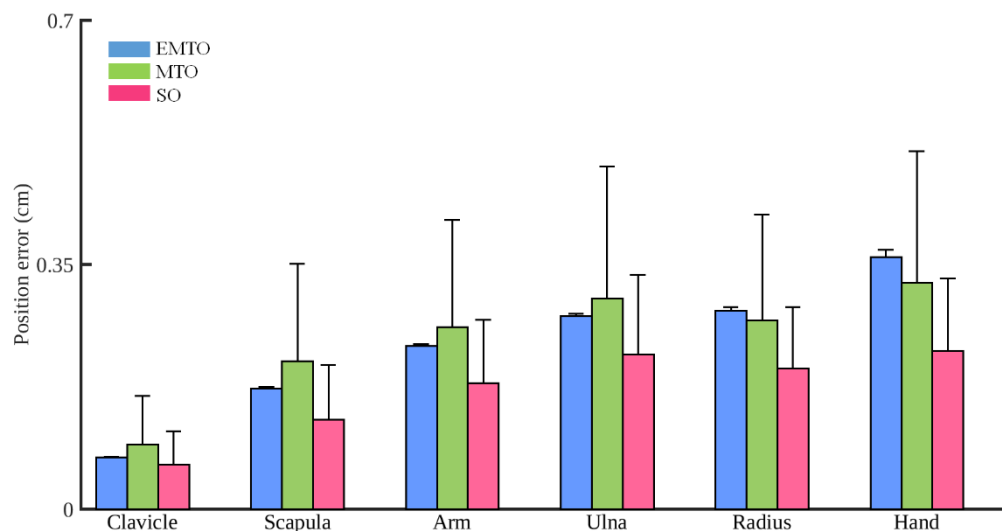


Figure 28. Tracking residual of the markers for the three optimisations, averaged across all the markers, across the length of the movement with low co-contraction and across the 30 trials.

The bias and RMSe values of the estimated joint angles were similar between the three optimisations (**Tableau VIII**). The SPM ANOVA thus revealed no significant effect of the *Optimisation method* on the biases between the reference and the estimated joint angle lasting more than 0.2 s, for any DOF (**Figure 29**).

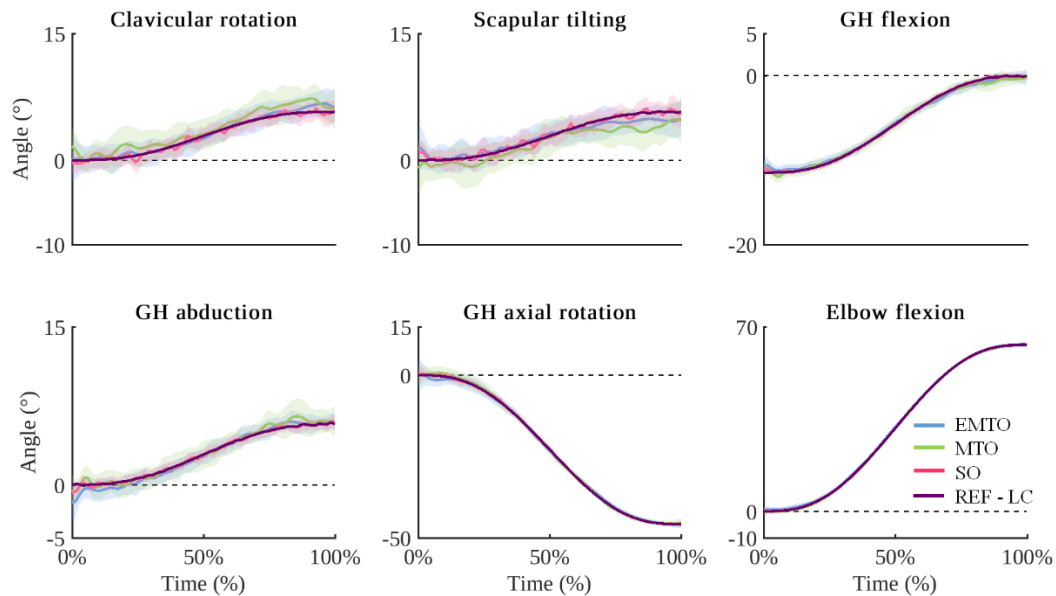


Figure 29. Reference (REF-LC) and mean \pm standard deviation of the estimated joint angles obtained with the low co-contraction dataset. Grey-shaded zones represent the SPM ANOVA results, *i.e.* the time intervals where there is a significant *Optimisation method* effect.

Tableau VIII. RMSe and bias in degree between the noise-free reference and estimated DOFs of the model with low co-contraction.

Note. GH: glenohumeral; SD: standard deviation

DOFs	Angles (°) (mean ± sd)					
	EMTO		MTO		SO	
	RMSe	Bias	RMSe	Bias	RMSe	Bias
Clavicular rotation	1.52 ± 0.29	0.18 ± 1.51	1.98 ± 0.43	0.78 ± 1.82	1.14 ± 0.08	-0.05 ± 1.12
Scapular tilting	1.71 ± 0.25	-0.16 ± 1.64	2.18 ± 0.48	-0.87 ± 1.98	1.28 ± 0.09	0.06 ± 1.25
GH flexion	0.63 ± 0.11	0.03 ± 0.58	0.76 ± 0.22	-0.08 ± 0.75	0.36 ± 0.03	0.01 ± 0.35
GH abduction	0.97 ± 0.13	-0.14 ± 0.89	1.18 ± 0.33	0.09 ± 1.18	0.55 ± 0.06	-0.01 ± 0.53
GH axial rotation	1.49 ± 0.49	-0.06 ± 1.36	1.54 ± 0.47	0.17 ± 1.51	0.88 ± 0.11	0.02 ± 0.79
Elbow flexion	0.90 ± 0.39	0.16 ± 0.93	0.88 ± 0.48	-0.05 ± 0.97	0.48 ± 0.04	0.01 ± 0.45
MEAN(mean) ± SD(mean)	1.20 ± 0.43	0.00 ± 0.15	1.42 ± 0.58	0.01 ± 0.53	0.78 ± 0.37	0.00 ± 0.04

C.2 Muscle activations and forces

The time integral of the squared activations averaged across all the lines of action was 2.9 for the reference, 3.2 ± 3.2 for the EMG-marker tracking optimisation, 1.2 ± 1.1 for the marker tracking optimisation and 11.4 ± 8.2 for static optimisation. Concerning the muscle forces, the EMG-marker tracking RMSe averaged across all the lines of action was 7.61 ± 4.83 N with a bias of 2.2 ± 3.6 N, meaning a small overestimation (**Tableau IX**). RMSe for marker tracking (34.71 ± 29.44 N) and static (115.51 ± 75.74 N) optimisations presented a five- and sixteen-fold increase, respectively, with systematically negative biases for marker tracking optimisation (*i.e.* forces were underestimated for all muscles) and a positive average bias for static optimisation (**Tableau IX**). Muscle forces and activations in static optimisation showed the largest inter-trial variability (see biases standard deviations – **Tableaux IX et X**).

Tableau IX. RMSe and bias between the noise-free reference and estimated muscle forces with low co-contraction (n = 30 trials) for the 20 lines of action of the model. *Note.* A positive bias corresponds to an overestimation. An asterisk was added next to the muscle lines of action for which a significant *Optimisation method* effect was observed on **Figure 30**.

Muscle lines of action	Forces (N) (mean ± sd)					
	EMTO		MTO		SO	
	RMSe	Bias	RMSe	Bias	RMSe	Bias
LAT thor.	6.27 ± 0.90	1.60 ± 3.11	44.55 ± 5.68	-8.39 ± 1.83	138.45 ± 9.76	3.11 ± 42.22
LAT lum.	5.74 ± 0.45	0.55 ± 7.54	19.26 ± 2.61	-27.21 ± 7.18	60.78 ± 7.54	21.72 ± 110.97
LAT ili.	4.06 ± 0.70	1.81 ± 7.47	16.18 ± 1.42	-21.89 ± 8.93	65.71 ± 10.49	-9.31 ± 51.48
TRI long	3.96 ± 0.61	1.80 ± 3.02	21.61 ± 2.53	-14.40 ± 3.27	101.89 ± 10.61	-10.41 ± 49.35
TRI lat.*	3.50 ± 0.68	4.28 ± 4.62	8.72 ± 0.74	-29.98 ± 9.72	44.78 ± 11.57	53.30 ± 124.69
TRI med.*	5.47 ± 0.62	0.79 ± 5.83	20.92 ± 1.69	-37.62 ± 12.22	53.86 ± 7.66	35.85 ± 129.15
BRA	7.82 ± 1.45	-0.81 ± 2.80	29.45 ± 2.90	-12.16 ± 6.60	123.71 ± 30.57	5.12 ± 57.18
PEC clav.*	8.47 ± 1.61	0.32 ± 3.09	26.06 ± 3.40	-6.52 ± 3.18	60.23 ± 5.99	14.38 ± 63.63
PEC ster.	8.22 ± 1.49	1.59 ± 3.63	25.72 ± 2.82	-9.88 ± 5.00	58.91 ± 5.68	8.84 ± 56.89
PEC ribs	3.66 ± 0.54	-0.04 ± 3.87	20.51 ± 1.20	-19.02 ± 4.21	55.54 ± 7.69	35.11 ± 92.19
DELTA ant.	6.66 ± 1.09	4.48 ± 11.00	50.29 ± 3.47	-69.48 ± 23.31	146.59 ± 9.87	53.88 ± 222.99
DELTA mid.	3.86 ± 0.56	0.91 ± 3.14	8.98 ± 0.66	-15.95 ± 5.29	66.97 ± 10.03	-0.52 ± 49.78
DELTA pos.	15.35 ± 2.10	1.67 ± 7.32	82.38 ± 5.81	-21.67 ± 8.36	234.53 ± 28.28	-9.43 ± 50.78
SUP	8.63 ± 1.31	-1.09 ± 6.99	52.72 ± 6.92	-37.32 ± 13.27	167.81 ± 13.54	67.20 ± 149.24
INF*	18.63 ± 3.12	10.09 ± 13.93	119.29 ± 10.46	-102.88 ± 29.85	271.19 ± 23.26	88.10 ± 250.23
SUB	17.61 ± 3.75	7.41 ± 15.88	37.05 ± 5.04	-28.26 ± 20.38	270.61 ± 37.41	44.30 ± 226.94
BIC long	12.01 ± 1.47	0.17 ± 8.74	77.06 ± 10.80	-69.67 ± 22.04	193.30 ± 13.04	-0.17 ± 187.93
BIC short	7.64 ± 0.99	2.59 ± 5.38	23.62 ± 2.14	-9.72 ± 8.83	95.61 ± 15.82	4.63 ± 89.85
TRA up1	1.91 ± 0.35	0.56 ± 1.62	2.22 ± 0.24	-1.33 ± 1.00	34.18 ± 4.11	7.71 ± 32.38
TRA up2	2.68 ± 0.46	0.46 ± 2.39	7.66 ± 0.87	-5.70 ± 3.65	65.54 ± 4.76	29.04 ± 56.58
MEAN(mean) ± SD(mean)	7.61 ± 4.83	1.96 ± 2.75	34.71 ± 29.44	-27.45 ± 25.85	115.51 ± 75.74	22.12 ± 27.83

Tableau X. RMSe and bias between the noise-free reference and estimated muscle activations with low co-contraction (n = 30 trials), for the 20 lines of action of the model. Note. A positive bias corresponds to an overestimation.

Muscle lines of action	Activations (unitless) (mean \pm sd)					
	EMTO		MTO		SO	
	RMSe	Bias	RMSe	Bias	RMSe	Bias
LAT thor.	0.04 \pm 0.00	0.01 \pm 0.01	0.12 \pm 0.02	-0.03 \pm 0.01	0.35 \pm 0.02	0.01 \pm 0.16
LAT lum.	0.05 \pm 0.00	0.00 \pm 0.01	0.09 \pm 0.01	-0.03 \pm 0.01	0.29 \pm 0.03	0.03 \pm 0.14
LAT ili.	0.02 \pm 0.00	0.00 \pm 0.01	0.05 \pm 0.00	-0.04 \pm 0.01	0.21 \pm 0.03	-0.02 \pm 0.09
TRI long	0.03 \pm 0.00	0.02 \pm 0.01	0.05 \pm 0.01	-0.05 \pm 0.01	0.29 \pm 0.03	-0.04 \pm 0.19
TRI lat.	0.01 \pm 0.00	0.03 \pm 0.01	0.04 \pm 0.00	-0.07 \pm 0.03	0.17 \pm 0.04	0.16 \pm 0.37
TRI med.	0.04 \pm 0.00	0.01 \pm 0.02	0.07 \pm 0.01	-0.10 \pm 0.03	0.21 \pm 0.03	0.08 \pm 0.33
BRA	0.01 \pm 0.00	0.01 \pm 0.01	0.04 \pm 0.00	-0.05 \pm 0.03	0.16 \pm 0.04	0.02 \pm 0.27
PEC clav.	0.02 \pm 0.00	0.01 \pm 0.01	0.04 \pm 0.01	-0.03 \pm 0.02	0.10 \pm 0.01	0.07 \pm 0.29
PEC ster.	0.02 \pm 0.00	0.01 \pm 0.01	0.04 \pm 0.00	-0.03 \pm 0.02	0.10 \pm 0.01	0.03 \pm 0.18
PEC ribs	0.03 \pm 0.00	0.01 \pm 0.01	0.08 \pm 0.00	-0.05 \pm 0.01	0.22 \pm 0.03	0.11 \pm 0.26
DELTA ant.	0.04 \pm 0.00	0.01 \pm 0.01	0.15 \pm 0.01	-0.06 \pm 0.02	0.44 \pm 0.03	0.06 \pm 0.22
DELTA mid.	0.03 \pm 0.00	0.02 \pm 0.01	0.04 \pm 0.00	-0.05 \pm 0.02	0.30 \pm 0.04	0.01 \pm 0.19
DELTA pos.	0.03 \pm 0.00	0.00 \pm 0.01	0.08 \pm 0.01	-0.04 \pm 0.01	0.23 \pm 0.03	-0.02 \pm 0.08
SUP	0.04 \pm 0.00	0.00 \pm 0.02	0.11 \pm 0.01	-0.07 \pm 0.03	0.36 \pm 0.03	0.14 \pm 0.31
INF	0.03 \pm 0.00	0.02 \pm 0.01	0.12 \pm 0.01	-0.10 \pm 0.03	0.28 \pm 0.02	0.09 \pm 0.26
SUB	0.01 \pm 0.00	0.01 \pm 0.01	0.03 \pm 0.00	-0.02 \pm 0.02	0.20 \pm 0.03	0.03 \pm 0.17
BIC long	0.05 \pm 0.00	0.01 \pm 0.01	0.12 \pm 0.02	-0.11 \pm 0.04	0.31 \pm 0.02	-0.00 \pm 0.30
BIC short	0.03 \pm 0.00	0.02 \pm 0.01	0.05 \pm 0.01	-0.01 \pm 0.02	0.22 \pm 0.04	0.02 \pm 0.21
TRA up1	0.02 \pm 0.00	0.01 \pm 0.01	0.02 \pm 0.00	-0.01 \pm 0.01	0.29 \pm 0.04	0.07 \pm 0.28
TRA up2	0.03 \pm 0.00	0.01 \pm 0.01	0.04 \pm 0.00	-0.03 \pm 0.02	0.40 \pm 0.03	0.18 \pm 0.34
MEAN(mean) \pm SD(mean)	0.03 \pm 0.01	0.01 \pm 0.01	0.07 \pm 0.04	-0.05 \pm 0.03	0.26 \pm 0.09	0.05 \pm 0.06

For INF, the SPM ANOVA revealed a significant effect of the *Optimisation method* on the biases between the reference and estimated muscle forces on more than 50% the movement (**Figure 30**). For TRI lat., TRI med. and PEC clav., the significant *Optimisation method* effect was observed on less than 50% of the movement. No significant difference lasting more than 0.2 s was observed for the other muscles. For TRI lat. and TRI med., post-hoc only assessed that the EMG-marker tracking biases were significantly different from the marker tracking ones and from static optimisation ones (*i.e.* marker tracking and static optimisations biases were never significantly different, for these two muscles). For INF, post-hoc comparisons only indicated that the marker tracking biases were significantly different from the EMG-marker tracking ones and from static optimisation ones. For PEC clav., post-hoc comparisons showed that the EMG-marker tracking biases were significantly different from the marker tracking ones and from static optimisation ones; and that the marker tracking and static optimisations biases were significantly different too.

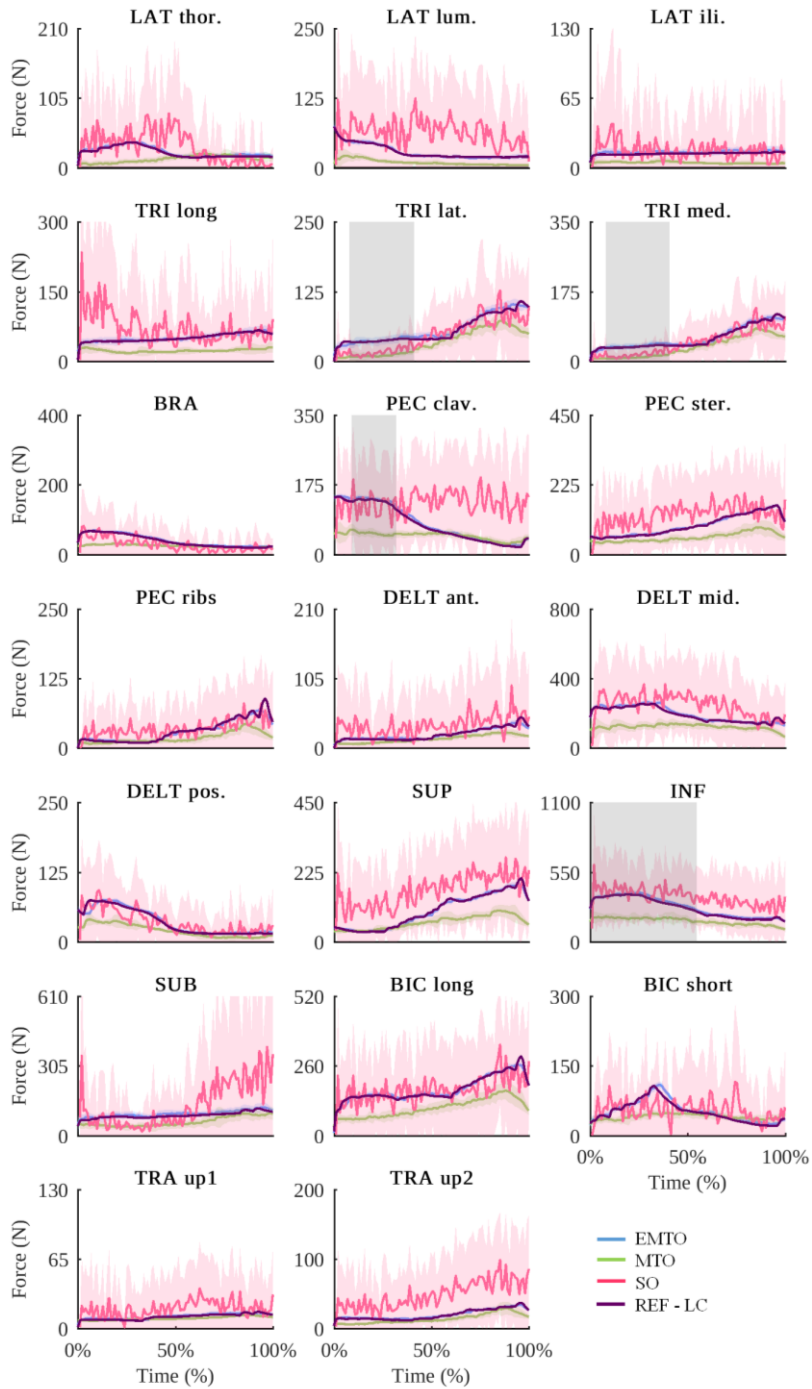


Figure 30. Reference (REF-LC) and mean \pm standard deviation of the estimated muscle forces obtained with the low co-contraction dataset. Grey-shaded zones represent the SPM ANOVA results, *i.e.* the time intervals where there is a significant *Optimisation method* effect.

Chapitre 3 : Quelles données utiliser en dynamique directe pour estimer les forces musculaires ?

3.1 Apport original de l'étudiant et contribution des co-auteurs

Ce troisième chapitre de thèse présente notre deuxième article publié intitulé : "Which data should be tracked in forward-dynamic optimisation to best predict muscle forces in a pathological co-contraction case?". Cet article, coécrit par Colombe Bélaïse, Benjamin Michaud, Fabien Dal Maso, Katja Mombaur et Mickaël Begon, est paru en 2018 dans la revue *Journal of Biomechanics* (v. 68, pp. 99-106).

La contribution principale de cet article revient à Colombe Bélaïse. Les données de simulation ayant servi de support aux calculs ont été générées par elle. La méthode a été développée avec l'aide des co-auteurs Mickaël Begon et Benjamin Michaud. Les calculs d'optimisation ayant mené aux résultats présentés ont été effectués par Colombe Bélaïse avec la contribution du co-auteur Benjamin Michaud. L'article a été écrit par Colombe Bélaïse, guidée par les conseils, remarques et ajustements de tous les co-auteurs.

3.2 Article n°2

Cette deuxième étude s'inscrit dans la continuité de la précédente (Chapitre 2), en ce qu'elle apporte une nouvelle compréhension de l'importance du suivi de données en optimisation dynamique. Toujours dans le but d'estimer des forces musculaires réalistes, ce travail a permis de déterminer quel type de données utiliser pour le suivi et ainsi, de confirmer l'importance de l'EMG. Pour ce faire, un cas particulier a été choisi, à savoir celui des mouvements réalisés avec

forte co-contraction (p. ex., dans un cas pathologique tel que celui de la paralysie cérébrale). Dans cette étude également réalisée à partir de données simulées, nous avons émis l'hypothèse initiale que le suivi combiné des EMG et des trajectoires des marqueurs cutanés améliorerait le réalisme des forces musculaires en optimisation dynamique.

Which data should be tracked in forward-dynamic optimisation to best predict muscle forces in a pathological co-contraction case?

Colombe Bélaïse^{a,b}, Benjamin Michaud^{a,b,d}, Fabien Dal Maso^{c,d}, Katja Mombaur^e and Mickaël Begon^{a,b,d}

^aLaboratory of Simulation and Modelisation of Movement, Université de Montréal, Montreal, QC, Canada

^bSainte-Justine Hospital Research Center, Montreal, QC, Canada

^cSchool of Physical and Occupational Therapy, McGill University, Montreal, QC, Canada

^dDepartment of Kinesiology, Université de Montréal, Montreal, QC, Canada

^eInterdisciplinary Center for Scientific Computing, University of Heidelberg, Heidelberg, Germany

Abstract The choice of the cost-function for predicting muscle forces during a movement remains a challenge, especially in patients with neuromuscular disorders. Forward dynamics-based optimisations mainly track joint kinematics or torques, combined with a least-excitation criterion. Tracking marker trajectories and/or electromyography (EMG) has rarely been proposed. Our objective was to determine the best tracking objective-function to accurately predict the upper-limb muscle forces. A musculoskeletal model was created and EMG was simulated to obtain a reference movement – a shoulder abduction. A Gaussian noise (mean=0; standard deviation=15%) was added to the simulated EMG. Another noise – corresponding to

the actual soft tissue artefacts (STA) of experimental shoulder abduction movements – was added to the trajectories of the markers placed on the model. Muscle forces were estimated from these noisy data, using forward dynamics assisted by six non-linear least-squared objective-functions. These functions involved the tracking of marker trajectories, joint angles or torques, with and without EMG-tracking. All six approaches used the same musculoskeletal model and were solved using a direct multiple shooting algorithm. Finally, the predicted joint angles, muscle forces and activations were compared to the reference values, using root-mean-square errors (RMSe) and biases. The force RMSe of the approach tracking both marker trajectories and EMG (18.45 ± 12.60 N) was almost five times lower than the one of the approach tracking only joint angles (82.37 ± 66.26 N) or torques (85.10 ± 116.40 N). Therefore, using EMG as a complementary tracking-data in forward dynamics seems to be promising for the estimation of muscle forces.

Keywords Muscle forces; Musculoskeletal model; Forward dynamics; Electromyography; Direct multiple shooting.

3.2.1 Introduction

Muscle forces quantification through musculoskeletal modeling might be beneficial to improve the design and evaluation of therapeutic programs. A better understanding of the co-contraction mechanisms into the muscle force-sharing problem would bring non-negligible clinical insights⁴, especially in patients with neuromuscular disorders. Because of the musculoskeletal redundancy, an infinity of muscle activation patterns can produce the same movement⁹⁸. Optimisation approaches are therefore used to provide a unique solution; however, the nature of the objective-function remains a challenge.

In the literature, dynamic optimisation is widely acknowledged for considering the time-dependent nature of the muscles^{64,112,152}. Based on a forward approach, dynamic optimisation accounts for activation dynamics and is mostly assisted by data tracking to find the optimal controls driving the biomechanical model^{88,112}. Dynamic optimisation is often criticized for being time-consuming; convergence times up to hundreds of hours are reported in some studies^{88,112,154,246}. Hence, state-of-the-art algorithms like direct collocation^{190,247} and direct multiple shooting algorithms^{29,191,232} could be used to solve forward problems in a timely manner.

In dynamic optimisation, joint kinematics is commonly tracked by minimizing the difference between experimental and predicted data through the objective-function^{156,158}. Since musculoskeletal models are based on a kinematic chain, tracking-errors at the proximal joints will theoretically propagate to the distal segment positions. Tracking marker trajectories instead of joint kinematics could limit such error propagation.

Another type of forward dynamics-based optimisation – termed as ‘hybrid’ or *forward-muscular inverse-skeletal* optimisation^{71,186} – was recently introduced. It combines an inverse-dynamic approach with a forward workflow^{71,168,186}. However, due to the so-called ‘soft tissue artefacts’ (STA) and, above all, the successive derivations, the joint torques may be noisy⁸⁸. Then, the use of an extended Kalman filter – including up to the accelerations in the state variables – may partially solve this problem¹⁷².

In the literature, the tracking functions of dynamic or hybrid optimisations are commonly combined with a least-activation/excitation criterion^{168,187,189}. However, such a criterion does not reflect the muscle co-contraction and may not provide physiological results^{228,248}. This is particularly true in some pathological cases, like children with cerebral palsy, because spasticity

increases muscle co-contraction^{130,131}. Thus, such approach should not be recommended for studying goal-directed upper-limb movements implying complex muscle coordination¹⁵². Instead of minimizing muscle excitations, tracking electromyography (EMG) – a direct measurement of muscular activity – may address this limitation.

In this paper, we hypothesized that tracking both EMG and marker trajectories would improve the muscle forces realism. Our objective was to determine which kind of data should be tracked when using forward-dynamic optimisation to accurately predict muscle forces in case of pathological co-contraction.

3.2.2 Methods

3.2.2.1 Upper-limb musculoskeletal model

A 3D upper-limb model was created from a custom-made modeling package (S2M Dynamic Library) adapted from the Rigid Body Dynamic Library²³⁶. Three rigid segments were articulated by two joints, namely: the glenohumeral (3 DOFs: elevation, plane of elevation, axial rotation) and elbow (1 DOF: flexion/extension) (**Figure 31**). A total of eight markers – four on the arm (M1-M4) and lower-arm (M5-M8) – were placed on the right upper-limb.

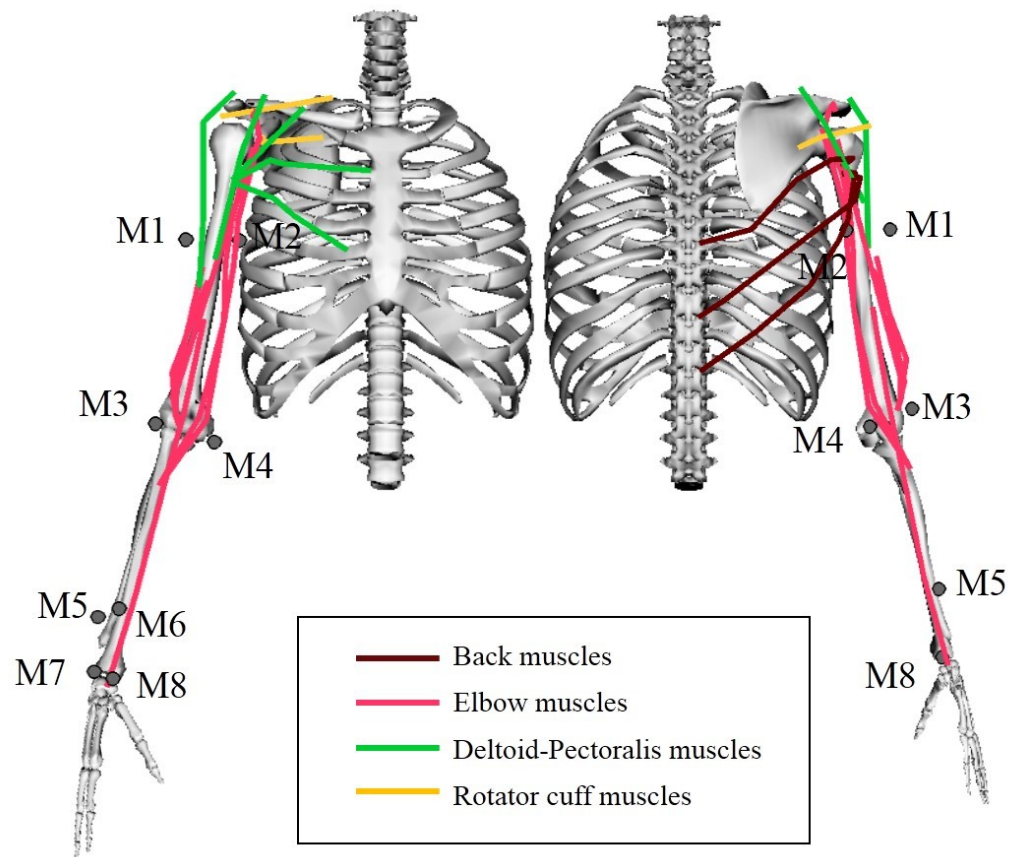


Figure 31. Anterior (A) and posterior (B) views of the right upper-limb musculoskeletal model from the S2M Dynamic Library. Colored lines and dark-circled dots represent the 18 Hill-type muscle lines of action and the 8 markers, respectively

The geometry and properties of the bones and 18 Hill-type lines of action included in the model were implemented into the S2M Dynamic Library, according to the generic musculoskeletal model of Holzbaaur et al. (2005) available in OpenSim. They were actuated by generic force-length, force-velocity and parallel passive elastic force-length relationships⁶⁸. Activation dynamics was implemented as described in **Appendix**.

3.2.2.2 STA-noise extraction and joint kinematics

Joint kinematics and skin marker STA were obtained from the experimental protocol described in Begon et al. (2015). Briefly, markers were placed on skin and on intracortical-pin clusters screwed in the left humerus of four healthy participants²⁴⁹. A skeletal model was then created, and joint kinematics was reconstructed from both skin and intracortical-pin markers^{249,250}. The 3D displacement of the skin markers expressed in the bone system-of-coordinates corresponded to the STA.

In the present study, shoulder abductions from the anatomical position performed by one subject (27 years; 1.65 m; 57 kg) were analysed. For each of the three repetitions of the movement, the STA-noise was extracted. As no pin was screwed into the subject's lower-arm, the calculated noise was smaller for the four markers placed on this segment. The corresponding joint kinematics was then smoothed using a Fourier interpolation on MATLAB (Mathworks, Natick, MA). The experimental joint angles matching the DOFs of our right upper-limb model were kept, while the others were ignored.

3.2.2.3 Simulated muscle excitations

Since no EMG data were recorded in combination with the pin and skin markers trajectories in the previous work of Begon et al. (2015), EMG (also termed as *muscle excitations*) was simulated for each repetition of the movement, using a forward approach. The optimal control problem was solved with a direct multiple shooting algorithm implemented into the MUSCOD-II software¹⁹¹ (**Appendix**). The movement duration was 2 seconds. Controls were muscle excitations; states were joint angles, velocities and muscle activations. Controls were discretized into a piecewise-constant representation on a 51-node grid²³²; they were optimised, so that the

experimental joint angles were strictly reproduced. Estimated joint angles, velocities and muscle activations were obtained as output.

First, the redundancy of the musculoskeletal model was assessed by calculating a viable control space, using 200 random controls initial guesses without objective-function (**Figure 33** in **Appendix**). Second, the reference excitations were obtained, with enforced levels of co-contraction to reproduce the magnitude of those observed in cerebral palsy patients^{130,131}. Similar to previous studies modeling the EMG signal^{251,252}, a zero-mean Gaussian noise (standard deviation = 15%) was finally added to the optimised excitations to mimic the measurement errors observed with real data⁵¹. This noise was such that the model physiological boundaries were reached in 0.13 ± 0.03 second when forward dynamics was executed on MATLAB.

3.2.2.4 Comparison of six tracking-assisted forward-dynamic optimisations

As a first step, marker trajectories were calculated from the estimated joint angles²⁵³; the STA-noise formerly extracted was then added to them. Thereafter, an extended Kalman filter¹⁷² was fed with the noisy marker trajectories: it enabled the calculation of the noisy generalised kinematics ($\mathbf{q}_{\text{noise}}$, $\dot{\mathbf{q}}_{\text{noise}}$, $\ddot{\mathbf{q}}_{\text{noise}}$) simultaneously.

All optimisations were solved using a direct multiple shooting algorithm¹⁹¹, on a 31-node grid – the general form of the optimal control problem is detailed in **Appendix**. Controls and states were jointly optimised with respect to each objective-function. For the optimisations that did not track the excitations, the weighting on least-squared excitations, W_c , was set at 0.001. For the other optimisations, the weighting on excitations, W_e , was set at $\frac{1}{18}$, 18 corresponding to the number of lines of action. All weightings were manually adjusted, until the tracking residuals

of the marker trajectories had the same order of magnitude as those obtained with the Kalman filter.

The joint-angle tracking optimisation (QTO) consisted in finding the least-squared muscle excitations (\mathbf{e}) that tracked the joint angles (\mathbf{q}), using the following objective-function:

$$\min_{\mathbf{e}, \mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}, \mathbf{a}} W_c \int_0^2 \mathbf{e}(t)^T \mathbf{e}(t) dt + \sum_{i=1}^{31} W_q \left\| \mathbf{q}_{\text{noise}, i} - \mathbf{q}(\mathbf{e}_i) \right\|^2 \quad (1)$$

where i represents the nodes; the ‘noise’-index refers to the noisy reference data; $W_q = 0.1$ is the weighting on joint angles. The integration was made between 0 and 2 seconds, which is the total duration of the motion.

In the marker tracking optimisation (MTO), the least-squared muscle excitations (\mathbf{e}) that tracked the marker positions (\mathbf{M}) were found, using the following objective-function:

$$\min_{\mathbf{e}, \mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}, \mathbf{a}} W_c \int_0^2 \mathbf{e}(t)^T \mathbf{e}(t) dt + \sum_{i=1}^{31} W_M \left\| \mathbf{M}_{\text{noise}, i} - \mathbf{M}(\mathbf{e}_i) \right\|^2 \quad (2)$$

where $W_M = 0.1$ is the weighting on marker positions.

With the torque tracking optimisation (TTO) – a hybrid approach –, an inverse-dynamic problem was first solved from the Kalman filter joint kinematics to obtain the joint torques, $\boldsymbol{\tau}_{\text{ID}}$:

$$\boldsymbol{\tau}_{\text{ID}} = \mathcal{M}(\mathbf{q}_{\text{noise}}) \ddot{\mathbf{q}}_{\text{noise}} + \mathbf{N}(\mathbf{q}_{\text{noise}}, \dot{\mathbf{q}}_{\text{noise}}) \dot{\mathbf{q}}_{\text{noise}} + \mathbf{G}(\mathbf{q}_{\text{noise}}) \quad (3)$$

where \mathcal{M} is the mass matrix; \mathbf{N} is the nonlinear vector containing centrifugal and Coriolis effects and \mathbf{G} represents the effects of gravity. The TTO objective-function consisted in minimizing the difference between $\boldsymbol{\tau}_{\text{ID}}$ and the net joint torques $\boldsymbol{\tau}_{\text{mus}}$ due to muscle forces (Eq. [11], **Appendix**):

$$\min_{\mathbf{e}, \mathbf{a}} W_c \int_0^2 \mathbf{e}(t)^T \mathbf{e}(t) dt + \sum_{i=1}^{31} W_\tau \left\| \boldsymbol{\tau}_{\text{ID}}(\mathbf{q}_{\text{noise},i}, \dot{\mathbf{q}}_{\text{noise},i}, \ddot{\mathbf{q}}_{\text{noise},i}) - \boldsymbol{\tau}_{\text{mus}}(\mathbf{e}_i) \right\|^2 \quad (4)$$

where $W_\tau = 0.01$ is the weighting on joint torques.

The EMG-joint-angle tracking optimisation (EQTO) consisted in finding the muscle excitations (\mathbf{e}) that tracked both the noisy joint angles and excitations, using the following objective-function:

$$\min_{\mathbf{e}, \mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}, \mathbf{a}} \sum_{i=1}^{31} \left(W_e \left\| \mathbf{e}_{\text{noise},i} - \mathbf{e}_i \right\|^2 + W_q \left\| \mathbf{q}_{\text{noise},i} - \mathbf{q}(\mathbf{e}_i) \right\|^2 \right) \quad (5)$$

where $W_q = 0.1$.

Our innovative EMG-marker tracking optimisation (EMTO) was about finding the muscle excitations (\mathbf{e}) that tracked both the noisy markers positions and excitations, expressed as follows:

$$\min_{\mathbf{e}, \mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}, \mathbf{a}} \sum_{i=1}^{31} \left(W_e \left\| \mathbf{e}_{\text{noise},i} - \mathbf{e}_i \right\|^2 + W_M \left\| \mathbf{M}_{\text{noise},i} - \mathbf{M}(\mathbf{e}_i) \right\|^2 \right) \quad (6)$$

where $W_M = 0.2$.

Finally, in the EMG-torque tracking optimisation (ETTO) – the second hybrid approach –, the differences between the noisy reference and estimated excitations (\mathbf{e}) and between $\boldsymbol{\tau}_{\text{ID}}$ and the net joint torques $\boldsymbol{\tau}_{\text{mus}}$ were minimized, using the following least-squares formulation:

$$\min_{\mathbf{e}, \mathbf{a}} \sum_{i=1}^{31} \left(W_e \left\| \mathbf{e}_{\text{noise},i} - \mathbf{e}_i \right\|^2 + W_\tau \left\| \boldsymbol{\tau}_{\text{ID}}(\mathbf{q}_{\text{noise},i}, \dot{\mathbf{q}}_{\text{noise},i}, \ddot{\mathbf{q}}_{\text{noise},i}) - \boldsymbol{\tau}_{\text{mus}}(\mathbf{e}_i) \right\|^2 \right) \quad (7)$$

where $W_\tau = 0.1$.

The six dynamic optimisations were subject to various constraints, including the activation dynamics (Eq. [9a-b], **Appendix**) and the equation of dynamics (Eq. [12], **Appendix**). When muscle excitations were not tracked (Eq. [1-2,4]), the controls initial guess was 1% for all the muscles. When muscle excitations were tracked (Eq. [5-7]), the controls initial guess was the noisy simulated excitations. Concerning the initial guess of the state variables, a 1% for all activations and the kinematics resulting from the extended Kalman filter ($\mathbf{q}_{\text{noise}}$, $\dot{\mathbf{q}}_{\text{noise}}$) were given, in Eq. [1-2]. In Eq. [5-6], the states initial guess was the activations that derived from the noisy simulated excitations (Eq. [9a-b]) and $\mathbf{q}_{\text{noise}}$, $\dot{\mathbf{q}}_{\text{noise}}$. In Eq. [4] and [7], the states initial guess was the activations that derived from the noisy simulated excitations alone.

3.2.2.5 Data reduction

For each optimisation, convergence times and squared-activation time-integrals were reported. For comparison purpose, the root-mean-square (RMSe) and average errors (biases, referring to under or overestimations) were calculated between the noise-free reference and estimated joint angles, muscle forces and activations (see **Supplementary Material**). For muscle forces, comparisons with the noise-free reference values were defined¹⁵² as: good when the RMSe were below 25 N; moderate when they were between 25 N and 50 N; poor when they were above 50 N.

3.2.3 Results

3.2.3.1 Data tracking aspects

The convergence times of the six optimisations varied from 0.46 ± 0.01 minutes (EQTO) to 8.67 ± 1.11 minutes (TTO), on an Intel® Core™ i5-3570 CPU @3.4 GHz. The other

convergence times were: 2.06 ± 0.61 minutes (QTO); 1.27 ± 0.23 minutes (MTO); 1.27 ± 0.83 minutes (EMTO) and 3.98 ± 0.57 minutes (ETTO). One call of the activation dynamics (Eq. [9a-b]) took about $4 \mu\text{s}$; the forward dynamics (Eq. [12]), $310 \mu\text{s}$; and the forward kinematics, $0.9 \mu\text{s}$.

The joint-angle tracking score ($\mathbf{q}_{\text{noise},i} - \mathbf{q}(\mathbf{e}_i)$) was $4.58 \pm 2.29^\circ$ for QTO *versus* $5.16 \pm 2.29^\circ$ for EQTO. The marker tracking score ($\mathbf{M}_{\text{noise},i} - \mathbf{M}(\mathbf{e}_i)$) was 12 ± 5.7 mm for MTO *versus* 16 ± 8.0 mm for EMTO. The joint-torque tracking score ($\boldsymbol{\tau}_{\text{ID}}(\mathbf{q}_{\text{noise},i}, \dot{\mathbf{q}}_{\text{noise},i}, \ddot{\mathbf{q}}_{\text{noise},i}) - \boldsymbol{\tau}_{\text{mus}}(\mathbf{e}_i)$) was 0.03 ± 0.02 N.m for TTO *versus* 0.06 ± 0.03 N.m for ETTO. Kinematic results showed that the two hybrid approaches – *i.e.* TTO and ETTO – were more sensitive to the STA-noise on marker trajectories than the other approaches (**Figure 32**). The joint angle RMSe were the lowest for the two approaches that tracked the joint angles (*i.e.* QTO and EQTO) (**Tableau XI**).

Tableau XI. RMSe and biases in degrees between the noise-free reference and estimated joint angles of the model ($n = 3$ repetitions). *Note:* GH: glenohumeral; SD/sd: standard deviation.

DOFs	Joint angle RMSe (°) (mean ± sd)					
	QTO		MTO		TTO	
	RMSe	Bias	RMSe	Bias	RMSe	Bias
GH flexion	1.22 ± 0.24	0.38 ± 0.55	6.01 ± 0.57	4.16 ± 0.71	20.57 ± 0.28	-1.17 ± 1.41
GH abduction	1.11 ± 0.32	0.33 ± 0.59	1.85 ± 0.50	1.31 ± 0.65	9.02 ± 0.03	-1.04 ± 1.33
GH axial rotation	2.09 ± 0.28	-1.26 ± 0.71	11.88 ± 0.26	-10.30 ± 0.68	17.95 ± 0.43	0.41 ± 2.29
Elbow flexion	2.25 ± 0.15	2.03 ± 0.55	2.84 ± 0.13	2.49 ± 0.37	8.79 ± 0.18	-1.17 ± 1.68
MEAN(mean) ± SD(mean)	1.67 ± 0.59	0.37 ± 1.34	5.64 ± 4.52	-0.59 ± 6.58	14.08 ± 6.08	-0.74 ± 0.77

DOFs	EQTO		EMTO		ETTO	
	RMSe	Bias	RMSe	Bias	RMSe	Bias
	GH flexion	1.62 ± 0.39	-1.12 ± 0.59	1.59 ± 0.40	-0.61 ± 1.01	20.61 ± 0.29
GH abduction	0.92 ± 0.07	0.24 ± 0.75	1.11 ± 0.22	0.01 ± 1.03	9.01 ± 0.04	-1.04 ± 1.32
GH axial rotation	2.47 ± 0.19	0.12 ± 1.18	2.57 ± 0.30	-0.35 ± 1.59	17.84 ± 0.44	0.62 ± 2.24
Elbow flexion	1.29 ± 0.18	0.82 ± 0.40	1.21 ± 0.17	0.84 ± 0.42	8.79 ± 0.18	-1.17 ± 1.68
MEAN(mean) ± SD(mean)	1.57 ± 0.66	0.01 ± 0.82	1.62 ± 0.66	-0.03 ± 0.63	14.06 ± 6.07	-0.70 ± 0.89

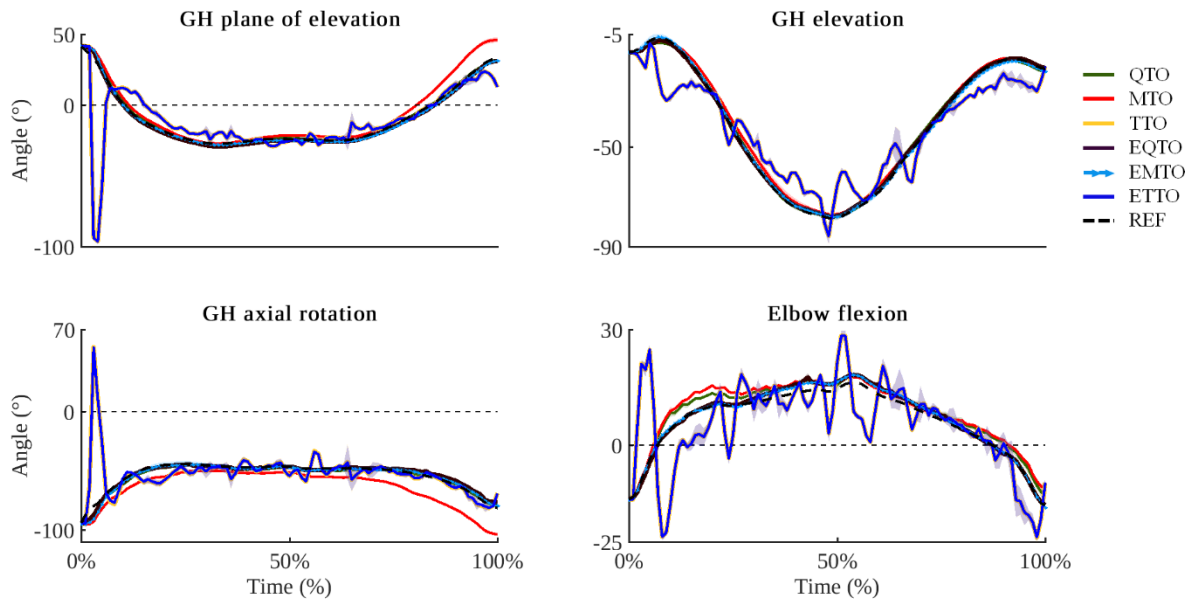


Figure 32. Reference (REF) and mean \pm standard deviation of the estimated joint angles.

Note: The peaks observed at the beginning of the movement with the two hybrid-optimisation superimposed curves (TTO and ETTO) are due to a gimbal lock artefact when noisy joint torques were tracked

3.2.3.2 Muscle excitations and forces

The time integral of the squared excitations $\left(\int_0^2 \mathbf{e}(t)^T \mathbf{e}(t) dt\right)$ was: 6.0 (unitless) for the reference, 0.72 ± 1.41 for QTO, 0.65 ± 1.35 for MTO, 1.43 ± 1.89 for TTO, 6.11 ± 6.41 for EQTO, 6.08 ± 6.37 for EMTO and 6.35 ± 7.35 for ETTO. Methods with a Lagrangian least-excitation criterion (Eq. [1-2, 4], *i.e.* QTO, MTO and TTO) to resolve the muscle redundancy and ensure the uniqueness of the solution¹¹⁵ resulted in the lowest values.

Concerning muscle forces, two types of results stand out: with and without EMG-tracking (**Figure 33**). When muscle excitations were tracked (EQTO, EMTO and ETTO, **Tableau XII**), there was a good to moderate agreement ($\text{RMSe} < 50 \text{ N}$) between the reference and estimated

muscle forces. The smallest error was obtained with the EMTO approach. When muscle excitations were not tracked (QTO, MTO and TTO), the agreement between the reference and estimated muscle forces was always poor (RMSe > 50 N). In that second case, force biases were all negative – *i.e.* muscle forces were underestimated.

Tableau XII. RMSe and biases between the noise-free reference and estimated muscle forces ($n = 3$ repetitions), for the 18 lines of action of the model. *Note:* A positive bias corresponds to an overestimation

Muscle lines of action	Muscle forces RMSe (N) (mean \pm sd)					
	QTO		MTO		TTO	
	RMSe	Bias	RMSe	Bias	RMSe	Bias
LAT thor.	23.78 \pm 0.51	-93.71 \pm 1.51	23.66 \pm 1.15	-94.84 \pm 0.82	17.36 \pm 0.91	-68.36 \pm 1.25
LAT lum.	94.16 \pm 0.62	-24.07 \pm 5.77	94.05 \pm 0.21	-27.29 \pm 6.30	493.42 \pm 5.17	-7.53 \pm 3.72
LAT ili.	21.32 \pm 1.28	-28.46 \pm 2.47	24.54 \pm 1.10	-29.06 \pm 2.19	11.37 \pm 0.41	-0.48 \pm 3.93
TRI long	26.36 \pm 1.45	-36.39 \pm 1.87	32.02 \pm 0.37	-36.75 \pm 1.23	17.57 \pm 1.37	-14.33 \pm 0.62
TRI lat.	94.18 \pm 0.73	-18.12 \pm 1.40	95.27 \pm 0.73	-18.70 \pm 0.74	68.95 \pm 0.22	10.59 \pm 1.05
TRI med.	15.91 \pm 1.02	-23.27 \pm 2.71	18.84 \pm 0.45	-23.23 \pm 2.07	10.23 \pm 0.43	-13.30 \pm 3.96
BRA	33.50 \pm 1.64	-91.03 \pm 1.24	33.83 \pm 3.08	-91.01 \pm 0.91	20.69 \pm 0.40	-12.67 \pm 5.68
PEC clav.	28.96 \pm 1.97	-99.19 \pm 14.71	29.57 \pm 1.68	-102.54 \pm 13.64	16.73 \pm 0.31	-43.29 \pm 13.42
PEC ster.	188.44 \pm 2.06	-19.89 \pm 3.14	189.69 \pm 1.59	-23.65 \pm 1.87	162.28 \pm 0.77	6.51 \pm 3.37
PEC ribs	37.29 \pm 0.94	-19.00 \pm 4.06	37.80 \pm 0.35	-28.63 \pm 2.58	16.20 \pm 0.05	-1.74 \pm 4.32
DELTA ant.	18.66 \pm 0.51	-142.33 \pm 5.18	19.21 \pm 0.13	-153.64 \pm 2.65	12.09 \pm 0.10	-138.11 \pm 8.87
DELTA mid.	126.46 \pm 1.23	-14.56 \pm 2.14	137.21 \pm 1.08	-18.06 \pm 1.72	80.64 \pm 1.59	1.98 \pm 1.55
DELTA pos.	144.13 \pm 0.91	-187.25 \pm 2.96	155.38 \pm 0.88	-188.50 \pm 1.95	139.37 \pm 5.55	-159.83 \pm 3.96
SUP	108.00 \pm 0.57	-106.28 \pm 2.91	111.45 \pm 0.44	-109.42 \pm 1.68	96.67 \pm 9.58	-90.73 \pm 9.28
INF	177.35 \pm 3.64	-172.01 \pm 10.55	168.08 \pm 0.53	-163.50 \pm 8.79	116.73 \pm 3.42	-101.08 \pm 12.63
SUB	69.53 \pm 4.16	-63.17 \pm 6.78	68.04 \pm 0.93	-61.05 \pm 4.02	40.13 \pm 1.44	-9.88 \pm 8.59
BIC long	225.13 \pm 4.08	-218.11 \pm 5.12	218.56 \pm 2.47	-212.82 \pm 3.90	180.99 \pm 0.04	-173.92 \pm 4.39
BIC short	49.53 \pm 2.13	-48.26 \pm 2.84	55.88 \pm 1.51	-54.62 \pm 2.59	30.44 \pm 0.82	-13.90 \pm 5.68
MEAN(mean) \pm SD(mean)	82.37 \pm 66.26	-78.06 \pm 65.02	84.06 \pm 65.19	-79.85 \pm 63.43	85.10 \pm 116.40	-46.12 \pm 60.70

(continued)

Muscle lines of action	Muscle forces (N) (mean \pm sd)					
	EQTO		EMTO		ETTO	
	RMSe	Bias	RMSe	Bias	RMSe	Bias
LAT thor.	11.44 \pm 1.78	0.72 \pm 5.79	12.27 \pm 0.77	0.79 \pm 6.51	17.94 \pm 2.76	2.68 \pm 8.77
LAT lum.	7.42 \pm 1.44	2.96 \pm 18.55	8.85 \pm 1.30	-0.27 \pm 14.32	493.84 \pm 5.77	3.35 \pm 26.60
LAT ili.	11.64 \pm 0.72	5.01 \pm 13.21	11.77 \pm 2.12	2.06 \pm 11.70	14.23 \pm 1.56	-0.87 \pm 11.77
TRI long	12.79 \pm 1.62	0.20 \pm 6.59	12.31 \pm 0.70	-1.24 \pm 5.36	18.00 \pm 2.30	3.05 \pm 6.40
TRI lat.	7.18 \pm 0.60	1.91 \pm 8.09	7.80 \pm 0.18	0.85 \pm 6.76	14.85 \pm 2.96	5.40 \pm 8.37
TRI med.	7.25 \pm 0.66	4.29 \pm 9.61	7.14 \pm 0.08	4.70 \pm 11.43	11.77 \pm 1.62	2.43 \pm 11.16
BRA	20.83 \pm 2.87	0.03 \pm 6.36	19.34 \pm 3.93	1.19 \pm 8.25	38.40 \pm 15.58	75.09 \pm 13.00
PEC clav.	14.47 \pm 3.32	14.39 \pm 27.58	13.75 \pm 1.57	12.87 \pm 25.70	19.97 \pm 0.54	-7.08 \pm 58.36
PEC ster.	14.91 \pm 3.25	-0.82 \pm 7.36	14.72 \pm 1.91	1.31 \pm 7.15	27.50 \pm 3.61	4.07 \pm 8.26
PEC ribs	7.48 \pm 0.27	-0.25 \pm 8.26	6.61 \pm 0.44	-0.92 \pm 7.48	8.30 \pm 1.85	-0.43 \pm 8.66
DELTA ant.	8.39 \pm 1.08	-3.91 \pm 21.13	8.49 \pm 1.26	-4.04 \pm 13.80	13.05 \pm 4.17	-3.82 \pm 22.15
DELTA mid.	50.76 \pm 2.68	0.27 \pm 4.76	48.35 \pm 11.97	1.14 \pm 5.03	88.39 \pm 24.97	4.86 \pm 6.54
DELTA pos.	26.89 \pm 2.07	0.25 \pm 13.73	19.55 \pm 3.19	1.08 \pm 13.48	30.52 \pm 5.78	-9.96 \pm 15.42
SUP	15.22 \pm 9.99	1.29 \pm 13.56	24.20 \pm 4.43	2.27 \pm 14.93	77.71 \pm 12.06	30.84 \pm 46.52
INF	29.49 \pm 2.28	-3.81 \pm 22.73	30.64 \pm 3.81	1.34 \pm 23.64	50.25 \pm 5.20	7.75 \pm 27.00
SUB	44.23 \pm 6.95	8.09 \pm 25.59	41.67 \pm 4.71	2.99 \pm 25.75	65.25 \pm 7.59	12.33 \pm 36.64
BIC long	43.01 \pm 10.09	12.71 \pm 31.75	35.00 \pm 6.30	3.30 \pm 29.64	55.31 \pm 12.47	-11.25 \pm 41.84
BIC short	10.45 \pm 1.22	-1.34 \pm 7.32	9.58 \pm 0.77	-0.44 \pm 7.25	26.88 \pm 2.01	4.62 \pm 9.86
MEAN(mean) \pm SD(mean)	19.10 \pm 13.99	2.33 \pm 5.01	18.45 \pm 12.60	1.61 \pm 3.41	59.56 \pm 110.99	6.84 \pm 19.37

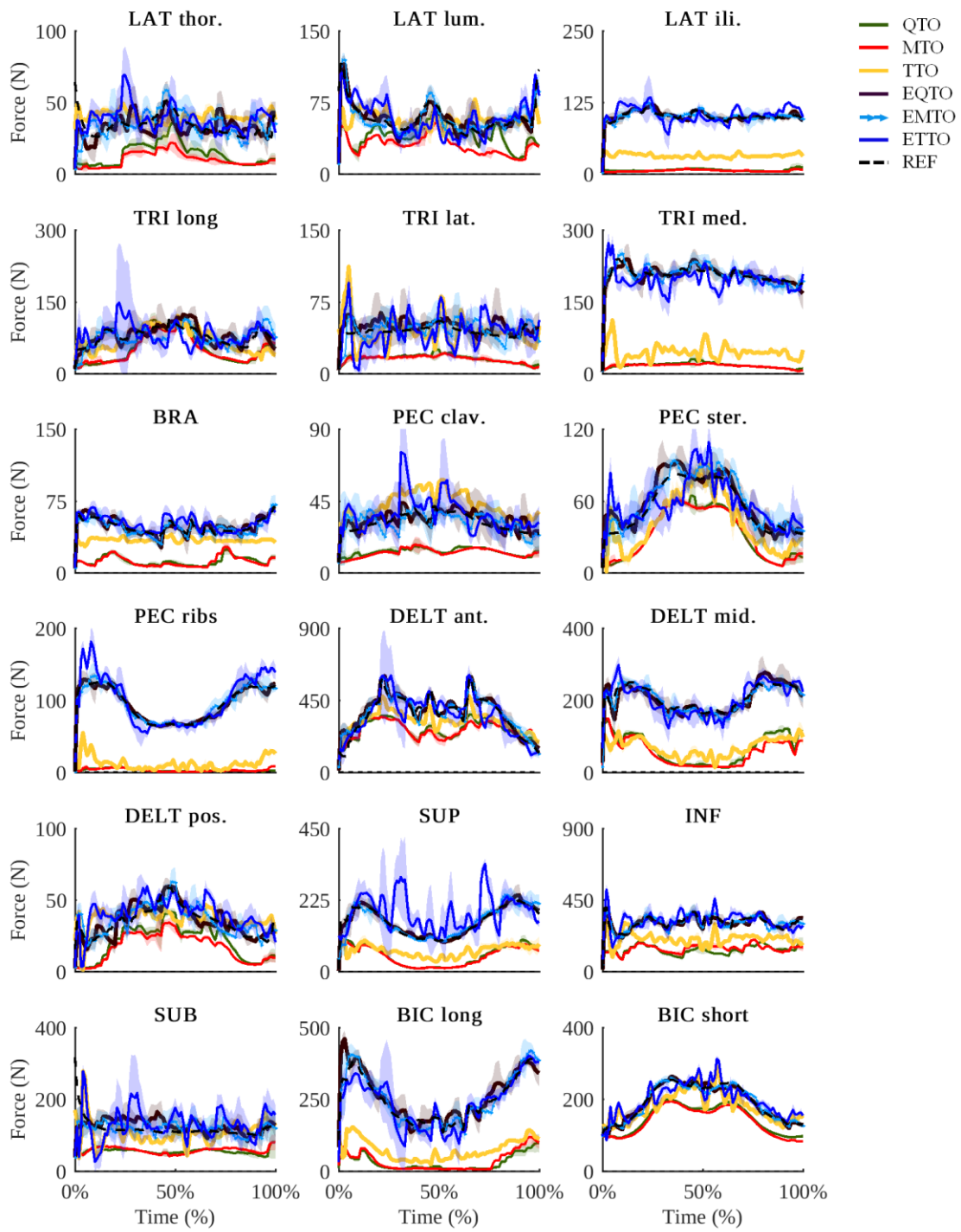


Figure 33. Reference (REF) and mean \pm standard deviation of the estimated muscle forces.

3.2.4 Discussion

Our objective was to determine the best tracking objective-function to predict the upper-limb muscle forces in shoulder abductions. Our first finding is that tracking simulated EMG improved muscle forces prediction. A secondary finding is that tracking marker trajectories in combination with simulated EMG resulted in more accurate muscle forces than tracking joint angles or torques, as in hybrid approaches.

3.2.4.1 Limitations

In the present study, the musculoskeletal model and data were kept simple – as recommended by Hicks et al. (2015). Yet we recognise that modeling the muscle series elasticity, the muscle-tendon equilibrium²⁴¹ or the scapulothoracic joint could have complexified but improved the model⁷⁷. Nevertheless, given the simplicity and low speed of the studied movement, in line with ^{3,241}, we thought that a constant-length tendon was a reasonable assumption. Concerning the number of muscles, even if *only* 18 lines of action drove the three bony segments, the model control space was still large (**Figure 34**), which demonstrated it was redundant enough to perform the abduction movement with a wide variety of patterns. Future work should combine more advanced models with our innovative EMTO algorithm.

Regarding the reference excitations, using a high-frequency Gaussian noise^{251,252} might raise reservations to their physiological nature. However, limited biological upper-limb datasets that could be used for benchmarking exist in the literature²⁴¹. Thus, working with simulated EMG while evaluating different algorithms was necessary, insofar as they were required to quantify the error of each algorithm and allowed us to have a set of *reference* values. Another resulting limitation is that EMG was directly assimilated to an ‘unfiltered’ version of the muscle excitations by adding such noise. EMG is in fact a complex signal contaminated by

various types of noises, such as electrode displacement relative to the skin or crosstalk⁵¹. In that sense, non-linearly colored noises²⁵⁴ may be more biofidelic and should be investigated to synthesize the EMG signal in future studies.

Finally, it has to be mentioned that the same generic musculoskeletal model⁹⁰ was used to simulate the EMG and to evaluate the six optimisations as well. That means we were in a favorable scenario, where the reference excitations were generated from the model to produce the prescribed kinematics. That is why noise was thereafter added and the number of nodes was reduced (31 vs 51) to assess the robustness of our method. A similar approach was used by Nikooyan et al. (2012) to make their measured kinematics fit their model. Indeed, real data – whether EMG or kinematics – do not necessary match the cadaver/generic models existing in the literature³. Either these models have to be personalized⁷¹ or their intrinsic parameters have to be *twitched* to correlate with the subject’s real physiology⁶³. As we showed the interest and feasibility of combining biomechanical data, the whole method presented here will be adaptable for subject-specific models with real kinematics and EMG, in a near future.

3.2.4.2 Convergence aspects

In the literature, hybrid optimisations are usually acknowledged for their computational efficiency^{71,246,255}. In fact, their forward workflow only involves the activation dynamics as differential equation. They are thus preferred to fully forward optimisations, commonly criticized for their time consumption^{112,177,246}. Our musculoskeletal problem illustrated this argument, as the activation dynamics was a thousand time faster than the equation of dynamics. Nonetheless, our two hybrid optimisations were the slowest. This can be explained, first, by the fact much more iterations were necessary to converge (about a four-fold difference). Indeed, due to the derivation ($\dot{\mathbf{q}}_{\text{noise}}$, $\ddot{\mathbf{q}}_{\text{noise}}$ in Eq. [3]), joint torques were

more affected by the STA than were the joint angles or marker trajectories – even if an extended Kalman filter was preferred to finite differences to obtain smoother joint velocities/accelerations. Second, in the two hybrid optimisations, states were muscle activations alone; and when muscle excitations were not tracked (Eq. [4]), they were not given as initial guess. Since initial guesses substantially assist the convergence, the convergence time was therefore increased.

Lastly, we observed that using simulated EMG as complementary tracking-data did not slow down the convergence. On the contrary, the convergence was facilitated and accelerated when excitations were given as inputs (*e.g.* 1.27 ± 0.23 min (MTO) *vs.* 1.27 ± 0.83 min (EMTO)). Since both EQTO and EMTO had a drastically fast convergence time (< 3 min), they could be an alternative to other approaches, like the computed muscle control (CMC, ~ 10 min)¹⁸⁷.

3.2.4.3 Kinematic considerations

While hybrid optimisations were usually validated against EMG data, few researchers reinjected the estimated excitations into the model to make sure the original movement was preserved^{168,186,255,256}. In their studies, kinematic fitting errors are rarely reported and researchers mainly settled for the good *visual* agreement¹⁸⁶ they obtained, which was sufficient in agreement with their purposes. Consequently, we cannot directly compare with our own RMSe results. However, despite the STA-noise, we showed that similar joint-angle curve patterns to the reference were obtained for the two hybrid optimisations.

Regarding the fully forward-optimisation studies, researchers usually track the experimental joint angles^{157,158,161,189}. Marker trajectories are captured with optoelectronic systems, then are used for the joint angles calculation. To the best of our knowledge, we are the first to track marker trajectories. Indeed, in experimental setups, marker trajectories have the

advantage of being directly measured: there is no need for extra kinematics calculation. Furthermore, although marker trajectories were directly infected by real STA, our marker-tracking approaches proved to be robust to the noise, giving joint-angle errors within 5° – like those obtained in the literature^{158,167,255,256}. Therefore, tracking marker trajectories appears to be a relevant option in forward dynamics.

3.2.4.4 Muscle forces estimations

In most of the EMG-driven optimisations, a least-activations/excitations criterion was used^{161,186,256}: the reported agreement between real and estimated muscle excitations was often good. However, this criterion might not be adapted when a high co-contraction strategy is used, such as in stroke²⁵⁷ or cerebral palsy¹³¹ patients. Indeed, with such a criterion, QTO, MTO and TTO underestimated muscle forces, while we simulated a case of high co-contraction inspired from such patients. Therefore, tracking muscle excitations instead of minimizing them seems to be more suitable in similar cases.

In our study, we evidenced that muscle forces RMSe were lower when excitations were tracked, namely: 81% lower with EQTO than with QTO; 83% with EMTO than with MTO; and 42% with ETTO than with TTO. It also appeared that EMTO gave the best muscle forces – although we cannot ignore that it was qualitatively comparable to EQTO, having 4-DOF musculoskeletal model. Overall, EMG-tracking substantially improved the muscle forces estimations. This is consistent with what Sartori et al. (2014) presented in their study. Indeed, according to their results, estimated and experimental whole-body joint dynamics and excitations both matched better when excitations were minimally adjusted¹⁶⁸. If a mere adjustment of muscle excitations gave a good agreement with experimental EMG, their work supports the fact that actually tracking weighted excitations is a promising approach to best predict muscle forces.

3.2.5 Conclusion

In the present study, we showed that using muscle excitations (*i.e.* simulated EMG) as complementary tracking-data is a promising technique to estimate accurate muscle forces. More specifically, combining EMG-tracking to marker-tracking yield the best predicted upper-limb muscle forces, during a simple 3D synthesis movement. Finally, the direct multiple shooting algorithm proved to be an efficient algorithm to solve such a musculoskeletal force-sharing problem.

Acknowledgments

Funding for this project was provided by the NSERC Discovery grant (RGPIN-2014-03912). We thank the Interdisciplinary Center for Scientific Computing of Heidelberg University (Germany) for giving us the possibility to work with MUSCOD-II.

Conflict of interest statement

Authors declare no conflict of interest.

3.2.6 Appendices

3.2.6.1 Formulation of the optimal control problem

In the present study, the weighted tracking-assisted optimal control problem can be defined as follows:

$$\min_{\mathbf{x}(\cdot), \mathbf{u}(\cdot)} kW_c \int_0^T \mathbf{u}(t)^T \mathbf{u}(t) dt + \sum_{i=1}^N W_\alpha \|\boldsymbol{\alpha}_{\text{noise},i} - \boldsymbol{\alpha}(\mathbf{u}_i)\|^2 \quad (8a)$$

$$\text{s.t. } \dot{\mathbf{x}}(t) = \mathbf{f}(t, \mathbf{x}(t), \mathbf{u}(t)), \quad \begin{array}{l} t \in [t_i, t_{i+1}], \\ i \in [1, N-1], \end{array} \quad (8b)$$

$$\mathbf{x}_{\min} \leq \mathbf{x}(t) \leq \mathbf{x}_{\max}, \quad t \in [0, T] \quad (8c)$$

$$0 \leq \mathbf{u}(t) \leq 1, \quad t \in [0, T] \quad (8d)$$

where: $\mathbf{x}(t) = [\mathbf{q}(t), \dot{\mathbf{q}}(t), \mathbf{a}(t)]^T$ are the states of the problem, namely the joint angles, velocities and muscle activations; $\mathbf{u}(t)$ are the controls, *i.e.* the muscle excitations; $\boldsymbol{\alpha}$ is the noisy reference quantity being tracked, *i.e.* the joint angles (Eq. [1,5]), the marker trajectories (Eq. [2,6]) or the joint torques (Eq. [4,7]); k is a Boolean variable multiplied to the Lagrange-term of the objective-function $\left(\int_0^T \mathbf{u}(t)^T \mathbf{u}(t) dt\right)$, that takes the value 1 when muscle excitations are not tracked (Eq. [1-2,4]) and 0 otherwise (Eq. [5-7]); W_c is the weighting on the least-squared controls; W_α is the weighting on the tracking-term of the objective-function; $T = 2$ seconds is the total duration of the motion; $N = 31$ is the number of nodes defining the multiple-shooting grid^{191,258}.

Eq. [8a] is the generic form of the objective-functions defined in Eq. [1,2,4,5-7]; Eq. [8b] is the ordinary differential equation describing the dynamics of the model in the form of the Euler-Lagrange equation (Eq. [9a-b] and Eq. [12]); Eq. [8c-d] are the differential states and controls upper and lower bounds: muscle excitations and activations were bounded between 0 and 1; the joint angles and velocities bounds were defined according to the physiological limits of our upper-limb model. Convergence was achieved when the final Karush-Kuhn-Tucker tolerance value (here set at 10^{-3}) was satisfied.

3.2.6.2 Muscle activation dynamics

The first-order differential equations modeling the activation dynamics were expressed as follows¹⁷⁷:

$$\dot{\mathbf{a}}(t, \mathbf{e}(t), \mathbf{a}(t)) = \begin{cases} \frac{(\mathbf{e}(t) - \mathbf{a}(t))}{t_{act}(0.5 + 1.5 \mathbf{a}(t))}, & \mathbf{e}(t) > \mathbf{a}(t) & (9a) \\ \frac{\mathbf{e}(t) - \mathbf{a}(t)}{t_{deact}}(0.5 + 1.5 \mathbf{a}(t)), & \mathbf{e}(t) \leq \mathbf{a}(t) & (9b) \end{cases}$$

where $\mathbf{e}(t)$ and $\mathbf{a}(t)$ are the excitations and activations at time t ; $t_{act} = 10$ ms and $t_{deact} = 40$ ms are time constants for activation and deactivation, respectively.

It is worth stating here that using a differentiable activation dynamics formulation – *e.g.* having a smooth transition between activation and deactivation⁷² – might be more appropriate for ensuring a better computational stability.

3.2.6.3 More details about the generation of the reference muscle excitations

No objective-function was minimized while generating the optimal noise-free reference excitations with MUSCOD-II (**Figure 34**). Additional inequality constraints (Eq. [8e]) were specified, *e.g.* joint angles were forced to respect the desired kinematics given as initial solution at each node of the problem.

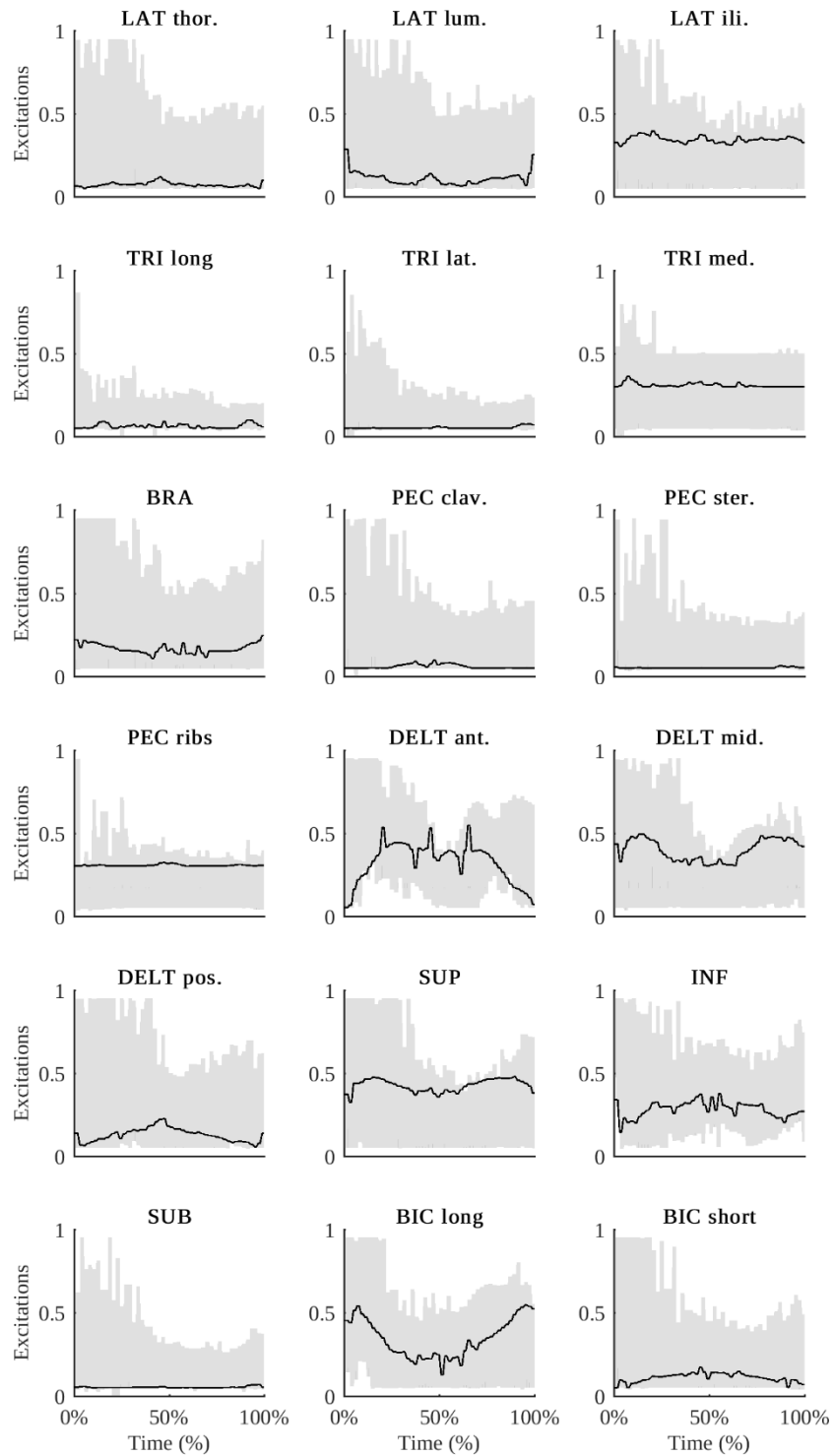


Figure 34. Muscle excitations (dark lines) of the simulated reference movement. The greyed areas represent the 200 different excitations solution-surface generated with random initial guesses to highlight the musculoskeletal model redundancy and determine its viable control space.

3.2.6.4 Muscle forces calculation

Muscle activations \mathbf{a} , maximal isometric forces $\mathbf{F}_{\text{mus}}^0$, muscle lengths ℓ_{mus} and lengthening velocities $\boldsymbol{\nu}_{\text{mus}}$ (deriving from the joint generalised positions and velocities \mathbf{q} and $\dot{\mathbf{q}}$) and the generic force-length-velocity relationship f , were expressed in the muscle forces calculation \mathbf{F}_{mus} :

$$\mathbf{F}_{\text{mus}}(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}, \mathbf{a}) = \mathbf{a} \cdot f(\mathbf{F}_{\text{mus}}^0, \ell_{\text{mus}}(\mathbf{q}), \boldsymbol{\nu}_{\text{mus}}(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}})) \quad (10)$$

Net joint torques $\boldsymbol{\tau}_{\text{mus}}$ due to muscle forces were calculated as follows:

$$\boldsymbol{\tau}_{\text{mus}}(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}, \mathbf{a}) = -\mathcal{J}(\ell_{\text{mus}}) \mathbf{F}_{\text{mus}}(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}, \mathbf{a}) \quad (11)$$

where $\mathcal{J}(\ell_{\text{mus}}) = \frac{\partial \ell_{\text{mus}}}{\partial \mathbf{q}}$ is the Jacobian matrix of the muscle lengths ℓ_{mus} . Thus, the joint generalised accelerations $\ddot{\mathbf{q}}$ of the model were:

$$\ddot{\mathbf{q}} = \mathcal{M}(\mathbf{q})^{-1}(\boldsymbol{\tau}_{\text{mus}}(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}, \mathbf{a}) - \mathbf{N}(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}})\dot{\mathbf{q}} - \mathbf{G}(\mathbf{q})), \quad (12)$$

where \mathcal{M} is the mass matrix; \mathbf{N} is the nonlinear vector containing centrifugal and Coriolis effects and \mathbf{G} represents the effects of gravity.

3.2.6.5 Kalman filtering noise covariance matrices

The Kalman filter was a two-phase filter (prediction/update), for which the noise covariance matrices – which are not easy to tune, as stressed by Bonnet et al. (2016) – were empirically defined and adjusted by trial and error, for upper-limb movements without impact.

The update noise covariance matrix was, at the start, a $3n_{\text{markers}} \times 3n_{\text{markers}}$ diagonal matrix (n_{markers} being the number of markers on the model and the number ‘3’ standing for

the Euclidean coordinates x, y, z), with a 10^{-10} term on its main diagonal. The prediction noise covariance matrix was a symmetric matrix, written as follows:

$$Q = \begin{bmatrix} D & A & B \\ A & E & C \\ B & C & F \end{bmatrix}, \quad (13)$$

where the matrices A to F were $n_{dof} \times n_{dof}$ diagonal matrices (n_{dof} being the number of degrees-of-freedom of the model utilized for the kinematic reconstruction) with the following corresponding values on their main diagonal (all values on their main diagonal were the same): $diag(A) = \frac{1}{8}\Delta t^{-4}$; $diag(B) = \frac{1}{6}\Delta t^{-3}$; $diag(C) = \frac{1}{2}\Delta t^{-2}$; $diag(D) = \frac{1}{20}\Delta t^{-5}$; $diag(E) = \frac{1}{3}\Delta t^{-3}$; $diag(F) = \Delta t^{-1}$; where Δt^{-1} is the acquisition frequency of the kinematics (here, $\Delta t^{-1} = 100$ Hz).

3.2.6.6 Supplementary material

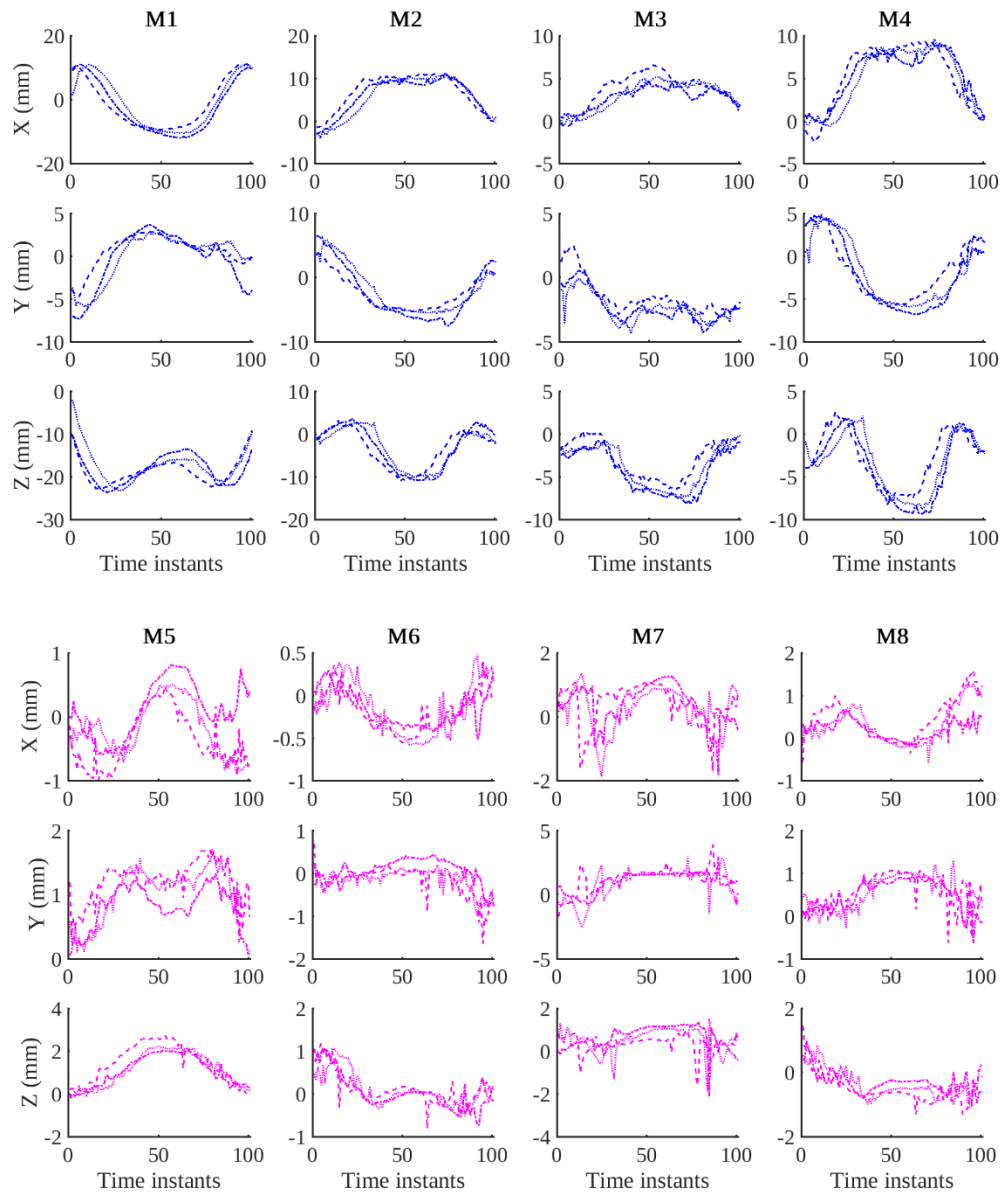


Figure 35. Raw STA-noise extracted from one repetition of a real shoulder abduction movement (Begon et al., 2015). The blue (respectively pink) curves correspond to the noise of markers M1-M4 (resp. M5-M8) placed on the arm (resp. lower-arm). The three curves correspond to the three repetitions of the movement. This STA-noise was added to the marker trajectories before performing the extended Kalman filter and the dynamic optimisation.

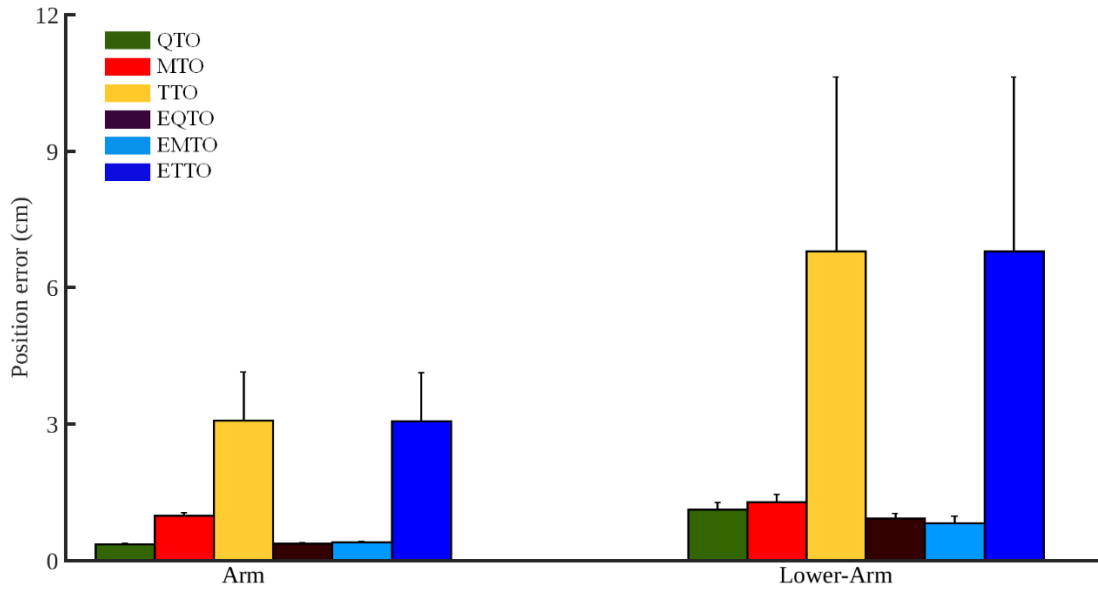


Figure 36. Tracking residuals of the markers for the six optimisations, averaged across all the markers, across the length of the movement and across the three repetitions of the movement. *Note:* Tracking residuals represent the difference between the reference and optimised marker trajectories for each approach.

Tableau XIII. Muscles included in the model, with their abbreviation and the joint(s) they cross

Muscles	Abbreviations	Joints crossed
Thoracic latissimus dorsi	LAT thor.	Glenohumeral
Lumbar latissimus dorsi	LAT lum.	Glenohumeral
Iliac latissimus dorsi	LAT ili.	Glenohumeral
Triceps brachii long head	TRI long	Glenohumeral and elbow
Triceps brachii lateral head	TRI lat.	Elbow
Triceps brachii medial head	TRI med.	Elbow
Brachioradialis	BRA	Elbow
Clavicular pectoralis major	PEC clav.	Glenohumeral
Sternal pectoralis major	PEC ster.	Glenohumeral
Ribs pectoralis major	PEC ribs	Glenohumeral
Anterior deltoid	DELT ant.	Glenohumeral
Middle deltoid	DELT mid.	Glenohumeral
Posterior deltoid	DELT pos.	Glenohumeral
Supraspinatus	SUP	Glenohumeral
Infraspinatus	INF	Glenohumeral
Subscapularis	SUB	Glenohumeral
Biceps brachii long head	BIC long	Glenohumeral and elbow
Biceps brachii short head	BIC short	Glenohumeral and elbow

Tableau XIV. RMSe and biases between the noise-free reference and estimated muscle activations ($n = 3$ repetitions), for the 18 lines of action of the model.

Muscle lines of action	Muscle activations RMSe (unitless) (mean \pm sd)					
	QTO		MTO		TTO	
	RMSe	Bias	RMSe	Bias	RMSe	Bias
LAT thor.	0.05 \pm 0.00	-0.33 \pm 0.01	0.05 \pm 0.00	-0.34 \pm 0.00	0.03 \pm 0.00	-0.25 \pm 0.00
LAT lum.	0.30 \pm 0.00	-0.03 \pm 0.01	0.30 \pm 0.00	-0.03 \pm 0.01	0.27 \pm 0.00	-0.01 \pm 0.00
LAT ili.	0.05 \pm 0.00	-0.05 \pm 0.00	0.06 \pm 0.00	-0.05 \pm 0.00	0.03 \pm 0.00	0.01 \pm 0.00
TRI long	0.07 \pm 0.00	-0.13 \pm 0.01	0.08 \pm 0.00	-0.14 \pm 0.00	0.04 \pm 0.00	-0.05 \pm 0.00
TRI lat.	0.33 \pm 0.00	-0.05 \pm 0.00	0.34 \pm 0.00	-0.05 \pm 0.00	0.25 \pm 0.00	0.03 \pm 0.00
TRI med.	0.06 \pm 0.00	-0.05 \pm 0.01	0.07 \pm 0.00	-0.05 \pm 0.00	0.03 \pm 0.00	-0.02 \pm 0.01
BRA	0.04 \pm 0.00	-0.30 \pm 0.00	0.04 \pm 0.00	-0.30 \pm 0.00	0.03 \pm 0.00	-0.27 \pm 0.01
PEC clav.	0.05 \pm 0.00	-0.08 \pm 0.01	0.05 \pm 0.00	-0.08 \pm 0.01	0.01 \pm 0.00	-0.03 \pm 0.01
PEC ster.	0.30 \pm 0.00	-0.05 \pm 0.01	0.31 \pm 0.00	-0.06 \pm 0.00	0.25 \pm 0.00	0.02 \pm 0.01
PEC ribs	0.14 \pm 0.00	-0.04 \pm 0.01	0.14 \pm 0.00	-0.07 \pm 0.01	0.06 \pm 0.00	-0.01 \pm 0.01
DELTA ant.	0.05 \pm 0.00	-0.28 \pm 0.01	0.05 \pm 0.00	-0.31 \pm 0.01	0.03 \pm 0.00	-0.27 \pm 0.02
DELTA mid.	0.11 \pm 0.00	-0.05 \pm 0.01	0.12 \pm 0.00	-0.07 \pm 0.01	0.09 \pm 0.00	-0.00 \pm 0.00
DELTA pos.	0.28 \pm 0.00	-0.30 \pm 0.01	0.31 \pm 0.00	-0.31 \pm 0.00	0.28 \pm 0.01	-0.25 \pm 0.00
SUP	0.30 \pm 0.00	-0.30 \pm 0.01	0.31 \pm 0.00	-0.30 \pm 0.00	0.25 \pm 0.02	-0.24 \pm 0.02
INF	0.16 \pm 0.00	-0.16 \pm 0.01	0.15 \pm 0.00	-0.14 \pm 0.01	0.11 \pm 0.00	-0.10 \pm 0.01
SUB	0.04 \pm 0.00	-0.04 \pm 0.00	0.04 \pm 0.00	-0.04 \pm 0.00	0.02 \pm 0.00	0.00 \pm 0.00
BIC long	0.32 \pm 0.01	-0.30 \pm 0.01	0.30 \pm 0.00	-0.30 \pm 0.01	0.25 \pm 0.00	-0.24 \pm 0.01
BIC short	0.11 \pm 0.01	-0.11 \pm 0.01	0.11 \pm 0.00	-0.11 \pm 0.00	0.04 \pm 0.00	-0.03 \pm 0.00
MEAN(mean) \pm SD(mean)	0.15 \pm 0.12	-0.15 \pm 0.12	0.16 \pm 0.12	-0.15 \pm 0.12	0.11 \pm 0.11	-0.10 \pm 0.12

(continued)

Muscle lines of action	Muscle activations RMSe (unitless) (mean \pm sd)					
	EQTO		EMTO		ETTO	
	RMSe	Bias	RMSe	Bias	RMSe	Bias
LAT thor.	0.02 \pm 0.00	0.00 \pm 0.02	0.02 \pm 0.00	0.00 \pm 0.02	0.03 \pm 0.01	-0.00 \pm 0.03
LAT lum.	0.04 \pm 0.00	0.01 \pm 0.02	0.04 \pm 0.00	0.00 \pm 0.02	0.05 \pm 0.00	0.01 \pm 0.03
LAT ili.	0.03 \pm 0.00	0.01 \pm 0.02	0.03 \pm 0.00	0.00 \pm 0.02	0.03 \pm 0.00	0.00 \pm 0.02
TRI long	0.04 \pm 0.00	0.01 \pm 0.03	0.04 \pm 0.00	-0.00 \pm 0.02	0.04 \pm 0.01	0.01 \pm 0.02
TRI lat.	0.04 \pm 0.00	0.01 \pm 0.02	0.04 \pm 0.00	0.00 \pm 0.02	0.05 \pm 0.01	0.01 \pm 0.02
TRI med.	0.03 \pm 0.00	0.01 \pm 0.02	0.03 \pm 0.00	0.01 \pm 0.02	0.03 \pm 0.00	0.01 \pm 0.02
BRA	0.03 \pm 0.00	0.00 \pm 0.02	0.03 \pm 0.00	0.00 \pm 0.03	0.04 \pm 0.02	-0.00 \pm 0.03
PEC clav.	0.02 \pm 0.01	0.02 \pm 0.02	0.02 \pm 0.00	0.02 \pm 0.02	0.02 \pm 0.00	-0.00 \pm 0.05
PEC ster.	0.04 \pm 0.00	0.00 \pm 0.02	0.04 \pm 0.00	0.01 \pm 0.02	0.04 \pm 0.01	0.01 \pm 0.02
PEC ribs	0.04 \pm 0.00	0.01 \pm 0.02	0.03 \pm 0.00	0.01 \pm 0.02	0.04 \pm 0.01	-0.00 \pm 0.02
DELTA ant.	0.02 \pm 0.00	-0.00 \pm 0.04	0.02 \pm 0.00	-0.00 \pm 0.03	0.03 \pm 0.01	-0.01 \pm 0.04
DELTA mid.	0.06 \pm 0.00	0.01 \pm 0.02	0.06 \pm 0.01	0.01 \pm 0.02	0.08 \pm 0.02	0.01 \pm 0.02
DELTA pos.	0.07 \pm 0.01	-0.00 \pm 0.02	0.06 \pm 0.00	-0.00 \pm 0.02	0.07 \pm 0.01	-0.01 \pm 0.02
SUP	0.06 \pm 0.02	0.00 \pm 0.03	0.06 \pm 0.01	0.01 \pm 0.04	0.19 \pm 0.02	0.08 \pm 0.12
INF	0.05 \pm 0.00	0.00 \pm 0.02	0.05 \pm 0.00	0.01 \pm 0.02	0.05 \pm 0.00	0.00 \pm 0.02
SUB	0.02 \pm 0.00	0.01 \pm 0.02	0.02 \pm 0.00	0.01 \pm 0.02	0.04 \pm 0.01	0.02 \pm 0.03
BIC long	0.07 \pm 0.01	0.02 \pm 0.05	0.06 \pm 0.00	0.01 \pm 0.04	0.09 \pm 0.02	-0.01 \pm 0.06
BIC short	0.03 \pm 0.00	-0.00 \pm 0.02	0.02 \pm 0.00	0.00 \pm 0.02	0.03 \pm 0.00	0.01 \pm 0.02
MEAN(mean) \pm SD(mean)	0.04 \pm 0.02	0.01 \pm 0.01	0.04 \pm 0.01	0.01 \pm 0.01	0.05 \pm 0.04	0.01 \pm 0.02

Note: A positive bias corresponds to an overestimation.

Chapitre 4 : Suivi des EMG et de la cinématique : le cas des données expérimentales

4.1 Chapitre de résultats complémentaires

Ce quatrième chapitre de thèse présente des résultats complémentaires sous la forme d'une troisième étude non-publiée intitulée : "An EMG-joint-angle tracking optimisation method for estimating subject-specific upper-limb muscle forces from experimental data".

La contribution principale de cette étude revient à Colombe Bélaïse. L'expérience a été préparée par elle. La méthode a été développée avec l'aide des co-auteurs Mickaël Begon et Benjamin Michaud. Les calculs d'optimisation ayant mené aux résultats présentés ont été effectués par Colombe Bélaïse avec la contribution du co-auteur Benjamin Michaud. L'étude a été rédigée par Colombe Bélaïse, avec les recommandations et conseils de rédaction de tous les co-auteurs.

4.2 Présentation de l'étude complémentaire

Ce travail est né des conclusions des deux premières études (Chapitres 2 et 3). L'intérêt de cette étude complémentaire a été de prouver l'applicabilité de notre nouvelle méthode d'optimisation à des données réelles, tout en calibrant le modèle musculo-squelettique. En effet, tel que nous l'avons évoqué dans notre revue de littérature (Chapitre 1), la calibration est nécessaire lorsqu'un participant réalise une expérience, tandis qu'un modèle générique est utilisé. L'objectif de cette étude a donc été d'appliquer la méthode de suivi simultané des EMG et de la cinématique articulaire à des données expérimentales, afin d'estimer les forces musculaires d'un participant, tout en personnalisant le modèle (à savoir les forces maximales isométriques et la

forme de la relation EMG-forces musculaires – voir Chapitre 1, sous-section 1.2.1). Les forces musculaires optimisées à partir de notre nouvelle méthode ont ensuite été comparées à celles de l'optimisation statique.

An EMG-joint-angle tracking optimisation method for estimating subject-specific upper-limb muscle forces from experimental data

Colombe Bélaïse^{a,b}, Benjamin Michaud^{a,b,d}, Fabien Dal Maso^{c,d}, Katja Mombaur^e and Mickaël Begon^{a,b,d}

^aLaboratory of Simulation and Modelisation of Movement, Université de Montréal, Montreal, QC, Canada

^bSainte-Justine Hospital Research Center, Montreal, QC, Canada

^cSchool of Physical and Occupational Therapy, McGill University, Montreal, QC, Canada

^dDepartment of Kinesiology, Université de Montréal, Montreal, QC, Canada

^eInterdisciplinary Center for Scientific Computing, University of Heidelberg, Heidelberg, Germany

Abstract Estimates of subject-specific muscle forces are of interest to personalise musculoskeletal interventions, from surgery to assistive device. Since models should be reliable predictors of muscle forces, calibration is a crucial step to introduce participants' musculoskeletal features. In that purpose, the efficiency of tracking electromyographic (EMG) signals combined with complementary data was previously acknowledged in dynamic optimisation but was never applied to experimental data. The objective of the present study was thus to experimentally apply the EMG-joint-angle tracking optimisation (EQTO) algorithm for estimating subject-specific muscle forces, while identifying the maximal isometric forces and shape factors of an upper-limb musculoskeletal model. One healthy male participant performed

five repetitions of horizontal shoulder flexions. Thirty-four skin-markers, 3 intramuscular and 7 surface EMG electrodes were placed on his right upper-limb to record joint kinematics and EMG signals. A five-degree-of-freedom and eighteen-Hill-type-muscle model was then developed. Model calibration was performed using the EQTO algorithm. Then, optimised joint trajectories, muscle excitations and forces were estimated thereafter. Results were compared to those of static optimisation using root-mean-square differences (RMSd). The main finding was that static optimisation RMSd (muscle activations vs. measured EMG) were two times greater than EQTO RMSd (muscle excitations vs. measured EMG). Consequently, the EQTO muscle excitations were the closest to the experimental ones, suggesting that EQTO muscle forces might be more accurate than those computed from static optimisation. Using EMG to inform the biomechanical model is therefore highly recommended to better the muscle forces estimations.

Keywords Personalised musculoskeletal model; Dynamic optimisation; Direct multiple shooting; Muscle properties identification; Measured kinematics and EMG.

4.2.1 Introduction

Neuromusculoskeletal modeling covers a broad range of applications, from fundamental research²⁵⁹ to practical applications (*e.g.* exoskeletons design²⁶⁰). Yet, the inner complexity of the human body makes the estimation of muscle forces challenging. In that perspective, even though static optimisation is often preferred for its overall simplicity^{261,262}, dynamic optimisation is usually acknowledged for estimating muscle forces with better accuracy^{22,49}. Additionally, tracking combined biomechanical data in dynamic optimisation significantly improves the muscle forces estimations^{263,264}. Indeed, based on simulated data, recent

developments in our team showed that the EMG-joint-angle tracking optimisation (EQTO) algorithm appeared to reduce the error on muscle forces estimates²⁶⁴. Although simulation was an advantage to develop the mathematical concept – as it allowed having a known reference of muscle forces – experimental data are now required to ascertain the efficacy of the EQTO algorithm with experimental data.

To build confidence in the estimated muscle forces results, model calibration has been emphasized by several researchers^{3,204,207,213,265}. For instance, in Blache et al. (2018), maximal isometric forces are depicted as “*having the greatest influence on muscle forces estimates*”, which stresses the need to identify this parameter to increase the accuracy of muscle forces estimates. Indeed, commonly-used generic maximal isometric forces rarely match those of the experiment participants. Indeed, maximal isometric strength was proven to be highly dependent on participant-specific variables, including age and gender²⁶⁶, weight²⁶⁷, as well as genetic factors²⁶⁸. In the same vein, the linear relationship between EMG and muscle force is not warranted⁴⁹, especially when dynamic movements are studied. Therefore, the shape of this relationship can be adjusted using a factor in the activation-dynamic formulation^{49,71,75}.

To calibrate the maximal isometric forces, specific tests on dynamometers are usually performed²⁶⁹⁻²⁷². However, it implies having the required equipment, lengthens the experiments duration – with additional experimental conditions to record beforehand – and patient population may not be able to perform such maximal contractions⁵⁸. Hence, another avenue to calibrate the model muscle parameters is using hybrid optimisation^{71,84,213,273}, where the objective-function aims at matching the joint torques computed from inverse dynamics to those computed from EMG data. However, hybrid optimisation uses a least-activation objective-

function which does not account for muscle co-contraction, thus might underestimate muscle forces^{88,263}.

The objective of the present study was therefore to experimentally apply the dynamic-optimisation EQTO algorithm for estimating subject-specific muscle forces, while identifying the maximal isometric forces and shape factors. As static optimisation remains mostly used to solve the force-sharing problem, the EQTO muscle forces were qualitatively compared to those computed from static optimisation. We assumed that the EQTO muscle forces would be plausibly more physiological, as the EQTO muscle excitations are constrained to be close to the measured EMG in the objective-function.

4.2.2 Methods

4.2.2.1 Participant, instrumentation and recordings

One healthy right-handed male participant (24 years; 1.72 m; 75 kg) volunteered after giving his informed consent. The experiment was approved by our local ethics committee (14-122-CERES-D). Thirty-four reflective skin markers were placed on his trunk and right upper-limb (**Figure 37**). Markers trajectories were collected at 100 Hz using an 18-camera-optoelectronic system (Vicon, Oxford Metrics Limited, Oxford, UK). Three sterile intramuscular paired hook-wire EMG electrodes (30 mm x 27 ga, Natus Neurology, Middleton, WI, USA) were used to measure the EMG signal of his supraspinatus, infraspinatus and subscapularis^{274,275}. Following suitable skin preparation²³⁹, seven surface EMG sensors (Delsys Trigno Wireless EMG, Natick, MA, USA) were positioned over his pectoralis major, posterior, medial and anterior deltoid, biceps and triceps brachii long head, and upper trapezius. EMG signals were collected at 2000 Hz. EMG and kinematics were synchronized using Nexus 2.5 (Vicon Motion Systems

Ltd., UK).

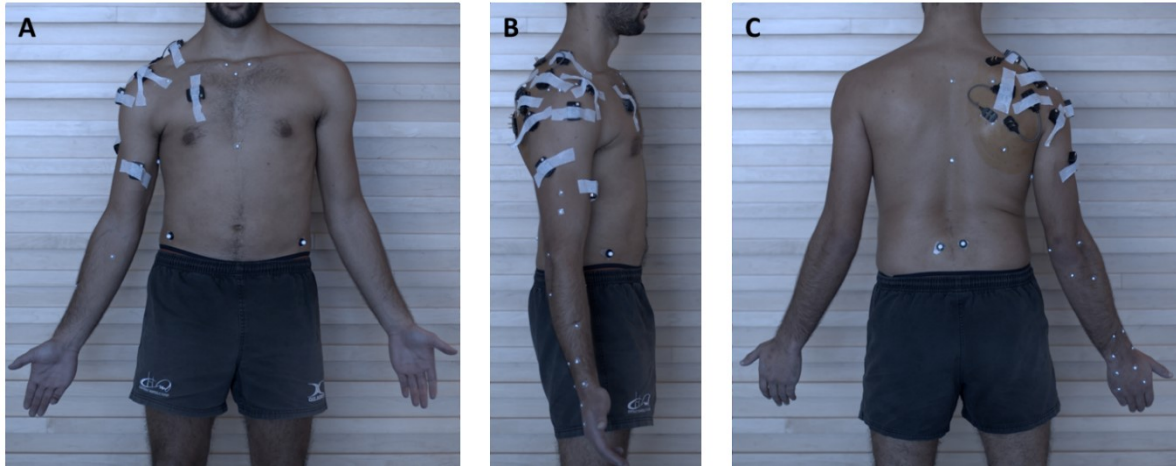


Figure 37. Anterior (A), lateral (B) and posterior (C) views of the participant equipped with the 34 reflective skin markers and 10 EMG electrodes.

Fifteen maximal voluntary isometric contractions were completed to obtain maximal voluntary activations for the 10 recorded muscles⁶⁵. Then, five repetitions of horizontal shoulder flexions were performed at a self-selected speed: the participant was instructed to execute a sweeping motion starting from the abduction plane (with the arm elevated at 90° and elbow fully extended) to the flexion plane, back to the abduction plane. Data from the first repetition alone were selected for further analyses.

4.2.2.2 Upper-limb musculoskeletal model

A 3D right upper-limb model was created from an adaptation of the Rigid Body Dynamic Library²³⁶ (**Figure 38**). Five degrees-of-freedom (DOFs) were defined: 1 at the clavicle (elevation), 3 at the glenohumeral joint (elevation, plane of elevation, axial rotation) and 1 at the elbow (flexion/extension).

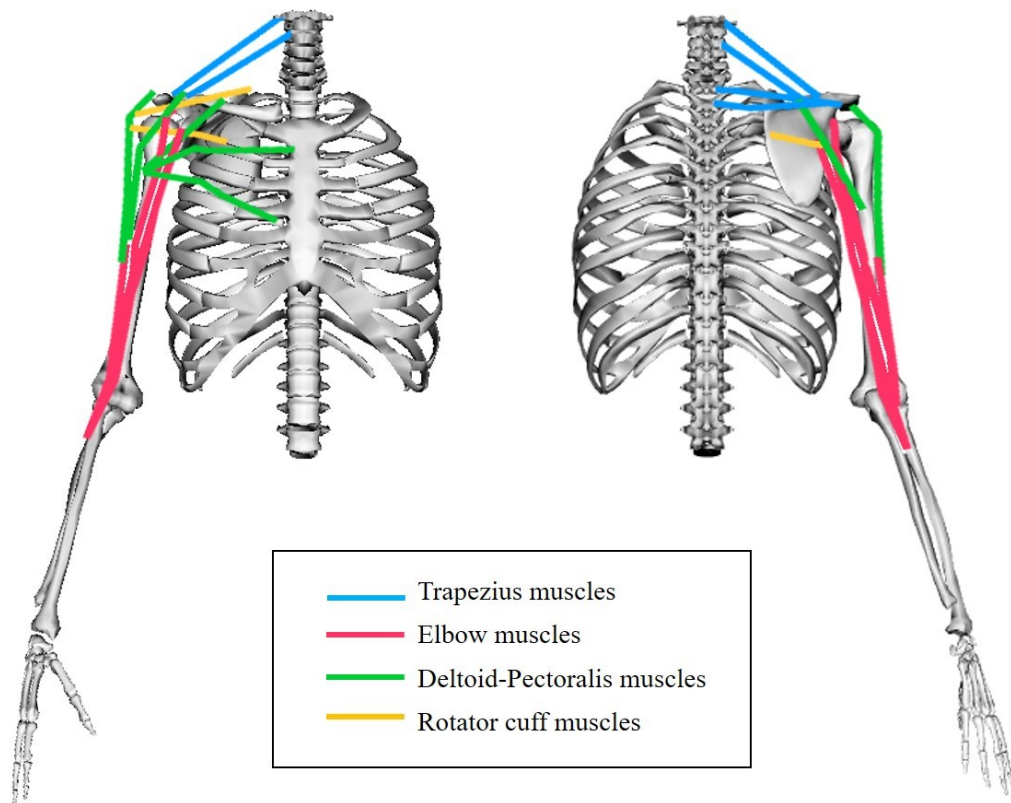


Figure 38. Anterior (left) and posterior (right) views of the right upper-limb musculoskeletal model; the colored lines represent the 18 Hill-type muscle lines of action.

EMG data from the 10 recorded muscles were mapped onto the 18 Hill-type muscle lines of action of the musculoskeletal model²⁷⁶ (**Tableau XV**). The geometry and parameters of the muscles were specified from the generic model of Holzbaur et al. (2005) available in OpenSim, except for the upper trapezius maximal isometric forces that were set from the results of Jensen & Westgaard (1995). Muscle force-length-velocity and parallel passive elastic force-length relationships were defined according to Thelen et al. (2003).

4.2.2.3 Experimental data pre-processing

Raw measured EMG signals were band-pass filtered, rectified, low-pass filtered at 5 Hz with a 4th-order Butterworth zero-lag filter and finally normalized to their respective maximal voluntary activation²⁷⁸. Joint generalised coordinates were obtained using inverse kinematics from the collected marker trajectories¹⁷². The joint angles matching the five DOFs of the right upper-limb model were kept, while the others were ignored. EMG and kinematics were both interpolated on 51 frames.

4.2.2.4 EMG-joint angle tracking (EQTO) dynamic optimisation

Muscle excitations to muscle activations

Activation dynamics was governed by two first-order differential equations⁴⁹ (Eq. [1a-b]), so that:

$$\dot{\mathbf{u}}(t, \mathbf{e}(t), \mathbf{u}(t)) = \begin{cases} \frac{(\mathbf{e}(t) - \mathbf{u}(t))}{t_{act}(0.5 + 1.5 \mathbf{u}(t))}, & \mathbf{e}(t) > \mathbf{u}(t) & (1a) \\ \frac{\mathbf{e}(t) - \mathbf{u}(t)}{t_{deact}}(0.5 + 1.5 \mathbf{u}(t)), & \mathbf{e}(t) \leq \mathbf{u}(t) & (1b) \end{cases}$$

where: $\mathbf{e}(t)$ and $\mathbf{u}(t)$ are the muscle excitations and neural activations, respectively, at time t . Time constants t_{act} and t_{deact} (for activation and deactivation) were set at 10 and 40 ms, respectively¹⁷⁷.

The shape of the EMG/muscle forces relationship was accounted by the following equation^{49,75}:

$$\mathbf{a}(t) = \frac{e^{\mathbf{A} \cdot \mathbf{u}(t)} - 1}{e^{\mathbf{A}} - 1} \quad (2)$$

where: $\mathbf{a}(t)$ are the muscle activations and $\mathbf{u}(t)$, the neural activations, at time t ; \mathbf{A} are the non-linear shape factors for each muscle line of action.

Muscle activations to muscle forces

The EQTO algorithm consisted in optimising the muscle excitations (\mathbf{e}_i) while tracking both the experimental joint angles (\mathbf{q}_{exp}) and EMG (\mathbf{e}_{exp}), using the following objective-function:

$$\min_{\mathbf{e}, \mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}, \mathbf{u}, \mathbf{A}, P_{\text{Fiso}}, \mathbf{p}_{\text{Fiso}}} \sum_{i=1}^{51} \|\mathbf{e}_{\text{exp},i} - \mathbf{e}_i\|^2 + \|\mathbf{q}_{\text{exp},i} - \mathbf{q}(\mathbf{e}_i)\|^2 \quad (3)$$

where: P_{Fiso} and \mathbf{p}_{Fiso} are the global and individual weighting factors, respectively, of the maximal isometric forces. The global weighting factor (P_{Fiso}) was defined for all lines of action: in doing so, one muscle could not become disproportionately stronger than the others. Individual weighting factors (\mathbf{p}_{Fiso}) were defined for each line of action. The global weighting factor could vary between 50% and 350% of the generic maximal isometric forces from Holzbaaur et al. (2005), based on the variability between subjects' physiological cross-sectional areas in literature^{279,280}. The individual weighting factors could vary between 75% and 300%. All shape factors (\mathbf{A}) were bounded between - 2.9999 and - 0.0001 throughout the resolution⁴⁹.

The EQTO objective-function was solved in a forward-dynamic fashion, using a direct multiple shooting algorithm¹⁹¹ on a 51-node grid. Controls were the muscle excitations (\mathbf{e}); states were the joint angles (\mathbf{q}), velocities ($\dot{\mathbf{q}}$) and neural activations (\mathbf{u}). At each node, the initial guess was set at 1% for the controls and at 5% for the neural activations.

Controls and states were optimised with respect to Eq. [3], while identifying \mathbf{A} , P_{Fiso} and \mathbf{p}_{Fiso} . A personalised musculoskeletal model was then defined from the optimised maximal isometric forces. The personalised maximal isometric forces were the generic one multiplied by a total weighting factor, which was the product of both global and respective individual weighting

factors for each line of action. Convergence was achieved when the Karush-Kuhn-Tucker tolerance accuracy reached a value set at 10^{-3} .

The EQTO muscle forces and joint torques were calculated afterward from the optimised muscle excitations.

4.2.2.5 Static optimisation (SO)

Using SO, muscle activations (\mathbf{a}) were estimated with the personalised model at each time frame, so that the muscle joint moments ($\boldsymbol{\tau}_{\text{mus}}(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}, \mathbf{a})$) matched the inverse-dynamic joint torques ($\boldsymbol{\tau}_{\text{ID}}(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}, \ddot{\mathbf{q}})$), according to the following objective-function adapted from Crowninshield & Brand (1981):

$$\min_{\mathbf{a}} \sum_{i=1}^{51} W_{\text{SO}}(\mathbf{a}^T \mathbf{a}) \quad (4a)$$

$$\text{s.t.} \quad \min_{\mathbf{a}} \sum_{i=1}^{51} W_{\tau} \|\boldsymbol{\tau}_{\text{mus}}(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}, \mathbf{a})_i - \boldsymbol{\tau}_{\text{ID}}(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}, \ddot{\mathbf{q}})_i\|^2 \quad (4b)$$

where: Eq. [4b] was treated as a penalty term; $W_{\text{SO}} = 10$ and $W_{\tau} = 100$ were the weightings on muscle activations and joint torques, respectively.

The nonlinear least-square problem was solved using a *lsqnonlin* algorithm in MATLAB (Mathworks, Natick, MA). SO muscle forces were calculated thereafter from the optimised muscle activations.

4.2.2.6 Data analysis

To assess the tracking efficiency, the EQTO muscle excitations and joint angles were compared to their experimental counterparts using root-mean-square differences (RMSd). SO muscle

activations were also compared to the measured EMG and to the EQTO muscle excitations, which were integrated using Eq. [1a-b, 2] to obtain muscle activations. Additionally, SO and EQTO muscle forces and joint torques were compared.

4.2.3 Results

4.2.3.1 EQTO vs. SO performances

The EQTO algorithm took 3456 s to converge (~1 h), on an Intel® Core™ i5-3570 CPU @3.4 GHz. SO took 5.7 s with the personalised model.

The EQTO joint angles well-matched the experimental ones, with a mean RMSd of $1.26 \pm 0.69^\circ$ (**Figure 41**). No visible difference was observed between SO and inverse-dynamic joint torques (**Figure 42**). Regarding the EQTO joint torques, they differed from the inverse-dynamic ones, with a mean RMSd of 3.91 ± 3.75 N.m.

4.2.3.2 EQTO personalised muscle parameters

The optimised global weighting factor was 2.0, *i.e.* the generic maximal isometric muscle forces were all doubled. The individual weighting factors for all the line of action ranged from 0.75 (for the PEC clav., PEC ster., PEC ribs and BIC long) to 3.0 (for the TRI med. and BIC short), so that the total weighting factors ranged from 1.5 to 6.0 (**Tableau XVI**). Overall, the optimised maximal isometric forces were scaled up for the 18 lines of action and ranged from 546.62 N (PEC clav.) to 5580.00 N (TRA up3).

Shape factors were altered for 12 out of 18 lines of action (**Figure 43**). All shape factors ranged from -0.0001 (for the PEC clav., PEC ster., PEC ribs and SUP) to -2.9999 (for the TRI long,

TRI lat., TRI med., BIC long and BIC short), *i.e.* bounds were reached for those lines of action during the problem resolution.

4.2.3.3 EQTO vs. SO muscle activations/excitations and forces

The EQTO muscle excitations well matched the measured EMG (**Figure 39**), with a mean RMSd of 0.03 ± 0.01 . On average, the EQTO muscle excitations were inside a 95% confidence interval. Regarding SO, the optimised muscle activations were lower than the measured EMG, with a mean RMSd of 0.06 ± 0.04 (**Tableau XV**), *i.e.* twice the RMSd between the measured EMG and EQTO muscle excitations.

SO muscle activations were mostly lower than the EQTO ones (**Figure 44**). As a result, SO muscle forces were underestimated compared to those of EQTO, with a mean RMSd of 144.5 ± 150.4 N. According to **Tableau XVII**, PEC clav., PEC ster., PEC ribs, DELT ant. and BIC long were the lines of action having the best agreement between EQTO and SO muscle forces, with a RMSd lower than 50 N.

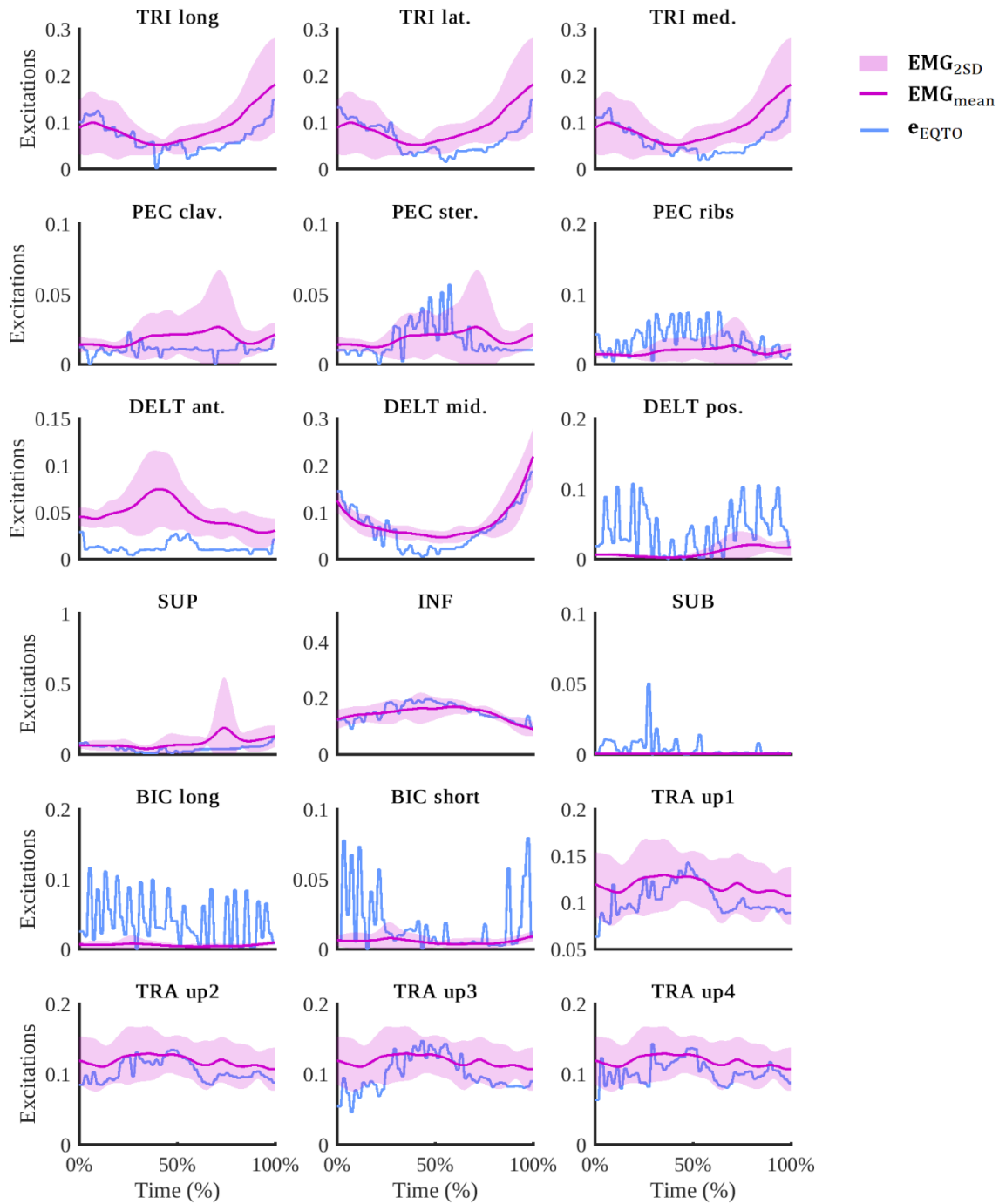


Figure 39. Mean ($\mathbf{EMG}_{\text{mean}}$) and standard deviation ($\mathbf{EMG}_{2\text{SD}}$) of the measured EMG over the five repetitions of the studied movement and the EQTO muscle excitations (\mathbf{e}_{EQTO}). The EQTO muscle excitations are inside a 95% confidence interval (shaded-pink standard deviations).

Tableau XV. Mean RMSd between the mean measured EMG vs. EQTO muscle excitation time histories and the mean measured EMG vs. SO muscle activation time histories, during the first repetition of the studied movement for the 18 lines of action of the model.

Muscle lines of action		Measured EMG vs. EQTO muscle excitations	Measured EMG vs. SO muscle activations
Full-names	Abbreviations		
Triceps brachii long head	TRI long	0.03	0.09
Triceps brachii lateral head	TRI lat.	0.04	0.09
Triceps brachii medial head	TRI med.	0.04	0.09
Clavicular pectoralis major	PEC clav.	0.01	0.01
Sternal pectoralis major	PEC ster.	0.01	0.02
Ribs pectoralis major	PEC ribs	0.02	0.03
Anterior deltoid	DELTA ant.	0.04	0.04
Middle deltoid	DELTA mid.	0.02	0.04
Posterior deltoid	DELTA pos.	0.04	0.02
Supraspinatus	SUP	0.06	0.07
Infraspinatus	INF	0.02	0.14
Subscapularis	SUB	0.01	0.02
Biceps brachii long head	BIC long	0.05	0.01
Biceps brachii short head	BIC short	0.02	0.03
	TRA up1	0.02	0.11
Upper trapezius	TRA up2	0.02	0.12
(4 lines of action)	TRA up3	0.03	0.07
	TRA up4	0.02	0.12
MEAN(mean) ± SD(mean)		0.03 ± 0.01	0.06 ± 0.04

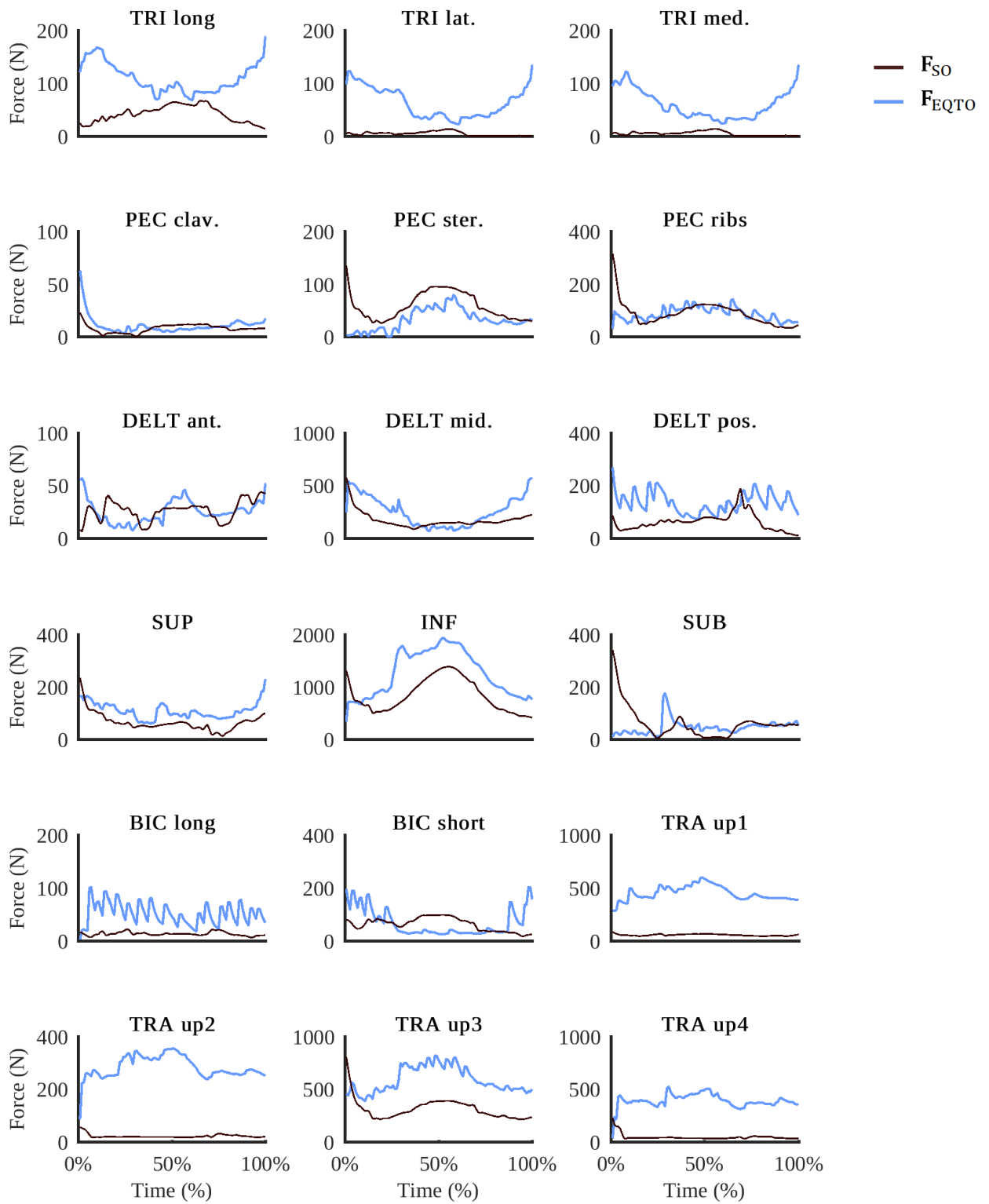


Figure 40. EQTO (F_{EQTO}) and SO muscle forces (F_{SO}).

4.2.4 Discussion

The objective of this study was to apply the EQTO algorithm to experimental data for estimating subject-specific muscle forces, while identifying the maximal isometric forces and shape factors of an upper-limb musculoskeletal model. The main finding was that SO RMSd on muscle activations compared to measured EMG were two times greater than EQTO RMSd on muscle excitations. This suggests that the EQTO muscle forces might be more physiologically plausible than those computed from SO.

4.2.4.1 Limitations

The main purpose of this study was to provide a proof-of-concept using one movement performed by a single participant, so that, for now, limited conclusions can be drawn from this paper¹.

Another limitation is that, aside from the activation-dynamic shape factors, only the maximal isometric force for each muscle line of action was identified during the calibration process. While up to three muscle parameters for each line of action are usually identified in other studies (*i.e.* muscle optimal lengths, tendon slack lengths and maximal isometric forces^{84,168}), we followed the recommendations of Buchanan et al. (2004) who warned about the optimisation “overfit”. In that view, we considered that personalising two parameters (shape factors and maximal isometric forces) was a wise choice, knowing that the model was actuated by 18 muscle

¹Nevertheless, several movements performed by more participants will be collected soon to further assess the EQTO algorithm efficiency.

lines of action, which represented at least 36 parameters to optimise, along with the 18 controls and 10 states of the model, on a 51-node grid – *i.e.* a total of 2346 variables (+ 6110 constraints).

4.2.4.2 EQTO vs. SO computation time

As expected, the dynamic-optimisation EQTO algorithm was slower than SO. This can be explained by the nature of dynamic optimisation^{64,88,152}, which yielded a total of over 23 million function evaluations and almost 250,000 integration steps. Conversely, SO objective-function was called only 18,848 times (*i.e.* a thousandth less), with no integration to solve. Besides, maximal isometric forces and shape factors had to be identified in dynamic optimisation (which obviously lengthened the resolution duration), which was not the case in SO. Furthermore, SO muscle activations were estimated directly from the personalised musculoskeletal model. Thus, although the EQTO computation time could represent a limitation, ensuring that the estimated muscle excitations track well the measured EMG is worth the wait, depending on their purpose³. Indeed, if an hour does not represent a reasonable delay to obtain the optimised muscle forces when instantaneous biofeedback is needed (*e.g.* in clinical rehabilitation protocols²⁸¹), this wait is totally acceptable in surgical procedure-planning, as several days/weeks always separate the diagnosis from the day of surgery^{282,283}, as well as in fundamental research.

4.2.4.3 EQTO optimised muscle parameters

Muscle parameters calibration was performed from the movement of interest itself, whereas a separate set of trials is usually used in literature studies^{84,168}. Having the same movement to both calibrate the model and estimate the muscle forces is an advantage, as data from one movement only need to be collected (*i.e.* the experiment duration is shortened, and raw data treatment is hastened). However, only one set of EMG is available: yet, a larger range of EMG is preferred

to calibrate the model muscle parameters^{71,84}, meaning several movements are needed, including (sub)-maximal contractions in which EMG amplitude cancellation increases⁴⁸. In our case, the recorded muscles were not excited over a large range (*e.g.* see subscapularis or biceps brachii long head, **Figure 39**). Consequently, since maximal isometric forces and shape factors are interdependent, they could have converged toward non-physiological values. To prevent from such problem, a global weighting factor ($P_{F_{iso}}$) for the maximal isometric forces was introduced. In future studies, movements chosen for the calibration must be varied to encompass a wider range of contractile conditions⁷¹.

The EQTO optimised maximal isometric forces were up to six times greater than those of the generic model of Holzbaur et al. (2005) based on data from two 50th-percentile males. Few studies in the literature measured or identified the maximal isometric forces for each muscle of the upper-limb^{269,284-286}. To our knowledge, the paper of Dal Maso et al. (2017) is the only one we can use to partially compare our optimised maximal isometric forces for the biceps and triceps brachii. In their study, the personalised maximal isometric forces obtained for their 12 participants was an average of 473.83 N (range [148-860 N] vs. 529.95 N in Holzbaur et al. (2005)) for the biceps brachii and 2016.83 N (range [591-3434 N] vs. 682.37 N in Holzbaur et al. (2005)) for the triceps brachii. In comparison, our participant developed a mean maximal isometric force of 1776.78 N for the two biceps brachii lines of action of the model and 3464.72 N for the three triceps brachii lines of action (**Tableau XVI**). Our personalised maximal isometric forces were greater than those of Dal Maso et al. (2017) and even more so than the generic one⁹⁰. This may be explained by the fact our model does not include joint contact forces: since the elbow was fully-extended during the movement, all muscles had to virtually be stronger than they should be in real-life to compensate for the lack of elbow joint moment,

especially as recorded EMG were low (**Figure 39**). Additional muscles might be needed into the model to realise the studied movement.

Regarding the optimised shape factors, the EQTO algorithm found highly non-linear EMG/muscle forces relationships for the triceps brachii long, lateral and medial heads, which were among the most activated lines of action of the model, but also for the biceps long and short heads, which had a lower contribution to the movement. Again, only one study presented explicit results of optimised shape factors the lower-limb²⁷⁶ while the others solely stated that shape factors were used without giving any further results^{71,168,287}. In Barrett et al. (2007), shape factors were altered for almost half the muscles of their lower-limb model, revealing highly exponential EMG/muscle forces relationships ($A = -3$), as it was the case in our model.

4.2.4.4 Validation of the EQTO algorithm

The EQTO algorithm was efficient in estimating the joint angles trajectories (RMSd = $1.26 \pm 0.69^\circ$), which demonstrated its good kinematic-tracking ability. In that respect, the EQTO algorithm is comparable to other hybrid optimisations in the literature, *e.g.* the computed muscle control giving tracking error within 5° ¹⁸⁷.

As the EQTO algorithm aimed at reducing the quadratic errors between measured EMG and estimated muscle excitations, the EQTO muscle excitations were consistent with the experimental ones, both having the same trend curve^{3,288}. Exceptions were observed on **Figure 39** for four lines of action, for which the optimised muscle excitations were higher than the measured EMG. It was the case for: the posterior deltoid, which is specifically involved in the horizontal retraction of the arm³²; the biceps brachii long head, which is responsible for the shoulder coaptation when the arm is elevated; the biceps brachii short head, which assists the

shoulder elevation to raise the arm; and the subscapularis, which is a shoulder internal rotation muscle³².

It must be borne in mind that tracking measured EMG implies we cannot use them independently to validate the EQTO approach, but only to qualitatively assess the EQTO algorithm performance. Hicks et al. (2015) thus recommended to compare the EMG-driven joint moments to the net joint torques computed from inverse dynamics. Following their recommendations, torques were compared (**Figure 42**) and those computed from the EQTO muscle excitations were found to be within a 10 N.m-margin from the inverse-dynamic ones and had a similar timing of peaks, which validates the EQTO muscle excitations³.

Regarding SO, even with the personalised musculoskeletal model, muscle activations were mostly underestimated, which is consistent with SO objective-function and with literature^{88,112,152,289}. Accordingly, SO muscle forces were underestimated as well, especially the triceps and upper trapezius, which were the most influential muscles in the studied movement (**Figure 44**). Consequently, since the EQTO muscle excitations were closer to the measured EMG than SO muscle activations, the EQTO muscle forces might be more accurate than SO muscle forces.

4.2.4.5 Clinical aspects

As it is impossible to measure *in vivo* muscle forces, it cannot be thoroughly assessed which optimisation method is the “best”²⁹⁰. However, EQTO appears to be plausibly more physiological than SO and RMSd up to 498.3 N (see infraspinatus, **Tableau XVII**) were calculated between their respective muscle forces. If such differences exist when a healthy subject performs a standard movement at low speed, they will be even more so emphasized

when pathological musculoskeletal cases are examined²⁹¹. Clinically speaking, such errors represent a major limitation of SO, particularly when high-co-contraction movements are studied (*e.g.* in cerebral palsy^{130,131} or shoulder-injured²⁹² patients). Besides, if a level of force defining a risk of injuries must be defined, one could not know the exact force level value that must not be exceeded, because SO systematically underestimates muscle forces, as previously demonstrated with simulated data²⁶³. Or, if such risk threshold is already defined based on *in vivo* studies – as in McGill (1997) –, one could never be sure where SO muscle forces are positioned, therefore it would be difficult to make an insightful diagnosis with such uncertainties.

4.2.5 Conclusion

In the light of the above, it appears that using EMG to inform the musculoskeletal model is necessary to have physiologically sound muscle forces estimations in dynamic optimisation. In conclusion, the dynamic-optimisation EQTO algorithm was proven to be more suitable than SO to estimate muscle forces.

Acknowledgments Funding for this project was provided by the NSERC Discovery grant (RGPIN-2014-03912). The authors gratefully acknowledge the Interdisciplinary Center for Scientific Computing of Heidelberg University (Germany) for the opportunity to work with MUSCOD-II.

Conflict of interest statement

Authors declare no conflict of interest.

4.2.6 Appendices

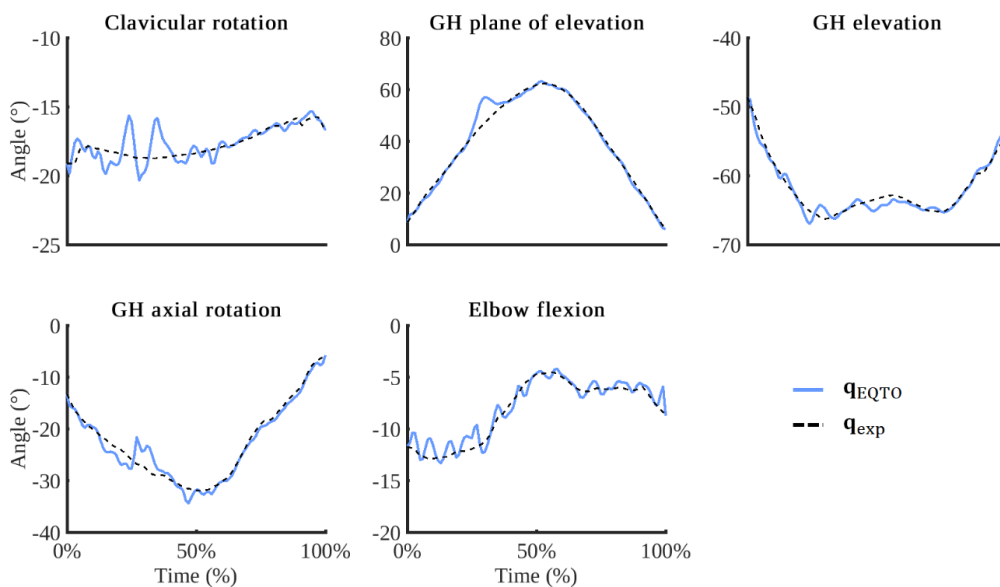


Figure 41. Experimental (q_{exp}) and EQTO (q_{EQTO}) joint angles.

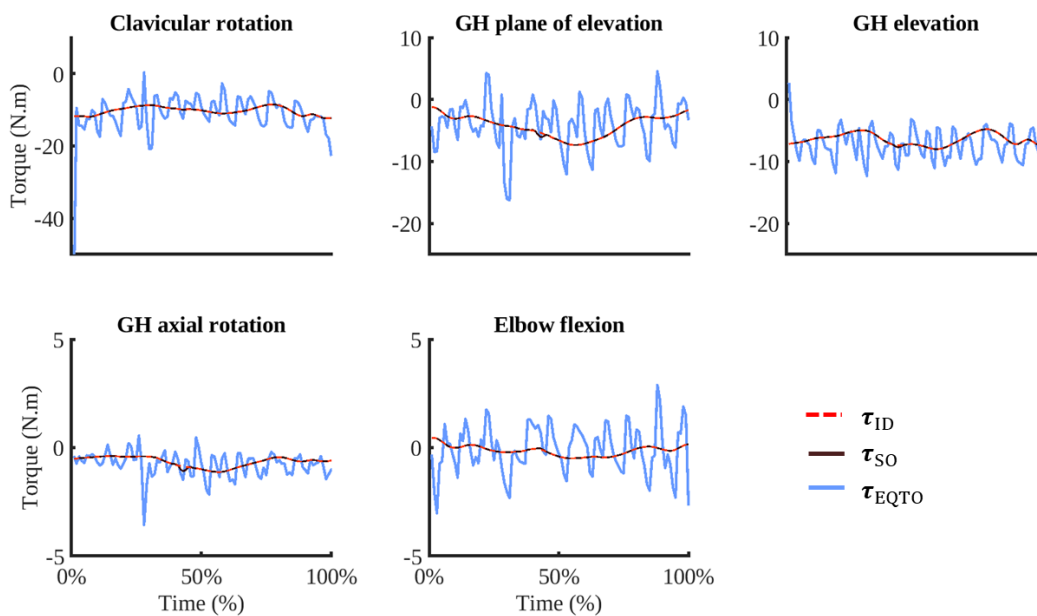


Figure 42. Joint torques calculated with inverse dynamics (τ_{ID} , the red-dotted line), SO (τ_{SO} , the black solid line) and the EQTO algorithm (τ_{EQTO} , the blue solid line).

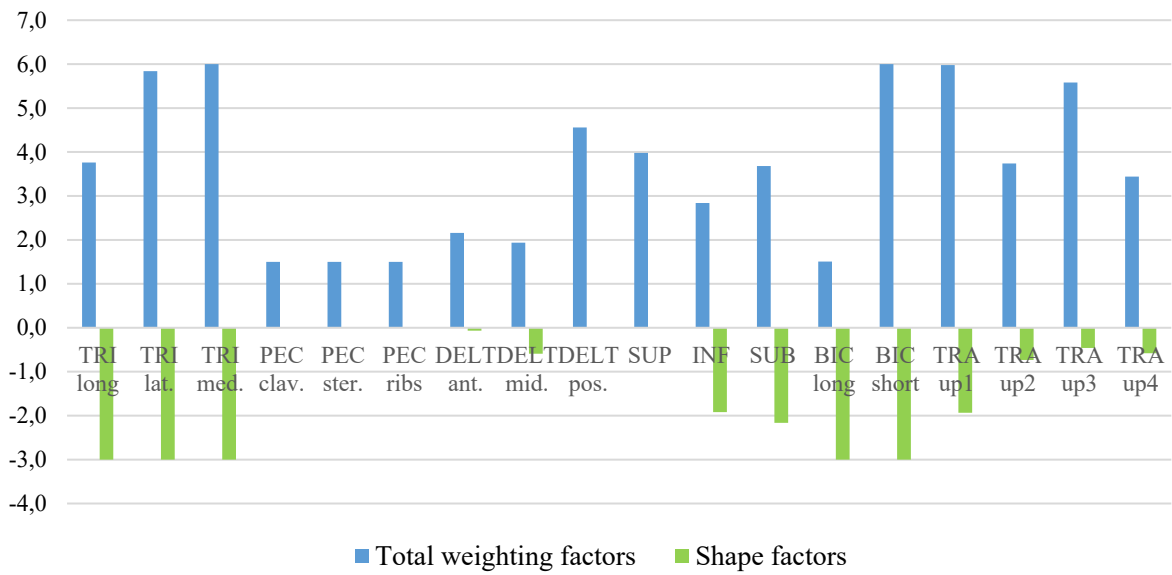


Figure 43. Optimised total weighting factors on the maximal isometric forces and shape factors of the 18 lines of actions of the model.

Tableau XVI. Generic and optimised maximal isometric muscle forces and the total weighting factors for the 18 lines of action.

Muscle lines of action	Generic maximal isometric muscle forces from Holzbaur et al. (2005) in Newtons (<i>a</i>)	Maximal isometric forces total weighting factor (<i>b</i>)	Optimised maximal isometric muscle forces in Newtons (<i>a</i> × <i>b</i>)
Triceps brachii long head	798.52	3.76	3002.44
Triceps brachii lateral head	624.30	5.84	3645.91
Triceps brachii medial head	624.30	6.00	3745.80
Clavicular pectoralis major	364.41	1.50	546.62
Sternal pectoralis major	515.41	1.50	773.12
Ribs pectoralis major	390.55	1.50	585.83
Anterior deltoid	1142.6	2.16	2468.02
Middle deltoid	1142.6	1.94	2212.07
Posterior deltoid	259.88	4.56	1185.05
Supraspinatus	487.82	3.98	1941.52
Infraspinatus	1210.84	2.84	3438.79
Subscapularis	1377.81	3.68	5070.34
Biceps brachii long head	624.30	1.51	940.20
Biceps brachii short head	435.56	6.00	2613.36
	690.00	5.98	4126.20
Upper trapezius	690.00	3.74	2580.60
(4 lines of action)	1000.00	5.58	5580.00
	1000.00	3.44	3440.00

Tableau XVII. Mean RMSd between EQTO and SO muscle forces, for the first repetition of the studied movement, for the 18 lines of action.

Muscle lines of action	EQTO vs. SO muscle forces mean RMSd (N)
Triceps brachii long head	80.9
Triceps brachii lateral head	66.5
Triceps brachii medial head	63.0
Clavicular pectoralis major	7.6
Sternal pectoralis major	32.7
Ribs pectoralis major	44.2
Anterior deltoid	13.5
Middle deltoid	142.3
Posterior deltoid	91.2
Supraspinatus	52.0
Infraspinatus	498.3
Subscapularis	71.6
Biceps brachii long head	44.0
Biceps brachii short head	64.5
	399.1
Upper trapezius	266.4
(4 lines of action)	308.1
	355.5
MEAN(mean) ± SD(mean)	144.5 ± 150.4

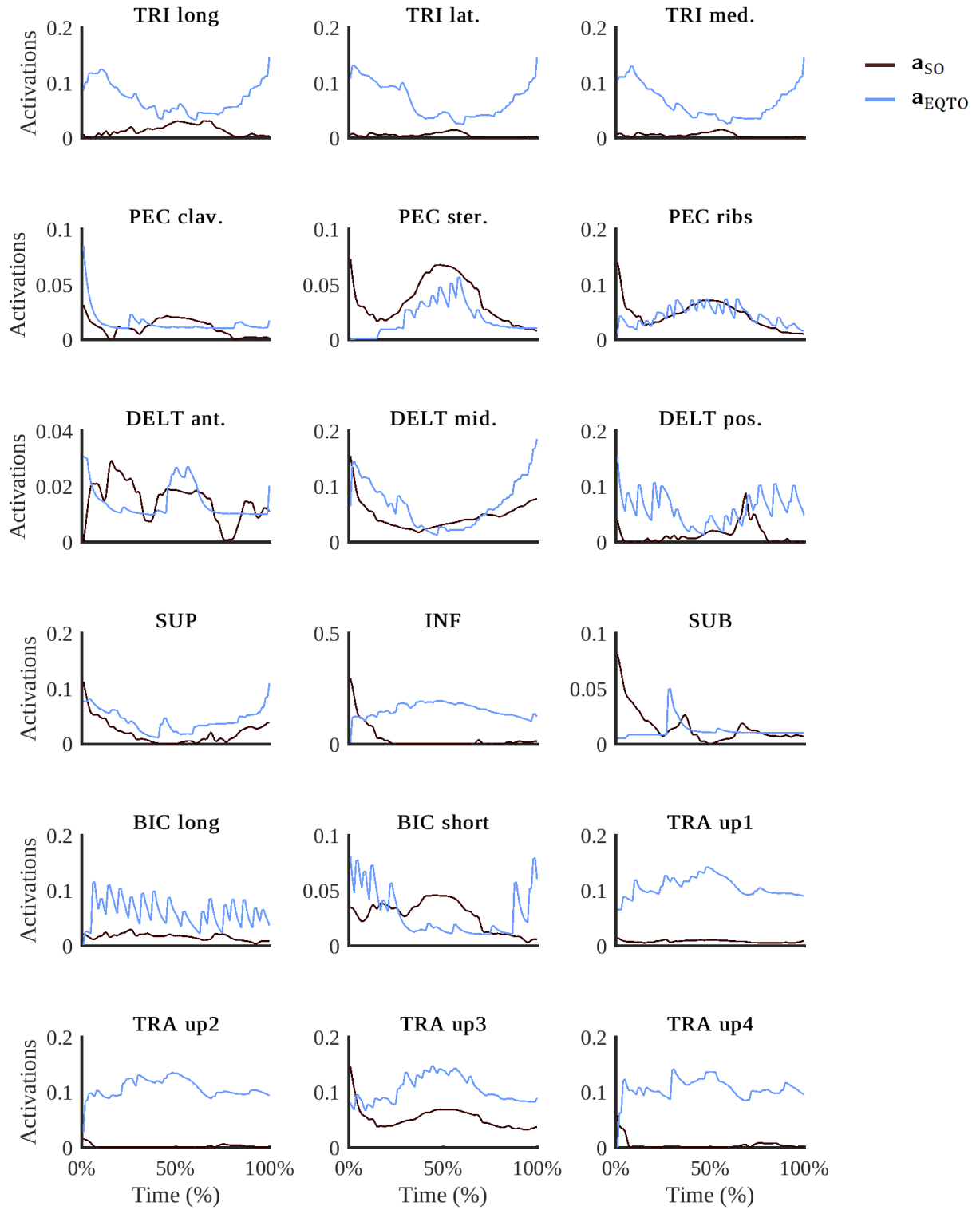


Figure 44. EQTO (a_{EQTO}) and SO muscle activations (a_{SO}).

Chapitre 5 : Calibrer le modèle musculo-squelettique

5.1 Apport original de l'étudiant et contribution des co-auteurs

Ce cinquième chapitre de thèse introduit notre dernière étude, parue dans une note technique intitulée : "Do relevant shear forces appear in isokinetic shoulder testing to be implemented in biomechanical models?" Cet article, coécrit par Colombe Bélaïse, Benjamin Michaud, Mathieu Boucher et Mickaël Begon, a été publié en 2018 dans la revue *Journal of Biomechanics* (v. 72, pp. 241-246).

La contribution principale de cet article revient à Colombe Bélaïse. L'expérience a été préparée par elle et les données ayant servi de support aux calculs ont été collectées par elle avec les conseils techniques du co-auteur Mathieu Boucher. La méthode a été développée avec l'aide des co-auteurs Mickaël Begon et Benjamin Michaud. Les calculs d'optimisation ayant mené aux résultats présentés ont été effectués par Colombe Bélaïse avec la contribution et l'aide du co-auteur Benjamin Michaud. L'article a été écrit par Colombe Bélaïse, guidée par les conseils, remarques et ajustements des co-auteurs. Les auteurs remercient chaleureusement la Fondation Molson (Montréal, QC) pour l'achat des deux capteurs de force ayant servi à réaliser ce travail de recherche.

5.2 Article n°4

Dans cette étude, nous nous sommes intéressés à la calibration des modèles musculo-squelettiques, généralement réalisée par optimisation hybride à partir des moments articulaires mesurés expérimentalement grâce à un ergomètre isocinétique (voir Chapitre 1, sous-

section 1.4.2.3). L'ergomètre isocinétique ne mesurant le moment articulaire que selon son axe principal de rotation, en quoi tenir compte des forces de contact tridimensionnelles au cours du mouvement modifie le calcul du moment articulaire à une articulation donnée ? Pour répondre à cette question, notre objectif a été de quantifier expérimentalement l'influence des forces de cisaillement à la main et au coude sur le moment articulaire global à l'épaule, lors de mouvements de rotation interne/externe de l'épaule. Pour ce faire, le moment articulaire mesuré au moyen d'un ergomètre isocinétique a été comparé au moment calculé à partir des forces de contact à la main et au coude. Ces dernières ont été mesurées grâce à des capteurs de force six axes, sur 10 participantes saines.

Do relevant shear forces appear in isokinetic shoulder testing to be implemented in biomechanical models?

Colombe Bélaïse^{a,b}, Benjamin Michaud^a, Mathieu Boucher^c and Mickaël Begon^{a,b}

^aLaboratory of Simulation and Modelisation of Movement, Université de Montréal, Montreal, QC, Canada

^bSainte-Justine Hospital Research Centre, Montreal, QC, Canada

^cSensix SAS, Biopôle, Poitiers, France

Abstract Isokinetic dynamometers measure joint torques about a single fixed rotational axis. Previous studies yet suggested that muscles produce both tangential and radial forces during a movement, so that the contact forces exerted to perform this movement are multidirectional. Then, isokinetic dynamometers might neglect the torque components about the two other Euclidean space axes. Our objective was to experimentally quantify the shear forces impact on the overall shoulder torque, by comparing the dynamometer torque to the torque computed from

the contact forces at the hand and elbow. Ten healthy women performed isokinetic maximal internal/external concentric/eccentric shoulder rotation movements. The hand and elbow contact forces were measured using two six-axis force sensors. The main finding is that the contact forces at the hand were not purely tangential to the direction of the movement (effectiveness indexes from 0.26 ± 0.25 to 0.54 ± 0.20), such that the resulting shoulder torque computed from the two force sensors was three-dimensional. Therefore, the flexion and abduction components of the shoulder torque measured by the isokinetic dynamometer were significantly underestimated (up to 94.9%). These findings suggest that musculoskeletal model parameters should not be estimated without accounting for the torques about the three space axes.

Keywords Isokinetic dynamometer; Shoulder torque; Contact forces; Effectiveness index; Force sensors.

5.2.1 Introduction

Generic musculoskeletal models are highly influenced by their musculotendinous properties^{294,295}, so that care should be given to their identification. Muscles intrinsic parameters and force-length-velocity relationships are mostly identified using isokinetic dynamometers^{71,214,215}. However, since the dynamometer torques are measured about a single axis, the other torques components are assumed to be negligible.

The contact forces exerted to produce a movement are yet not purely tangential to the direction of this movement²⁹⁶. In pluri-segmental cyclic tasks, like wheelchair propulsion^{159,297} or pedaling^{298,299}, perpendicular forces are also generated, reducing the mechanical efficiency of the resultant force at the handrim or at the pedal. Hence, the effectiveness index – defined as the ratio between the tangential force (*i.e.* the effective force generating the torque) and the

Euclidean norm of the resultant force³⁰⁰ – is about 0.57 in wheelchair propulsion (1.0 being pure tangential resultant force)^{159,301}. Such perpendicular forces come from isometric joint torques³⁰². However, the latter are not measured when using isokinetic dynamometers^{71,303,304}, which might be inaccurate in the specific case of muscle parameters identification. Indeed, regarding complex joints like the shoulder, muscles appear to have a plural action depending on their geometry and architecture³². In that respect, Rankin et al. (2010) showed that most of the upper-limb muscles exerted, at the same time, tangential and radial forces during the pushing phase of wheelchair propulsion. For instance, in shoulder internal rotation, the pectoralis major is simultaneously assisting the internal rotation while being a transverse flexor³². Consequently, torque might be generated about, at least, two axes that should be accounted when aiming to calibrate musculoskeletal models, especially while performing maximal isokinetic exertions.

Our objective was to experimentally quantify the shear forces impact in estimating the overall shoulder torque, during maximal internal/external shoulder rotation movements. The torque measured by an isokinetic dynamometer was compared to the torque computed from the contact forces at the hand and elbow, while participants applied forces at these two contact points on the dynamometer attachments.

5.2.2 Material and methods

5.2.2.1 Participants

Ten untrained women with no record of upper-limb musculoskeletal disorder (26.3 ± 5.1 years; 1.65 ± 0.07 m; 64.2 ± 9.2 kg) volunteered for this study after giving their signed informed consent. The experiment was approved by the ethical committee of the Université de Montréal.

5.2.2.2 Isokinetic dynamometer instrumentation

The shoulder torque was measured and gravity-corrected by a Con-Trex® MJ isokinetic dynamometer (Physiomed, Germany). Contact forces were measured by two six-axis force sensors (2016-02A1-P/2016-02A1-C, Sensix, France) embedded into the dynamometer elbow cuff and hand grip attachments (**Figure 45**).

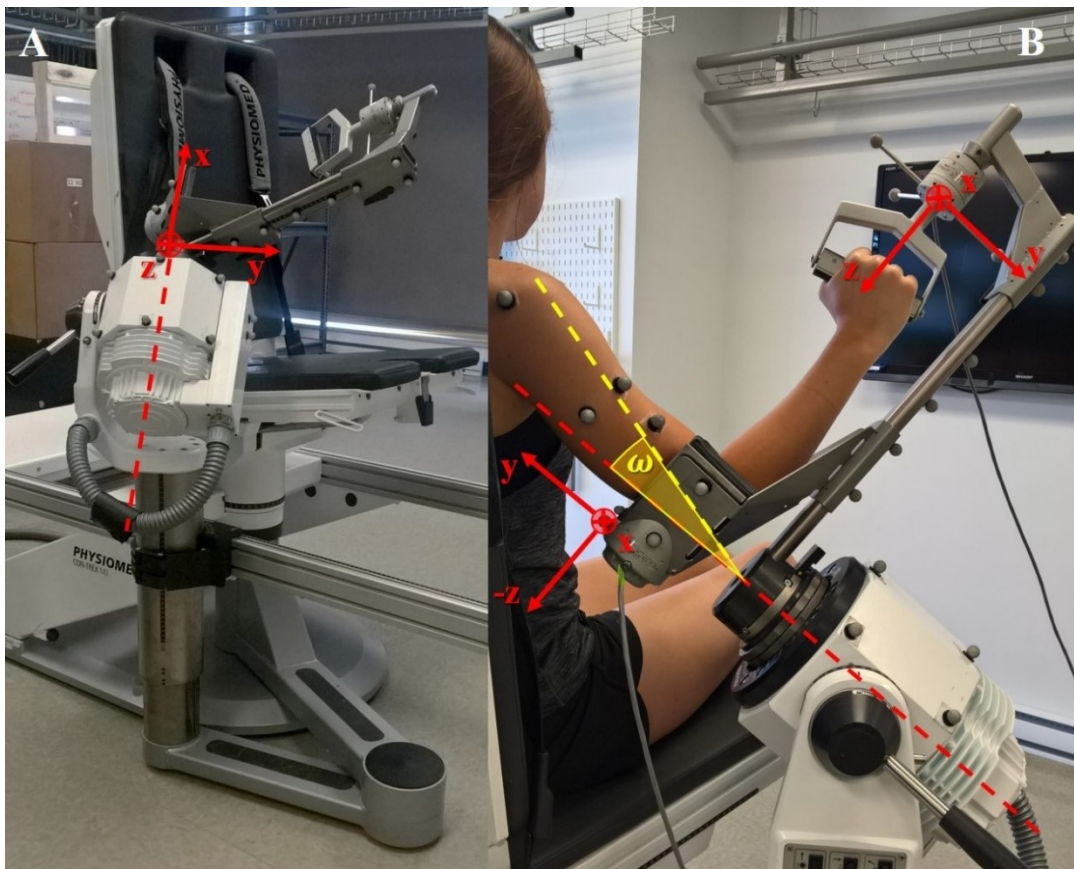


Figure 45. Overview of the seated shoulder internal/external rotation set-up, with the two six-axis force sensors attached to the dynamometer; the engine SoC is represented in red (A). Set-up with one participant; the local SoCs of the two six-axis force sensors are represented in red (B). Note. The misalignment angle (ω) between the arm longitudinal axis and the engine axis has been emphasized in yellow.

5.2.2.3 Data collection and performances

To model the biomechanical system, twenty reflective-markers were placed on the dynamometer and its attachments (**Figure 45**): 6 on the engine; 7 on the dynamometer arm; 4 on the elbow sensor; 3 on the hand sensor. These markers defined the equipment local systems of coordinates (SoCs). Seven reflective-markers were also stuck on the participants' dominant upper-limb (**Figure 46**): 3 technical markers on the arm; 1 on both the anterior and posterior faces of the humeral head; 1 on each epicondyle of the elbow.

Marker trajectories were collected at 100 Hz using a 7-camera-optoelectronic system (Vicon, Oxford Metrics Limited, UK). Forces were sampled at 1000 Hz. Synchronization was done by Nexus 2.4 software (Vicon Motion Systems Ltd., UK). Raw data were low-pass filtered at 20 Hz.

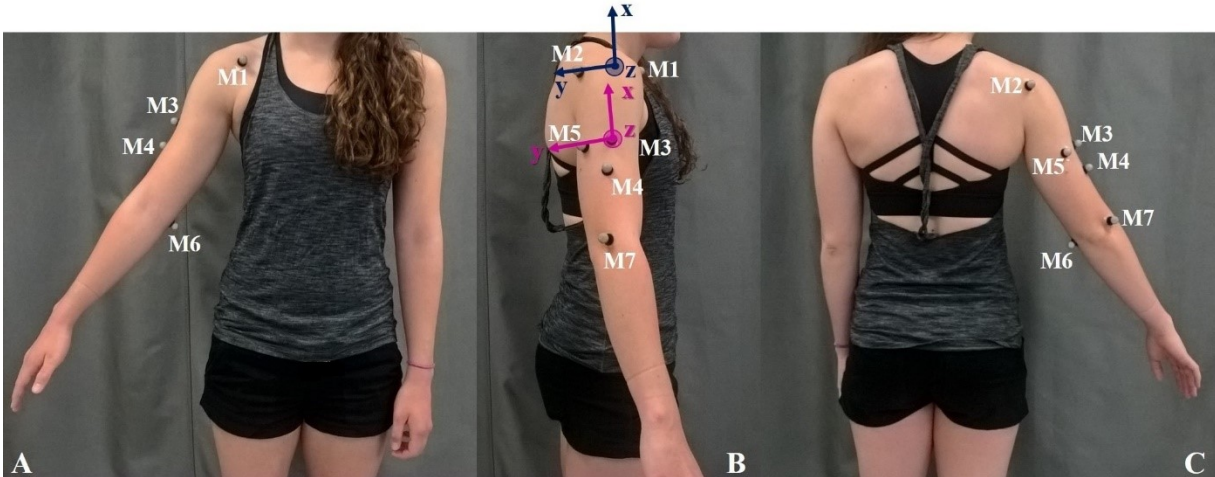


Figure 46. Anterior (A), lateral (B) and posterior (C) views of one participant with 7 markers placed on her dominant upper-limb. The arm anatomical and technical SoCs are in blue and pink, respectively.

Participants performed a static trial with all markers visible to calculate the transformation matrix between the arm technical and anatomical SoCs. The two elbow markers were thereafter removed, so that participants could conveniently place their arm inside the elbow cuff, which maintained the arm longitudinal axis aligned with the engine axis. Participants were then installed in a seated position, with bent elbow and 45° of shoulder scaption, as recommended by Edouard et al. (2011) (**Figure 45**). The hand grip was maintaining their hand in pronation. The largest but comfortable range of motion was defined and reported for all participants.

A first passive isokinetic trial was collected at 60°/s, measuring the sensors inertial effects (*i.e.* the forces resulting from the acceleration of the sensors) and gravity effects. Participants were instructed to be passive, while the dynamometer moved their arm throughout the range of motion. Then, four series (3 repetitions) of maximal voluntary exertions were collected at 60°/s in internal rotation in concentric (IR_{con}) and eccentric (IR_{ecc}) and external rotation in concentric (ER_{con}) and eccentric (ER_{ecc}) modes. Participants received verbal encouragements and had a 2-minute rest-period between each series.

5.2.2.4 Data reduction and statistical analyses

The angle between the arm longitudinal axis and the engine axis (*i.e.* the misalignment angle, **Figure 45**) was estimated by taking the inverse cosine of the scalar product of each axis normalised direction-vector (see **Appendices**).

After inertial- and gravity-effects corrections, the shoulder torque due to combined efforts at the hand grip and elbow cuff (τ_S) was calculated in the engine and arm respective SoC. The principle of moments and transformation matrices between SoCs were used. Finally, the torque measured by the dynamometer (τ_D) was projected onto the arm SoC (see **Appendices**).

The effectiveness index was then calculated (see **Appendices**). The root-mean-square (RMSe) and average errors (biases) between τ_S (sensors) and τ_D (dynamometer) were also reported in the engine and arm SoCs. The sensors shoulder torque τ_S was the reference; it was compared to τ_D expressed in the engine SoC for instrumentation and protocol validation.

Finally, *t*-test comparisons from the statistical parametric mapping (SPM) package³⁰⁶ were performed in the isokinetic phase between τ_S and τ_D , in the engine and arm SoCs. The level of significance was set at $p < 0.05$.

5.2.3 Results

The mean range of motion for the 10 participants was $82.4 \pm 2.1^\circ$. The mean misalignment angles were: $11.0 \pm 2.1^\circ$ (IR_{con}); $20.1 \pm 1.6^\circ$ (IR_{ecc}); $16.4 \pm 1.9^\circ$ (ER_{con}); $17.0 \pm 1.3^\circ$ (ER_{ecc}).

The contact forces applied to the hand sensor were three-dimensional (**Figure 47**). In internal rotation, medial and pushing components were produced, versus lateral and pulling components in external rotation. The mean effectiveness indexes were: 0.26 ± 0.25 (IR_{con}); 0.35 ± 0.26 (IR_{ecc}); 0.54 ± 0.20 (ER_{con}); 0.27 ± 0.17 (ER_{ecc}).

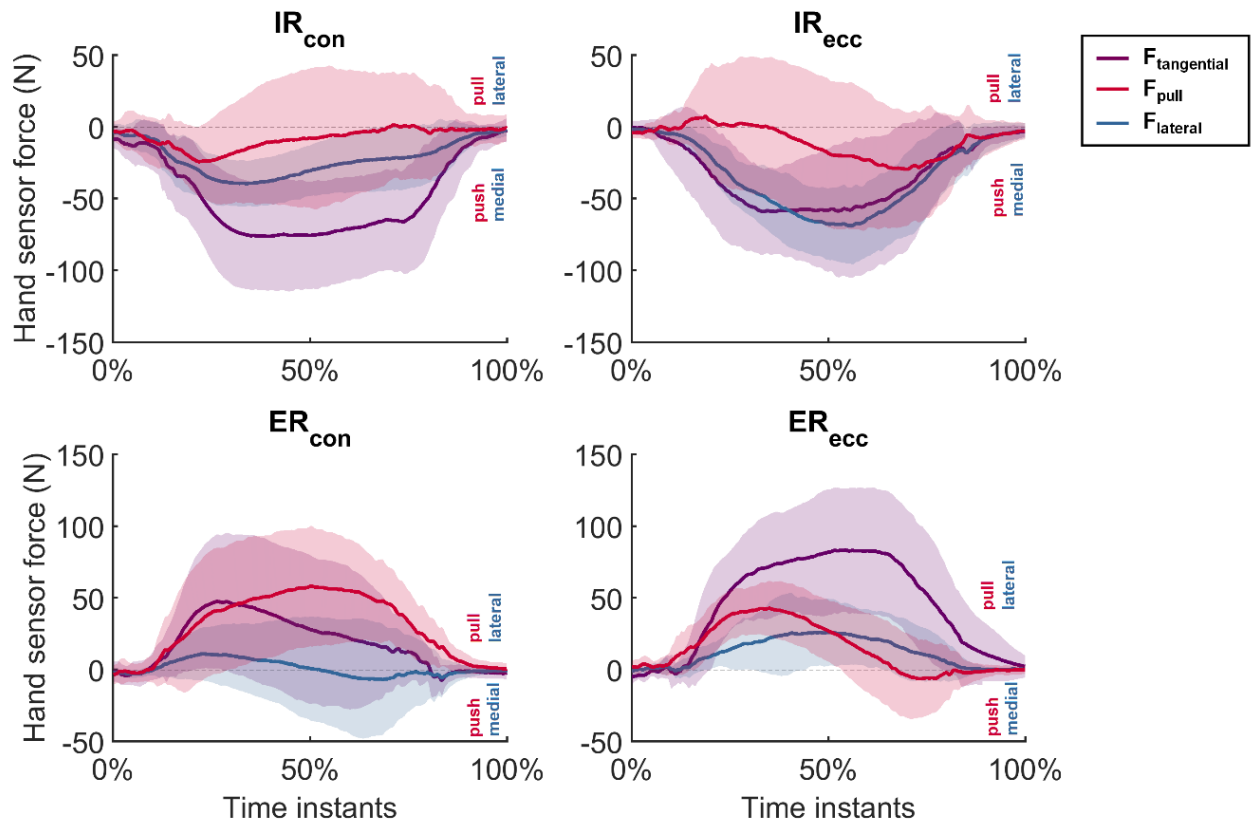


Figure 47. Mean and one standard deviation of the mean of the force components exerted at the hand sensor, averaged across all participants, during repetition n°2 of the four tested movements. *Note.* The ‘pull’ direction is toward the participant (see **Figure 45**); the ‘lateral’ direction is outward.

In the engine SoC, SPM *t*-tests indicated no significant differences between τ_S and τ_D in axial rotation, for all the movements (**Figure 48**, left column).

In the arm SoC, significant differences were observed between τ_S and τ_D , for all the movements (**Tableau XVIII**). For IR_{con}, they were observed in flexion (**Figure 48**), from 57.8 % to 100% of the isokinetic phase, with a global bias of -11.37 ± 9.43 N.m. For IR_{ecc}, they were observed in abduction, from 0 % to 80.7 % of the isokinetic phase (global bias: 24.87 ± 24.46 N.m). For

ER_{con}, they were observed in flexion, from 0 % to 94.8 % of the isokinetic phase (global bias: 22.49 ± 18.47 N.m). For ER_{ecc}, they were observed in flexion, from 0 % to 100 % of the isokinetic phase (global bias: 22.88 ± 13.37 N.m).

Tableau XVIII. RMSe and biases between the shoulder torques averaged across all participants, during repetition n°2 of the four tested movements, expressed in the engine and arm SoCs.

		Shoulder torques (mean ± standard deviation) (N.m)							
DoFs		IR_{con}		IR_{ecc}		ER_{con}		ER_{ecc}	
		RMSe	Bias	RMSe	Bias	RMSe	Bias	RMSe	Bias
τ_S vs τ_D in <u>engine</u> SoC	Engine axial rotation	2.32 ± 1.09	1.02 ± 1.90	1.92 ± 1.55	0.15 ± 2.35	2.11 ± 1.05	0.12 ± 2.13	3.02 ± 1.57	-2.54 ± 1.55
τ_S vs τ_D in <u>arm</u> SoC	Arm axial rotation	2.39 ± 1.74	-0.69 ± 2.70	2.54 ± 1.69	-0.50 ± 2.95	5.03 ± 3.63	4.40 ± 4.09	4.47 ± 2.81	2.49 ± 4.08
	Arm abduction	14.52 ± 17.35	13.12 ± 17.38	25.38 ± 24.60	24.87 ± 24.46	10.76 ± 9.29	4.78 ± 11.92	16.19 ± 17.63	-13.18 ± 19.11
	Arm flexion	12.32 ± 9.66	-11.37 ± 9.43	9.12 ± 5.51	0.36 ± 9.99	25.19 ± 14.80	22.49 ± 18.47	23.32 ± 13.70	22.88 ± 13.37

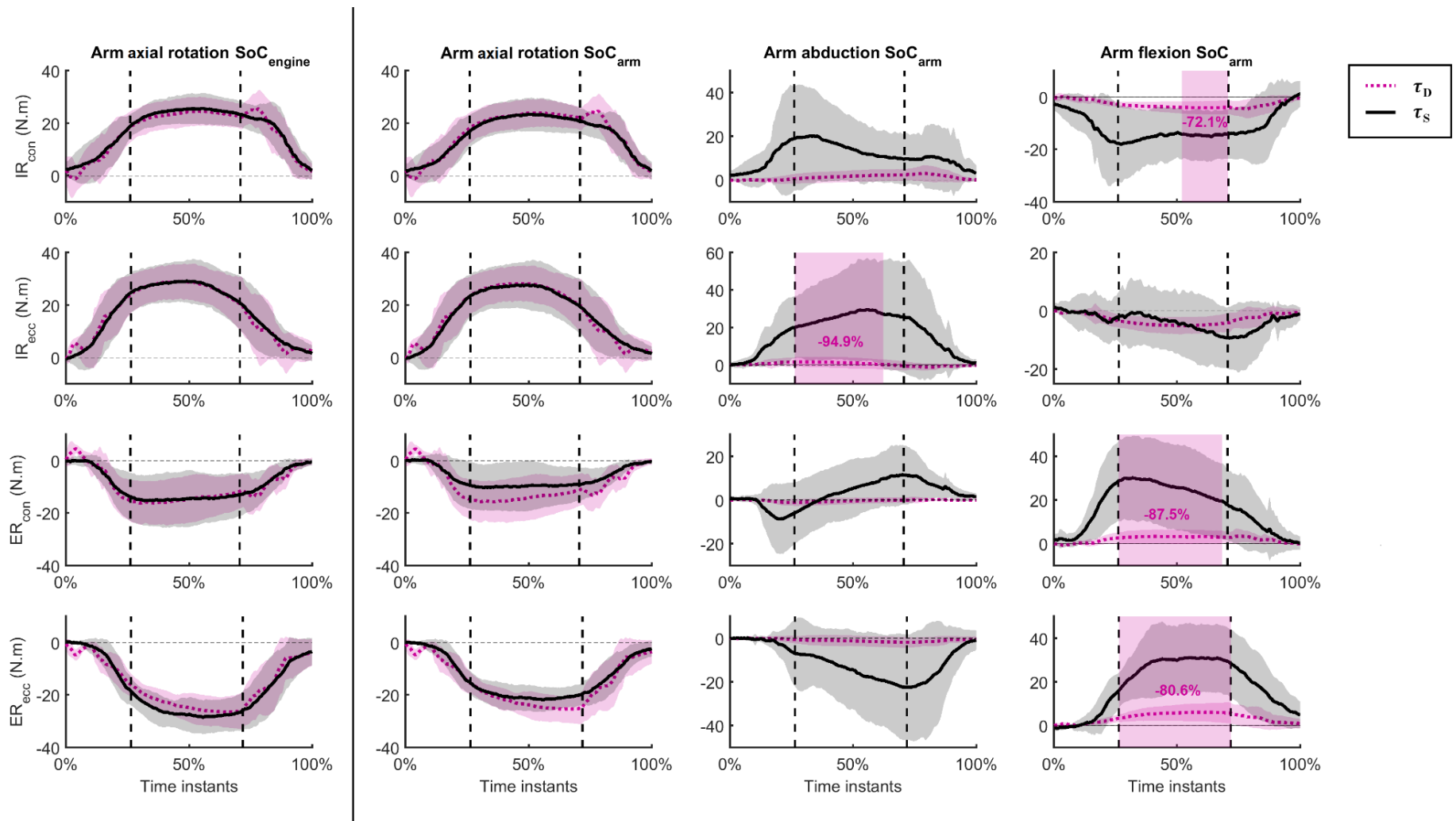


Figure 48. Mean and standard deviation of the shoulder torques computed from the two sensors (τ_S , black solid line) and measured by the dynamometer (τ_D , pink dotted line), averaged across all participants, during repetition n°2 of the four tested movements. The two vertical dashed lines bound the isokinetic phase where SPM *t*-tests were performed. The pink-shaded zones indicate that τ_D is significantly different from τ_S . The bold numbers written in the pink-shaded zones represent the mean relative error between τ_S and τ_D when there was a significant difference; it appears that τ_D was significantly underestimated.

5.2.4 Discussion

Our objective was to experimentally quantify the shear forces impact on the overall shoulder torque, by comparing the dynamometer torque to the torque computed from the contact forces at the hand and elbow, during maximal internal/external shoulder rotation movements. The main findings are that pulling/pushing and lateral/medial hand contact forces were substantial, leading to mean effectiveness indexes lower than 0.5; τ_D was thus underestimated in flexion and abduction. The misalignment angle between the arm longitudinal axis and the engine axis also explains the dynamometer flexion and abduction torque components.

In wheelchair propulsion or pedaling tasks, the reported effectiveness indexes have a wide range^{297,298,307-309}: cadence, technique, fatigue, movement stabilization, pain and muscles recruitment are all factors explaining this variability²⁹⁸. The shoulder being a multijoint spanned with pluri-articular muscles with a plural action³², we found low effectiveness indexes, similar to literature studies²⁹⁹. These low values can also be explained by the fact maximal isokinetic exertions are unfamiliar movements⁵⁹, especially for untrained subjects with no technique²⁹⁹. Indeed, untrained subjects have poor control over their movements, particularly when deep muscles need to be recruited at maximal strength³¹⁰, and thus, develop less effective force.

It was observed that the direction of the hand contact forces varied a lot between participants and movements. This is in accordance with what Rankin et al. (2010) found, namely that the optimal effective force for a given movement is participant-specific and depends on each individual neuromusculoskeletal abilities. Hand contact forces also provided insights into the physiological way movements were performed. In IR_{con}, a substantial contribution of the medial forces was noticed, revealing that the adductor muscles were strongly activated. This is

supported by Gaudet et al. (2017), who demonstrated that the most activated muscle in IR_{con} at 60°/s is the pectoralis, with a peak EMG of ~85% of maximum voluntary activation (MVA). In ER_{con}, the middle trapezius is responsible for the pulling force contribution (peak EMG of ~70% of MVA), whereas the abductor muscles – deltoid and supraspinatus – explain the magnitude of the lateral force in ER_{ecc} (peak EMG of ~50% of MVA)³¹¹.

In both the engine and arm SoCs, the dynamometer torques about the arm axial rotation axis had the same order of magnitude as those observed in the literature for healthy untrained female participants, in internal/external rotation^{312,313}. No significant difference was observed between the dynamometer and sensors torques about the arm axial rotation axis, but about the arm abduction and flexion axes, in the arm SoC.

While previous studies also reported existing differences between the dynamometer and resultant joint torques, they only focused on the joint main rotational axis^{214,303,304}. Among these studies, Herzog (1988) used mathematical considerations to conclude on the importance of correcting the dynamometer torques for gravity effects and carefully aligning the engine to the joint axis. Indeed, an axes misalignment increases the torques discrepancy; however, the relative movement of the limb with respect to the dynamometer attachments is almost unavoidable^{304,314}. In our study, misalignment angles about 16° were observed, which is close to the max of 13° reported by Kaufman et al. (1995) for the knee. For their part, Arampatzis et al. (2004) explained the torques discrepancies by stressing the non-rigidity of the system dynamometer-leg, due to the equipment compliance and/or the deformation of the leg soft tissues.

To the best of our knowledge, only Kaufman et al. (1995) clearly mentioned that the shear loads acting at the leg might explain the differences between the measured and resultant torques: studies usually ignore the loads that are not contributing to the dynamometer main torque.

Conversely, we showed that, in the same way as contact forces at the hand and elbow were three-dimensional, the torques computed from the sensors had three components as well. Given the three-dimensional nature of joint torques, having missing information about two axes might not be a reasonable assumption for identifying muscle parameters²¹⁴ – which values the use of force sensors.

The main limitation is that only one movement was tested; nonetheless, our findings might apply to any other movement for which the contact forces would have shear components. In that view, one should make sure the movement of interest is purely tangential to confidently use a single-axis dynamometer, for the purpose of musculoskeletal modeling. Another limitation is that our group of subjects had a small sample-size and was very specific (untrained women); further validation may thus be required, extending this experiment, *e.g.* to trained/untrained male subjects.

5.2.5 Conclusion

This study demonstrated that, to calibrate musculoskeletal models, six-axis force sensors at each contact point are recommended when using an isokinetic dynamometer, in order to accurately measure the overall joint torque, during shoulder internal/external rotation.

Acknowledgments

Funding for this project was provided by the NSERC Discovery grant (RGPIN-2014-03912). The two force sensors were purchased through a donation from the Molson Foundation that we deeply thank.

Disclosure statement

No potential conflict of interest was reported by the authors.

5.2.6 Appendices

5.2.6.1 Definition of the effectiveness index

To quantify the mechanical efficiency of each movement^{296,300,307}, the effectiveness index (IE) was calculated; it was defined as the ratio between the tangential component (\mathbf{F}_x , known as the ‘effective force’) of the three-dimensional resultant force at the hand sensor (\mathbf{F}_{res}) and the Euclidean norm of this resultant force, so that:

$$IE = \frac{\int_0^{t_f} \mathbf{F}_x dt}{\int_0^{t_f} \|\mathbf{F}_{res}\| dt} \quad (1)$$

where: $\mathbf{F}_{res} = [\mathbf{F}_x; \mathbf{F}_y; \mathbf{F}_z]^T$, with \mathbf{F}_y and \mathbf{F}_z being the two shear components of the resultant force that do not contribute efficiently to the movement (see hand sensor axes on **Figure 45**); and t_f is the duration of the movement.

5.2.6.2 Shoulder torque calculation

From the two six-axis force sensors

For each sensor, the acquired forces and moments were initially in the local SoC of the sensor. A first transformation from the sensors local SoC to the engine SoC was thus used to express the sensors forces and moments in the engine SoC (see SoCs in **Figure 45** and **46**). Also, another transformation from the engine SoC to the arm SoC was used to obtain the sensors forces and moments in the arm SoC. To do so, the principle of moments between two SoCs was used, as follows:

$${}^{\text{SoC}_2}\mathbf{F} = {}^{\text{SoC}_2}\mathcal{R}_{\text{SoC}_1} * {}^{\text{SoC}_1}\mathbf{F} \quad (2)$$

$${}^{\text{SoC}_2}\mathbf{M} = {}^{\text{SoC}_2}\mathcal{R}_{\text{SoC}_1} * {}^{\text{SoC}_1}\mathbf{M} + {}^{\text{SoC}_2}\mathbf{b} \wedge {}^{\text{SoC}_2}\mathbf{F} \quad (3)$$

$${}^{\text{SoC}_2}\mathbf{b} = \mathbf{O}_{\text{SoC}_1} - \mathbf{O}_{\text{SoC}_2} \quad (4)$$

where: ${}^{\text{SoC}_1}\mathbf{F}$, ${}^{\text{SoC}_1}\mathbf{M}$ and ${}^{\text{SoC}_2}\mathbf{F}$, ${}^{\text{SoC}_2}\mathbf{M}$ are the forces (N) and moments (N.m) expressed in SoC_1 and SoC_2 , respectively; ${}^{\text{SoC}_2}\mathcal{R}_{\text{SoC}_1}$ is the transformation matrix from SoC_1 to SoC_2 ; ${}^{\text{SoC}_2}\mathbf{b}$ is the lever arm between the origin of SoC_1 ($\mathbf{O}_{\text{SoC}_1}$) and the origin of SoC_2 ($\mathbf{O}_{\text{SoC}_2}$). The SoCs axes and the coordinates of their respective origin were all defined thanks to the reflective-markers placed on the dynamometer and its attachments and on the subject.

The sensors shoulder torque ($\boldsymbol{\tau}_S$) was calculated from the fundamental principle of dynamics, which was applied to the biomechanical system {dynamometer arm + subject's arm}, such that the torque balance was determined as follows:

$$\boldsymbol{\tau}_S - \mathbf{M}_{\text{sensors}} - \mathbf{M}_{\text{loads}} = \mathbf{I}\ddot{\boldsymbol{\theta}} \quad (5)$$

where: $\mathbf{M}_{\text{sensors}}$ is the moment measured by the two force sensors; $\mathbf{M}_{\text{loads}}$ is the moment due to: the weight of the cables of the two force sensors, the weight of the dynamometer attachments (dynamometer arm and force sensors) and the weight of the subject's arm; \mathbf{I} is the system moment of inertia and $\ddot{\boldsymbol{\theta}}$, the system angular acceleration. Since we examined only the isokinetic phase, $\ddot{\boldsymbol{\theta}}$ was zero; therefore, \mathbf{I} (moment of inertia) was not calculated. As a result, Eq. [5] gave:

$$\boldsymbol{\tau}_S = \mathbf{M}_{\text{sensors}} + \mathbf{M}_{\text{loads}} \quad (6)$$

$\mathbf{M}_{\text{loads}}$ was the resultant moment measured by the two force sensors during the passive isokinetic trial which was first performed by the subjects (see **Section 2.3**).

From the isokinetic dynamometer

The unidirectional torques measured by the dynamometer ($\boldsymbol{\tau}_{\mathbf{D}}$) were initially in the engine SoC, before being projected onto the arm SoC to be expressed in the latter. To do so, the two non-existing components of $\boldsymbol{\tau}_{\mathbf{D}}$ about the two other axes of space were set at zero. Then, $\boldsymbol{\tau}_{\mathbf{D}}$ was multiplied by the transformation matrix from the engine SoC to the arm SoC (see Eq. [2-4]).

Definition of the misalignment angle

The misalignment angle (ω) was defined as the angle between two axes, namely: the longitudinal axis of the subject's arm and the rotational axis of the dynamometer engine (see illustration on **Figure 45**). This angle was expressed as follows:

$$\omega = \cos^{-1}(\mathbf{u}_{\text{arm}} \cdot \mathbf{u}_{\text{engine}}) \quad (7)$$

where: \mathbf{u}_{arm} and $\mathbf{u}_{\text{engine}}$ are the normalised direction-vectors of the arm longitudinal axis and engine axis, respectively, so that: $\|\mathbf{u}_{\text{arm}}\| = \|\mathbf{u}_{\text{engine}}\| = 1$.

Chapitre 6 : Discussion générale

L'objectif principal de cette thèse était d'estimer les forces musculaires du membre supérieur humain à partir d'une méthode innovante d'optimisation dynamique. La plus-value de cette dernière a résidé dans la nature de la fonction-objectif utilisée, celle-ci ayant consisté à faire le suivi simultané des EMG et des trajectoires de marqueurs, à l'aide d'une méthode directe dite « de tir multiple » (DMS).

Ce travail s'est inscrit dans le domaine en plein essor de la modélisation musculo-squelettique pour lequel l'estimation des forces musculaires est l'un des points-phare. À cet effet, les modèles numériques du corps humain se présentent comme des outils décisionnels à-même de tester des hypothèses de recherche ou d'évaluer des protocoles de réhabilitation clinique et des technologies biomédicales^{4,5}. En cela, la modélisation musculo-squelettique permet d'exploiter les synergies à la frontière entre l'ingénierie et la médecine, notamment en rendant accessibles *in silico* des quantités qui ne pourraient être mesurées que de manière invasive. En somme, obtenir des forces musculaires physiologiques à partir des modèles musculo-squelettiques représente un défi dont la complexité numérique ne saurait être sous-estimée.

C'est dans ce contexte que les objectifs spécifiques de cette thèse ont été définis. Il est possible de les regrouper en deux grandes thématiques que sont : le développement d'une nouvelle méthode de suivi en optimisation dynamique et son application expérimentale (Chapitres 2 à 4) et la calibration du modèle musculo-squelettique (Chapitres 4 et 5). Dans cette discussion générale des différentes études et de leurs objectifs respectifs, nous verrons d'abord en quoi combiner l'EMG aux trajectoires de marqueurs lors du suivi en optimisation dynamique améliore l'estimation des forces musculaires (sous-section 6.1). Les enjeux de l'estimation des

forces musculaires à partir de la nouvelle méthode proposée seront ensuite explicités (sous-section 6.2) et des recommandations quant à la calibration du modèle musculo-squelettique seront émises (sous-section 6.3). Enfin, la présentation des perspectives d'avancée de ce travail clôturera ce chapitre (sous-section 6.4).

6.1 Combiner l'EMG aux trajectoires de marqueurs lors du suivi en optimisation dynamique améliore l'estimation des forces musculaires

Notre première étude (Chapitre 2) était une preuve de concept visant à démontrer l'efficacité du suivi simultané de l'EMG et des trajectoires de marqueurs en optimisation dynamique, afin d'obtenir des forces musculaires fiables. Cette efficacité a été confirmée par notre seconde étude (Chapitre 3), dans laquelle la pertinence du suivi de l'EMG combiné aux données biomécaniques les moins affectées par les erreurs de mesure a été démontrée. Les conclusions de ces deux études ont permis d'établir que, en un temps de calcul raisonnable (~ 1 heure), l'erreur sur les forces musculaires était réduite de six à sept fois avec la nouvelle méthode, comparativement aux optimisations statique, hybride et dynamique reposant sur des fonctions-objectif de moindres-activations/excitations. La viabilité de la nouvelle méthode a par ailleurs été mise en évidence lors de son application à des données expérimentales (Chapitre 4). En conséquence, cette sous-section discute des avantages de l'optimisation dynamique (sous-section 6.1.1), de l'importance de la redondance d'informations dans le suivi (sous-section 6.1.2) et enfin, de la prépondérance de l'EMG comme donnée de suivi (sous-section 6.1.3) pour estimer les forces musculaires.

6.1.1 Avantages de l'optimisation dynamique pour estimer les forces musculaires

L'optimisation dynamique est souvent marginalisée du fait de sa formulation complexe et de sa longue durée de convergence^{22,88,112}. En dépit de ces inconvénients, la comparaison de notre nouvelle méthode de suivi aux optimisations statique et hybride (Chapitres 2 et 3) a révélé l'efficacité de l'optimisation dynamique lors de l'estimation des forces musculaires du membre supérieur. En effet, d'une part, la nouvelle méthode a permis d'obtenir des excitations musculaires à-même de reproduire la cinématique attendue, avec une précision comparable aux autres approches de la littérature ($\sim 5^\circ$)^{105,177,187,231}. D'autre part, l'erreur RMS entre les forces musculaires estimées et celles de référence a été significativement réduite (EMTO : $18,45 \pm 12,60$ N – voir Chapitre 3), comparativement aux optimisations basées sur un critère de moindres-activations/excitations (entre autres, TTO : $85,10 \pm 116,40$ N).

6.1.1.1 Premier avantage de l'optimisation dynamique : exploiter l'EMG comme donnée d'entrée

Ces performances de l'optimisation dynamique sont principalement le fait de l'exploitation de l'EMG comme donnée d'entrée¹¹². En effet, en tant que source d'information caractéristique de l'activité électrique des muscles, l'EMG est la mesure biomécanique traduisant le plus fidèlement possible le fonctionnement du système nerveux central et la physiologie du mouvement humain^{49,51}. C'est une variable *proche* des forces musculaires, en ce qu'elle est directement utilisée dans le calcul de ces dernières⁶⁸. De plus, avoir l'EMG comme donnée d'entrée permet à l'optimisation dynamique de ne pas dépendre de la précision des positions et vitesses articulaires comme variables d'état¹⁰³. Cela est pertinent dans les cas où la cinématique

articulaire mesurée est bruitée – une telle cinématique pourrait d’ailleurs représenter un problème majeur en optimisation statique (ou hybride), sachant que la double dérivation des positions articulaires (à partir desquelles les moments articulaires sont directement calculés) amplifie le bruit de mesure présent sur les données⁸⁸. Puisque l’erreur sur la cinématique a un impact moindre en optimisation dynamique, ceci pourrait dispenser d’utiliser un système optoélectronique de caméras infrarouges pour faire l’acquisition du mouvement : des centrales inertielles pourraient être utilisées à la place³¹⁵, par exemple. Cela serait bénéfique dans le cadre d’une application clinique, puisque les systèmes EMG et inertiels sont portables et moins onéreux qu’une dizaine de caméras infrarouges^{316,317}. En revanche, si l’optimisation dynamique s’appuie sur la qualité du signal EMG en entrée, cela signifie qu’un soin particulier est attendu quant à son enregistrement et à son traitement⁴⁷. Ce traitement est d’autant plus essentiel que, même traité, le signal EMG peut ne pas donner la cinématique attendue en sortie de l’approche directe³, à cause des erreurs de mesure qui subsistent dans les données et des incertitudes liées au modèle musculo-squelettique (voir sous-section 6.3). Par ailleurs, le redressement du signal lors du traitement de l’EMG contribue à atténuer l’annulation de phases^{46,48}, présente du fait du déclenchement asynchrone des unités motrices au sein des muscles. Cette annulation de phases pourrait, en effet, poser problème lors de l’interprétation clinique des forces musculaires optimisées, notamment en masquant des variations importantes dans le signal EMG, telles que des contractions musculaires pathologiques^{46,48}. Nous rejoignons donc les conclusions de la littérature quant au traitement, en particulier lorsque des données expérimentales sont collectées^{43,44}. Pour s’affranchir de cette étape cruciale de traitement, travailler avec des données simulées reste un choix intéressant et valable pour développer de nouveaux algorithmes^{3,183} – tel que nous l’avons fait (Chapitres 2 et 3). Du reste, il faut avoir conscience que la collecte

expérimentale de l'EMG n'est pas toujours aisée, ni praticable (p. ex., obtenir l'EMG intramusculaire est une procédure – faiblement – invasive qui, de plus, requiert d'avoir du matériel spécifique, du personnel formé pour l'insertion des aiguilles dans les muscles²³⁹ et surtout, des patients volontaires capables de supporter une telle intervention, bien que rarement douloureuse). Il faut alors tenir compte de ce temps d'expérimentation plus long, en particulier dans le domaine clinique (p. ex., en réadaptation), où le temps de séance disponible pour consulter et soigner les patients demeure limité. En conclusion, exploiter l'EMG comme donnée d'entrée fait de l'optimisation dynamique une approche attrayante et recommandée pour estimer des forces musculaires précises.

6.1.1.2 Second avantage de l'optimisation dynamique : modéliser la dynamique d'activation musculaire

L'optimisation dynamique a pour second avantage de tenir compte des dynamiques de contraction et d'activation des muscles⁶⁸, lesquelles traduisent mathématiquement la physiologie de la contraction. À cet effet, les équations associées à ces deux dynamiques permettent de passer efficacement des signaux EMG aux positions articulaires^{22,88,112} et les intégrations temporelles impliquées dans les calculs préservent la continuité des quantités estimées⁸⁸. En somme, les dynamiques de contraction et d'activation augmentent le degré de confiance dont bénéficient les forces musculaires optimisées. Plus spécifiquement, la dynamique d'activation sert à exprimer la linéarité (ou non-linéarité) de la relation EMG/forces musculaires ; de plus, elle tient compte des délais électromécaniques qui précèdent la production effective de force musculaire^{49,318}. En cela, la dynamique d'activation permet de limiter le domaine de variation de l'activation musculaire au cours du temps : ainsi, d'un instant à un

autre, la dynamique d'activation prévient l'apparition de variations brusques dans le signal de l'activation musculaire, de sorte que de grandes variations de la commande neurale ne peuvent entraîner des changements aberrants de l'activation musculaire⁴⁹. À l'inverse, en optimisation statique où la dynamique d'activation n'est pas modélisée^{64,103} (non-prise en compte des délais électromécaniques), des changements brusques peuvent survenir d'un instant à l'autre et conduire à des activations musculaires non-physiologiques. Pourtant, en obtenant des forces musculaires similaires entre les optimisations statique et dynamique, Anderson & Pandy (2001) ont conclu qu'il était possible de négliger la dynamique d'activation, dans leur étude comparative d'analyse de la marche chez un sujet sain. En s'intéressant au membre supérieur, Qental et al. (2018) ont confirmé ces conclusions à partir d'une approche purement inverse²⁹¹. Dans une telle approche (inverse), il est, d'ordinaire, moins aisé de modéliser la dynamique d'activation, car il ne s'agit pas d'une approche par intégration admettant l'EMG comme donnée d'entrée. Ces difficultés font que l'inversion des relations dynamiques musculo-squelettiques n'avait jamais réalisée auparavant²². En cela, l'étude de Qental et al. (2018) prouve certes qu'il est possible d'inverser la dynamique d'activation pour l'intégrer à l'approche inverse, mais leurs conclusions sont à nuancer car seul un cas favorable avec faible co-contraction musculaire a été étudié^{103,291} (une limite qui s'applique autant à notre application expérimentale du nouvel algorithme – Chapitre 4). De ce fait, l'étude de cas pathologiques impliquant une forte co-contraction musculaire (p. ex., la paralysie cérébrale avec spasticité musculaire^{130,131}) ne peuvent faire l'économie de la dynamique d'activation. Toutefois, nous ne remettons pas en cause la validité des approches n'utilisant pas la dynamique d'activation, en particulier s'agissant d'étudier des mouvements standards exécutés à vitesse lente.

6.1.1.3 Troisième avantage de l'optimisation dynamique : effectuer le suivi de données au sein de la fonction-objectif

Un autre intérêt de l'optimisation dynamique est l'utilisation d'une fonction-objectif de suivi de données. À l'opposé, en optimisation statique et dans certaines optimisations hybrides^{164,177,187}, un critère de moindres-activations musculaires est généralement appliqué^{22,88,112}. Minimiser les activations (ou excitations) musculaires élevées à une puissance p ^{22,117} est l'une des premières fonctions-objectif à s'inscrire dans cette volonté d'exprimer fidèlement le réalisme des activations musculaires calculées¹¹⁷. Cependant, mise au banc d'essai dans diverses études comparatives^{22,64,152,263}, cette fonction-objectif s'est avérée incompatible avec l'estimation de forces musculaires physiologiques, car ne tenant pas compte de la co-contraction des muscles antagonistes^{88,118,152}. Dans cette thèse, s'il était attendu que les activations musculaires des optimisations statique et hybride fussent systématiquement sous-estimées par rapport aux excitations de référence simulées, la sous-estimation des forces musculaires a perduré en optimisation statique à partir de données expérimentales. Nos travaux permettent donc de compléter les conclusions de la littérature : oui, les optimisations faisant intervenir une fonction-objectif de moindres-activations/excitations sont efficaces dans des cas *idéaux*, mais elles ne sont pas suffisamment robustes pour traiter des problèmes musculo-squelettiques complexes, tels que les cas de co-contraction pathologiques – encore une fois –, pour lesquels l'optimisation dynamique a un meilleur potentiel. En somme, lors de l'étude d'une articulation aussi mobile et instable que l'épaule³⁵, nous recommandons d'utiliser l'optimisation dynamique, naturellement favorisée pour son réalisme physiologique et la nature de sa fonction-objectif^{88,103}.

6.1.2 Importance de la redondance d'informations dans le suivi de données en optimisation dynamique

Mathématiquement, résoudre un problème d'optimisation permet de gérer l'indétermination numérique de tout système musculo-squelettique (une infinité de forces musculaires peut produire un seul et même mouvement^{24,217}). De ce fait, avoir l'EMG en entrée de l'optimisation dynamique, doublé d'une fonction-objectif de suivi de données, permet de lever totalement l'indétermination (le système musculo-squelettique est alors surdéterminé, ce qui revêt d'autant plus d'importance que les propriétés musculaires du modèle doivent être identifiées – voir sous-section 6.3.2). Au-delà du simple suivi, c'est la redondance d'informations au sein de la fonction-objectif qui est primordiale : elle consiste à utiliser des données de nature différente (p. ex., la cinématique et les forces de contact externes^{107,161-163}, voir Chapitre 1) auxquelles les quantités respectives estimées sont asservies. En effet, en renforçant l'adéquation entre les valeurs suivies et celles estimées, la redondance d'informations permet de contraindre le problème d'optimisation : ce faisant, elle réduit l'espace de solutions possibles. Ceci est notamment adéquat dans les cas où l'aspect prédictif de l'optimisation dynamique n'est pas recherché (en effet, avec notre nouvelle approche de suivi, il n'y a pas de *prédiction* en tant que telle puisque la fonction-objectif de l'optimisation dynamique contraint les quantités estimées à suivre une mesure connue).

6.1.2.1 Optimisation avec suivi multiple vs multi-objectifs

Dans cette thèse, nous avons déterminé que la combinaison de données créant de la redondance lors du suivi améliore l'estimation des forces musculaires. Plus précisément, les meilleures forces musculaires ont été obtenues en associant l'EMG aux quantités biomécaniques les moins

affectées par les erreurs de mesure (à savoir, les trajectoires de marqueurs ou la cinématique articulaire^{263,272}). Notre nouvelle méthode s'apparente au *multi-objectifs*, une approche souvent utilisée dans le domaine de la robotique humanoïde³¹⁹⁻³²¹. Le *multi-objectifs* consiste à résoudre une séquence de problèmes d'optimisation séparés, chacun minimisant un objectif à la fois, de sorte que plusieurs fonctions-objectif sont cumulées et appliquées une à une. Après la minimisation d'un objectif, celui-ci est incorporé comme une contrainte dans les problèmes d'optimisation suivants³²¹. La problématique du *multi-objectifs* est que tous les objectifs définis peuvent entrer en conflit les uns avec les autres (autrement dit, ce qui minimise une fonction-objectif peut en maximiser une autre) – d'où l'application de l'optimum de Pareto (celui-ci stipule que, sans amélioration possible de la dernière solution trouvée sauf au détriment de l'une des autres fonctions-objectif définies, cette dernière solution est déclarée optimale et la résolution s'arrête³²¹). Ainsi, définir trop d'objectifs pénalise la physiologie de la solution estimée : en effet, dans le même ordre d'idée que l'*overfit* (= vouloir faire du suivi de données en sacrifiant toute notion de physiologie musculo-squelettique) décrit par Buchanan et al. (2004), il y a le risque d'obtenir une solution qui ne soit que numériquement optimale, du fait de l'accumulation des critères imposés lors de la résolution¹⁴¹. La convergence pourrait aussi ne pas se produire, puisque trop de contraintes empêchent le solveur de trouver une solution. Au vu de ces limites, notre nouvelle méthode semble préférable, dans la mesure où nous n'imposons qu'un seul objectif lors de la résolution, c'est-à-dire une seule et même fonction-objectif dans laquelle des données de nature différente sont suivies (mais pour lesquelles il faut toutefois déterminer des pondérations).

6.1.2.2 Données à suivre et influence des pondérations

Pour assurer la convergence effective du problème en optimisation dynamique, la confiance accordée aux données (expérimentales) suivies doit être maximale. Pour garantir cela, leur traitement est certes primordial, mais il est surtout nécessaire que ces données ne soient pas passées au travers de nombreux processus de calculs – ceux-ci amplifiant les erreurs de mesure résiduelles et rallongeant le temps de résolution, comme nous l’avons vu. Ainsi, dans notre deuxième étude, nous avons montré que quatre fois plus d’itérations étaient nécessaires pour atteindre la convergence en optimisation hybride avec suivi des moments articulaires, comparativement aux optimisations dynamiques avec suivi de la cinématique articulaires ou des trajectoires de marqueurs. Ceci nous a permis de confirmer l’hypothèse qu’en matière de suivi de données, les trajectoires de marqueurs doivent être préférées à la cinématique articulaire, qui elle-même doit être préférée aux moments articulaires⁸⁸. Dans tous les cas, il faut garder à l’esprit que les données mesurées ne seront jamais exemptes d’erreurs en tout genre (p. ex., présence d’artefacts liés au mouvement des tissus mous¹³⁵, bruits électromagnétiques dans le signal EMG⁵¹, etc.). Il est donc important de pouvoir compenser ces erreurs par la robustesse mathématique de l’approche utilisée. À cet égard, un autre aspect de nos travaux a été de montrer la capacité de notre nouvelle méthode à gérer le *bruit de mesure* : en effet, notre méthode a systématiquement permis d’obtenir un faible écart-type sur l’erreur RMS des forces musculaires, jusqu’à cinq fois inférieur à celui des cinq approches analysées (EMTO : $18,45 \pm 12,60$ N vs TTO : $85,10 \pm 116,40$ N, voir Chapitre 3). Le choix des pondérations est déterminant en ce sens, puisqu’il permet de définir sur quelle donnée mettre l’emphase lors du suivi, selon le degré de confiance qui leur est accordé ou selon l’intérêt du chercheur. Dans le cas du suivi des EMG et des trajectoires de marqueurs (ou de la cinématique

articulaire), il est ainsi possible de prioriser, soit la reproduction fidèle du mouvement, soit celle du schéma des activations musculaires (ce qui va contribuer à un rendu plus physiologique du mouvement étudié). Entre autres, pénaliser l'activité de certains muscles par des pondérations améliore l'adéquation des activations/excitations musculaires avec l'EMG mesuré^{168,224}. Dans nos différentes études, les pondérations ont été ajustées par essai-erreur, jusqu'à ce que les résidus de suivi des trajectoires de marqueurs aient le même ordre de grandeur que ceux obtenus avec le filtre de Kalman étendu (de l'ordre du millimètre). La littérature ne s'étend que succinctement sur les manières de définir ces pondérations, entre autres par la recherche empirique itérative¹⁰⁶ ou par optimisation (p. ex., par contrôle optimal inverse³²²). En somme, lors du suivi multiple, il est fortement encouragé de définir des pondérations pour optimiser les forces musculaires recherchées.

6.1.3 Prépondérance de l'EMG lors du suivi en optimisation dynamique

Au-delà du seul intérêt de la redondance d'informations lors du suivi en optimisation dynamique, c'est avant tout l'importance d'apparier l'EMG à toute autre donnée biomécanique disponible pour le suivi (entre autres, les trajectoires de marqueurs ou la cinématique articulaire, comme nous l'avons précédemment recommandé) qui a été mise en évidence dans nos travaux. En effet, le rôle de l'EMG dans l'application des méthodes d'optimisation a été pressenti par de nombreux chercheurs^{22,88,112}. Dans la littérature, il s'agit généralement d'un outil de validation qualitative des activations musculaires estimées, de sorte que le réalisme de ces dernières est déterminé de par leur adéquation avec le signal EMG mesuré³ (voir Chapitre 1, **Tableau III**). Mais puisqu'il a été longuement établi qu'un critère d'optimisation se doit de refléter les principes physiologiques du mouvement humain^{117,323}, l'importance d'avoir l'EMG directement

dans la fonction-objectif en optimisation dynamique a été soulignée par nos travaux. Ainsi, au Chapitre 3, nous avons conclu que le suivi des EMG en optimisation dynamique a réduit l'erreur entre les forces musculaires estimées et celles de références (valeurs simulées), avec une marge allant de 42 à 83%. L'efficacité d'une fonction-objectif se mesurant à sa capacité à tenir compte de la physiologie humaine, c'est pour cette raison que nous avons fait de l'EMG une donnée prépondérante lors du suivi, plutôt qu'un moyen de validation des forces musculaires estimées. Les prémices d'un tel suivi existaient déjà dans les travaux de l'équipe du Professeur David Lloyd (Université Griffith, Australie)^{49,84,168}. En effet, le mode 2 du CEINMS (voir Chapitre 1, sous-section 1.3.2.3) permet de faire le suivi de l'EMG expérimental des muscles pour lesquels le signal a été enregistré et de minimiser les excitations des muscles pour lesquels aucun signal expérimental n'a pu être mesuré. Ce suivi des excitations musculaires (expérimentales ou de synthèse) leur a permis d'obtenir des moments articulaires concordant avec leurs équivalents expérimentaux. Leur étude a essentiellement révélé qu'un ensemble d'EMG expérimentaux complet est indispensable pour estimer les moments articulaires d'un modèle musculo-squelettique. Dans le cas contraire (p. ex., si les signaux EMG de certains muscles ne sont pas accessibles⁸⁴), les moments articulaires obtenus à partir des excitations optimisées ne peuvent être conformes aux moments de la dynamique inverse. Ceci confirme l'importance du suivi de l'EMG expérimental relativement à sa minimisation dans la fonction-objectif – à plus forte raison lors de l'étude de la pathomécanique, tel que nous l'avons montré dans nos travaux (Chapitre 3). Dans cet ordre d'idées et afin de contribuer encore plus au réalisme des forces musculaires estimées, il est possible d'imaginer que d'autres biosignaux servant au monitoring neuromusculaire pourraient être intégrés lors du suivi en optimisation dynamique (p. ex., la mécanomyographie, qui permet de caractériser les stratégies d'activation des unités motrices au

sein des muscles^{324,325}). Au regard des résultats présentés dans nos trois études (Chapitres 2 à 4), nous recommandons donc d'intégrer directement l'EMG dans la fonction-objectif du problème d'optimisation. Toutefois, lorsque des données réelles sont utilisées, c'est la calibration du modèle qui est garante de la convergence – cet aspect sera développé dans la section 6.3.2 avec l'identification de la force maximale isométrique et du facteur de non-linéarité de la relation EMG/forces musculaires.

6.2 Enjeux de l'estimation des forces musculaires en optimisation dynamique avec la nouvelle méthode de suivi

Cette sous-section présente les enjeux liés à l'utilisation de la nouvelle méthode de suivi des EMG et des trajectoires de marqueurs (ou de la cinématique articulaire) en optimisation dynamique. Elle permet, notamment, de reconnaître les principales limites des trois premières études (Chapitres 2 à 4). Ces limites sont essentiellement liées : à l'utilisation de la méthode directe de tir multiple (DMS – sous-section 6.2.1), à la nature du modèle musculo-squelettique (sous-section 6.2.2), à l'utilisation des données expérimentales (sous-section 6.2.3) et à la validation des résultats obtenus (sous-section 6.2.4).

6.2.1 Convergence en contrôle optimal en utilisant le DMS

Résoudre un problème d'optimisation dynamique est coûteux en temps de calcul^{22,88,152}, si bien que des outils de résolution mathématique performants doivent être exploités pour réussir à composer avec la complexité numérique de l'approche directe. À cet effet, le DMS se présente comme une méthode de résolution apte à gérer la redondance musculo-squelettique et à traiter des millions d'appels de fonctions au cours de la résolution¹⁹¹. À notre connaissance, le DMS

n'avait été utilisé qu'une fois auparavant en modélisation musculo-squelettique (en l'occurrence, du membre supérieur), d'où l'originalité du présent travail. Cette autre étude faisant usage du DMS est celle de Spagele (1999), qui s'est intéressé à un modèle musculo-squelettique de membre inférieur en deux dimensions (*vs* un modèle de membre supérieur en trois dimensions, dans notre travail) et qui a effectué uniquement le suivi de la cinématique articulaire (*vs* le suivi combiné de la cinématique articulaire/trajectoires de marqueurs et de l'EMG). Si notre choix s'est finalement porté sur le DMS, c'est également d'après nos collaborations^a ; en cela, malgré ses avantages¹⁹⁰, nous gardons un regard critique sur le DMS comparativement aux méthodes de collocations directes que nous ne rejetons pas^{326,327}.

Concernant l'application du DMS en contrôle optimal, nos trois premières études ont montré qu'il permet d'atteindre la convergence en environ une heure, sur un ordinateur de type Intel® Core™ i5-3570 CPU @3.4 GHz. Pour comprendre cette durée de convergence, il faut réaliser qu'il s'agit de traiter des systèmes hautement non-linéaires d'équations différentielles comportant de nombreuses variables et/ou contraintes³²⁸, pour lesquels le nombre d'appels de fonctions de la dynamique se compte en millions (Chapitres 2 et 4). Si plusieurs mouvements devaient être analysés en même temps, il serait alors nécessaire de paralléliser les optimisations, afin de rentabiliser le temps et gagner une journée de calcul. Dans un contexte clinique où les professionnels de la santé ont souvent besoin de rétroaction directe lors de leurs séances avec leurs patients, une durée d'une heure pourrait paraître longue⁵. Toutefois, il est bon de rappeler

^aNotre collaboration avec l'équipe du Professeur Katja Mombaur (Université d'Heidelberg, Allemagne) a été essentielle dans l'obtention et l'utilisation du logiciel MUSCOD-II, permettant d'effectuer les calculs d'optimisation dynamique.

que notre objectif général n'était pas d'accélérer le processus de calcul des forces musculaires, mais de contribuer à leur réalisme physiologique en priorité. Par ailleurs, si notre méthode devait être appliquée pour obtenir des forces musculaires en vue de préparer une chirurgie, patienter une heure serait raisonnable, sachant que plusieurs semaines séparent généralement le jour du diagnostic de celui de l'intervention chirurgicale³²⁹. Dans une autre mesure, si la précision du résultat recherché importe peu, des approches plus rapides (telles que l'optimisation statique) restent entièrement appropriées et utilisables.

Il est important de mentionner que nos travaux ont valorisé le suivi multiple en démontrant que les durées de convergence des problèmes avec le suivi multiple étaient similaires à celles des problèmes avec suivi simple, à partir de données simulées (Chapitre 3). Ceci est un avantage non-négligeable de notre nouvelle méthode : en effet, en renseignant les excitations musculaires attendues dans la fonction-objectif – c'est-à-dire en les donnant littéralement au solveur – notre nouvelle méthode facilite le processus de résolution. Ainsi, nous n'avons certes pas prouvé qu'elle permet de réduire la durée de convergence, mais nous pouvons affirmer qu'elle ne l'allonge pas. Par ailleurs, si nous avons reconnu dans nos travaux (Chapitres 2 et 4) que l'optimisation statique pouvait être jusqu'à 20 fois plus rapide que notre nouvelle méthode en optimisation dynamique, il faut garder à l'esprit que des intégrations doivent être calculées dans l'approche directe⁸⁸ (permettant ainsi de tenir compte de la dynamique d'activation) et que des paramètres supplémentaires sont susceptibles d'être optimisés pour calibrer le modèle. Par conséquent, il y a un choix auquel le chercheur doit faire face, en favorisant soit la précision de la solution optimisée, soit la rapidité des calculs.

Il faut aussi insister sur les points suivants : pour assurer la convergence effective du problème de contrôle optimal en utilisant le DMS, une bonne initialisation des contrôles et des états est

primordiale, la solution initiale permettant de ne pas s'égarer dès le départ de la résolution^{232,328}. Les bornes minimale et maximale des états et des contrôles sont également à choisir avec soin : il s'agit de ne pas les prendre trop rapprochées (pas assez de marge pour chercher la solution optimale), ni trop éloignées (espaces de commande trop important). Il est aussi nécessaire de veiller au nombre d'itérations nécessaires à la convergence : s'il est élevé, il est symptomatique d'un problème numériquement instable et/ou mal défini, car il reflète la difficulté, voire l'incapacité, du solveur à trouver une solution optimale¹⁹¹. Ces recommandations ne sont pas exhaustives ; mais indifféremment de tout choix dans les variables à optimiser, il faut veiller à ce qu'un résultat optimal et réaliste soit obtenu, mais pas au détriment du temps de convergence.

6.2.2 Nature du modèle musculo-squelettique

La nature du modèle musculo-squelettique est un autre aspect important de l'estimation des forces musculaires, sachant qu'une représentation non réaliste du corps humain peut altérer leur prédiction³. Dans cette thèse, nous avons choisi de travailler avec le modèle de lignes générique de Holzbaur et al. (2005), pour sa simplicité. L'utilisation des lignes d'action présente cependant certaines limites discutables. Premièrement, des points de passage sont généralement utilisés pour imiter autant que possible la déformation naturelle des muscles en mouvement : il s'agit d'une technique simple à implémenter et reconnue en la matière⁸⁶. Or, la difficulté qui se présente avec l'utilisation des points de passage est que ceux-ci sont responsables de la forme anguleuse des lignes d'action, en particulier lorsque les amplitudes articulaires maximales du modèle sont atteintes⁸⁸. En d'autres mots, les points de passage sont susceptibles d'entraîner des discontinuités dans les lignes d'action, ce qui aurait pour conséquence de modifier les bras de levier des muscles, donc de compromettre la justesse des forces musculaires³. Pour pallier les

limites de ces points de passage, des objets de contour (cylindriques ou sphériques) pourraient être ajoutés aux modèles de ligne, en ce qu'ils permettent de représenter fidèlement la forme du muscle autour des structures avoisinantes^{3,330}. Les objets de contour sont généralement placés au niveau des articulations principales du modèle (p. ex., à l'épaule, au coude et au poignet pour le membre supérieur⁹⁰). Ils nécessitent toutefois d'être définis avec précision, de sorte que l'erreur entre les bras de levier estimés et expérimentaux doit être la plus faible possible. Ceci est réalisé par optimisation, en minimisant l'erreur sur les bras de levier, par moindres carrés³³⁰. Un tel critère s'intégrerait facilement dans notre fonction-objectif de suivi des EMG et des trajectoires de marqueurs, mais il faut rester conscient que cela rajouterait de la complexité au problème d'optimisation dynamique (davantage de contraintes et de variables à optimiser) et limiterait d'autant plus l'obtention d'une solution optimale. Cependant, au-delà de certaines amplitudes articulaires, les lignes d'action peuvent aussi glisser autour des objets de contour. Par conséquent, il n'y a pas de meilleure solution entre choisir les points de passage ou les objets de contour, sinon de s'assurer de l'intégrité géométrique du modèle avant, pendant et après la résolution, et de nuancer l'interprétation des résultats obtenus, en particulier aux abords des amplitudes articulaires extrêmes.

Une seconde limite concerne le nombre de lignes d'action, celui-ci pouvant avoir un impact important sur le calcul des forces musculaires³³¹. Dans cette thèse, nous avons choisi de travailler avec un modèle comportant 18 à 20 lignes d'action dans nos trois études. Ce nombre de lignes d'action nous a permis d'assurer une bonne couverture musculaire de l'épaule, notre articulation d'intérêt³¹. La littérature expose plusieurs études ayant travaillé avec des modèles de membre supérieur comportant de quatre (deux paires de muscles antagonistes dans l'étude de Cruz Ruiz et al. (2017)) à plus d'une centaine de lignes d'action²⁴⁴, en passant par des

nombres de lignes d'action intermédiaires, tels que 26 lignes d'action dans le modèle de Wu et al. (2016) ou encore, 37 lignes d'action dans le modèle de Quental et al. (2012), par exemple. C'est une étude de Moissenet et al. (2015) sur le membre inférieur qui laisse entendre qu'augmenter le nombre de lignes d'action permet d'obtenir des forces musculaires plus physiologiques à la hanche. Au niveau du membre supérieur, Quental et al. (2015) soutiennent aussi qu'un plus grand niveau de discrétisation des muscles (plus de lignes d'action par muscles) conduit à une meilleure prédiction des forces musculaires. Mais il faut faire une critique générale à cette approche : un nombre de lignes d'action trop élevé complexifie la résolution, puisque chaque ligne d'action représente un contrôle à optimiser. Cela est d'autant plus vrai que des paramètres supplémentaires peuvent être associés à ces contrôles et représenter autant de variables additionnelles à optimiser (à moins d'utiliser le principe des synergies musculaires permettant d'obtenir un nombre minimal de contrôles³³⁴). C'est ainsi que, dans notre troisième étude expérimentale, nos 18 lignes d'action ont conduit à 37 paramètres musculaires à optimiser (à savoir, les facteurs de non-linéarité de la relation EMG/forces musculaires et les pondérations globale et individuelles sur les forces maximales isométriques) en plus des contrôles et des états discrétisés sur une grille de 51 nœuds en DMS, pour un total de 2346 variables (+ 6110 contraintes). À l'inverse, réduire de trop le nombre de lignes d'action signifie réduire l'espace de commandes, empêchant ainsi le déplacement des segments osseux du modèle. La convergence pourrait ne pas avoir lieu, car il serait difficile, voire impossible, de trouver un ensemble d'excitations musculaires permettant de reproduire le mouvement attendu. Dans la recherche d'un nombre de lignes d'action viable, nous avons donc évalué, dans nos travaux, l'espace de commande admissible de notre modèle musculo-squelettique, c'est-à-dire l'ensemble des excitations musculaires permettant de reproduire la cinématique d'intérêt

(**Figure 34**, Chapitre 3). Ce faisant, nous avons prouvé que notre modèle musculaire à 18 ou 20 lignes d'action était suffisamment redondant pour exécuter les mouvements étudiés. Ceci a permis de démontrer que, même avec un faible niveau de discrétisation musculaire⁷⁷, un modèle biomécanique peut produire de bons résultats. En plus de s'assurer d'avoir un espace de commande raisonnablement large, nous recommandons donc de choisir un nombre de lignes d'action suffisant pour permettre le mouvement du squelette, puis d'ajuster ce nombre selon que des résultats d'une grande précision sont attendus ou que la rapidité de la convergence est prioritaire.

Finalement, nous ne considérons pas la non-modélisation de la dynamique muscle-tendon comme une limite de notre travail, mais comme une nécessité liée au développement numérique d'une nouvelle méthode de calcul (la validité d'une telle hypothèse simplificatrice a d'ailleurs été démontrée dans la littérature^{3,291}). En revanche, notre nouvelle méthode s'avèrerait d'autant plus performante qu'un modèle musculo-squelettique plus raffiné est utilisé, que ce soit du point de vue de sa géométrie (p. ex., plus de degrés-de-liberté) ou dans la formulation de la dynamique (ajout de la dynamique muscle-tendon^{68,241}). Par conséquent, dans la continuité du travail présenté, appliquer notre nouvelle méthode d'optimisation dynamique à un modèle musculo-squelettique incluant la dynamique muscle-tendon est une perspective qui mérite une étude approfondie, en vue d'améliorer le réalisme des forces musculaires estimées^{68,241}. En conclusion, la nature du modèle musculo-squelettique doit être définie avec soin : l'étude d'une articulation complexe telle que l'épaule rend cela d'autant plus nécessaire qu'il est important de s'assurer que le rôle stabilisateur des muscles de la coiffe de rotateurs est correctement simulé, du fait de la co-contraction musculaire qui s'y trouve^{35,226}.

6.2.3 Enjeux de l'utilisation des données expérimentales

Alors que nos deux premières études reposaient sur l'utilisation de données simulées (Chapitres 2 et 3), l'application expérimentale de notre nouvelle méthode d'optimisation dynamique a permis de tester son efficacité sur des données réelles, à partir d'un modèle générique⁹⁰ (Chapitre 4). L'intérêt majeur de la simulation est que les données générées constituent une référence à laquelle les variables en sortie de l'optimisation peuvent être comparées pour être validées³ (Chapitre 2 et 3). De plus, la simulation permet de se placer dans le cas idéal où le modèle musculo-squelettique – exempt de bruit, dans notre cas – sert, à la fois, à obtenir les excitations de référence et à estimer les forces musculaires¹⁶⁸. Ces excitations de référence sont dites *dynamiquement viables*, c'est-à-dire qu'elles correspondent parfaitement au modèle, si bien qu'en repassant à travers l'ensemble des équations de la dynamique de l'approche directe (**Figure 18**), elles vont permettre de reproduire le mouvement initial à partir desquelles elles ont été générées. En l'occurrence, la simulation est idéale pour développer des méthodes de calcul ad hoc et obtenir une première idée des résultats escomptés. Elle constitue donc une étape à réaliser en amont de toute application clinique.

Face à cela, le cas expérimental présente des enjeux qui n'existent pas en simulation. En effet, les données d'entrées expérimentales ne sont pas générées au préalable et encore moins à partir du même modèle musculo-squelettique servant à optimiser les forces musculaires. En somme, elles ne sont pas dynamiquement viables ; cela tient aussi du fait qu'elles sont entachées d'erreurs de mesure et que le modèle musculo-squelettique est imparfait, si bien que la convergence est plus difficile à obtenir. De ce fait, utiliser des données expérimentales implique de calibrer le modèle musculo-squelettique générique^{164,205} : dans notre troisième étude où nous avons fait de l'identification de paramètres en DMS, nous avons ainsi montré la faiblesse

générale du modèle générique de Holzbaur et al. (2005) vis-à-vis des forces maximales isométriques, lesquelles ont été multipliées jusqu'à six fois. Ceci met donc l'emphase sur l'importance de la calibration, tel que nous l'aborderons à la sous-section 6.3.2.

6.2.4 Enjeux de la validation des forces musculaires avec la méthode proposée

Utiliser les signaux EMG expérimentaux comme donnée d'entrée du problème d'optimisation implique de ne plus pouvoir les utiliser pour valider les résultats obtenus *a posteriori*³. C'est ce qu'expliquent Hicks et al. (2015) : la validation doit être indépendante de toute variable impliquée dans l'optimisation. Par conséquent, l'absence de validation possible à partir des signaux EMG expérimentaux est une limite de notre nouvelle méthode d'optimisation : en effet, celle-ci utilise exclusivement l'EMG comme donnée de suivi. Comment donc valider les résultats de forces musculaires à partir de notre nouvelle méthode ? Cette limite soulève une question plus générale, à savoir : en optimisation dynamique, faut-il utiliser toutes les données mesurées expérimentalement pour avoir la meilleure estimation possible des forces musculaires calculées ou est-il plus raisonnable de garder certaines de ces mesures expérimentales pour valider ces forces musculaires (p. ex., à l'instar de certaines méthodes statistiques, utiliser 80% des données collectées pour effectuer les calculs et 20% pour la validation³³⁵) ?

Dans les cas de simulation, alors que le modèle biomécanique est contrôlé par des excitations de synthèse, il est possible d'utiliser les signaux EMG expérimentaux pour valider les résultats obtenus en sortie de l'optimisation. Étant donné la nature stochastique de l'EMG, la difficulté de la normalisation des signaux et les diverses erreurs de mesure auxquelles l'EMG est sujet^{43,44,47,51,58}, il ne faut pas s'attendre à ce que les activations musculaires estimées se

superposent aux signaux EMG expérimentaux. Il faut plutôt déterminer si les instants d'activation et de désactivation sont similaires, c'est-à-dire si la dynamique d'activation a bien été prise en compte (délai électromécanique et/ou linéarité de la relation EMG/forces musculaires)³. Des tendances similaires entre les courbes des excitations (ou activations) estimées et expérimentales devraient être observées pour pouvoir valider les résultats obtenus. Pour renforcer cette concordance, certains chercheurs vont jusqu'à contraindre certains muscles à être activés ou non à des moments précis de la simulation¹⁶⁸ et/ou peuvent appliquer des forces ou des moments supplémentaires dans leur modèle³. Ce rôle référentiel de l'EMG expérimental est notamment exploité à l'issue de l'optimisation statique (voir Chapitre 1, **Tableau III**).

Dans les cas expérimentaux, lorsque le contrôle neuromusculaire du modèle est assuré par les signaux EMG mesurés, certains auteurs se rangent radicalement derrière l'idée qu'il est impossible de valider des forces musculaires estimées sans pouvoir se référer aux valeurs *in vivo* des forces musculaires²⁹⁰. En effet, les forces musculaires *in vivo* sont les seules à pouvoir définitivement confirmer la justesse des forces estimées *in silico*. Cependant, sur des participants (humains) vivants et en mouvement, la mesure invasive des forces musculaires soulève des interdits éthiques évidents. Dans Sartori et al. (2014) une méthode de validation non-invasive est proposée : elle consiste en une série de tests pour calibrer-valider leur modèle et leur méthode d'optimisation hybride. Leur premier test consiste à vérifier que leur méthode d'optimisation est à-même de prédire et d'ajuster simultanément les excitations musculaires (en particulier, celles des muscles profonds) et de prédire les moments articulaires. Leur second test quantifie la capacité de leur méthode hybride à prédire des excitations musculaires omises dans leur modèle. Le modèle hybride calibré peut ensuite servir à la prédiction des excitations musculaires des muscles omis. Ce processus est répété pour tous les muscles de leur modèle.

Une autre méthode de validation est décrite dans l'étude de Hicks et al. (2015), qui recommandent de comparer la cinématique optimisée à la cinématique expérimentale (si toutefois celle-ci ne figure pas dans les données d'entrée du problème d'optimisation). La comparaison des moments musculaires calculés à partir des excitations musculaires optimisées et des moments articulaires nets calculés par dynamique inverse à partir de la cinématique expérimentale est également possible pour valider des forces musculaires optimisées. Ce faisant, il ne faut pas s'attendre à ce que les moments articulaires s'accordent parfaitement entre eux : au plus, il faut vérifier que les tendances des courbes sont similaires et que les valeurs estimées se situent à plus ou moins 1 ou 2 écart-types des valeurs expérimentales, tel que Hicks et al. (2015) le suggère. En appliquant cette méthode de validation à partir des moments articulaires, notre nouvelle méthode de suivi a montré son habileté à trouver des excitations musculaires donnant des moments articulaires en adéquation avec leurs équivalents obtenus en dynamique inverse. Par conséquent, ceci a prouvé que notre méthode (établie initialement à partir de données simulées) est à-même de donner des résultats fiables à partir de données expérimentales. En somme, il incombe au chercheur de s'interroger sur la pertinence d'utiliser toutes les variables pour assurer la meilleure estimation des forces musculaires ou d'en garder pour leur validation.

6.3 Calibrer le modèle musculo-squelettique

Dans cette section, la nouvelle méthode proposée basée sur le DMS sera discutée, car elle permet tout aussi bien de calibrer le modèle musculo-squelettique que d'estimer les forces musculaires produites par celui-ci (sous-section 6.3.1). Des recommandations quant à la calibration du

modèle à partir des moments articulaires mesurés expérimentalement par un ergomètre isocinétique seront ensuite émises (sous-section 6.3.2).

6.3.1 Versatilité de la nouvelle méthode de suivi en optimisation dynamique pour la calibration du modèle musculo-squelettique

Dans cette thèse, nous avons montré la versatilité de notre nouvelle méthode d'optimisation dynamique, qui est à-même d'identifier les propriétés musculaires d'un modèle musculo-squelettique afin de le calibrer (Chapitre 4). En personnalisant les forces maximales isométriques et les facteurs de non-linéarité de la relation EMG/forces musculaires à partir du modèle générique de Holzbaur et al. (2005), notre nouvelle méthode a permis d'obtenir la plus faible erreur entre les EMG expérimentaux et les excitations optimisées. En comparaison, cette même erreur était deux fois plus grande en optimisation statique.

La première différence entre notre étude et celles de la littérature est le nombre de paramètres musculaires optimisés^{84,168}. En effet, en dehors du facteur de non-linéarité, un seul paramètre musculaire a été calibré (à savoir, la force maximale isométrique), tandis que trois paramètres musculaires sont généralement optimisés dans la littérature (les longueurs optimale et tendineuse à vide, ainsi que les forces maximales isométriques)^{84,168}. Ce choix nous a permis de tenir compte des recommandations de Buchanan et al. (2004) concernant l'*overfit*. En outre, nous avons pris garde de ne pas allonger le temps de convergence : en effet, plus le nombre de variables du problème d'optimisation augmente, plus ce temps de convergence est long. Or, dans un contexte d'application clinique, il semble plus judicieux de garantir une convergence effective en un temps raisonnable que d'accroître le nombre de variables et de contraintes à gérer lors de la résolution. La deuxième différence qui caractérise notre étude comparativement

à celles de la littérature est que la calibration des paramètres musculaires a été effectuée à partir du mouvement d'intérêt lui-même, alors qu'un ensemble distinct d'essais est habituellement utilisé^{84,168}. En un sens, il s'agit d'un avantage, dans la mesure où moins de données sont collectées, ce qui raccourcit la durée de l'expérience. Cependant, un seul jeu de signaux musculaires est disponible, alors qu'une large gamme d'EMG devrait être utilisée pour calibrer les paramètres du modèle : pour ce faire, des mouvements différents devraient être enregistrés, afin d'obtenir des niveaux variés de contractions maximales ou sous-maximales, au cours desquelles l'annulation de phases dans le signal EMG augmente⁷¹. Dans la poursuite de ce travail, nous recommandons donc de choisir les mouvements pour la calibration de telle sorte qu'un plus large éventail de conditions contractiles soit obtenu⁷¹.

Concernant les forces maximales isométriques optimisées par EQTO, celles-ci étaient jusqu'à six fois plus élevées que celles du modèle générique⁹⁰. Néanmoins, peu d'études ont mesuré ou identifié les forces maximales isométriques pour chaque muscle de leur modèle de membre supérieur^{269,284-286}. Nous avons toutefois pu comparer nos forces maximales isométriques à celles obtenues par Dal Maso et al. (2015) et nous avons constaté que nos forces maximales isométriques étaient supérieures aux leurs (pour le biceps, 148-860 N dans le modèle de Dal Maso et al. (2015) *vs* 1776.78 N avec notre modèle optimisé ; pour le triceps, 591-3434 N *vs* 3464,72 N). Cela tient principalement du fait que les forces de contact articulaires n'étaient pas modélisées dans notre modèle : sans ces dernières, les muscles devaient compenser l'absence de moment articulaire en étant plus forts que dans le modèle générique, d'où les fortes excitations musculaires optimisées avec le nouvel algorithme. Dans la prochaine itération de ce travail, en plus de modéliser les forces de contact articulaires, des muscles supplémentaires pourraient être

rajoutés au modèle. Il serait également intéressant de calibrer les longueurs optimales du modèle pour garantir que les muscles opèrent sur la bonne portion des courbes force-longueur-vitesse⁶⁸. La principale limite de cette étude relève du fait qu'un seul mouvement a été utilisé pour calibrer le modèle musculo-squelettique. Ce faisant, la plage d'EMG enregistrés disponibles pour la calibration s'en trouve restreinte. De plus, les muscles du modèle n'ayant été que peu excités au cours de notre mouvement d'intérêt, la force maximale isométrique et le facteur de non-linéarité ont eu du mal à se distinguer à l'issue de l'optimisation. Face à cela, la littérature nous enseigne que pour obtenir des niveaux variés de forces maximales isométriques, il est possible de réaliser des séries de tâches sur un ergomètre isocinétique³³⁷. La majorité des études concernant l'ergomètre isocinétique étant consacrées au membre inférieur³³⁸⁻³⁴⁰, avant de nous intéresser à la calibration des modèles musculo-squelettiques du membre supérieur, nous avons donc décidé de nous interroger quant à la performance d'un tel outil expérimental pour obtenir le moment articulaire à l'épaule – ce qui fait l'objet de la sous-section suivante.

6.3.2 Recommandations pour la calibration du modèle musculo-squelettique à partir de l'ergomètre isocinétique

Notre dernière étude (Chapitre 5) a permis de poser les fondements de la calibration musculo-squelettique à partir de l'ergomètre isocinétique. Pour ce faire, notre objectif a été de quantifier expérimentalement l'influence des forces de cisaillement à la main et au coude sur le moment articulaire global à l'épaule, lors de mouvements de rotation interne/externe de l'épaule. Le moment articulaire mesuré au moyen d'un ergomètre isocinétique a donc été comparé au moment calculé à partir des forces de contact à la main et au coude. Ces dernières ont été mesurées grâce à deux capteurs de force six axes, sur 10 sujets sains. Cette étude a démontré

que les forces de contact tridimensionnelles à la main et au coude sont importantes lors de mouvements de rotation interne/externe de l'épaule, au vu des indices d'efficacité des forces de contact résultantes à la main (p. ex., 0.26 ± 0.25 en rotation interne concentrique, ou encore 0.54 ± 0.20 rotation externe concentrique). De ce fait, nous avons conclu que la mesure effectuée par l'ergomètre isocinétique sous-estime le moment à l'épaule en flexion et en abduction, lors de mouvements de rotation interne/externe de l'épaule. Une autre conclusion importante était que l'angle de désalignement entre l'axe longitudinal du bras du participant et l'axe du moteur explique les composantes de flexion et d'abduction du moment à l'épaule.

Si la littérature a précédemment rapporté l'existence de différences entre les moments mesurés par l'ergomètre isocinétique et les moments résultants calculés, ces études se sont uniquement concentrées sur leur composante selon l'axe principal de rotation de l'ergomètre^{214,215,341}. Parmi ces études, Herzog & ter Keurs (1988) ont démontré l'importance de corriger les moments mesurés au genou par l'ergomètre isocinétique quant aux effets de gravité et recommandé d'aligner soigneusement l'axe du moteur de l'ergomètre à l'axe de l'articulation étudiée. En effet, un désalignement des deux axes au cours de la mesure fausse le moment articulaire^{215,342}. Cependant, en dépit des accessoires et des diverses attaches de l'ergomètre, le mouvement relatif du corps (donc le désalignement par rapport au moteur de l'ergomètre) est quasi-inévitable^{341,342}. Au Chapitre 4, des angles de désalignement de l'axe longitudinal du bras par rapport à l'axe du moteur de l'ergomètre d'environ 16° ont été observés, ce qui est proche du maximum de 13° rapporté par Kaufman et al. (1995) pour le genou. Cette erreur, légèrement plus importante, s'explique de par la difficulté qui existe lors de stabilisation du membre supérieur pendant la mesure (en particulier, la stabilisation du complexe clavicule-scapula), comparativement au membre inférieur. De leur côté, Arampatzis et al. (2004) ont expliqué les écarts entre les

moments articulaires mesurés versus calculés en mettant en avant la non-rigidité du système ergomètre-jambe, du fait de la déformabilité mécanique de l'ergomètre et de ses accessoires lors du mouvement et/ou du fait de la déformation des tissus mous de la jambe. Toutefois, ces éléments n'expliquent que partiellement pourquoi la mesure de l'ergomètre isocinétique est insuffisante pour obtenir des moments articulaires à l'épaule fiables.

C'est Kaufman et al. (1995) qui apportent un premier élément de réponse en mentionnant clairement que ce sont les forces de cisaillement (dans leur cas, à la jambe) qui sont responsables des différences observées entre les moments mesurés et calculés. En effet, la majorité des études utilisant l'ergomètre isocinétique ignorent généralement les efforts qui ne contribuent pas au moment selon l'axe de rotation principal de l'ergomètre. Par conséquent, nous avons montré que, de la même manière que les forces de contact à la main et au coude étaient tridimensionnelles, les moments calculés à partir des capteurs avaient également trois composantes : une composante dite *dynamique* (caractérisée par la présence d'une vitesse angulaire concomitante à l'effort) selon l'axe principal de mouvement et deux composantes *isométriques* (ne générant pas de vitesse angulaire lors de l'effort) selon les deux autres axes de l'espace Euclidien. Compte tenu de la nature tridimensionnelle des moments articulaires, l'absence d'informations sur deux axes pourrait ne pas être une hypothèse raisonnable pour identifier les paramètres musculaires²¹⁴. Ceci valorise alors l'utilisation des capteurs de force lors de la mesure de tout moment articulaire, sachant que muscles peuvent contribuer tant au moment de la composante dite *dynamique* qu'aux deux autres moments des composantes *isométriques*.

Il faut reconnaître deux limites à cette dernière étude. La première est qu'un seul mouvement a été testé. Néanmoins, les conclusions que nous avons obtenues pourraient s'appliquer à tout

autre mouvement pour lequel les forces de contact résultantes auraient des composantes de cisaillement. À cet effet, nous recommandons aux chercheurs de s'assurer que l'effort du mouvement d'intérêt est purement tangentiel pour pouvoir utiliser un ergomètre isocinétique aux fins de l'identification des propriétés musculaires de leurs modèles musculo-squelettiques⁷¹. La deuxième limite est que notre groupe de sujets était de petite taille et très spécifique (uniquement des femmes en bonne santé). Une validation supplémentaire est donc nécessaire, en refaisant cette expérience avec une population différente (des sujets masculins, par exemple).

Quoiqu'il en soit, même couplé aux capteurs de force six axes, l'usage de l'ergomètre pour obtenir les moments articulaires est indissociable d'une méthode d'optimisation (telle que la nôtre) pour calibrer le modèle musculo-squelettique. Notre nouvelle méthode de suivi devra donc être modifiée pour tenir compte des efforts de contact à la main.

6.4 Perspectives

Cette dernière section présente les futurs axes de recherche de ce travail de thèse, d'après les conclusions de nos différentes études. Nous verrons ainsi comment notre nouvelle méthode de suivi en optimisation dynamique pourrait être encore opérante si des signaux EMG venaient à manquer (sous-section 6.4.1) et quelles seraient ses applications cliniques potentielles (sous-section 6.4.2).

6.4.1 Cas de l'absence des signaux EMG

Ne pas pouvoir obtenir les signaux EMG de certains muscles est l'une des problématiques rencontrées lors de la mesure de cette quantité biomécanique⁸⁴. En effet, il n'est pas exclu de ne pas posséder le matériel requis (p. ex., électrodes intramusculaires⁸⁴) ou d'être dans un cas où

la condition médicale du patient pourrait limiter la mesure du signal (p. ex., blessure/douleur musculaire). Le plus souvent, ce sont les signaux EMG des muscles profonds qui ne sont pas acquis.

Dans cette éventualité, il est possible de minimiser les excitations simulées des muscles pour lesquels aucun signal expérimental n'a pu être mesuré^{84,168}. C'est ce qui est fait dans le CEINMS⁸⁴, comme nous l'avons vu à plusieurs reprises (voir Chapitre 1 et sous-section 6.1.1). Toutefois, le problème de la minimisation des excitations vis-à-vis de la sous-estimation des signaux EMG expérimentaux a déjà été évoqué (Chapitre 1). Conséquemment, nous ne recommandons pas d'utiliser un tel critère de moindres-activations/excitations, surtout s'il s'agit de gérer l'absence de signaux EMG des muscles profonds – c'est-à-dire ceux qui servent le plus à la stabilisation articulaire. En comparaison, notre nouvelle méthode d'optimisation pourrait offrir une alternative fonctionnelle : ainsi, pour estimer les forces musculaires du modèle, il suffirait d'adapter notre fonction-objectif pour que le suivi des EMG manquants ne soit pas effectué. En ce qui concerne la calibration du modèle musculo-squelettique, il serait possible d'utiliser l'intelligence artificielle, en apprenant à un algorithme à reconnaître des schémas d'excitations musculaires (à partir de bases de données d'EMG expérimentaux disponibles en libre accès dans la littérature) et à développer une aptitude à prédire les excitations musculaires des muscles pour lesquels l'EMG expérimental n'est pas disponible, sans intervention humaine (*machine learning*³⁴³). Cet axe de recherche, en marge de l'objectif général du présent travail, fait l'objet d'une thèse à part entière qui sera développée dans notre équipe.

L'absence de signaux EMG peut également être volontairement induite dans le problème d'optimisation afin de simuler un muscle déficient^{164,344,345}, auquel cas minimiser les excitations musculaires pourrait être une option raisonnable. En effet, la faiblesse de ces muscles justifierait

l'application d'un critère de moindres-activations/excitations. Avec notre nouvelle méthode, nous pourrions avoir notre fonction-objectif de suivi des trajectoires de marqueurs combinées au suivi des excitations musculaires expérimentales et à la minimisation des excitations quadratiques des muscles blessés ou inactifs. En revanche, dans tous les autres cas d'absence de signaux EMG, nous ne recommandons pas de minimiser les excitations musculaires simulées, mais de faire en sorte d'avoir un ensemble complet de signaux EMG, ne serait-ce que de surface. L'ensemble des EMG d'un modèle devrait comporter minimalement les actionneurs principaux les plus influents lors du mouvement analysé, en particulier les muscles actionnant la (les) articulation(s) principale(s) étudiée(s)^{84,168}. Une ultime solution serait d'ajouter un terme dans la fonction-objectif permettant de mieux prédire la co-contraction des muscles pour lesquels l'EMG expérimental n'a pu être enregistré^{346,347}.

6.4.2 Applications cliniques de la nouvelle méthode

Un domaine d'application clinique envisageable pourrait être celui de l'étude des blessures musculaires^{31,90,348}. Comme nous l'avons expliqué précédemment (sous-section 6.1.4), notre méthode serait compatible avec la simulation de l'absence d'un muscle ou de l'altération de la fonction d'un muscle. Appliquée au membre supérieur, elle permettrait, par exemple, de comprendre les adaptations en cas de rupture de la coiffe des rotateurs pour des populations symptomatiques (ou asymptomatiques)³⁴⁹. Au membre inférieur, elle permettrait de mieux appréhender la biomécanique chez des populations pathologiques atteintes de paralysie cérébrale³⁵⁰ ou d'arthrose³⁵¹, en ayant un meilleur estimé des forces musculaires au genou. Ceci est intéressant du fait de la simplicité anatomique du membre inférieur comparativement au membre supérieur. L'articulation coxo-fémorale est, en effet, plus stable que l'articulation

glénohumérale (la tête fémorale est encastrée dans l'acétabulum³² ; inversement, la tête humérale repose simplement sur la glène, d'où l'instabilité de l'ensemble articulaire, principalement maintenu par l'effort des muscles et ligaments). La difficulté qui se présente avec les modèles de membre inférieur est la modélisation des forces de contact au pied³²⁸. Ces forces de contact sont nécessaires pour avoir un modèle réaliste aux instants où le pied touche le sol. Pour ce faire, des contraintes sont à ajouter pour garantir le contact pied-sol au cours du temps. Dans un problème d'optimisation dynamique tel que le nôtre, des moindres carrés entre les forces de contact mesurées expérimentalement et estimées pourraient être ajoutés dans la fonction-objectif. L'intérêt de telles applications serait, par exemple, d'offrir de la rétroaction biologique aux thérapeutes sur les forces musculaires, afin de les aider lors des séances de réadaptation avec leurs patients²⁸⁷.

D'une façon générale, l'application clinique de toute méthode de calcul requiert que celle-ci soit intuitive et basée sur des hypothèses simplificatrices^{4,352}. De plus, si une collecte de données est nécessaire, celle-ci doit requérir le moins de matériel possible et ne devrait comporter aucune mesure invasive (p. ex., utiliser des centrales inertielle pour la cinématique et des électrodes de surface pour les EMG). Dans notre cas, il est présentement possible d'envisager les adaptations de notre nouvelle méthode, moyennant sa complexité et sa durée actuelle. Les défis à relever sont les suivants : tout d'abord, il faudrait rendre le problème d'optimisation accessible à la fois hors ligne et en ligne³²⁸. Ensuite, réduire le temps requis par l'estimation des forces musculaires : cela implique, entre autres, d'être moins ambitieux quant à la géométrie du modèle musculo-squelettique (p. ex., choisir un nombre de lignes d'action, afin de simplifier les calculs et éviter des longues durées de convergence²⁸⁷). Par contre, il faut noter que le contrôle neural des muscles chez les personnes atteintes de pathologies neuromusculaires est différent de celui

des personnes en bonne santé²⁸⁷. Un modèle biomécanique générique établi à partir de sujets sains ne pourra donc pas fournir des estimations spécifiques de forces musculaires pour ces patients. La calibration totale du modèle sera alors nécessaire dans ces cas particuliers (ce qui pourra toujours être réalisé avec notre méthode d'optimisation dans une étape préalable à l'estimation des forces musculaires).

Pour simplifier encore plus le problème, la théorie du contrôle optimal sans le suivi de données pourrait être appliquée^{232,328}. Le contrôle optimal a déjà des applications cliniques variées³²⁸ : la mobilité définissant la qualité de vie d'un individu, il y a un véritable intérêt d'application dans le domaine de la réhabilitation³²⁸, entre autres, dans : la conception de dispositifs d'assistance (p. ex., en gériatrie ou chez les patients à mobilité réduite, optimisation du transfert d'un siège à l'autre), l'optimisation et le contrôle des exosquelettes, les protocoles de réhabilitation (p. ex., développement de systèmes de stimulation électrique fonctionnelle pour la marche assistée avec déambulateur pour les patients paraplégiques¹⁶²).

En somme, puisque nous nous sommes uniquement concentrés sur l'aspect calculatoire de notre approche, les prochains travaux devront s'intéresser à la gestion de ces défis cliniques, qui contribueront au développement d'une médecine nouvelle (ou « médecine 4P » pour « Prédictive, Préventive, Personnalisée et Participative », tel qu'explicité dans la revue de Dao (2016)).

Conclusion

Cette thèse avait pour objectif général d'estimer les forces musculaires du membre supérieur humain à partir d'une méthode innovante d'optimisation dynamique exploitant au mieux les mesures biomécaniques par suivi, au sens des moindres carrés. Pour ce faire, la démarche que nous avons proposée a consisté à faire le suivi simultané des EMG et des trajectoires de marqueurs directement dans la fonction-objectif et à résoudre le problème d'optimisation dynamique à l'aide d'une méthode directe de tir multiple.

Ce travail nous a permis de poser les fondements d'une approche purement directe qui tire parti de la redondance d'informations biomécaniques lors du suivi. Dans les différentes études présentées, nous avons, à cet effet, démontré l'intérêt de notre méthode vis-à-vis des approches existant dans la littérature. Principalement, nous avons su prouver que la fonction-objectif que nous avons développée est physiologiquement performante, en ce qu'elle tient compte des patrons d'excitations musculaires propres à chacun, ainsi que de la dynamique activation et des incertitudes possibles dans le modèle et dans les données mesurées. De ce fait, elle n'accorde pas une confiance absolue à la cinématique articulaire, contrairement aux optimisations statique et hybride qui négligent l'influence des artefacts des tissus mous (en particulier, au niveau du membre supérieur). En somme, l'utilisation de notre nouvelle méthode est pertinente et spécifiquement recommandée dans les cas où une forte co-contraction musculaire est présente, qu'elle soit le résultat naturel de la stabilité articulaire ou la conséquence d'une pathologie. En dépit de sa complexité, il s'agit donc d'une méthode nouvelle qui se démarque des optimisations utilisant un critère de moindres-activations, lequel ne représente pas la physiologie réelle de la

commande motrice. En cela, elle repousse les limites exprimées dans la revue de littérature et répond aux objectifs spécifiques de cette thèse.

Deux points majeurs ont été démontrés dans ce manuscrit : le premier est que le suivi de l'EMG et des trajectoires de marqueurs est important en optimisation dynamique, à la fois, pour calibrer le modèle musculo-squelettique et pour estimer des forces musculaires physiologiques. Le but d'une telle approche serait, à long terme, de mieux comprendre la pathomécanique de l'épaule, par exemple. Le second point est que les moments articulaires expérimentaux devraient être estimés grâce à des capteurs de force six axes afin de ne pas négliger leurs composantes selon les trois directions de l'espace Euclidien, si l'intérêt est d'utiliser ces moments pour calibrer le modèle musculo-squelettique en optimisation dynamique.

Les efforts de recherche déployés dans cette thèse ne représentent que les prémices de travaux beaucoup plus larges. Aussi devraient-ils être poursuivis, afin de continuer d'augmenter les connaissances en matière de forces musculaires qui, un jour, serviront à des applications cliniques majeures contribuant à l'amélioration du bien-être humain.

Bibliographie

- 1 Georges, F. Représentation de soi et identité numérique. *Réseaux*, 165-193 (2009).
- 2 Si, W., Lee, S.-H., Sifakis, E. & Terzopoulos, D. Realistic biomechanical simulation and control of human swimming. *ACM Transactions on Graphics (TOG)* **34**, 10 (2014).
- 3 Hicks, J. L., Uchida, T. K., Seth, A., Rajagopal, A. & Delp, S. L. Is my model good enough? Best practices for verification and validation of musculoskeletal models and simulations of movement. *Journal of Biomechanical Engineering* **137**, 020905 (2015).
- 4 Dao, T. T. Rigid musculoskeletal models of the human body systems: a review. *Journal of Musculoskeletal Research* **19**, 1630001 (2016).
- 5 Sartori, M., Llyod, D. G. & Farina, D. Neural data-driven musculoskeletal modeling for personalized neurorehabilitation technologies. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering* **63**, 879-893 (2016).
- 6 Finni, T., Komi, P. V. & Lukkariniemi, J. Achilles tendon loading during walking: application of a novel optic fiber technique. *European Journal of Applied Physiology* **77**, 289-291 (1998).
- 7 Davis, J., Kaufman, K. R. & Lieber, R. L. Correlation between active and passive isometric force and intramuscular pressure in the isolated rabbit tibialis anterior muscle. *Journal of biomechanics* **36**, 505-512 (2003).
- 8 Finni, T., Komi, P. V. & Lepola, V. In vivo human triceps surae and quadriceps femoris muscle function in a squat jump and counter movement jump. *European journal of applied physiology* **83**, 416-426 (2000).
- 9 Jensen, E. F., Raunsbæk, J., Lund, J. N., Rahman, T., Rasmussen, J. & Castro, M. N. Development and simulation of a passive upper extremity orthosis for amyoplasia. *Journal of Rehabilitation and Assistive Technologies Engineering* **5**, 2055668318761525 (2018).
- 10 Plüss, M., Schellenberg, F., Taylor, W. R. & Lorenzetti, S. Towards subject-specific strength training design through predictive use of musculoskeletal models. *Applied Bionics and Biomechanics* **2018** (2018).

- 11 Labriola, J. E., Lee, T. Q., Debski, R. E. & McMahon, P. J. Stability and instability of the glenohumeral joint: The role of shoulder muscles. *Journal of Shoulder and Elbow Surgery* **14**, S32-S38 (2005).
- 12 Dufour, M. & Pillu, M. in *Biomécanique fonctionnelle - Membres, Tête, Tronc* Vol. 1 (ed Elsevier-Masson) 291-293 (2007).
- 13 Veeger, H. E. J. & Van Der Helm, F. C. T. Shoulder function: the perfect compromise between mobility and stability. *Journal of Biomechanics* **40**, 2119-2129 (2007).
- 14 Roldán-Jiménez, C. & Cuesta-Vargas, A. I. Age-related changes analyzing shoulder kinematics by means of inertial sensors. *Clinical Biomechanics* **37**, 70-76 (2016).
- 15 Jobe, F. W. & Jobe, C. M. Painful athletic injuries of the shoulder. *Clinical Orthopaedics and Related Research*, 117-124 (1983).
- 16 Miranda, H., Viikari-Juntura, E., Martikainen, R., Takala, E. P. & Riihimaki, H. A prospective study of work related factors and physical exercise as predictors of shoulder pain. *Occupational and Environmental Medicine* **58**, 528-534 (2001).
- 17 Silverstein, B., Viikari-Juntura, E. & Kalat, J. Use of a prevention index to identify industries at high risk for work-related musculoskeletal disorders of the neck, back, and upper extremity in Washington state, 1990–1998. *American Journal of Industrial Medicine* **41**, 149-169 (2002).
- 18 Cromie, J. E., Robertson, V. J. & Best, M. O. Work-related musculoskeletal disorders in physical therapists: prevalence, severity, risks, and responses. *Physical Therapy* **80**, 336-351 (2000).
- 19 Woolf, A. D. & Pfleger, B. Burden of major musculoskeletal conditions. *Bull World Health Organ* **81**, 646-656 (2003).
- 20 Montréal, J. d. *Délais d'attente de quelques semaines à près d'un an pour la même chirurgie, selon l'hôpital*, <<http://www.journaldemontreal.com/2014/02/14/attente-tres-variable-entre-hopitaux>> (2014).
- 21 Fraser, I. *Health-care treatment wait times costs Canadians estimated \$1.7 billion last year*, <<https://www.fraserinstitute.org/blogs/health-care-treatment-wait-times-costs-canadians-estimated-17-billion-last-year>> (2017).
- 22 Erdemir, A., McLean, S., Herzog, W. & van den Bogert, A. J. Model-based estimation of muscle forces exerted during movements. *Clinical Biomechanics* **22**, 131-154 (2007).

- 23 Prilutsky, B. I. & Zatsiorsky, V. M. Optimization-based models of muscle coordination. *Exercise and Sport Sciences Reviews* **30**, 32-38 (2002).
- 24 Nubar, Y. & Contini, R. A minimal principle in biomechanics. *The bulletin of mathematical biophysics* **23**, 377-391 (1961).
- 25 Kaufman, K. R., An, K.-N., Litchy, W. J. & Chao, E. Y. Physiological prediction of muscle forces - I. Theoretical formulation. *Neuroscience* **40**, 781-792 (1991).
- 26 Procter, P. & Paul, J. P. Ankle joint biomechanics. *Journal of Biomechanics* **15**, 627-634 (1982).
- 27 Herzog, W. & Binding, P. Effects of replacing 2-joint muscles with energetically equivalent 1-joint muscles on cost-function values of non-linear optimization approaches. *Human Movement Science* **13**, 569-586 (1994).
- 28 Tsirakos, D., Baltzopoulos, V. & Bartlett, R. Inverse optimization: functional and physiological considerations related to the force-sharing problem. *Critical Reviews in Biomedical Engineering* **25**, 371-407 (1997).
- 29 Spagele, T., Kistner, A., Gollhofer, A. A multi-phase optimal control technique for the simulation of a human vertical jump. *Journal of Biomechanics* **32**, 87-91 (1999).
- 30 Lenz, S. M., Bock, H. G., Schlöder, J. P., Kostina, E. A., Gienger, G. & Ziegler, G. Multiple shooting method for initial satellite orbit determination. *Journal of guidance, control, and dynamics* **33**, 1334-1346 (2010).
- 31 van der Helm, F. C. A finite element musculoskeletal model of the shoulder mechanism. *Journal of Biomechanics* **27**, 551-569 (1994).
- 32 Marieb, E. N., Lachaine, R. & Moussakova, L. *Anatomie et physiologie humaines*. 2nd edn, (1993).
- 33 Blasier, R. B., Guldberg, R. E. & Rothman, E. D. Anterior shoulder stability: contributions of rotator cuff forces and the capsular ligaments in a cadaver model. *Journal of Shoulder and Elbow Surgery* **1**, 140-150 (1992).
- 34 Rouard, A. & Clarys, J. Cocontraction in the elbow and shoulder muscles during rapid cyclic movements in an aquatic environment. *Journal of Electromyography and Kinesiology* **5**, 177-183 (1995).
- 35 Gribble, P. L., Mullin, L. I., Cothros, N. & Mattar, A. Role of cocontraction in arm movement accuracy. *Journal of Neurophysiology* **89**, 2396-2405 (2003).

- 36 Nikooyan, A., Veeger, H., Westerhoff, P., Bolsterlee, B., Graichen, F., Bergmann, G. & Van der Helm, F. An EMG-driven musculoskeletal model of the shoulder. *Hum Mov Sci* **31**, 429-447 (2012).
- 37 Huxley, H. E. The mechanism of muscular contraction. *Science* **164**, 1356-1365 (1969).
- 38 Zheng, Y. P., Chan, M. M. F., Shi, J., Chen, X. & Huang, Q. H. Sonomyography: Monitoring morphological changes of forearm muscles in actions with the feasibility for the control of powered prosthesis. *Medical Engineering & Physics* **28**, 405-415 (2006).
- 39 Tous-Fajardo, J., Moras, G., Rodríguez-Jiménez, S., Usach, R., Doutres, D. M. & Maffiuletti, N. A. Inter-rater reliability of muscle contractile property measurements using non-invasive tensiomyography. *Journal of Electromyography and Kinesiology* **20**, 761-766 (2010).
- 40 Tarata, M., Spaepen, A. & Puers, R. The accelerometer MMG measurement approach, in monitoring the muscular fatigue. *Measurement Science Review* **1**, 47-50 (2001).
- 41 Konrad, P. The abc of emg. *A practical introduction to kinesiological electromyography* **1**, 30-35 (2005).
- 42 Physiology, O. A. a. Creative Commons Attribution 4.0 International license (Wikimedia Commons, 2016).
- 43 Staudenmann, D., Potvin, J. R., Kingma, I., Stegeman, D. F. & van Dieën, J. H. Effects of EMG processing on biomechanical models of muscle joint systems: sensitivity of trunk muscle moments, spinal forces, and stability. *Journal of Biomechanics* **40**, 900-909 (2007).
- 44 Staudenmann, D., Roeleveld, K., Stegeman, D. F. & Van Dieën, J. H. Methodological aspects of SEMG recordings for force estimation—a tutorial and review. *Journal of Electromyography and Kinesiology* **20**, 375-387 (2010).
- 45 Stashuk, D. EMG signal decomposition: how can it be accomplished and used? *Journal of Electromyography and Kinesiology* **11**, 151-173 (2001).
- 46 Keenan, K. G., Farina, D., Merletti, R. & Enoka, R. M. Amplitude cancellation reduces the size of motor unit potentials averaged from the surface EMG. *Journal of Applied Physiology* **100**, 1928-1937 (2006).

- 47 Clancy, E. A., Morin, E. L. & Merletti, R. Sampling, noise-reduction and amplitude estimation issues in surface electromyography. *Journal of Electromyography and Kinesiology* **12**, 1-16 (2002).
- 48 Keenan, K. G., Farina, D., Maluf, K. S., Merletti, R. & Enoka, R. M. Influence of amplitude cancellation on the simulated surface electromyogram. *Journal of Applied Physiology* **98**, 120-131 (2005).
- 49 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**, 367-395 (2004).
- 50 Perry, J., Easterday, C. & Antonelli, D. Surface versus intramuscular electrodes for electromyography of superficial and deep muscles. *Physical Therapy* **61**, 7-15 (1981).
- 51 Chowdhury, R. H., Reaz, M. B. I., Ali, M. A. B. M., Bakar, A. A. A., Chellappan, K. & Chang, T. G. Surface electromyography signal processing and classification techniques. *Sensors* **13**, 12431-12466 (2013).
- 52 Merletti, R., Botter, A., Troiano, A., Merlo, E. & Minetto, M. A. Technology and instrumentation for detection and conditioning of the surface electromyographic signal: state of the art. *Clinical Biomechanics* **24**, 122-134 (2009).
- 53 Hermenegildo, J., Roberts, S. & Kim, S. Innervation pattern of the suprascapular nerve within supraspinatus: A three-dimensional computer modeling study. *Clinical Anatomy* **27**, 622-630 (2014).
- 54 Reaz, M. B., Hussain, M. & Mohd-Yasin, F. Techniques of EMG signal analysis: detection, processing, classification and applications. *Biological Procedures Online* **8**, 11-35 (2006).
- 55 Mixon, P. Technical origins of 60 Hz as the standard AC frequency in North America. *IEEE Power Engineering Review* **19**, 35-37 (1999).
- 56 Youn, W. & Kim, J. in *ICCAS-SICE, 2009*. 1625-1628 (IEEE).
- 57 Cavanagh, P. R. & Komi, P. V. Electromechanical delay in human skeletal muscle under concentric and eccentric contractions. *European journal of applied physiology and occupational physiology* **42**, 159-163 (1979).

- 58 Burden, A. How should we normalize electromyograms obtained from healthy participants? What we have learned from over 25 years of research. *Journal of Electromyography and Kinesiology* **20**, 1023-1035 (2010).
- 59 Ball, N. & Scurr, J. Electromyography normalization methods for high-velocity muscle actions: review and recommendations. *Journal of Applied Biomechanics* **29**, 600-608 (2013).
- 60 Marion, P. *Proposition de combinaisons optimales de contractions volontaires maximales isométriques pour la normalisation de 12 muscles de l'épaule* Master thesis, Université de Montréal, (2015).
- 61 Rube, N. & Secher, N. H. Paradoxical influence of encouragement on muscle fatigue. *European Journal of Applied Physiology* **46**, 1-7 (1981).
- 62 Langenderfer, J., LaScalza, S., Mell, A., Carpenter, J. E., Kuhn, J. E. & Hughes, R. E. An EMG-driven model of the upper extremity and estimation of long head biceps force. *Computers in Biology and Medicine* **35**, 25-39 (2005).
- 63 Shao, Q., Bassett, D. N., Manal, K. & Buchanan, T. S. An EMG-driven model to estimate muscle forces and joint moments in stroke patients. *Computers in Biology and Medicine* **39**, 1083-1088 (2009).
- 64 Engelhardt, C., Malfroy Camine, V., Ingram, D., Mullhaupt, P., Farron, A., Pioletti, D. & Terrier, A. Comparison of an EMG-based and a stress-based method to predict shoulder muscle forces. *Computer Methods in Biomechanics and Biomedical Engineering* **18**, 1272-1279 (2015).
- 65 Dal Maso, F., Marion, P. & Begon, M. Optimal combinations of isometric normalization tests for the production of maximum voluntary activation of the shoulder muscles. *Archives of Physical Medicine and Rehabilitation* **97**, 1542-1551 (2016).
- 66 Lee, D., Glueck, M., Khan, A., Fiume, E. & Jackson, K. A survey of modeling and simulation of skeletal muscle. *ACM Transactions on Graphics* **28**, 1-13 (2010).
- 67 Neptune, R. R. & Kautz, S. A. Muscle activation and deactivation dynamics: the governing properties in fast cyclical human movement performance? *Exercise and Sport Sciences Reviews* **29**, 76-81 (2001).

- 68 Zajac, F. E. Muscle and tendon: properties, models, scaling, and application to biomechanics and motor control. *Critical Reviews in Biomedical Engineering* **17**, 359-411 (1989).
- 69 Thelen, D. G. Adjustment of muscle mechanics model parameters to simulate dynamic contractions in older adults. *Journal of Biomechanical Engineering* **125**, 70-77 (2003).
- 70 Nikooyan, A. A., Veeger, H. E., Westerhoff, P., Bolsterlee, B., Graichen, F., Bergmann, G. & van der Helm, F. C. An EMG-driven musculoskeletal model of the shoulder. *Human Movement Science* **31**, 429-447 (2012).
- 71 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**, 765-776 (2003).
- 72 De Groote, F., Kinney, A. L., Rao, A. V. & Fregly, B. J. Evaluation of direct collocation optimal control problem formulations for solving the muscle redundancy problem. *Annals of Biomedical Engineering* **44**, 2922-2936 (2016).
- 73 Winters, J. M. An improved muscle-reflex actuator for use in large-scale neuromusculoskeletal models. *Annals of Biomedical Engineering* **23**, 359-374 (1995).
- 74 Potvin, J., Norman, R. & McGill, S. Mechanically corrected EMG for the continuous estimation of erector spinae muscle loading during repetitive lifting. *European Journal of Applied Physiology* **74**, 119-132 (1996).
- 75 Potvin, J., Norman, R. & McGill, S. Mechanically corrected EMG for the continuous estimation of erector spinae muscle loading during repetitive lifting. *European journal of applied physiology and occupational physiology* **74**, 119-132 (1996).
- 76 Durfee, W. K. & Palmer, K. I. Estimation of force-activation, force-length, and force-velocity properties in isolated, electrically stimulated muscle. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering* **41**, 205-216 (1994).
- 77 Quental, C., Folgado, J., Ambrosio, J. & Monteiro, J. Critical analysis of musculoskeletal modelling complexity in multibody biomechanical models of the upper limb. *Computer Methods in Biomechanics and Biomedical Engineering* **18**, 749-759 (2015).
- 78 Hellmuth, R. in *SVG file* (2010).
- 79 Gordon, A., Huxley, A. F. & Julian, F. The variation in isometric tension with sarcomere length in vertebrate muscle fibres. *The Journal of physiology* **184**, 170-192 (1966).

- 80 Rassier, D., MacIntosh, B. & Herzog, W. Length dependence of active force production in skeletal muscle. *Journal of Applied Physiology* **86**, 1445-1457 (1999).
- 81 Jovanović, K., Vranić, J. & Miljković, N. Hill's and Huxley's muscle models: Tools for simulations in biomechanics. *Serbian journal of electrical engineering* **12**, 53-67 (2015).
- 82 Audu, M. & Davy, D. The influence of muscle model complexity in musculoskeletal motion modeling. *Journal of Biomechanical Engineering* **107**, 147-157 (1985).
- 83 Winters, J. M. in *Multiple muscle systems* 69-93 (Springer, 1990).
- 84 Pizzolato, C., Lloyd, D. G., Sartori, M., Ceseracciu, E., Besier, T. F., Fregly, B. J. & Reggiani, M. CEINMS: A toolbox to investigate the influence of different neural control solutions on the prediction of muscle excitation and joint moments during dynamic motor tasks. *Journal of Biomechanics* **48**, 3929-3936 (2015).
- 85 Zheng, M., Zou, Z., Peach, C. & Ren, L. Finite element models of the human shoulder complex: a review of their clinical implications and modelling techniques. *International journal for numerical methods in biomedical engineering* **33** (2017).
- 86 Webb, J. D., Blemker, S. S. & Delp, S. L. 3D finite element models of shoulder muscles for computing lines of actions and moment arms. *Computer Methods in Biomechanics and Biomedical Engineering* **17**, 829-837 (2014).
- 87 Hoffmann, M. in *Hypermesh* (Montreal, 2017).
- 88 Pandy, M. G. Computer modelling and simulation of human movement. *Annual Review of Biomedical Engineering* **3**, 245-273 (2001).
- 89 Hoffmann, M., Haering, D. & Begon, M. Comparison between line and surface mesh models to represent the rotator cuff muscle geometry in musculoskeletal models. *Computer Methods in Biomechanics and Biomedical Engineering* **20**, 1175-1181 (2017).
- 90 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**, 829-840 (2005).
- 91 Quental, C., Azevedo, M., Ambrósio, J., Gonçalves, S. B. & Folgado, J. Influence of the Musculotendon Dynamics on the Muscle Force-Sharing Problem of the Shoulder - A Fully Inverse Dynamics Approach. *Journal of Biomechanical Engineering* **140**, 071005 (2018).

- 92 Marsden, S. *Muscle wrapping techniques applied to the shoulder* Doctor thesis, Newcastle University, (2009).
- 93 Webb, J. D. *Contributions of the deltoid and rotator cuff to shoulder mobility and stability : a 3D finite element analysis* Doctor thesis, Stanford University, (2011).
- 94 Stelletta, J. *Modélisation volumique déformable du système musculosquelettique du membre inférieur* Docteur thesis, Université Claude Bernard - Lyon I, (2015).
- 95 Koo, T. K. K. & Mak, A. F. T. Feasibility of using EMG driven neuromusculoskeletal model for prediction of dynamic movement of the elbow. *Journal of Electromyography and Kinesiology* **15**, 12-26 (2005).
- 96 Nussbaum, M. A. & Chaffin, D. B. Lumbar muscle force estimation using a subject-invariant 5-parameter EMG-based model. *Journal of Biomechanics* **31**, 667-672 (1998).
- 97 Qental, C., Folgado, J., Ambrósio, J. & Monteiro, J. A new shoulder model with a biologically inspired glenohumeral joint. *Medical Engineering and Physics* **38**, 969-977 (2016b).
- 98 Buchanan, T. S. & Shreeve, D. A. An evaluation of optimization techniques for the prediction of muscle activation patterns during isometric tasks. *Journal of Biomechanical Engineering* **118**, 565-574 (1996).
- 99 Yeadon, M. R. & Morlock, M. The appropriate use of regression equations for the estimation of segmental inertia parameters. *Journal of Biomechanics* **22**, 683-689 (1989).
- 100 Hatze, H. A mathematical model for the computational determination of parameter values of anthropomorphic segments. *Journal of Biomechanics* **13**, 833-843 (1980).
- 101 Cahouët, V., Luc, M. & David, A. Static optimal estimation of joint accelerations for inverse dynamics problem solution. *Journal of Biomechanics* **35**, 1507-1513 (2002).
- 102 Wit, A. & Czaplicki, A. Inverse dynamics and artificial neural network applications in gait analysis of the disabled subjects. *Human Movement Science* **9**, 93-102 (2008).
- 103 Anderson, F. C. & Pandy, M. G. Static and dynamic optimization solutions for gait are practically equivalent. *Journal of Biomechanics* **34**, 153-161 (2001).
- 104 Zajac, F. E., Neptune, R. R. & Kautz, S. A. Biomechanics and muscle coordination of human walking: part II: lessons from dynamical simulations and clinical implications. *Gait Posture* **17**, 1-17 (2003).

- 105 Lin, Y.-C., Dorn, T. W., Schache, A. G. & Pandy, M. G. Comparison of different methods for estimating muscle forces in human movement. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part H* **0**, 1-10 (2011).
- 106 Seth, A. & Pandy, M. G. A neuromusculoskeletal tracking method for estimating individual muscle forces in human movement. *Journal of Biomechanics* **40**, 356-366 (2007).
- 107 Davy, D. T. & Audu, M. L. A dynamic optimization technique for predicting muscle forces in the swing phase of gait. *Journal of Biomechanics* **20**, 187-201 (1987).
- 108 Blana, D., Hincapie, J. G., Chadwick, E. K. & Kirsch, R. F. A musculoskeletal model of the upper extremity for use in the development of neuroprosthetic systems. *Journal of Biomechanics* **41**, 1714-1721 (2008).
- 109 Bouisset, S. in *New Concepts of the Motor Unit, Neuromuscular Disorders, Electromyographic Kinesiology* Vol. 1 547-583 (Karger Publishers, 1973).
- 110 Brand, R. A., Pedersen, D. R. & Friederich, J. A. The sensitivity of muscle force predictions to changes in physiologic cross-sectional area. *Journal of Biomechanics* **19**, 589-596 (1986).
- 111 Gill, P. E., Murray, W. & Wright, M. H. Practical optimization, preliminary draft. (Stanford University, 1980).
- 112 Ackermann, M. & Schiehlen, W. in *Multibody Dynamics - Computational Methods and Applications* (ed C.L. Bottasso) (Springer, 2009).
- 113 Raikova, R. & Aladjov, H. The Influence of the Way the Muscle Force is Modeled on the Predicted Results Obtained by Solving Indeterminate Problems for a Fast Elbow Flexion. *Computer Methods in Biomechanics and Biomedical Engineering* **6**, 181-196 (2003).
- 114 van der Helm, F. C. Analysis of the kinematic and dynamic behavior of the shoulder mechanism. *Journal of Biomechanics* **27**, 527-550 (1994).
- 115 Happee, R. Inverse dynamic optimization including muscular dynamics, a new simulation method applied to goal directed movements. *Journal of Biomechanics* **27**, 953-960 (1994).
- 116 Rorhle, H., Scholten, R., Sigolotto, C. & Sollbach, W. Joint forces in the human pelvis-leg skeleton during walking. *Journal of Biomechanics* **17**, 409-424 (1984).

- 117 Crowninshield, R. D. & Brand, R. A. A physiologically based criterion of muscle force prediction in locomotion. *Journal of Biomechanics* **14**, 793-801 (1981).
- 118 Herzog, W. & Binding, P. Cocontraction of pairs of antagonistic muscles: analytical solution for planar static nonlinear optimization approaches. *Mathematical Biosciences* **118**, 83-95 (1993).
- 119 Pedersen, D. R., Brand, R. A., Cheng, C. & Arora, J. S. Direct comparison of muscle force predictions using linear and non linear programming. *Journal of Biomechanical Engineering* **109**, 192-199 (1987).
- 120 Prilutsky, B. I., Herzog, W. & Allinger, T. L. Forces of individual cat ankle extensor muscles during locomotion predicted using static optimization. *Journal of Biomechanics* **30**, 1025-1033 (1997).
- 121 Collins, J. J. The redundant nature of locomotor optimization laws. *Journal of Biomechanics* **28**, 251-267 (1995).
- 122 Buchanan, T. S., Moniz, M. J., Dewald, J. P. A. & Rymer, W. Z. Estimation of muscle forces about the wrist joint during isometric tasks using an EMG coefficient method. *Journal of Biomechanics* **26**, 547-560 (1993).
- 123 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**, 663-673 (1984).
- 124 Shirazi-Adl, A., El-Rich, M., Pop, D. & Parnianpour, M. Spinal muscle forces, internal loads and stability in standing under various postures and loads — application of kinematics-based algorithm. *European Spine Journal* **14**, 381-392 (2005).
- 125 Winter, D. A. *Biomechanics and Motor Control of Human Movement*. (2009).
- 126 Brand, R. A., Pedersen, D. R., Davy, D. T., Kotzar, G. M., Heiple, K. G. & Goldberg, V. M. Comparison of hip force calculations and measurements in the same patient. *The Journal of Arthroplasty* **9**, 45-51 (1994).
- 127 Glitsch, U. & Baumann, W. The three-dimensional determination of internal loads in the lower extremity. *Journal of Biomechanics* **30**, 1123-1131 (1997).
- 128 Heintz, S. & Gutierrez-Farewik, E. M. Static optimization of muscle forces during gait in comparison to EMG-to-force processing approach. *Gait Posture* **26**, 279-288 (2007).
- 129 Perry, J. & Burnfield, J. M. 271-279 (1992).

- 130 Sarcher, A., Raison, M., Ballaz, L., Lemay, M., Leboeuf, F., Trudel, K. & Mathieu, P. A. Impact of muscle activation on ranges of motion during active elbow movement in children with spastic hemiplegic cerebral palsy. *Clinical Biomechanics* **30**, 86-94 (2015).
- 131 Sarcher, A., Raison, M., Leboeuf, F., Perrouin-Verbe, B., Brochard, S. & Gross, R. Pathological and physiological muscle co-activation during active elbow extension in children with unilateral cerebral palsy. *Clinical Neurophysiology* **128**, 4-13 (2017).
- 132 Cholewicki, J. & McGill, S. M. Mechanical stability of the in vivo lumbar spine: implications for injury and chronic low back pain. *Clinical Biomechanics* **11**, 1-15 (1996).
- 133 Dumas, R., Camomilla, V., Bonci, T., Cheze, L. & Cappozzo, A. Generalized mathematical representation of the soft tissue artefact. *Journal of Biomechanics* **47**, 476-481 (2014).
- 134 Rigotti, C., Cerveri, P., Andreoni, G., Pedotti, A. & Ferrigno, G. Modeling and driving a reduced human mannequin through motion captured data: A neural network approach. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics-Part A: Systems and Humans* **31**, 187-193 (2001).
- 135 Leardini, A., Chiari, L., Della Croce, U. & Cappozzo, A. Human movement analysis using stereophotogrammetry: Part 3. Soft tissue artifact assessment and compensation. *Gait & Posture* **21**, 212-225 (2005).
- 136 Blache, Y., Dumas, R., Lundberg, A. & Begon, M. Main component of soft tissue artifact of the upper-limbs with respect to different functional, daily life and sports movements. *Journal of Biomechanics* **62**, 39-46 (2017).
- 137 An, K. N., Kaufman, K. R. & Chao, E. Y. S. Physiological considerations of muscle force through the elbow joint. *Journal of Biomechanics* **22**, 1249-1256 (1989).
- 138 Brookham, R. L. & Dickerson, C. R. Empirical quantification of internal and external rotation muscular co-activation ratios in healthy shoulders. *Medical & Biological Engineering & Computing* **52**, 257-264 (2014).
- 139 Karlsson, D. & Peterson, B. Towards a model for force predictions in the human shoulder. *Journal of Biomechanics* **25**, 189-199 (1992).
- 140 Raikova, R. A general approach for modelling and mathematical investigation of the human upper limb. *Journal of Biomechanics* **25**, 857-867 (1992).

- 141 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* **207**, 139-147 (1993).
- 142 Happee, R. Inverse dynamic optimization including muscular dynamics, a new simulation method applied to goal directed movements. *J Biomech* **27**, 953-960 (1994).
- 143 Happee, R. & van der Helm, F. C. The control of shoulder muscles during goal directed movements, an inverse dynamic analysis. *Journal of Biomechanics* **28**, 1179-1191 (1995).
- 144 Nieminen, H., Niemi, J., Takala, E. P. & Viikari-Juntura, E. Load-sharing patterns in the shoulder during isometric flexion tasks. *Journal of Biomechanics* **28**, 555-566 (1995a).
- 145 Nieminen, H., Takala, E. P., Niemi, J. & Viikari-Juntura, E. Muscular synergy in the shoulder during a fatiguing static contraction. *Clinical Biomechanics* **10**, 309-317 (1995b).
- 146 Raikova, R. A model of the flexion-extension motion in the elbow joint some problems concerning muscle forces modelling and computation. *Journal of Biomechanics* **29**, 763-772 (1996).
- 147 Hughes, R. E., Rock, M. G. & An, K. N. Identification of optimal strategies for increasing whole arm strength using Karush-Kuhn-Tucker multipliers. *Clinical Biomechanics* **14**, 628-634 (1999).
- 148 Pierce, J. E. & Li, G. Muscle forces predicted using optimization methods are coordinate system dependent. *Journal of Biomechanics* **38**, 695-702 (2005).
- 149 Raikova, R. T., Gabriel, D. A. & Aladjov, H. Experimental and modelling investigation of learning a fast elbow flexion in the horizontal plane. *Journal of Biomechanics* **38**, 2070-2077 (2005).
- 150 van Drongelen, S., van der Woude, L. H., Janssen, T. W., Angenot, E. L., Chadwick, E. K. & Veeger, D. H. Glenohumeral contact forces and muscle forces evaluated in wheelchair-related activities of daily living in able-bodied subjects versus subjects with paraplegia and tetraplegia. *Archives of Physical Medicine and Rehabilitation* **86**, 1434-1440 (2005).

- 151 Quental, C., Folgado, J. & Ambrósio, J. A window moving inverse dynamics optimization for biomechanics of motion. *Multibody System Dynamics* **38**, 157-171 (2016a).
- 152 Morrow, M. M., Rankin, J. W., Neptune, R. R. & Kaufman, K. R. A comparison of static and dynamic optimization muscle force predictions during wheelchair propulsion. *Journal of Biomechanics* **47**, 3459-3465 (2014).
- 153 Martins, A., Quental, C., Folgado, J., Ambrósio, J., Monteiro, J. & Sarmiento, M. Computational reverse shoulder prosthesis model: Experimental data and verification. *Journal of Biomechanics* **48**, 3242-3251 (2015).
- 154 Neptune, R. R. Optimization algorithm performance in determining optimal controls in human movement analyses. *Journal of Biomechanical Engineering* **121**, 249-252 (1999).
- 155 Neptune, R. R. & Hull, M. L. A theoretical analysis of preferred pedaling rate selection in endurance cycling. *Journal of Biomechanics* **32**, 409-415 (1999).
- 156 Neptune, R. R., Kautz, S. A. & Zajac, F. E. Contributions of the individual ankle plantar flexors to support, forward progression and swing initiation during walking. *Journal of Biomechanics* **34**, 1387-1398 (2001).
- 157 Neptune, R. R., Wright, I. C. & van den Bogert, A. J. A method for numerical simulation of single limb ground contact events: application to heel-toe running. *Computer Methods in Biomechanics and Biomedical Engineering* **3**, 321-334 (2000).
- 158 Neptune, R. R., Zajac, F. E. & Kautz, S. A. Muscle mechanical work requirements during normal walking: the energetic cost of raising the body's center-of-mass is significant. *Journal of Biomechanics* **37**, 817-825 (2004).
- 159 Rankin, J. W., Kwarciak, A. M., Richter, W. M. & Neptune, R. R. The influence of altering push force effectiveness on upper extremity demand during wheelchair propulsion. *Journal of Biomechanics* **43**, 2771-2779 (2010).
- 160 Rankin, J. W., Kwarciak, A. M., Richter, W. M. & Neptune, R. R. The influence of wheelchair propulsion technique on upper extremity muscle demand: a simulation study. *Clinical Biomechanics* **27**, 879-886 (2012).
- 161 Kaplan, M. L. & Heegaard, J. H. Predictive algorithms for neuromuscular control of human locomotion. *Journal of Biomechanics* **34**, 1077-1083 (2001).

- 162 Nekoukar, V. & Erfanian, A. Dynamic optimization of walker-assisted FES-activated paraplegic walking: Simulation and experimental studies. *Medical Engineering & Physics* **35**, 1659-1668 (2013).
- 163 Popovic, D., Radulovic, M., Schwirtlich, L. & Jaukovic, N. Automatic vs hand-controlled walking of paraplegics. *Medical Engineering & Physics* **25**, 63-73 (2003).
- 164 Delp, S. L., Anderson, F. C., Arnold, A. S., Loan, P., Habib, A., John, C. T., Guendelman, E. & Thelen, D. G. OpenSim: Open-source software to create and analyze dynamic simulations of movement. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering* **54**, 1940-1949 (2007).
- 165 Yamaguchi, G. T. & Zajac, F. E. Restoring unassisted natural gait to paraplegics via functional neuromuscular stimulation: a computer simulation study. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering* **37**, 886-902 (1990).
- 166 Amarantini, D. & Martin, L. A method to combine numerical optimization and EMG data for the estimation of joint moments under dynamic conditions. *Journal of Biomechanics* **37**, 1393-1404 (2004).
- 167 Higginson, J. S., Neptune, R. R. & Anderson, F. C. Simulated parallel annealing within a neighborhood for optimization of biomechanical systems. *Journal of Biomechanics* **38**, 1938-1942 (2005).
- 168 Sartori, M., Farina, D. & Lloyd, D. G. Hybrid neuromusculoskeletal modeling to best track joint moments using a balance between muscle excitations derived from electromyograms and optimization. *Journal of Biomechanics* **47**, 3613-3621 (2014).
- 169 Bonnet, V., Daune, G., Joukov, V., Dumas, R., Fraisse, P., Kulić, D., Seilles, A., Andary, S., Venture, G. & Venture, G. in *6th IEEE International Conference* (ed IEEE) 944-949 (Biomedical Robotics and Biomechatronics (BioRob), Prague, Czech Republic, 2016).
- 170 De Groote, F., De Laet, T., Jonkers, I. & De Schutter, J. Kalman smoothing improves the estimation of joint kinematics and kinetics in marker-based human gait analysis. *Journal of Biomechanics* **41**, 3390-3398 (2008).
- 171 Lu, T.-W. & O'connor, J. Bone position estimation from skin marker coordinates using global optimisation with joint constraints. *Journal of Biomechanics* **32**, 129-134 (1999).

- 172 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**, 433-449 (2014).
- 173 Duprey, S., Naaim, A., Moissenet, F., Begon, M. & Chèze, L. Kinematic models of the upper limb joints for multibody kinematics optimisation: An overview. *Journal of Biomechanics* **62**, 87-94 (2017).
- 174 Begon, M., Andersen, M. S. & Dumas, R. Multibody Kinematics Optimization for the Estimation of Upper and Lower Limb Human Joint Kinematics: A Systematized Methodological Review. *Journal of Biomechanical Engineering* **140**, 030801 (2018).
- 175 Cerveri, P., Pedotti, A. & Ferrigno, G. Robust recovery of human motion from video using Kalman filters and virtual humans. *Human Movement Science* **22**, 377-404 (2003).
- 176 Cerveri, P., Pedotti, A. & Ferrigno, G. Kinematical models to reduce the effect of skin artifacts on marker-based human motion estimation. *Journal of Biomechanics* **38**, 2228-2236 (2005).
- 177 Thelen, D. G., Anderson, F. C. & Delp, S. L. Generating dynamic simulations of movement using computed muscle control. *Journal of Biomechanics* **36**, 321-328 (2003).
- 178 Lloyd, D. G., Gonzalez, R. V. & Buchanan, T. S. in *Australian Conference of Science and Medicine in Sport* (Australia, 1996).
- 179 Goffe, W. L., Ferrier, G. D. & Rogers, J. Global optimization of statistical functions with simulated annealing. *Journal of Econometrics* **60**, 65-99 (1994).
- 180 Rankin, J. W., Kwarcia, A. M., Mark Richter, W. & Neptune, R. R. The influence of altering push force effectiveness on upper extremity demand during wheelchair propulsion. *J Biomech* **43**, 2771-2779 (2010).
- 181 Slowik, J. S. & Neptune, R. R. A theoretical analysis of the influence of wheelchair seat position on upper extremity demand. *Clinical Biomechanics* **28**, 378-385 (2013).
- 182 Chadwick, E. K., Blana, D., Kirsch, R. F. & Van Den Bogert, A. J. Real-time simulation of three-dimensional shoulder girdle and arm dynamics. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering* **61**, 1947-1956 (2014).

- 183 Slowik, J. S., Requejo, P. S., Mulroy, S. J. & Neptune, R. R. The influence of wheelchair propulsion hand pattern on upper extremity muscle power and stress. *Journal of Biomechanics* **49**, 1554-1561 (2016).
- 184 Cruz Ruiz, A. L., Pontonnier, C., Levy, J. & Dumont, G. A synergy-based control solution for overactuated characters: Application to throwing. *Computer Animation and Virtual Worlds* **28** (2017).
- 185 Raison, M., Detrembleur, C., Fiset, P. & Samin, J.-C. in *Multibody Dynamics - Computational Methods and Applications* Vol. 23 (eds K. Arczewski, W. Blajer, J. Fraćzek, & M. Wojtyra) (Springer, 2011).
- 186 Shourijeh, M. S., Smale, K. B., Potvin, B. M. & Benoit, D. L. A forward-muscular inverse-skeletal dynamics framework for human musculoskeletal simulations. *Journal of Biomechanics* **49**, 1718-1723 (2016).
- 187 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**, 1107-1115 (2006).
- 188 van der Krogt, M. M., Delp, S. L. & Schwartz, M. H. How robust is human gait to muscle weakness? *Gait Posture* **36**, 113-119 (2012).
- 189 Chumanov, E. S., Heiderscheit, B. C. & Thelen, D. G. The effect of speed and influence of individual muscles on hamstring mechanics during the swing phase of sprinting. *Journal of Biomechanics* **40**, 3555-3562 (2007).
- 190 Diehl, M., Bock, H. G., Diedam, H. & Wieber, P. B. in *Fast Motions in Biomechanics and Robotics* (ed Springer Berlin Heidelberg) 65-93 (2006).
- 191 Leineweber, D. B., Bauer, I., Bock, H. G. & Schloder, J. P. An efficient multiple shooting based reduced SQP strategy for large-scale dynamic process optimization. Part 1: theoretical aspects. *Computers & Chemical Engineering* **27**, 157-166 (2003).
- 192 Felis, M. *Modeling emotional aspects in human locomotion* Ph. D. thesis, University of Heidelberg, Germany, (2015).
- 193 Von Stryk, O. & Bulirsch, R. Direct and indirect methods for trajectory optimization. *Ann Oper Res* **37**, 357-373 (1992).
- 194 Koolstra, J. H., van Eijden, T. M., van Spronsen, P. H., Weijs, W. A. & Valk, J. Computer-assisted estimation of lines of action of human masticatory muscles

- reconstructed in vivo by means of magnetic resonance imaging of parallel sections. *Archives of Oral Biology* **35**, 549-556 (1990).
- 195 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**, 969-987 (2014).
- 196 Arnold, E. M., Ward, S. R., Lieber, R. L. & Delp, S. L. A model of the lower limb for analysis of human movement. *Annals of Biomedical Engineering* **38**, 269-279 (2010).
- 197 Horsman, M., Koopman, H., Van der Helm, F. C., Prosé, L. & Veeger, H. E. Morphological muscle and joint parameters for musculoskeletal modelling of the lower extremity. *Clinical Biomechanics* **22**, 239-247 (2007).
- 198 Martin, D. C., Medri, M. K., Chow, R. S., Oxorn, V., Leekam, R. N., Agur, A. M. & McKee, N. H. Comparing human skeletal muscle architectural parameters of cadavers with in vivo ultrasonographic measurements. *Journal of Anatomy* **199**, 429-434 (2001).
- 199 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**, 157-169 (1990).
- 200 Out, L., Vrijkotte, T., van Soest, A. & Bobbert, M. Influence of the parameters of a human triceps surae muscle model on the isometric torque-angle relationship. *Journal of Biomechanical Engineering* **118**, 17-25 (1996).
- 201 De Groote, F., Van Campen, A., Jonkers, I. & De Schutter, J. Sensitivity of dynamic simulations of gait and dynamometer experiments to hill muscle model parameters of knee flexors and extensors. *Journal of Biomechanics* **43**, 1876-1883 (2010).
- 202 Carbone, V., van der Krogt, M. M., Koopman, H. F. & Verdonschot, N. Sensitivity of subject-specific models to Hill muscle-tendon model parameters in simulations of gait. *Journal of Biomechanics* **49**, 1953-1960 (2016).
- 203 Rockenfeller, R. & Götz, T. Optimal control of isometric muscle dynamics. *Journal of Mathematical and Fundamental Sciences* **47**, 12-30 (2015).

- 204 Blache, Y., Michaud, B., Rogowski, I., Monteil, K. & Begon, M. Sensitivity of shoulder musculoskeletal model predictions to muscle-tendon properties. (*submitted*), (*submitted*) (2018).
- 205 Wu, W., Lee, P. V., Bryant, A. L., Galea, M. & Ackland, D. C. Subject-specific musculoskeletal modeling in the evaluation of shoulder muscle and joint function. *Journal of Biomechanics* **49**, 3626-3634 (2016).
- 206 Brand, R. A. Biomechanics or necromechanics? Or how to interpret biomechanical studies. *Iowa Orthopaedic Journal* **22**, 110-115 (2002).
- 207 Bolsterlee, B., Vardy, A. N., van der Helm, F. C. & Veeger, H. D. The effect of scaling physiological cross-sectional area on musculoskeletal model predictions. *Journal of Biomechanics* **48**, 1760-1768 (2015).
- 208 Nie, B., Kim, T., Wang, Y., Bollapragada, V., Daniel, T. & Crandall, J. Comparison of two scaling approaches for the development of biomechanical multi-body human models. *Multibody System Dynamics* **38**, 297-316 (2016).
- 209 Zheng, N., Fleisig, G. S., Escamilla, R. F. & Barrentine, S. W. An analytical model of the knee for estimation of internal forces during exercise. *Journal of Biomechanics* **31**, 963-967 (1998).
- 210 Sartori, M., Reggiani, M., Farina, D. & Lloyd, D. G. EMG-driven forward-dynamic estimation of muscle force and joint moment about multiple degrees of freedom in the human lower extremity. *PLoS One* **7**, e52618 (2012).
- 211 McLean, S. G., Su, A. & van den Bogert, A. J. Development and validation of a 3-D model to predict knee joint loading during dynamic movement. *Journal of Biomechanical Engineering* **125**, 864-874 (2003).
- 212 Raikova, R. T. & Prilutsky, B. I. Sensitivity of predicted muscle forces to parameters of the optimization-based human leg model revealed by analytical and numerical analyses. *J Biomech* **34**, 1243-1255 (2001).
- 213 Dal Maso, F., Begon, M. & Raison, M. Methodology to customize maximal isometric forces for Hill-type muscle models. *Journal of Applied Biomechanics* **33**, 80-86 (2017).
- 214 Arampatzis, A., Karamanidis, K., De Monte, G., Stafilidis, S., Morey-Klapsing, G. & Brüggemann, G. P. Differences between measured and resultant joint moments during

- voluntary and artificially elicited isometric knee extension contractions. *Clinical Biomechanics* **19**, 277-283 (2004).
- 215 Herzog, W. & ter Keurs, H. E. Force-length relation of in-vivo human rectus femoris muscles. *Pflügers Archiv* **411**, 642-647 (1988).
- 216 Herzog, W. in *Exercise and Sport Sciences Reviews* Vol. 24 (ed J Holloszy) 173-202 (Williams and Wilkins, 1996).
- 217 Kaufman, K. R., An, K.-N., Litchy, W. J. & Chao, E. Y. S. Physiological prediction of muscle forces - I. Theoretical formulation. *Neuroscience* **40**, 781-792 (1991).
- 218 Herbert, R. & Gandevia, S. Changes in pennation with joint angle and muscle torque: in vivo measurements in human brachialis muscle. *The Journal of physiology* **484**, 523-532 (1995).
- 219 Valente, G., Pitto, L., Testi, D., Seth, A., Delp, S. L., Stagni, R., Viceconti, M. & Taddei, F. Are subject-specific musculoskeletal models robust to the uncertainties in parameter identification? *PLoS One* **9**, e112625 (2014).
- 220 Hicks, J. L., Uchida, T. K., Seth, A., Rajagopal, A. & Delp, S. L. Is my model good enough? Best practices for verification and validation of musculoskeletal models and simulations of movement. *J Biomech Eng* **137**, 020905 (2015).
- 221 Murai, A., Takeichi, K., Miyatake, T. & Nakamura, Y. in *IEEE International Workshop on Advanced Robotics and its Social Impacts*. 108-113 (IEEE).
- 222 Eberhard, P., Spagele, T. & Gollhofer, A. Investigations for the dynamical analysis of human motion. *Multibody System Dynamic* **3**, 1-20 (1999).
- 223 Valero-Cuevas, F. J., Cohn, B. A., Yngvason, H. F. & Lawrence, E. L. Exploring the high-dimensional structure of muscle redundancy via subject-specific and generic musculoskeletal models. *Journal of Biomechanics* **48**, 2887-2896 (2015).
- 224 DeMers, M. S., Pal, S. & Delp, S. L. Changes in tibiofemoral forces due to variations in muscle activity during walking. *Journal of Orthopaedic Research* **32**, 769-776 (2014).
- 225 Kim, H. J., Fernandez, J. W., Akbarshahi, M., Walter, J. P., Fregly, B. J. & Pandy, M. G. Evaluation of predicted knee-joint muscle forces during gait using an instrumented knee implant. *Journal of Orthopaedic Research* **27**, 1326-1331 (2009).
- 226 Darainy, M. & Ostry, D. J. Muscle cocontraction following dynamics learning. *Experimental Brain Research* **190**, 153-163 (2008).

- 227 Blache, Y., Dal Maso, F., Desmoulins, L., Plamondon, A. & Begon, M. Superficial shoulder muscle co-activations during lifting tasks: Influence of lifting height, weight and phase. *Journal of Electromyography and Kinesiology* **25**, 355-362 (2015).
- 228 Cholewicki, J., McGill, S. M. & Norman, R. W. Comparison of muscle forces and joint load from an optimization and EMG assisted lumbar spine model: towards development of a hybrid approach. *Journal of Biomechanics* **28**, 321-331 (1995).
- 229 Ackermann, M. & van den Bogert, A. J. Optimality principles for model-based prediction of human gait. **43**, 1055–1060 (2010).
- 230 Meyer, A. J., Eskinazi, I., Jackson, J. N., Rao, A. V., Patten, C. & Fregly, B. J. Muscle synergies facilitate computational prediction of subject-specific walking motions. *Frontiers in Bioengineering and Biotechnology* **4**, 77 (2016).
- 231 Lin, Y. C. & Pandy, M. G. Three-dimensional data-tracking dynamic optimization simulations of human locomotion generated by direct collocation. *Journal of Biomechanics* **59**, 1-8 (2017).
- 232 Mombaur, K., Laumond, J.-P. & Yoshida, E. An optimal control-based formulation to determine natural locomotor paths for humanoid robots. *Advanced Robotics* **24**, 515-535 (2010).
- 233 Matsui, K., Shimada, K. & Andrew, P. D. Deviation of skin marker from bone target during movement of the scapula. *Journal of Orthopaedic Science* **11**, 180-184 (2006).
- 234 Challis, J. H. & Pain, M. T. Soft tissue motion influences skeletal loads during impacts. *Exercise and Sport Sciences Reviews* **36**, 71-75 (2008).
- 235 Günther, M., Sholukha, V. A., Kessler, D., Wank, V. & Blickhan, R. Dealing with skin motion and wobbling masses in inverse dynamics. *Journal of Mechanics in Medicine and Biology* **3**, 309-335 (2003).
- 236 Felis, M. *Rigid Body Dynamic Library (RBDL)* - <http://rbdl.bitbucket.org/>, <<http://rbdl.bitbucket.org/>> (2011).
- 237 Friston, K. J., Ashburner, J. T., Kiebel, S. J., Nichols, T. E. & Penny, W. D. *Statistical Parametric Mapping: The Analysis of Functional Brain Images*. (Academic press., 2011).

- 238 Forster, E., Simon, U., Augat, P. & Claes, L. Extension of a state-of-the-art optimization criterion to predict co-contraction. *Journal of Biomechanics* **37**, 557-581 (2004).
- 239 Hermens, H. J., Freriks, B., Disselhorst-Klug, C. & Rau, G. Development of recommendations for SEMG sensors and sensor placement procedures. *Journal of Electromyography and Kinesiology* **10**, 361-374 (2000).
- 240 Burden, A. How should we normalize electromyograms obtained from healthy participants? What we have learned from over 25 years of research. *Journal of Electromyography and Kinesiology* **20**, 1023-1035 (2010).
- 241 Millard, M., Uchida, T., Seth, A. & Delp, S. L. Flexing computational muscle: modeling and simulation of musculotendon dynamics. *Journal of Biomechanical Engineering* **135**, 021005 (2013).
- 242 Anderson, D. E., D'Agostino, J. M., Bruno, A. G., Manoharan, R. K. & Bouxsein, M. L. Regressions for estimating muscle parameters in the thoracic and lumbar trunk for use in musculoskeletal modeling. *Journal of Biomechanics* **45**, 66-75 (2012).
- 243 Menegaldo, L. L. & Oliveira, L. F. The influence of modeling hypothesis and experimental methodologies in the accuracy of muscle force estimation using EMG-driven models. *Multibody System Dynamics* **28**, 21-36 (2012).
- 244 Chadwick, E. K., Blana, D., van den Bogert, A. J. & Kirsch, R. F. A real-time, 3-D musculoskeletal model for dynamic simulation of arm movements. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering* **56**, 941-948 (2009).
- 245 Yeadon, M. R. The simulation of aerial movement - I. The determination of orientation angles from film data. *Journal of Biomechanics* **23**, 59-66 (1990).
- 246 Menegaldo, L. L., Fleury, A. D. & Weber, H. I. A 'cheap' optimal control approach to estimate muscle forces in musculoskeletal systems. *Journal of Biomechanics* **39**, 1787-1795 (2006).
- 247 von Stryk, O. & Bulirsch, R. Direct and indirect methods for trajectory optimization. *Annals of Operations Research* **37**, 357-373 (1992).
- 248 Gagnon, D., Lariviere, C. & Loisel, P. Comparative ability of EMG, optimization, and hybrid modelling approaches to predict trunk muscle forces and lumbar spine loading during dynamic sagittal plane lifting. *Clinical Biomechanics* **16**, 359-372 (2001).

- 249 Begon, M., Dal Maso, F., Arndt, A. & Monnet, T. Can optimal marker weightings improve thoracohumeral kinematics accuracy? *Journal of Biomechanics* **48**, 2019-2025 (2015).
- 250 Laitenberger, M., Raison, M., Perie, D. & Begon, M. Refinement of the upper limb joint kinematics and dynamics using a subject-specific closed-loop forearm model. *Multibody System Dynamics* **33**, 413-438 (2015).
- 251 Farina, D. & Merletti, R. Comparison of algorithms for estimation of EMG variables during voluntary isometric contractions. *Journal of Electromyography and Kinesiology* **10**, 337-349 (2000).
- 252 Zardoshti-Kermani, M., Wheeler, B. C., Badie, K. & Hashemi, R. M. EMG feature evaluation for movement control of upper extremity prostheses. *IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering* **3**, 324-333 (1995).
- 253 Tolani, D., Goswami, A. & Badler, N. I. Real-time inverse kinematics techniques for anthropomorphic limbs. *Graph Models* **62**, 353-388 (2000).
- 254 Merlo, A., Farina, D. & Merletti, R. A fast and reliable technique for muscle activity detection from surface EMG signals. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering* **50**, 316-323 (2003).
- 255 Shourijeh, M. S. & McPhee, J. Forward dynamic optimization of human gait simulations: A global parameterization approach. *Journal of Computational and Nonlinear Dynamics* **9**, 031018 (2014).
- 256 Son, J., Hwang, S. & Kim, Y. A hybrid static optimisation method to estimate muscle forces during muscle co-activation. *Computer Methods in Biomechanics and Biomedical Engineering* **15**, 249-254 (2012).
- 257 O'Dwyer, N. J., Ada, L. & Neilson, P. D. Spasticity and muscle contracture following stroke. *Brain* **119**, 1737-1749 (1996).
- 258 Kirches, C. *Fast numerical methods for mixed-integer nonlinear model-predictive control*. (Vieweg+ Teubner Verlag, 2011).
- 259 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**, 1100-1111 (2006).

- 260 Chang, S. R., Nandor, M. J., Li, L., Kobetic, R., Foglyano, K. M., Schnellenger, J. R., Audu, M. L., Pinault, G., Quinn, R. D. & Triolo, R. J. A muscle-driven approach to restore stepping with an exoskeleton for individuals with paraplegia. *Journal of neuroengineering and rehabilitation* **14**, 48 (2017).
- 261 Edwards, W. B., Miller, R. H. & Derrick, T. R. Femoral strain during walking predicted with muscle forces from static and dynamic optimization. *J Biomech* **49**, 1206-1213 (2016).
- 262 Wesseling, M., Derikx, L. C., De Groot, F., Bartels, W., Meyer, C., Verdonschot, N. & Jonkers, I. Muscle optimization techniques impact the magnitude of calculated hip joint contact forces. *Journal of Orthopaedic Research* **33**, 430-438 (2015).
- 263 Bélaïse, C., Dal Maso, F., Michaud, B., Mombaur, K. & Begon, M. An EMG-marker tracking optimisation method for estimating muscle forces. *Multibody System Dynamics* **42**, 119-143 (2017).
- 264 Bélaïse, C., Michaud, B., Dal Maso, F., Mombaur, K. & Begon, M. Which data should be tracked in forward-dynamic optimisation to best predict muscle forces in a pathological co-contraction case? *Journal of Biomechanics* **68**, 99-106 (2018).
- 265 Hayashibe, M., Venture, G., Ayusawa, K. & Nakamura, Y. in *Intelligent Robots and Systems (IROS), 2011 IEEE/RSJ International Conference on*. 3701-3707 (IEEE).
- 266 Stoll, T., Huber, E., Seifert, B., Michel, B. & Stucki, G. Maximal isometric muscle strength: normative values and gender-specific relation to age. *Clinical Rheumatology* **19**, 105-113 (2000).
- 267 DiBrezza, R., Fort, I. L. & Brown, B. Relationships among strength, endurance, weight and body fat during three phases of the menstrual cycle. *The Journal of sports medicine and physical fitness* **31**, 89-94 (1991).
- 268 Thomis, M. A., Van Leemputte, M., Maes, H. H., Blimkie, C. J., Claessens, A. L., Marchal, G., Willems, E., Vlietinck, R. F. & Beunen, G. P. Multivariate genetic analysis of maximal isometric muscle force at different elbow angles. *Journal of Applied Physiology* **82**, 959-967 (1997).
- 269 Andrews, A. W., Thomas, M. W. & Bohannon, R. W. Normative values for isometric muscle force measurements obtained with hand-held dynamometers. *Physical Therapy* **76**, 248-259 (1996).

- 270 Beenakker, E., Van der Hoeven, J., Fock, J. & Maurits, N. Reference values of maximum isometric muscle force obtained in 270 children aged 4–16 years by hand-held dynamometry. *Neuromuscular disorders* **11**, 441-446 (2001).
- 271 Roebroeck, M. E., Harlaar, J. & Lankhorst, G. J. The application of generalizability theory to reliability assessment: an illustration using isometric force measurements. *Physical therapy* **73**, 386-395 (1993).
- 272 Bélaïse, C., Michaud, B., Boucher, M. & Begon, M. Do relevant shear forces appear in isokinetic shoulder testing to be implemented in biomechanical models? *Journal of Biomechanics* (2018).
- 273 Koo, T. K. & Mak, A. F. Feasibility of using EMG driven neuromusculoskeletal model for prediction of dynamic movement of the elbow. *Journal of Electromyography and Kinesiology* **15**, 12-26 (2005).
- 274 Kadaba, M., Cole, A., Wootten, M., McCann, P., Reid, M., Mulford, G., April, E. & Bigliani, L. Intramuscular wire electromyography of the subscapularis. *Journal of Orthopaedic Research* **10**, 394-397 (1992).
- 275 Morris, A. D., Kemp, G. J., Lees, A. & Frostick, S. P. A study of the reproducibility of three different normalisation methods in intramuscular dual fine wire electromyography of the shoulder. *Journal of Electromyography and Kinesiology* **8**, 317-322 (1998).
- 276 Barrett, R. S., Besier, T. F. & Lloyd, D. G. Individual muscle contributions to the swing phase of gait: An EMG-based forward dynamics modelling approach. *Simulation Modelling Practice and Theory* **15**, 1146-1155 (2007).
- 277 Jensen, C. & Westgaard, R. Functional subdivision of the upper trapezius muscle during maximal isometric contractions. *Journal of Electromyography and Kinesiology* **5**, 227-237 (1995).
- 278 Gaudet, S., Tremblay, J. & Dal Maso, F. Evolution of muscular fatigue in periscapular and rotator cuff muscles during isokinetic shoulder rotations. *Journal of sports sciences*, 1-8 (2018).
- 279 Holzbaur, K. R., Murray, W. M., Gold, G. E. & Delp, S. L. Upper limb muscle volumes in adult subjects. *Journal of Biomechanics* **40**, 742-749 (2007).
- 280 Garner, B. A. & Pandy, M. G. Estimation of musculotendon properties in the human upper limb. *Annals of Biomedical Engineering* **31**, 207-220 (2003).

- 281 Giggins, O., Persson, U. & Caulfield, B. Biofeedback in rehabilitation. *Journal of neuroengineering and rehabilitation* **10**, 60 (2013).
- 282 Esmail, N. & Walker, M. Waiting your turn. *Hospital Waiting Lists in Canada, 17th edition Fraser Institute* (2007).
- 283 Lankester, B., Paterson, M., Capon, G. & Belcher, J. Delays in orthopaedic trauma treatment: setting standards for the time interval between admission and operation. *Annals of the Royal College of Surgeons of England* **82**, 322 (2000).
- 284 Izquierdo, M., Häkkinen, K., Gonzalez-Badillo, J. J., Ibanez, J. & Gorostiaga, E. M. Effects of long-term training specificity on maximal strength and power of the upper and lower extremities in athletes from different sports. *European Journal of Applied Physiology* **87**, 264-271 (2002).
- 285 Rantanen, T., Era, P., Kauppinen, M. & Heikkinen, E. Maximal isometric muscle strength and socioeconomic status, health, and physical activity in 75-year-old persons. *Journal of aging and physical activity* **2**, 206-220 (1994).
- 286 Rauch, F., Neu, C. M., Wassmer, G., Beck, B., Rieger-Wettengl, G., Rietschel, E., Manz, F. & Schoenau, E. Muscle analysis by measurement of maximal isometric grip force: new reference data and clinical applications in pediatrics. *Pediatric Research* **51**, 505 (2002).
- 287 Manal, K., Gonzalez, R. V., Lloyd, D. G. & Buchanan, T. S. A real-time EMG-driven virtual arm. *Computers in Biology and Medicine* **32**, 25-36 (2002).
- 288 Blache, Y. & Begon, M. Influence of shoulder kinematic estimate on joint and muscle mechanics predicted by musculoskeletal model. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering* **65**, 715-722 (2018).
- 289 Herzog, W. & Binding, P. in *Biomechanics of the musculoskeletal system* Ch. 491-505, (Wiley and Sons, 1994).
- 290 Mokhtarzadeh, H., Perraton, L., Fok, L., Muñoz, M. A., Clark, R., Pivonka, P. & Bryant, A. L. A comparison of optimisation methods and knee joint degrees of freedom on muscle force predictions during single-leg hop landings. *Journal of Biomechanics* **47**, 2863-2868 (2014).

- 291 Qental, C., Azevedo, M., Ambrósio, J., SB, G. & Folgado, J. Influence of the
musculotendon dynamics on the muscle force-sharing problem of the shoulder - A fully
inverse dynamics approach. *Journal of Biomechanical Engineering* **140**, 071005 (2018).
- 292 Myers, J., Wassinger, C. & Lephart, S. Sensorimotor contribution to shoulder stability:
effect of injury and rehabilitation. *Manual Therapy* **11**, 197-201 (2006).
- 293 McGill, S. M. The biomechanics of low back injury: implications on current practice in
industry and the clinic. *Journal of Biomechanics* **30**, 465-475 (1997).
- 294 Ackland, D. C., Lin, Y. C. & Pandy, M. G. Sensitivity of model predictions of muscle
function to changes in moment arms and muscle-tendon properties: a Monte-Carlo
analysis. *Journal of Biomechanics* **45**, 1463-1471 (2012).
- 295 Scovil, C. Y. & Ronsky, J. L. Sensitivity of a Hill-based muscle model to perturbations
in model parameters. *Journal of Biomechanics* **39**, 2055-2063 (2006).
- 296 Boninger, M. L., Cooper, R. A., Robertson, R. N. & Shimada, S. D. Three-dimensional
pushrim forces during two speeds of wheelchair propulsion. *American Journal of
Physical Medicine & Rehabilitation* **76**, 420-426 (1997).
- 297 Bregman, D. J. J., van Drongelen, S. & Veeger, H. E. J. Is effective force application in
handrim wheelchair propulsion also efficient? *Clinical Biomechanics* **24**, 13-19 (2009).
- 298 Bini, R., Hume, P., Croft, J. L. & Kilding, A. Pedal force effectiveness in cycling: A
review of constraints and training effects. *Journal of Science and Cycling* **2**, 11-24
(2013).
- 299 Candotti, C. T., Ribeiro, J., Soares, D. P., De Oliveira, A. R., Loss, J. F. & Guimaraes,
A. C. Effective force and economy of triathletes and cyclists. *Sports Biomechanics* **6**,
31-43 (2007).
- 300 Boninger, M. L., Cooper, R. A., Baldwin, M. A., Shimada, S. D. & Koontz, A.
Wheelchair pushrim kinetics: body weight and median nerve function. *Archives of
Physical Medicine and Rehabilitation* **80**, 910-915 (1999).
- 301 Lin, C. J., Lin, P. C., Su, F. C. & An, K. N. Biomechanics of wheelchair propulsion.
Journal of Mechanics in Medicine and Biology **9**, 229-242 (2009).
- 302 Ellis, M. D., Holubar, B. G., Acosta, A. M., Beer, R. F. & Dewald, J. Modifiability of
abnormal isometric elbow and shoulder joint torque coupling after stroke. *Muscle &
Nerve* **32**, 170-178 (2005).

- 303 Herzog, W. The relation between the resultant moments at a joint and the moments measured by an isokinetic dynamometer. *Journal of Biomechanics* **21**, 5-12 (1988).
- 304 Kaufman, K. R., An, K. N. & Chao, E. Y. A comparison of intersegmental joint dynamics to isokinetic dynamometer measurements. *Journal of Biomechanics* **28**, 1243-1256 (1995).
- 305 Edouard, P., Samozino, P., Julia, M., Gleizes Cervera, S., Vanbiervliet, W., Calmels, P. & Gremeaux, V. Reliability of isokinetic assessment of shoulder-rotator strength: a systematic review of the effect of position. *Journal of Sport Rehabilitation* **20**, 367-383 (2011).
- 306 Friston, K. J., Ashburner, J. O. H. N. & Heather, J. in *Neuroscience databases: a practical guide* Vol. 1 5 (2003).
- 307 Lee, J. H., Choi, J. S., Kang, D. W., Seo, J. W., Kim, J. Y., Kim, D. H. & Tack, G. R. Development of a system for measuring the three-axis pedal force in cycling and its applications. *International Scholarly and Scientific Research & Innovation* **9**, 235-238 (2015).
- 308 van Ingen Schenau, G. J., Boots, P. J. M., De Groot, G., Snackers, R. J. & Van Woensel, W. W. L. M. The constrained control of force and position in multi-joint movements. *Neuroscience* **46**, 197-207 (1992).
- 309 Veeger, H. E., Rozendaal, L. A. & van der Helm, F. C. Load on the shoulder in low intensity wheelchair propulsion. *Clinical Biomechanics* **17**, 211-218 (2002).
- 310 Chapman, A. R., Vicenzino, B., Blanch, P. & Hodges, P. W. Patterns of leg muscle recruitment vary between novice and highly trained cyclists. *Journal of Electromyography and Kinesiology* **18**, 359-371 (2008).
- 311 Gaudet, S., Tremblay, J. & Begon, M. Muscle recruitment patterns of the subscapularis, serratus anterior and other shoulder girdle muscles during isokinetic internal and external rotations. *Journal of Sports Science*, 1-9 (2017).
- 312 Alfredson, H., Pietilä, T. & Lorentzon, R. Concentric and eccentric shoulder and elbow muscle strength in female volleyball players and non-active females. *Scandinavian journal of medicine & science in sports* **8**, 265-270 (1998).
- 313 Mayer, F., Horstmann, T., Röcker, K., Heitkamp, H. C. & Dickhuth, H. H. Normal values of isokinetic maximum strength, the strength/velocity curve, and the angle at peak

- torque of all degrees of freedom in the shoulder. *International journal of sports medicine* **15**, S19-S25 (1994).
- 314 Baltzopoulos, B., King, M., Gleeson, N. & De Ste Croix, M. The BASES expert statement on measurement of muscle strength with isokinetic dynamometry. *The Sport and Exercise Scientist* **31**, 12-13 (2012).
- 315 Bo, A., Hayashibe, M. & Poignet, P. in *Engineering in Medicine and Biology Society, EMBC, 2011 Annual International Conference of the IEEE*. 3479-3483 (IEEE).
- 316 Baak, A., Helten, T., Müller, M., Pons-Moll, G., Rosenhahn, B. & Seidel, H. in *European Conference on Computer Vision*. 139-152 (Springer).
- 317 Roetenberg, D., Luinge, H. & Slycke, P. Xsens MVN: full 6DOF human motion tracking using miniature inertial sensors. *Xsens Motion Technologies BV, Tech. Rep 1* (2009).
- 318 Cavanagh, P. R. & Komi, P. V. Electromechanical delay in human skeletal muscle under concentric and eccentric contractions. *European Journal of Applied Physiology* **42**, 159-163 (1979).
- 319 Ma, L., Zhang, W., Chablat, D., Bennis, F. & Guillaume, F. Multi-objective optimisation method for posture prediction and analysis with consideration of fatigue effect and its application case. *Computers & Industrial Engineering* **57**, 1235-1246 (2009).
- 320 Yang, J., Marler, R., Kim, H. J., Arora, J. S. & Abdel-Malek, K. in *10th AIAA/ISSMO multidisciplinary analysis and optimization conference*. 4506.
- 321 Yang, J., Marler, T. & Rahmatalla, S. Multi-objective optimization-based method for kinematic posture prediction: development and validation. *Robotica* **29**, 245-253 (2011).
- 322 Mombaur, K., Truong, A. & Laumond, J.-P. From human to humanoid locomotion - an inverse optimal control approach. *Autonomous robots* **28**, 369-383 (2010).
- 323 Challis, J. H. Producing physiologically realistic individual muscle force estimations by imposing constraints when using optimization techniques. *Medical Engineering and Physics* **19**, 253-261 (1997).
- 324 Ebersole, K., Housh, T., Johnson, G., Evetovich, T., Smith, D. & Perry, S. MMG and EMG responses of the superficial quadriceps femoris muscles. *Journal of Electromyography and Kinesiology* **9**, 219-227 (1999).

- 325 Jaskólska, A., Kisiel, K., Brzenczek, W. & Jaskólski, A. EMG and MMG of synergists and antagonists during relaxation at three joint angles. *European Journal of Applied Physiology* **90**, 58-68 (2003).
- 326 Porsa, S., Lin, Y.-C. & Pandy, M. G. Direct methods for predicting movement biomechanics based upon optimal control theory with implementation in OpenSim. *Annals of Biomedical Engineering* **44**, 2542-2557 (2016).
- 327 Rao, A. V. in *Optimization and optimal control in automotive systems* 3-21 (Springer, 2014).
- 328 Mombaur, K. in *Advances in Mathematical Modeling, Optimization and Optimal Control* 103-145 (Springer, 2016).
- 329 santé, I. c. d. i. s. l. Chapitre 3 : Temps d'attente pour des soins de courte durée. *Les soins de santé au Canada 2012 : regard sur les temps d'attente*, 43-57 (2012). <https://www.cihi.ca/sites/default/files/document/hcic2012_ch3_fr.pdf>.
- 330 Gatti, C. & Hughes, R. E. Optimization of muscle wrapping objects using simulated annealing. *Annals of Biomedical Engineering* **37**, 1342-1347 (2009).
- 331 Moissenet, F., Giroux, M., Chèze, L. & Dumas, R. Validity of a musculoskeletal model using two different geometries for estimating hip contact forces during normal walking. *Computer Methods in Biomechanics and Biomedical Engineering* **18**, 2000-2001 (2015).
- 332 Cruz Ruiz, A., Pontonnier, C., Levy, J. & Dumont, G. A synergy-based control solution for overactuated characters: Application to throwing. *Computer Animation and Virtual Worlds* **28**, e1743 (2017).
- 333 Qental, C., Folgado, J., Ambrósio, J. & Monteiro, J. A multibody biomechanical model of the upper limb including the shoulder girdle. *Multibody System Dynamics* **28**, 83-108 (2012).
- 334 Ting, L. & McKay, J. Neuromechanics of muscle synergies for posture and movement. *Current Opinion in Neurobiology* **17**, 622-628 (2007).
- 335 Jayalakshmi, T. & Santhakumaran, A. Statistical normalization and back propagation for classification. *International Journal of Computer Theory and Engineering* **3**, 1793-8201 (2011).

- 336 Dal Maso, F., Raison, M., Lundberg, A., Arndt, A., Allard, P. & Begon, M. Glenohumeral translations during range-of-motion movements, activities of daily living, and sports activities in healthy participants. *Clinical Biomechanics* **30**, 1002-1007 (2015).
- 337 Baltzopoulos, V. & Brodie, D. Isokinetic dynamometry. *Sports Medicine* **8**, 101-116 (1989).
- 338 Maffiuletti, N., Bizzini, M., Desbrosses, K., Babault, N. & Munzinger, U. Reliability of knee extension and flexion measurements using the Con-Trex isokinetic dynamometer. *Clinical Physiology and Functional Imaging* **27**, 346-353 (2007).
- 339 Li, R., Wu, Y., Maffulli, N., Chan, K. M. & Chan, J. Eccentric and concentric isokinetic knee flexion and extension: a reliability study using the Cybex 6000 dynamometer. *British Journal of Sports Medicine* **30**, 156-160 (1996).
- 340 Drouin, J., Valovich-mcLeod, T., Shultz, S., Gansneder, B. & Perrin, D. Reliability and validity of the Biodex system 3 pro isokinetic dynamometer velocity, torque and position measurements. *European Journal of Applied Physiology* **91**, 22-29 (2004).
- 341 Kaufman, K. R., An, K.-N. & Chao, E. Y. A comparison of intersegmental joint dynamics to isokinetic dynamometer measurements. *Journal of Biomechanics* **28**, 1243-1247 (1995).
- 342 Baltzopoulos, B., King, M., Gleeson, N. & De Ste Croix, M. The BASES expert statement on measurement of muscle strength with isokinetic dynamometry. *Sport & Exercise Science* **31**, 12-13 (2012).
- 343 Bradley, A. The use of the area under the ROC curve in the evaluation of machine learning algorithms. *Pattern Recognition* **30**, 1145-1159 (1997).
- 344 Giat, Y., Mizrahi, J. & Levy, M. A musculotendon model of the fatigue profiles of paralyzed quadriceps muscle under FES. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering* **40**, 664-674 (1993).
- 345 De Rugy, A., Loeb, G. E. & Carroll, T. J. Muscle coordination is habitual rather than optimal. *Journal of Neuroscience* **32**, 7384-7391 (2012).
- 346 Forster, E., Simon, U., Augat, P. & Claes, L. Extension of a state-of-the-art optimization criterion to predict co-contraction. *Journal of Biomechanics* **37**, 577-581 (2004).

- 347 Pick, A. & Cole, D. Neuromuscular dynamics in the driver–vehicle system. *Vehicle system dynamics* **44**, 624-631 (2006).
- 348 Apreleva, M., Özbaydar, M., Fitzgibbons, P. G. & Warner, J. J. Rotator cuff tears: the effect of the reconstruction method on three-dimensional repair site area. *Arthroscopy* **18**, 519-526 (2002).
- 349 Yamaguchi, K., Ditsios, K., Middleton, W., Hildebolt, C., Galatz, L. & Teefey, S. The demographic and morphological features of rotator cuff disease: a comparison of asymptomatic and symptomatic shoulders. *Journal of Bone & Joint Surgery* **88**, 1699-1704 (2006).
- 350 Damiano, D., Martellotta, T., Sullivan, D., Granata, K. & Abel, M. Muscle force production and functional performance in spastic cerebral palsy: relationship of cocontraction. *Archives of Physical Medicine and Rehabilitation* **81**, 895-900 (2000).
- 351 D’Lima, D., Patil, S., Steklov, N., Chien, S. & Colwell Jr, C. In vivo knee moments and shear after total knee arthroplasty. *Journal of Biomechanics* **40**, S11-S17 (2007).
- 352 Destarac, M. A., Cena, C. E. G., Pazmiño, R. J. S., Urbina, M. J. R., López, J. L. & Gómez, R. E. Modeling and simulation of upper brachial plexus injury. *IEEE Systems Journal* **10**, 912-921 (2016).