

Titre: Identification d'une fonction coût réaliste de la distribution des forces musculaires en cours de mouvement
Title: forces musculaires en cours de mouvement

Auteur: Jiexiang Wen
Author:

Date: 2017

Type: Mémoire ou thèse / Dissertation or Thesis

Référence: Wen, J. (2017). Identification d'une fonction coût réaliste de la distribution des forces musculaires en cours de mouvement [Master's thesis, École Polytechnique de Montréal]. PolyPublie. <https://publications.polymtl.ca/2718/>
Citation:

Document en libre accès dans PolyPublie

Open Access document in PolyPublie

URL de PolyPublie: <https://publications.polymtl.ca/2718/>
PolyPublie URL:

Directeurs de recherche: Maxime Raison, & Sofiane Achiche
Advisors:

Programme: Génie mécanique
Program:

UNIVERSITÉ DE MONTRÉAL

IDENTIFICATION D'UNE FONCTION COÛT RÉALISTE DE LA DISTRIBUTION DES
FORCES MUSCULAIRES EN COURS DE MOUVEMENT

JIEXIANG WEN
DÉPARTEMENT DE GÉNIE MÉCANIQUE
ÉCOLE POLYTECHNIQUE DE MONTRÉAL

MÉMOIRE PRÉSENTÉ EN VUE DE L'OBTENTION
DU DIPLÔME DE MAÎTRISE ÈS SCIENCES APPLIQUÉES
(GÉNIE MÉCANIQUE)
AOÛT 2017

UNIVERSITÉ DE MONTRÉAL

ÉCOLE POLYTECHNIQUE DE MONTRÉAL

Ce mémoire intitulé :

IDENTIFICATION D'UNE FONCTION COÛT RÉALISTE DE LA DISTRIBUTION DES
FORCES MUSCULAIRES EN COURS DE MOUVEMENT

présenté par : WEN Jiexiang

en vue de l'obtention du diplôme de : Maîtrise ès sciences appliquées

a été dûment accepté par le jury d'examen constitué de :

M. TROCHU François, Ph. D., président

M. RAISON Maxime, Ph. D., membre et directeur de recherche

M. ACHICHE Sofiane, Ph. D., membre et codirecteur de recherche

M. MATHIEU Pierre A., Ph. D., membre

REMERCIEMENTS

Tout d'abord, je remercie grandement mes directeurs, Prof. Maxime Raison et Prof. Sofiane Achiche, qui m'ont donné les indications indispensables pour bien accomplir mon projet. Le bonheur le plus précieux est celui de partager des idées sur un problème ou un sujet. Je tiens aussi à remercier mes collègues dans le même laboratoire, surtout Dr. Fabien Dal Maso qui m'a énormément aidé au début de ma maîtrise. Comme dit un proverbe, un travail bien débuté est à moitié réalisé; et cet enthousiasme est inoubliable. Je suis également reconnaissant envers les étudiants, ceux que je connais personnellement ou non, qui ont réalisé des expériences et obtenu des données préalables pour mon projet de maîtrise. Leurs efforts constituent la base de mon travail, et c'est comme ça que l'esprit de laboratoire se transmet. Je remercie mes parents pour leur soutien affectif et économique. Même s'ils sont loin en Chine, ils sont toujours dans mon cœur. Finalement, je vous remercie encore une fois tous : ma famille, mes amis et collègues. Je suis heureux de pouvoir finir ma maîtrise à l'École Polytechnique de Montréal. Ces 2 dernières années resteront parmi les meilleurs souvenirs de ma vie.

RÉSUMÉ

L'évaluation fiable des forces musculaires du corps humain est hautement souhaitable pour les applications dans le contexte clinique et de recherche, surtout pour les suivis de pathologies musculo-squelettiques dans la réadaptation. Plusieurs modèles pour l'évaluation des forces musculaires basés sur la mesure non invasive ont été proposés depuis 1836. Le modèle de Crowninshield et Brand [1] (1981), qui maximise une fonction coût en représentant l'endurance des fibres musculaires, est un des modèles les plus populaires dans la littérature. Il est à noter que ce modèle est largement utilisé nonobstant sa limitation majeure de la cohérence physiologique. Forster et al. [2] (2004) a signalé que les critères d'optimisation conventionnels sont inadéquats dans la prédiction de la co-contraction musculaire. Ils ont proposé un modèle avancé pour trouver une meilleure solution pour ce problème. De plus, les méthodes d'électromyographie (EMG) qui sont basées directement sur les caractéristiques des signaux EMG sont aussi développées pour accéder aux forces musculaires. Toutefois, cette approche n'est pas largement adoptée à cause de sa complexité d'usage et la nécessité de calibration avant chaque test. Néanmoins, les méthodes d'EMG peuvent conduire à l'identification de fonctions coût plus avancées, qui produit des prédictions plus cohérentes avec l'activation physiologique des muscles par rapport aux fonctions coût sans EMG, et elles sont plus facile à utiliser par rapport aux méthodes basées directement sur les signaux EMG. L'objectif de ce mémoire est de proposer la première fonction coût en combinant les données cinématiques et EMG pour la quantification des forces musculaires pendant le mouvement. La cohérence entre la prédiction de notre méthode et la solution EMG est 18.8% plus élevée qu'avec la méthode de Crowninshield sur une base des données de 17 sujets.

ABSTRACT

A reliable evaluation of muscle forces in the human body is highly desirable for several applications in both clinical and research contexts, especially for the follow-up of musculoskeletal pathologies in rehabilitation. Several models of muscle force distribution based on non-invasive measurements have been proposed since 1836, amongst which Crowninshield et Brand [1]’s (1981), which maximizes a cost-function representing the muscle fiber endurance, is the most popular. It is worth noting that this model is the most widely adopted notwithstanding its major limitations of physiological coherence. Forster et al. [2] (2004) pointed out that these conventional optimization criteria are inadequate in predicting muscle co-contraction, and proposed an improved model to deal with this problem. Moreover, electromyographic (EMG)-driven models have been proposed to assess individual muscle forces, which are based directly on the measured EMG patterns. However, this approach has not been broadly adopted, because of its complexity and the necessity of calibration before each test. Nevertheless, the EMG-driven approach could lead to the identification of more advanced cost-functions, which would be more in line with the muscle physiological activations compared to the EMG-free cost-functions, and easier to use than the evaluation using directly the EMG signals. The objective of this paper is to propose the first cost-function combining kinematic and EMG data for the quantification of muscle forces during movement. The muscle force prediction of our method performs 18.8% higher coherence with the EMG solution than the prediction of Crowninshield’s method when tested on a database of 17 subjects.

TABLE DES MATIÈRES

REMERCIEMENTS	iii
RÉSUMÉ	iv
ABSTRACT	v
TABLE DES MATIÈRES	vi
LISTE DES TABLEAUX	viii
LISTE DES FIGURES	ix
LISTE DES SIGLES ET ABRÉVIATIONS	xi
LISTE DES ANNEXES	xii
CHAPITRE 1 INTRODUCTION	1
CHAPITRE 2 REVUE DE LA LITTÉRATURE	3
2.1 L'évolution des algorithmes pour l'évaluation des forces musculaires	3
2.2 Membre supérieur	5
2.3 Optimisation	8
2.4 Signal EMG	12
CHAPITRE 3 MÉTHODOLOGIE	13
3.1 Paramètres d'expérience et protocole	13
3.2 Calibration	15
3.2.1 Traitement des signaux bruts	16
3.2.2 Modèle de Hill	19
3.3 Solution EMG	21
3.3.1 Matrice de rotation	21
3.3.2 Ajustement d'amplitude de l'activation dynamique	22
3.4 Solutions de fonctions coût conventionnelles	23
3.5 Nouvelle fonction coût avec une variable indéterminée	25
3.6 Optimisations emboîtées	26
3.6.1 Méthode du krigeage	28

3.6.2 Programmation génétique	30
3.7 Résultats	32
 CHAPITRE 4 ARTICLE 1 : USING A COST-FUNCTION BASED ON KINEMATICS AND ELECTROMYOGRAPHIC DATA TO QUANTIFY MUSCLE FORCES	
4.1 Introduction	35
4.2 Methods	35
4.2.1 Experiment settings and protocol	37
4.2.2 Classical processing of kinematic and EMG data	38
4.2.3 Muscle force quantification by EMG-driven modeling	38
4.2.4 Proposition of a cost-function containing undetermined parameter	39
4.3 Results	43
4.4 Discussion	44
4.5 Conclusion and perspectives	46
 CHAPITRE 5 DISCUSSION GÉNÉRALE	
5.1 Analyse des résultats	47
5.2 Analyse du temps d'exécution	49
5.3 Succès et échec	50
5.4 Perspectives	51
 CHAPITRE 6 CONCLUSION ET RECOMMANDATIONS	
 RÉFÉRENCES	
ANNEXES	

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 3.1	Forces volontaires maximales $F_{max}(\text{N})$	20
Tableau 3.2	CP sur les sujets individuels	33
Table 4.1	List of the main cost-functions Φ through time	36
Table 4.2	LOOCV results	43
Table 4.3	Separate tests on TD group and SHCP group	43
Tableau 5.1	Temps d'exécution	50

LISTE DES FIGURES

Figure 1.1	Diagramme bloc pour la formulation de la méthode	2
Figure 2.1	Os du membre supérieur, vue frontale ([3])	6
Figure 2.2	Deux exemples du mouvement au coude : A.Flexion/extension ; B. Pronation/supination (image libre de droit édité par l'auteur)	7
Figure 2.3	Muscles fléchisseurs du bras [4]	8
Figure 2.4	Muscles fléchisseurs, supinateur et pronateur de l'avant-bras [5]	9
Figure 3.1	(a), (b) : Un enfant DT portant 29 marqueurs optiques : sur la thorax (IJ, PX, C7, T5), la clavicule (SC, SC2, AC2, AC), l'omoplate (AA, PC, TS, AI), l'humérus (HD, HT, HB, EL, EM), l'ulna (UH, UB, USH, USB), le radius (RH, RB, RSH, RSB), et la main (MCP2, MCP5, DM2, DM4). (c) : Les 6 électrodes pour mesurer les signaux EMG [6]	13
Figure 3.2	Chaîne cinématique du modèle. Le thorax est complètement libre par rapport à la base ; les joints sphériques se trouvent entre le thorax et la clavicule, la clavicule et l'omoplate, l'omoplate et l'humérus ; les joint 3DDL (R2T1) se trouvent entre l'humérus et l'ulna, l'ulna et le radius, le radius et la main ; pour chaque muscle, une insertion est un joint 3DDL et l'autre est une coupe de balle ; un joint 3DDL (R2T1) entre les deux segments d'un muscle le permet d'effectuer la contraction. R : Rotation ; T : Translation .	14
Figure 3.3	Modèle 'Wrapping Object' du TB	15
Figure 3.4	Diagramme de flux du traitement de signal	16
Figure 3.5	Les signaux EMG bruts	16
Figure 3.6	Les signaux EMG pré-traités	17
Figure 3.7	Enveloppe des signaux EMG	17
Figure 3.8	Enveloppe des signal EMG en tenant compte du délais d'activation	18
Figure 3.9	Un schéma du modèle de Hill	19
Figure 3.10	Forces musculaire de la solution EMG	23
Figure 3.11	Les solutions des fonction coût conventionnelles. Subfig.(a) : les forces BB tracées en fonction des forces TB. Subfig.(b) : les forces BB comparées avec l'activation dynamique du BB	25
Figure 3.12	Écart Δ entre le résultat de l'optimisation F_{Opt} et la solution EMG F_{EMG} .	27
Figure 3.13	L'illustration de la méthode du krigeage	28
Figure 3.14	La courbe krigée vs. la fonction objective	29
Figure 3.15	Coefficient de co-activation x_s en fonction du temps	30

Figure 3.16	Décomposition d'une structure d'arbre dans PG([7])	31
Figure 3.17	Résultat de la PG et l'entrée originale	32
Figure 4.1	General description of the formulation of the proposed method	37
Figure 4.2	EMG signals before and after treatment according to SENIAM guidelines .	38
Figure 4.3	Linear relationship given by GP	42
Figure 4.4	Cross method comparisons of force prediction results on TD subjects and subjects with SHCP respectively and PCC values between Crowninshield's cost-function, Forster's cost-function, KEB cost-function and reference EMG-driven method	44

LISTE DES SIGLES ET ABRÉVIATIONS

BB	Biceps Brachii
BCE	Basé sur les données Cinématique et EMG
BL	Brachialis
BR	Brachioradialis
CGRP	La Chaire de recherche en Génie de la Réadaptation Pédiatrique
CRME	Centre de Réadaptation Marie Enfant
DDL	Degré De Liberté
DT	Développé Typique
EMG	Électromyographie
FE	Flexion/Extension
GC	Gradient Conjugué
IRM	Imagerie par Résonance Magnétique
LOOCV	Leave-One-Out Cross-Validation
CP	Coefficient de Pearson
PG	Programmation Génétique
PPP	principe de puissance potentiel
PQ	Pronateur quadratus
PS	Pronation/Supination
PSCA	Physiological Cross-Sectional Area
PT	Pronateur teres
SENIAM	Surface ElectroMyography for the Non-Invasive Assessment of Muscles
SHCP	Spastic Hemiplegic Cerebral Palsy
SNC	Système Nerveux Central
ST	Supinateur
TB	Triceps Brachii

LISTE DES ANNEXES

ANNEXE A PARALYSIE CÉRÉBRALE	58
ANNEXE B CONFIGURATION POUR L'OPTIMISATION	59

CHAPITRE 1 INTRODUCTION

Dans le domaine du sport, de l'industrie médicale, de la réadaptation ou du secteur pédagogique, il y a souvent des situations où l'on a besoin de connaître la force d'un muscle individuel. Intuitivement, ce n'est pas trop difficile de mesurer une force, qui est un des concepts les plus élémentaires dans le domaine mécanique. Pourtant, les faits nous prouvent le contraire. Il y a presque 200 ans depuis Weber et Weber [10] que les scientifiques et les ingénieurs en biomécanique ont fait des recherches sur cette problématique, mais une solution globalement satisfaisante est toujours absente. Les difficultés principales incluent : i) une force musculaire ne peut pas être mesurée directement car une mesure invasive est concrètement limitée, ii) le mouvement d'un corps humain est redondant, c'est-à-dire que le nombre d'actionneurs (muscles) est plus grand que le nombre de degrés de liberté (DDL) au joint ; et iii) l'activation synergique des muscles [8] rend la distribution des forces musculaires difficile à identifier.

Dans le présent projet, deux approches différentes visent le même objectif (la quantification des forces musculaires). La première approche qui utilise directement les signaux électromyographie (EMG), qu'on appelle la méthode EMG, est plus précise mais aussi moins commode d'utilisation. Elle est considérée plus précise parce que le signal EMG est connu pour être cohérent avec la force musculaire [9]. Par contre, l'utilisation de la méthode EMG est plus complexe, parce qu'elle exige des appareils spécialisés et, en outre, la calibration personnalisée pour chaque test. La deuxième approche n'utilise pas les données EMG, mais une fonction coût qui représente un critère physiologique. Cette fonction coût est optimisée pour identifier les forces musculaires. Généralement une fonction coût ne contient que des données cinématiques. Par contre, les méthodes avec fonctions coût sont pour la plupart validées par le montage des données expérimentales. Leurs formulations fixes limitent la flexibilité pour se réadapter à des conditions différentes.

L'objectif principal de ce projet est de proposer pour la première fois dans la littérature une fonction coût en combinant les données cinématiques et EMG. On vise à prendre les avantages de ces deux approches qui sont plus facile à utiliser et plus cohérentes avec l'activation de l'EMG, et dans le même temps assez flexibles pour l'apprentissage par machine. À cette fin, une variable indéterminée est conçue dans la fonction coût proposée. La Figure 1.1 illustre les processus principaux utilisant une nouvelle fonction coût.

On utilise les données cinématiques et l'EMG ensemble pour obtenir une solution de la méthode d'EMG. On propose une fonction coût avec une variable indéterminée x_s et on règle x_s au préalable pour obtenir une solution de la fonction coût, puis on change x_s itérativement pour minimiser la différence entre les deux solutions. Tant que x_s est fixé, on essaie de trouver une relation entre x_s et

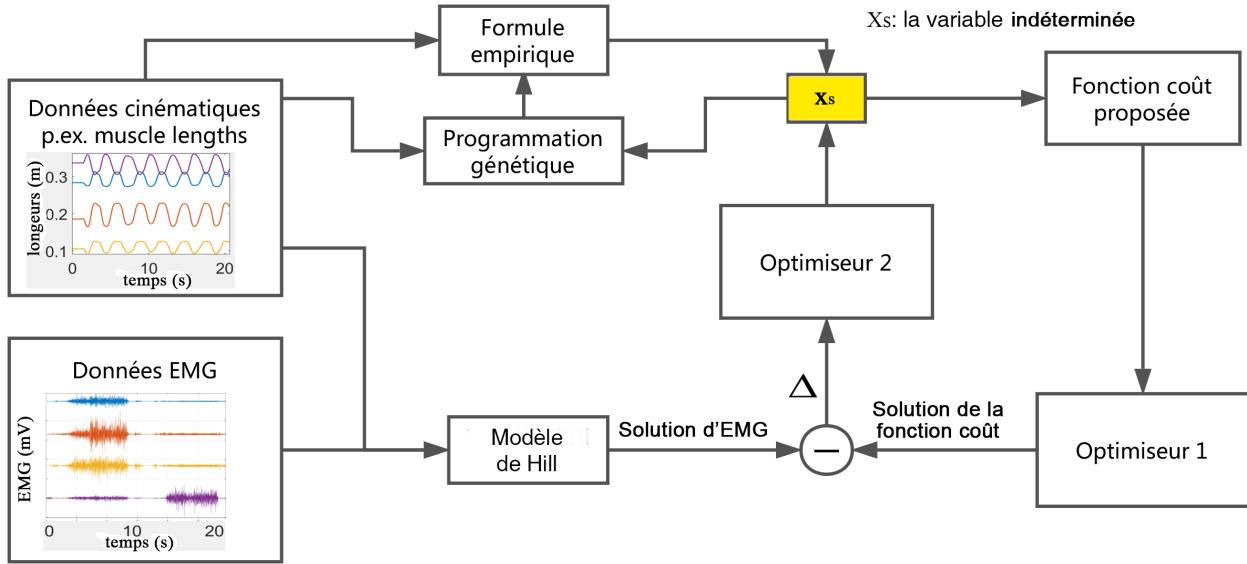


Figure 1.1 Diagramme bloc pour la formulation de la méthode

des données cinématiques par la programmation génétique (GP). Avec cette relation on est capable de calculer x_s avec uniquement les données cinématiques au lieu des données EMG, évitant ainsi les inconvénients des méthodes d'EMG et obtenant finalement une meilleure cohérence de prédiction grâce à l'information extraite des données EMG. La GP devrait sortir une relation simple mais générale ; donc la méthode proposée peut être plus attrayante pour les chercheurs pertinents de manière à fournir plus de validation. Dans le suivi de ce mémoire on appelle la méthode proposée la méthode basée sur les données cinématiques et EMG (BCE).

À la fin de l'introduction, les objectifs spécifiques sont listés pour guider la lecture de ce mémoire :

- O_1 Calculer les forces volontaires maximales pour chaque sujet avec les données de calibration en régime statique.
- O_2 Calculer les forces musculaires individuelles en mouvement à partir des coordonnées en mouvement et l'EMG correspondant.
- O_3 Appliquer plusieurs modèles conventionnels sur ces données et les comparer avec la solution de O_2 .
- O_4 Formuler une fonction coût avec variable indéterminée x_s sur la base de O_3 .
- O_5 Définir x_s par optimisation avec la solution de O_2 .
- O_6 Valider le modèle avec Leave-one-out cross-validation (LOOCV).

Chacun de ces objectifs intervient d'une section rationnelle décrite au chapitre 3. Ces objectifs forment le fil conducteur de ce mémoire comme les étapes clé pour atteindre l'objectif principal.

CHAPITRE 2 REVUE DE LA LITTÉRATURE

Ce chapitre présente tout d'abord l'évolution chronologique des algorithmes pour l'évaluation des forces musculaires. Plusieurs d'entre eux jouent un rôle important dans cette recherche. Ensuite, la structure du membre supérieur du corps humain est présentée afin de comprendre les mouvements que cette recherche implique. Enfin, la connaissance de base des algorithmes d'optimisation utilisés dans MATLAB® (MATHWORKS®, USA) est présentée, pour mettre en évidence comment l'optimisation fonctionne pour atteindre notre but.

2.1 L'évolution des algorithmes pour l'évaluation des forces musculaires

Le problème de la distribution des forces musculaires reste un des défis fondamentaux dans le domaine bio-mécanique. Depuis la proposition de la problématique par Weber et Weber [10] qui ont imaginé qu'une fonction coût Φ pourrait être présentée par une optimisation, mais sans préciser la forme mathématique de celle-ci, plusieurs modèles remarquables étaient proposés, incluant mais ne se limitant pas aux :

- Modèle **Min. Forces** proposé par Seireg et Arvikar [11]. Ils sont les premiers à proposer comme objectif l'optimisation de minimiser simplement la somme de toutes les forces impliquées :

$$\Phi = \sum_{i=1}^N F_{m,i} \quad (2.1)$$

avec la seule contrainte simple :

$$F_{m,i} > 0, \quad \forall i \quad (2.2)$$

où $F_{m,i}$ est la force musculaire du $i^{\text{ème}}$ muscle et N le nombre de muscles impliqués.

L'idée de cette méthode (et les méthodes suivantes aussi) est de minimiser la fonction coût Φ dans Eq. 2.1 sous la contrainte Eq. 2.2 pour obtenir les forces musculaires F_m .

- Modèle **Min. Forces Pondéré** proposé par Penrod et al. [12] qui ont ajouté une pondération pour chaque terme des forces avant de minimiser leur somme, avec une approche vers ces coefficients de pondération non spécifiées ;

$$\Phi = \sum_{i=1}^N \gamma_i \cdot F_{m,i} \quad (2.3)$$

où γ_i représente l' $i^{\text{ème}}$ coefficient de pondération.

La contrainte d'optimisation est identique à Eq. 2.2. Dans leur méthode les valeurs des pondérations sont déterminées empiriquement.

- Modèle **Min. Fatigue** proposé par Dul et al. [13] qui ont minimisé la fatigue des muscles, en introduisant pour la première fois la surface d'une coupe transversale d'un muscle dans l'expression de leur fonction coût ;

$$\Phi = \sum_{i=1}^N \frac{F_{m,i}}{PSCA_i} \quad (2.4)$$

où $PSCA_i$ est la surface de la coupe transversale du $i^{\text{ème}}$ muscle. Cette coupe transversale du muscle apparaît ensuite dans presque chaque modèle pour le calcul des forces musculaires.

- Modèle **Min. Énergie** qui est une catégorie de critères avec une variation d'expression concrète comme celle de Leboeuf et al. [14] et de Anderson et Pandy [15]. L'idée principale est que le mécanisme tend à une solution qui consomme un minimum d'énergie pendant le mouvement.
- Modèle **Crowninshield** proposé par Crowninshield et Brand [1] en 1981. Ils ont proposé une fonction coût en maximisant l'endurance du fibres musculaires, qui est la plus réussie parmi les différents modèles existants et le plus largement utilisée même aujourd'hui. Crowninshield et Brand a insisté l'importance de l'expérimentation pour la formulation de la fonction coût par rapport à la complétude mathématique. La fonction coût du modèle Crowninshield est montrée dans Eq. 2.5 :

$$\Phi = \sqrt[n]{\sum_{i=1}^N \left(\frac{F_{m,i}}{PCSA_i} \right)^n} \quad (2.5)$$

où n est un facteur de puissance, habituellement égal à 2 ou 3 selon le montage des données.

Dans les années plus récentes il y a encore un bon nombre de recherches qui s'occupent de ce problème :

- En 2004, Forster et al. [2] ont introduit l'hypothèse de co-contraction dans leur fonction coût. Ils ont signalé que la défaillance des critères conventionnels est due au fait que la faiblesse de la prédiction de la co-contraction musculaire. Par contre, ils ont introduit un facteur de co-contraction constant, qui présente l'inconvénient de complexifier le calcul et de diminuer la fiabilité des résultats obtenus si ce facteur n'est pas bien défini :

$$\Phi = \sum_{i=1}^N \left(\frac{F_{m,i}}{F_{max,i}} - x_s \right)^2 \quad (2.6)$$

où $F_{max,i}$ est la force volontaire maximale de l' i^{me} muscle et x_s le facteur de co-contraction.

- Quental et al. [16] ont aussi proposé leur fonction coût avec trois coefficients indéterminés,

qui donne une bonne prédition.

$$\Phi = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M c_1 \frac{V^j F_{CE}^j}{PCSA^j} + c_2 V^j a_i^j + c_3 a_i^{j^2} \quad (2.7)$$

sujet aux contraintes :

$$\left\{ \begin{array}{l} \mathbf{J}^T(t)\lambda + (\mathbf{M}\ddot{q} - g) = 0 \\ 0 < a_i^j < 1, \quad i = 1, 2, \dots, N \\ \frac{f_{GH}^T \tau_{GH_d}}{f_{GH}^T n_{GH}} < th_d, \quad d = 1, 2, 3, 4 \\ f_{ST_p}^T n_{ST_p} > 0, \quad p = 1, 2 \end{array} \right. \quad (2.8)$$

où c_1, c_2 et c_3 sont les trois coefficients à déterminer, V^j représente le volume du $j^{\text{ème}}$ muscle, et a_i^j est l'activation de ce muscle à l'instant t_i . Au niveau des contraintes, ils représentent respectivement : i) l'équation dynamique, avec \mathbf{J} la matrice Jacobienne, λ le multiplicateur Lagrange, \mathbf{M} la matrice de masse, \ddot{q} le vecteur des coordonnées et g le vecteur des efforts, ii) la condition limite de l'activation, iii) la stabilité de l'articulation gléno-humérale, avec f_{GH} étant la matrice des forces de réaction, τ_{GH_d} le vecteur unitaire dans le plan de glénoïde et n_{GH} le vecteur normal au plan de glénoïde. iv) la stabilité de l'articulation capulothoracique, avec f_{ST} la matrice des forces réaction et n_{ST} le vecteur normal au plan compressif entre l'omoplate et le thorax.

2.2 Membre supérieur

Les membres supérieurs du corps humain sont reliés au torse par le biais des épaules. Les membres supérieurs sont chacun constitués de trois segments : le bras, l'avant-bras et la main. L'articulation du coude relie le bras à l'avant-bras, et le poignet relie l'avant-bras à la main. La figure 2.1 montre les connexions des os sur le membre supérieur.

Le bras contient un seul os : l'humérus, et l'avant-bras contient deux os : le radius et l'ulna. La main est plus complexe, mais dans cette recherche elle est considérée comme un ensemble sans structure détaillée, car on se concentre principalement sur le mouvement flexion/extension (FE) du joint du coude. Ce mouvement est réalisé sur l'articulation du coude, considérée comme l'articulation entre l'ulna et l'humérus. Le FE est considéré comme un mouvement 1-DDL : l'articulation avec l'humérus par l'incisure trochéaire. Lorsque l'avant-bras est tendu (extension complète), le bras et l'avant-bras ne sont pas alignés dans le plan frontal. Les deux parties forment un angle ouvert en dehors, d'environ 170° chez l'homme, 160° chez la femme, qui est appelé le valgus physiologique. Un exemple du mouvement FE est montré dans la figure 3.1(A).

L'autre mouvement que le coude permet d'effectuer est la pronation/supination (PS), permise par un

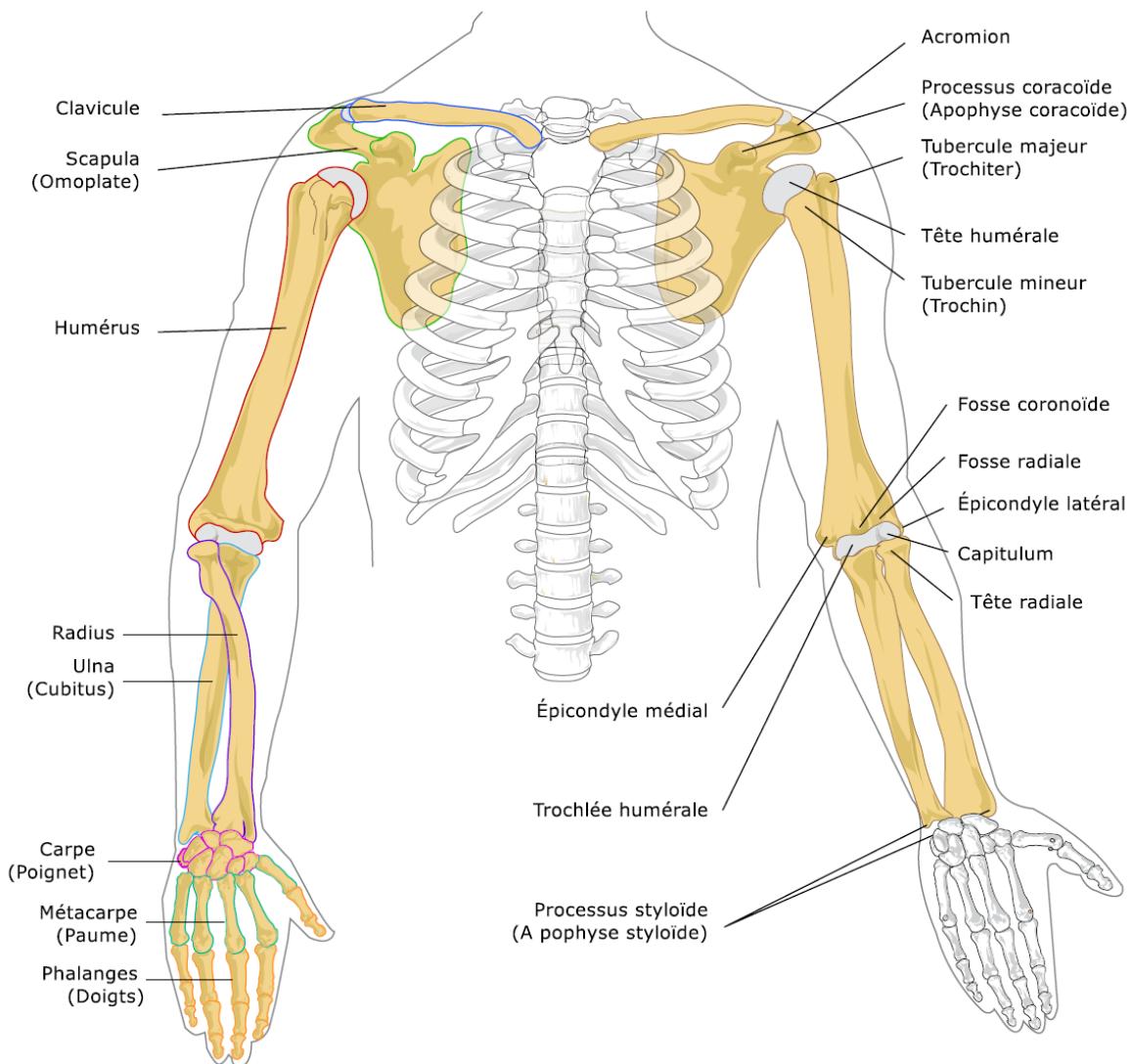


Figure 2.1 Os du membre supérieur, vue frontale ([3])

mouvement relatif entre le radius et l'ulna par l'incisure radiale. L'extrémité distale du radius peut tourner 180°autour de l'ulna, ce qui permet de retourner la paume dans l'autre sens. Un exemple du mouvement de PS est montré dans la figure 3.1(B).

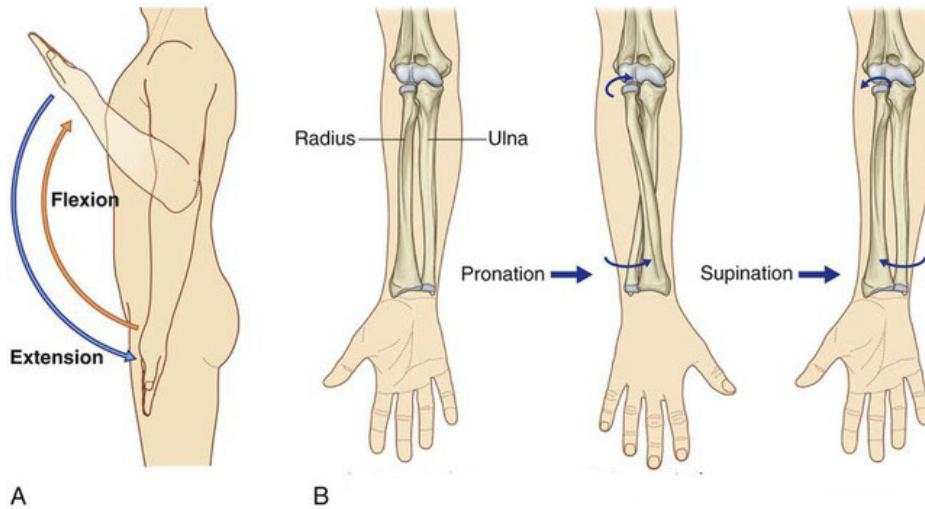


Figure 2.2 Deux exemples du mouvement au coude : A. Flexion/extension ; B. Pronation/supination (image libre de droit édité par l'auteur)

Sur le membre supérieur, il y a 118 muscles, dont plus d'une moitié sont dans la main ou l'épaule. Parmi les 46 muscles dans le bras et l'avant-bras il y a encore une grande partie qui sert à l'articulation du poignet. Finalement, il y a 7 muscles qui sont responsables de l'articulation au coude. Ils sont décrits ci-dessous :

Biceps brachii (BB) : Le biceps brachii est composé de 2 chefs : le long biceps et le court biceps. Les deux chefs n'ont pas la même insertion, une sur l'apex du processus coracoïde de l'omoplate, l'autre sur le tubercule supra-glénoidien de la scapula, et se rejoignent approximativement à mi-bras. Le biceps est essentiellement un supinateur et un fléchisseur grâce à son insertion sur la face postérieure de la tubérosité bicipitale du radius. Quand on mentionne le biceps dans l'étude du mouvement EF, on spécifie un nom de variable comme bicepsFE, et pareillement pour le PS.

Brachioradialis (BR) : Le muscle Brachioradialis fait partie des fléchisseurs du coude, qui s'insèrent en haut sur le bord latéral de l'humérus et se dirige verticalement, recouvrant le muscle long extenseur radial du carpe et le muscle court extenseur radial du carpe dans la loge latérale de l'avant-bras.

Brachialis (BL) : Le muscle brachialis est situé dans la loge antérieure du bras, dans un plan profond. Il s'insère sur la moitié distale de la diaphyse de l'humérus en haut, et se dirige verticalement pour s'insérer sur la face antérieure de l'ulna en bas. Le muscle brachial

est vascularisé par plusieurs branches de l'artère brachiale. Il est essentiellement sous le contrôle du nerf musculocutané et permet la flexion du coude.

Triceps brachii (TB) : Le muscle triceps brachial est un muscle de la portion brachial du membre supérieur. Il se divise en trois chefs, le vaste latéral, le vaste médial et le long chef du triceps brachial. Ce muscle est situé dans la loge postérieure du bras.

Supinateur (ST) : Le muscle supinateur est un muscle qui sert purement au mouvement de supination, portant le pouce vers le dehors lors de la rotation de l'avant-bras, coude fléchi. Il se divise en deux faisceaux, un faisceau superficiel et un faisceau profond.

Pronateur teres (PT) et pronateur quadratus (PQ) : Les muscles pronateur teres(ou pronateur rond) et pronateur quadratus(ou pronateur carré) coopèrent pour le mouvement pronation. Ils permettent la rotation de l'avant-bras, coude fléchi, en ramenant le pouce vers le corps. Ils sont aussi des faibles fléchisseurs de l'avant-bras sur le bras.

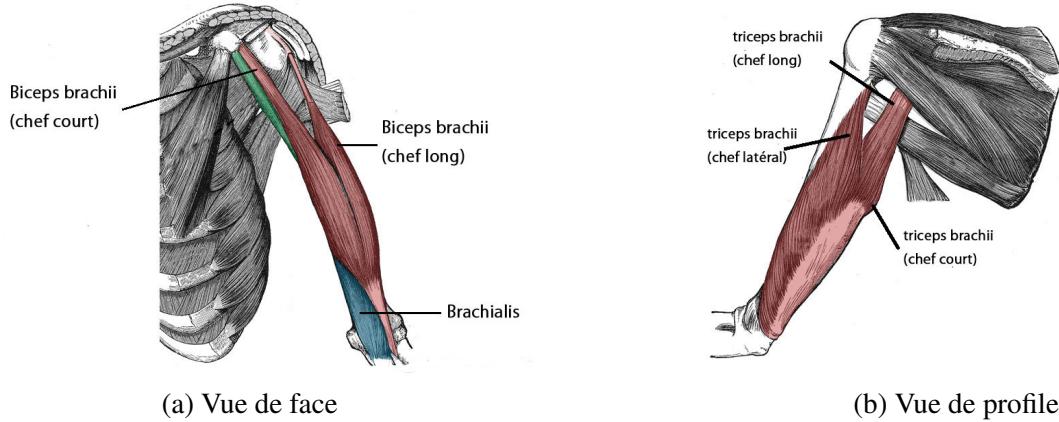


Figure 2.3 Muscles fléchisseurs du bras [4]

2.3 Optimisation

Les calculs de ce projet sont tous réalisés avec le logiciel MATLAB. La boîte à outils d'optimisation de MATLAB propose des fonctions permettant d'optimiser les objectifs en répondant aux contraintes. Elle inclut des solveurs adaptés à la programmation linéaire de réels et/ou d'entiers mixtes, la programmation quadratique, l'optimisation non-linéaire et la résolution par moindres carrés non-linéaires. Ces solveurs peuvent résoudre les problèmes continus ou discrets, effectuer des analyses de compromis et incorporer des méthodes d'optimisation aux différents algorithmes et applications.

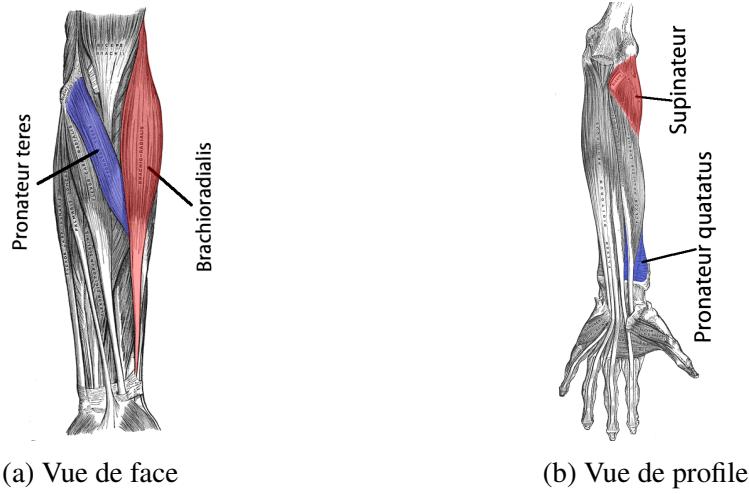


Figure 2.4 Muscles fléchisseurs, supinateur et pronateur de l'avant-bras [5]

Dans ce projet, le solveur *fmincon*, qui permet de **minimiser une fonction sous contraintes**, est le plus souvent utilisé. Ce solveur est choisi parce que les contraintes pour ce problème dynamique sont très importantes et il est souhaitable de fixer aisément les options des contraintes. Le solveur *fmincon* peut utiliser plusieurs algorithmes. L'algorithme 'Interior-Point' qui repose sur le gradient est choisi, parce que notre fonction à optimiser est souvent continue, avec ses dérivations d'ordre 1 et 2 aussi continues et avec un seul pôle minimal dans le domaine de définition. De plus, ce problème est linéaire, car les muscles sont considérés élastiques au lieu de visco-élastiques. La résolution d'un système linéaire est toujours beaucoup plus rapide qu'un système non-linéaire.

Généralement, un problème d'optimisation non-linéaire est formalisé comme suit :

Problème 1 *Essayer de trouver une vecteur d'inconnu \mathbf{x} qui permet de :*

$$\min_{\mathbf{x}} \quad f(\mathbf{x})$$

sujet à

$$\left\{ \begin{array}{l} C(\mathbf{x}) \leq 0 \\ C_{eq}(\mathbf{x}) = 0 \\ A \cdot \mathbf{x} \leq b \\ A_{eq} \cdot \mathbf{x} = b_{eq} \\ lb \leq \mathbf{x} \leq ub \end{array} \right. \quad (2.9)$$

où \mathbf{x} est le vecteur d'objectif, A et A_{eq} sont les matrices de contrainte linéaires, b et b_{eq} sont les vecteurs de contrainte linéaires, C et C_{eq} sont les fonctions de contrainte non linéaires, lb et ub sont les bornes supérieures et inférieures.

Ce type de problème est souvent formalisé par un problème d'optimisation convexe, sachant qu'un problème de maximisation concave peut être facilement transformé en un problème de minimisation convexe.

Plusieurs méthodes existent pour atteindre cet objectif. La méthode du gradient conjugué (GC) est une sorte de pensée la plus générale et la plus largement utilisée, qui vise à changer la longueur de pas et la direction à descendre jusqu'à ce que la valeur minimale soit atteinte. Comme son nom l'indique, le critère d'arrêt de la méthode GC est quand le gradient de la fonction f devient zéro :

$$\nabla_x f = 0 \quad (2.10)$$

Avec un point de départ aléatoire x_0 et une direction initiale β , l'incrémentation du pas α est modifiée jusqu'à ce que un minimum dans cette direction est trouvé :

$$\alpha_0 = \arg \min_{\alpha} f(x_0 + \alpha \Delta x) \quad (2.11)$$

où Δx est une valeur fixée qui représente la résolution du calcul.

Puis le point x_0 est mis à jour à x_1 :

$$x_1 = x_0 + \alpha_0 \Delta x_0 \quad (2.12)$$

De même principe, l'incrémentation de la direction β peut être déterminé de plusieurs façons avec $\Delta x_n = \alpha_n \Delta x$:

- formule Fletcher–Reeves :

$$\beta_n^{FR} = \frac{\Delta x_n^T \Delta x_n}{\Delta x_{n-1}^T \Delta x_{n-1}} \quad (2.13)$$

- formule Polak–Ribièvre :

$$\beta_n^{PR} = \frac{\Delta x_n^T (\Delta x_n - \Delta x_{n-1})}{\Delta x_{n-1}^T \Delta x_{n-1}} \quad (2.14)$$

- formule Hestenes–Stiefel :

$$\beta_n^{HS} = -\frac{\Delta x_n^T (\Delta x_n - \Delta x_{n-1})}{s_{n-1}^T (\Delta x_n - \Delta x_{n-1})} \quad (2.15)$$

- formule Dai–Yuan :

$$\beta_n^{DY} = -\frac{\Delta x_n^T \Delta x_n}{s_{n-1}^T (\Delta x_n - \Delta x_{n-1})} \quad (2.16)$$

La direction \mathbf{p} est mis à jour comme

$$p_1 = p_0 + \beta_0 \Delta p_0 \quad (2.17)$$

L'itération continue jusqu'à ce qu'une critère est satisfait, et à ce moment la valeur de $f(\mathbf{x}_N)$ se

trouve son minimum au point \mathbf{x}_N .

Ci-dessous est brièvement introduit l'algorithme 'Interior Point'. L'algorithme 'Interior Point' est une des méthodes pour résoudre l'optimisation convexe, qui est l'algorithme par défaut d'une optimisation non-linéaire dans MATLAB. Le problème d'optimisation est divisé en une série de sous-problèmes :

Problème 2

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{x}, s} \mathbf{B}_\mu(\mathbf{x}, s) &= \min_{\mathbf{x}, s} f(\mathbf{x}, s) - \mu \sum_i \ln(s_i) \\ \text{sujet à} & \quad \left\{ \begin{array}{l} C(\mathbf{x}) + s = 0 \\ C_{eq}(\mathbf{x}) = 0 \end{array} \right. \end{aligned} \quad (2.18)$$

où μ est un scalaire positif qui s'appelle le coefficient barrière, et \mathbf{B} est la fonction barrière. Quand μ tend vers 0, le sous-problème tend vers le problème original. La résolution de la problématique dans l'équation 2.18 par la méthode GC est plus facile que pour le problème original, selon la documentation de MATLAB. L'itération pour minimiser une fonction de mérite comme l'équation 2.19 utilise une des deux étapes suivantes :

$$\mathbf{B}_\mu(\mathbf{x}, s) + \nu \left\| C(\mathbf{x}) + s, C_{eq}(\mathbf{x}) \right\| \quad (2.19)$$

— Une étape directe

$$\begin{bmatrix} H & 0 & J_h^T & J_g^T \\ 0 & S\Lambda & 0 & -S \\ J_h & 0 & I & 0 \\ J_g & -S & 0 & I \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta x \\ \Delta s \\ -\Delta y \\ -\Delta \lambda \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \nabla f - J_h^T y - J_g^T \lambda \\ S\lambda - \mu e \\ C_{eq} \\ C + s \end{bmatrix} \quad (2.20)$$

avec le Hessien de la fonction barrière \mathbf{B}_μ

$$H = \nabla^2 f(\mathbf{x}) + \sum_i \lambda_i \nabla^2 C_i(\mathbf{x}) + \sum_j y_j \nabla^2 C_{eq_j}(\mathbf{x}) \quad (2.21)$$

où S est la matrice diagonale de s_i , Λ est la matrice diagonale du vecteur de multiplicateur Lagrange λ associé avec la contrainte $C(\mathbf{x})$, y est le vecteur de multiplicateur Lagrange associé avec la contrainte $C_{eq}(\mathbf{x})$, J_g et J_h sont les matrices Jacobien des contraintes non-linéaires $C(\mathbf{x})$ et $C_{eq}(\mathbf{x})$, e et I sont respectivement les matrices unitaires de différente dimension.

— et une étape de GC

$$\nabla_x L = \nabla_x f + \sum_i \lambda_i \nabla C_i(\mathbf{x}) + \sum_j y_j \nabla C_{eq_j}(\mathbf{x}) \quad (2.22)$$

Si le Hessien obtenu n'est pas défini positif, l'étape GC est alors utilisée pour poursuivre l'exécution de l'algorithme.

La compréhension de cette base de connaissance nous permet d'identifier les erreurs lors que l'algorithme n'exécute pas comme attendu.

2.4 Signal EMG

Le signal électromyographique (ou électroneuromyogramme) est essentiellement un courant électrique traversant le muscle lors de sa contraction. Le courant du signal EMG est mesurable, nous permettant de connaître l'état d'activation d'un muscle. Quand le système nerveux central(SNC) commande la contraction d'un muscle, l'échange ionique à partir d'électrodes sur le peau est faible, d'un ordre de grandeur de 1 micro Volt, et bruité à cause de l'activité des fibres musculaires d'autre. Par conséquence, dans une méthode utilisant l'EMG, plusieurs filtres, amplificateurs et autres traitements de signal sont inévitables. Les traitements utilisés pour cette recherche vont être introduits dans la section 3.2

L'utilisation du signal EMG de surface est très fréquente car celle-ci est totalement non-invasive. Cependant, cette méthode a des limitations. Premièrement, la mesure sur la peau peut mélanger le signal voulu avec le signal d'un muscle distant mais puissant (phénomène nommé "cross-talk"). Deuxièmement, il est difficile de mesurer le signal EMG d'un muscle profond dans le corps. Troisièmement, le traitement du signal EMG est spécifique à chaque recherche, donc le résultat est variable selon différents traitements. Pour cette raison, il est nécessaire d'avoir une standardisation sur l'utilisation d'EMG. Le projet SENIAM (Surface ElectroMyoGraphy for the Non-Invasive Assessment of Muscles) du Biomedical Health and Research Program (BIOMED II) a développé un standard international [17] pour les chercheurs utilisant l'EMG.

CHAPITRE 3 MÉTHODOLOGIE

Ce chapitre contient les détails de la méthodologie, étape par étape, à partir des données expérimentales jusqu'à l'obtention des résultats finaux. Les objectifs spécifiques listés à la fin de chapitre 1 donnent le fil conducteur des sections de ce chapitre.

3.1 Paramètres d'expérience et protocole

Cette partie est présentée pour décrire l'expérimentation réalisée par Sarcher [3] et d'autres étudiants ou chercheurs du même laboratoire que l'auteur de ce mémoire, et dont les résultats deviennent la prémissse de la présente recherche.

Les participants de ces expériences sont 15 enfants avec Spastic Hemiplegic Cerebral Palsy (SHCP) (8 garçons, moyenne d'âge 8.7 ans, écart-type 2.2 ans, min-max 5.9-12.5 ans) and 15 Développé Typique (DT) enfants (9 garçons, moyenne d'âge 9.3 ans, écart-type 2.0 ans, min-max 5.9-12.5 ans). Les données cinématiques sont captées par un système d'analyse de mouvement 3-D composé de 12 cameras (T40S, VICON, Oxford), avec 29 marqueurs optiques distribués comme montré à la Figure 3.1. De manière synchronisée, les signaux EMG sont mesurés par le dispositif synchro-myographique sans fil pour l'analyse dynamique de l'activité musculaire FREEEMG300 (BTS Bioengineering, Milano, Italie). Les distributions des marqueurs et des capteurs EMG sont aussi montrées à la Figure 3.1.

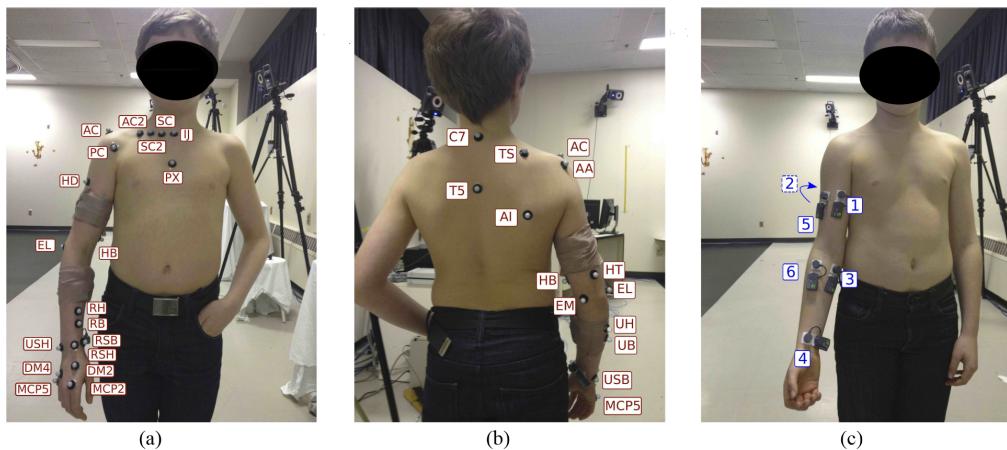


Figure 3.1 (a), (b) : Un enfant DT portant 29 marqueurs optiques : sur la thorax (IJ, PX, C7, T5), la clavicule (SC, SC2, AC2, AC), l'omoplate (AA, PC, TS, AI), l'humérus (HD, HT, HB, EM), l'ulna (UH, UB, USH, USB), le radius (RH, RB, RSH, RSB), et la main (MCP2, MCP5, DM2, DM4). (c) : Les 6 électrodes pour mesurer les signaux EMG [6]

Deux types d'essais ont été réalisés sur chacun des sujets. Premièrement, on a demandé aux sujets de tirer puis de pousser un capteur de force par la main, mais sans déplacer le capteur. La force exercée et les signaux EMG sont enregistrés. Deuxièmement, on leur demande de faire 6 cycles du mouvement FE et PS respectivement, les signaux EMG et les trajectoires des marqueurs ont été enregistrés.

Pour transférer des coordonnées en efforts, un modèle musculo-squelettique développé par Laitenberger et al. [6] a été exploité. Ce modèle est établi dans le logiciel de multi-corps modélisation ROBOTRAN [18] interfacé avec MATLAB. L'illustration du modèle est à la Figure 3.2.

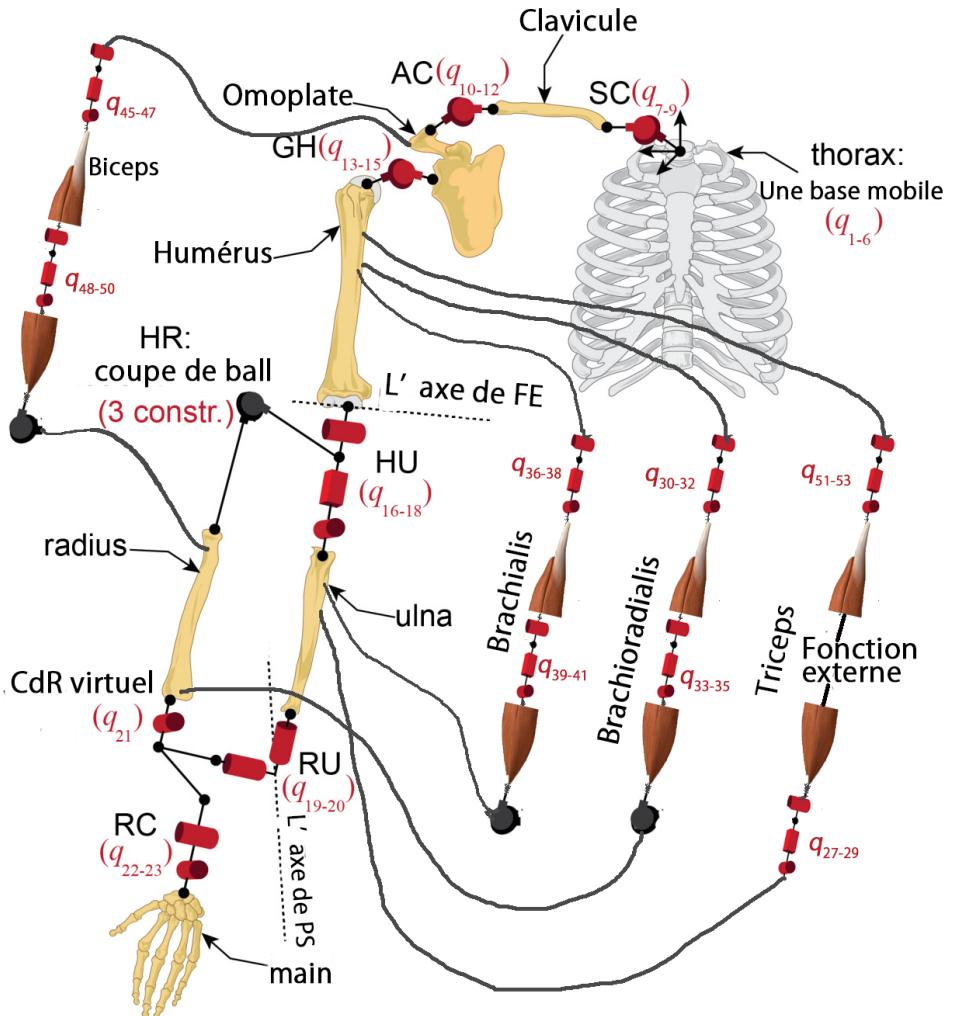


Figure 3.2 Chaîne cinématique du modèle. Le thorax est complètement libre par rapport à la base ; les joints sphériques se trouvent entre le thorax et la clavicule, la clavicule et l'omoplate, l'omoplate et l'humérus ; les joint 3DDL (R2T1) se trouvent entre l'humérus et l'ulna, l'ulna et le radius, le radius et la main ; pour chaque muscle, une insertion est un joint 3DDL et l'autre est une coupe de balle ; un joint 3DDL (R2T1) entre les deux segments d'un muscle le permet d'effectuer la contraction. R : Rotation ; T : Translation

Particulièrement, pour le TB une différente méthode de modélisation a été utilisée, car contrairement aux autres muscles qui sont les liens directs (ou quasiment directs) entre les deux insertions, le TB se tourne autour du joint du coude et change son orientation. Un modèle 'Wrapping Object(WO)' est appliqué pour modéliser ce type de structure.

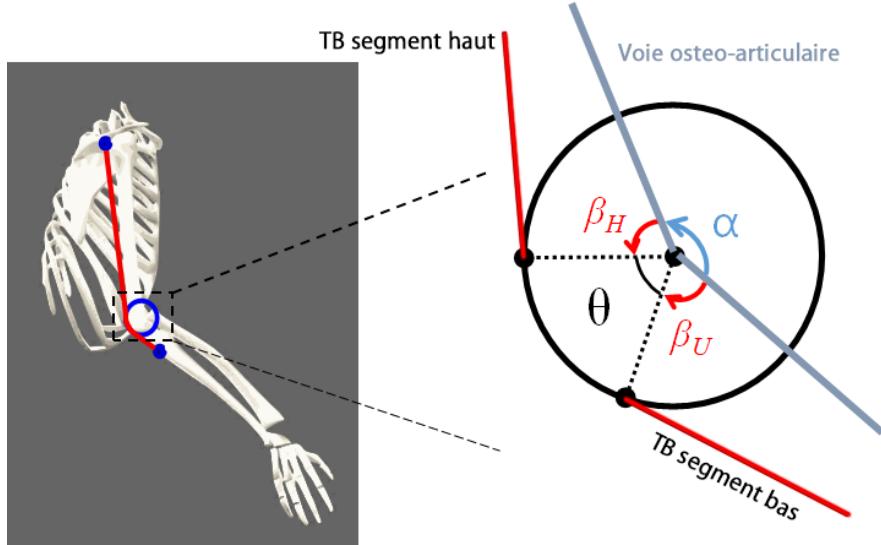


Figure 3.3 Modèle 'Wrapping Object' du TB

Dans la Figure 3.3, θ est l'angle d'emballage, β_H est l'angle complémentaire de l'angle entre le segment haut et l'humérus, β_U est l'angle complémentaire de l'angle entre le segment bas et l'ulna, et α est l'angle du coude. Les angles ci-dessus sont calculés séparément du modèle dans ROBOTRAN et rajoutés dans le modèle comme un terme de correction. Grâce à cette correction, le modèle donne la longueur de TB la plus réaliste ainsi que la vitesse et l'accélération, qui participent activement aux calculs de l'activation et des forces musculaires.

Avec ce modèle musculo-squelettique et le logiciel de multi-corps dynamique ROBOTRAN, il est possible d'effectuer la dynamique directe pour calculer la trajectoire d'une position non-marquée, ou de faire la dynamique inverse pour connaître l'effort d'un joint particulier.

3.2 Calibration

La calibration est une étape préalable de la méthode d'EMG. L'objectif est de connaître un paramètre personnalisé dans le modèle de Hill([19]) : la force volontaire maximale F_{max} .

3.2.1 Traitement des signaux bruts

Les traitements des signaux bruités d'EMG suivent principalement les recommandations de la guideline de la SENIAM [20]. Selon les caractéristiques des signaux EMG, plusieurs filtres sont choisis pour traiter les signaux bruités. La représentation schématique est dans la Figure 3.4

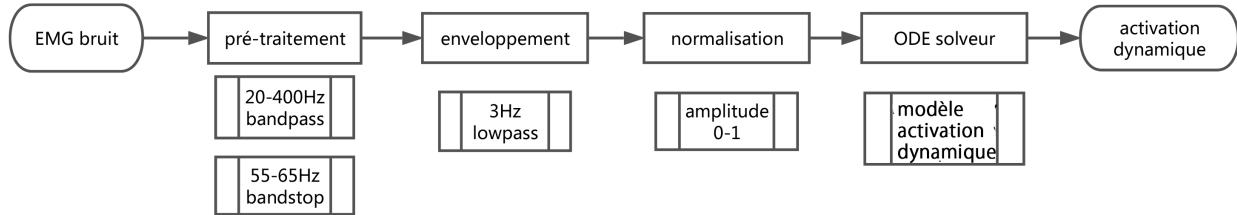


Figure 3.4 Diagramme de flux du traitement de signal

Afin de montrer visuellement le traitement des signaux, on prend un des sujets (enfant DT, 10 ans, 1.48m, 44.5kg) comme un exemple. Les EMG bruts du sujet d'exemple pour la calibration sont montrés dans Figure 3.5 :

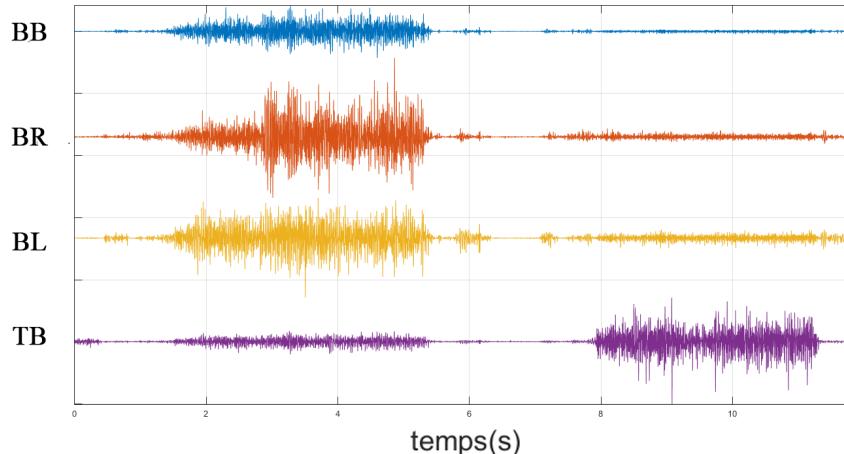


Figure 3.5 Les signaux EMG bruts

Dans le pré-traitement des données, les bruits d'environnement sont filtrés. La limite de 20Hz est choisie pour le bruit de basse fréquence (ventilation, marche du personnel, etc) ; la limite de 400Hz est choisie pour le bruit de haute fréquence (voiture, machine tournante, etc). La gamme de coupure 55-65Hz est définie pour filtrer le bruit introduit par le courant alternatif qui est 60Hz en Amérique du Nord. Les filtres mentionnés ci-dessus sont de type Butterworth et d'ordre 2 sans déphasage. Après pré-traitement, les signaux EMG deviennent comme à la Figure 3.6 :

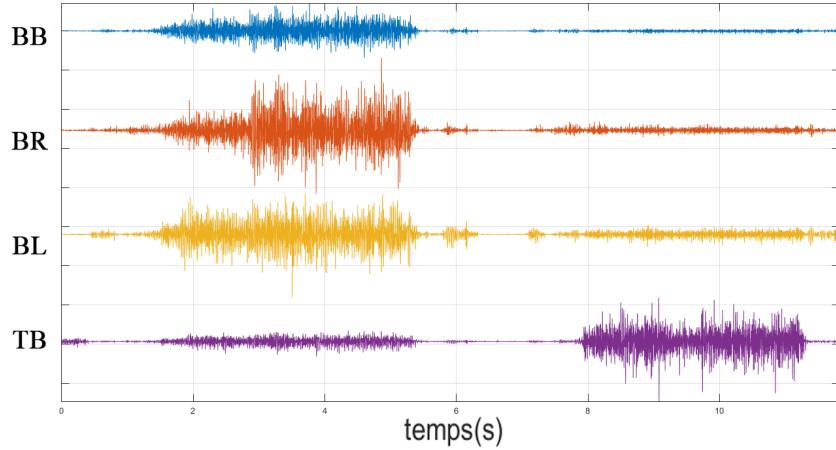


Figure 3.6 Les signaux EMG pré-traités

Puis l'enveloppement des signaux est effectué. Le signal EMG effectif est un mélange de différentes fréquences, mais ce qui nous intéresse est l'enveloppe du signal qui peut indiquer l'excitation du muscle. Une fréquence de 3Hz est donc choisie empiriquement pour extraire l'enveloppe des signaux EMG. Pour rectifier les signaux, la normalisation est réalisée après l'enveloppe pour mettre chaque signal dans une plage normalisé de 0 à 1 (Figure 3.7).

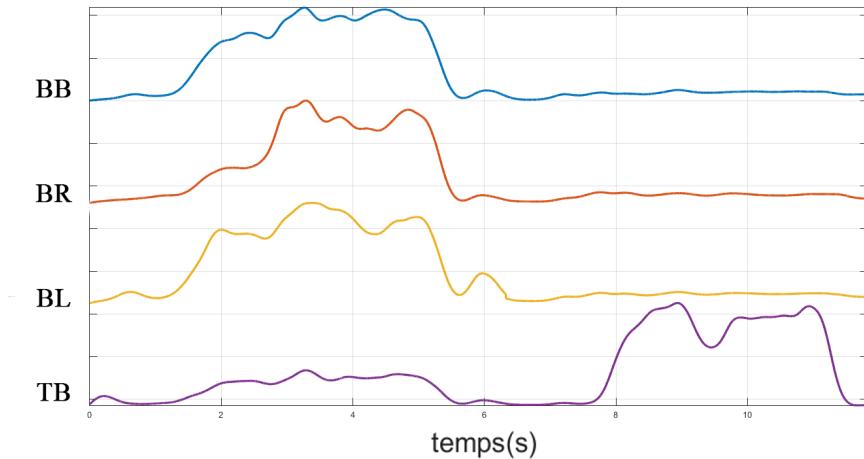


Figure 3.7 Enveloppe des signaux EMG

Un signal indiquant l'état d'un muscle (activé ou désactivé) s'appelle une excitation. Par contre, le muscle n'est pas capable de répondre instantanément à l'excitation. Le concept "activation dynamique" est donc proposé pour décrire l'excitation effective sur un certain muscle. La relation entre l'excitation u et l'activation dynamique a a été premièrement donnée par He et al.[21] avec

l'équation suivante aux dérivées partielles :

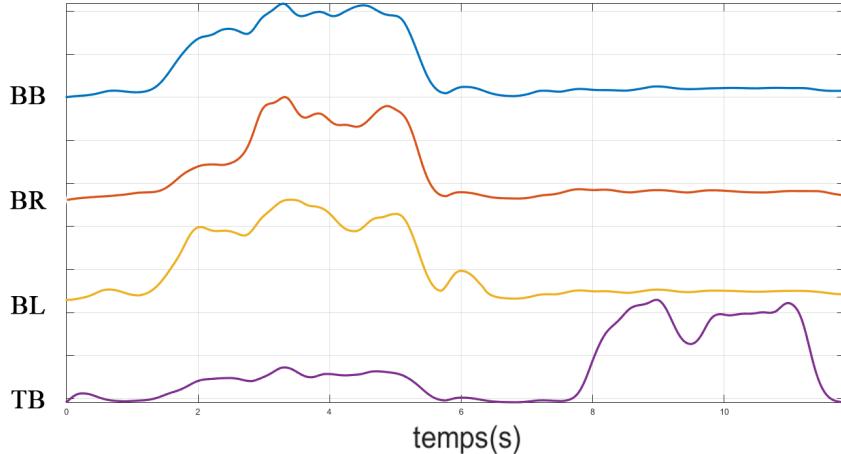
$$\dot{a}_j = (u_j - a_j) \cdot \left(\frac{u_j}{\tau_{act,j}} + \frac{1 - u_j}{\tau_{deact,j}} \right) \quad (3.1)$$

Les constantes $\tau_{act,j}$ et $\tau_{deact,j}$ sont les délais entre l'activation (quand $u=1$) et la désactivation (quand $u=0$). Dans ce projet, $\tau_{act,j}$ égal à 0.015s et $\tau_{deact,j}$ égal à 0.05s selon la littérature [22]. Selon Thelen et al.[23], cette dernière peut augmenter jusqu'à 0.06s quand l'âge du sujet devient plus avancé. En pratique, l'équation 3.1 peut être remplacée par une expression plus simple ([24]) :

$$\dot{a}_j = (u_j - a_j) / \tau_{a,j}(a_j, u_j)$$

avec $\tau_{a,j}(a_j, u_j) = \begin{cases} \tau_{act,j}(0.5 + 1.5a_j) & \text{si } u_j \geq a_j \\ \tau_{deact,j}/(0.5 + 1.5a_j) & \text{si } u_j < a_j \end{cases}$ \quad (3.2)

En mettant l'équation 3.2 dans le solveur ODE45 de MATLAB, on obtient l'activation dynamique dans Figure 3.8. Ceci participe directement dans le modèle de Hill (section 3.2.2) pour calculer les forces.



On a constaté que la différence entre l'activation dynamique et l'excitation (Figure 3.7) est minime, ce qui est normal parce que le délai de quelques millisecondes est infime devant la mesure totale de 20 secondes. Il convient aussi de noter que quand le sujet tire le capteur de force, les trois muscles fléchisseurs (BB, BR et BL) sont pleinement activés tandis que le TB est peu activé; quand il pousse le capteur de force, le TB est pleinement activé et les trois autres sont désactivés.

3.2.2 Modèle de Hill

Dans le domaine de la biomécanique, le modèle de Hill[19] est important. Il relie plusieurs propriétés mécaniques importantes d'un muscle : la longueur, la vitesse, la force et l'activation dynamique. Plus spécifiquement, parmi les différentes versions du modèle de Hill ([25, 26]), on utilise le modèle de Hill de trois-éléments : un élément de série (ES), un élément contractile (EC) et un élément parallèle (EP). Comme leurs noms l'indiquent, le ES est connecté en série avec l'unité de l'EP et l'EC en parallèle, comme illustré à la Figure 3.9.

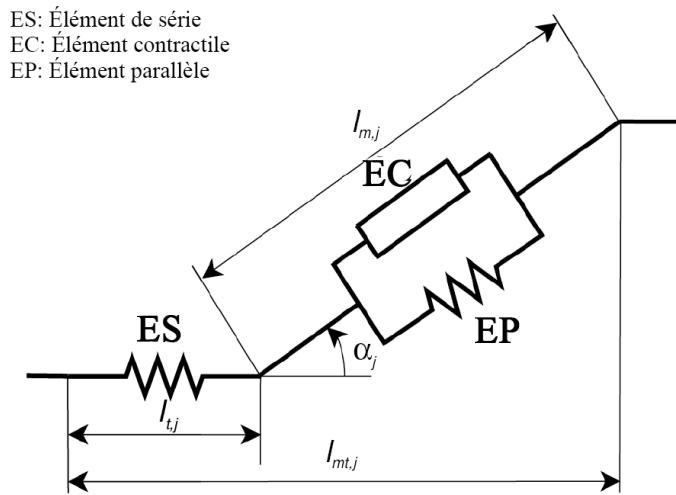


Figure 3.9 Un schéma du modèle de Hill

L'EC est l'élément actif, il est le générateur de la contraction du muscle contrôlé par le nerf. Cette contraction est normalement considérée comme iso-volumique, en d'autre termes, le volume du muscle est constant pendant la contraction. L'EP et l'ES sont les éléments passifs. α_j dénote l'angle de pennation, qui oriente les fibres musculaires par rapport à l'axe selon lequel le muscle exerce une force contractile. Plus α_j est grande, moins le muscle peut délivrer de force, car la force contractile de CE doit être projetée sur la direction de SE pour être effectuée par le tendon. Enfin l_t et l_m sont les longueurs du tendon et des fibres musculaires, tandis que l_{mt} est la longueur globale du muscle.

Dans ce contexte, l'équation de la dynamique contractile est donnée pour modéliser mathématiquement la dynamique d'un muscle :

$$F_m = F_{max} \cdot \underbrace{\left(a(t) \tilde{F}_l^{CE}(l_m) \tilde{F}_v^{CE}(v_m) + \tilde{F}_l^{PE}(l_m) \right)}_{\text{actif}} + \underbrace{b_m \tilde{v}_m}_{\text{passif}} + \underbrace{b_m \tilde{v}_m}_{\text{amortissement}} \quad (3.3)$$

où :

- F_{max} est la force volontaire maximale
- $a(t)$ est l'activation dynamique
- \tilde{F}_l^{CE} , \tilde{F}_v^{CE} et \tilde{F}_l^{PE} représente respectivement la fonction force-longueur active, force-vitesse active et force-longueur passive, définies dans le modèle de Hill [27, 24, 28].
- b_m est un facteur d'amortissement, expérimentalement mis à 0.1 [29].

En sachant les données des capteurs de force et l'activation dynamiques, l'équation 4.6 nous permet de calculer les forces volontaires maximales F_{max} . Une mise à l'échelle de $a(t)$ est réalisée pendant le calcul, car celle-ci a été normalisée dans l'étape de l'enveloppement, donc l'activation n'a qu'un sens Boolean. Les facteurs d'échelle sont donnés par l'optimisation sous contrainte de sorte que, le couple résultant soit égal au couple calculé par dynamique inverse. Lorsqu'on fait la calibration, on trouve que les données de certains sujets dans la base des données ne sont pas utilisables. Le tableau 3.1 montre les valeurs de F_{max} des sujets calibrés ainsi que les raisons pour ceux qui ne sont pas utilisables :

Tableau 3.1 Forces volontaires maximales F_{max} (N)

Sujets DT	Muscles pour FE				Sujets SHCP	Muscles pour FE			
	BB	BR	BL	TB		BB	BR	BL	TB
1	*1				1	28	9	103	287
2	86	100	380	1027	2	314	50	332	925
3	194	40	113	688	3	59	84	183	650
4	208	48	295	1275	4	*2			
5	355	136	242	1066	5	*3			
6	140	29	151	902	6	6	146	419	962
7	117	106	425	1597	7	228	47	524	1042
8	142	23	84	553	8	59	36	311	707
9	155	25	93	773	9	*2			
10	517	86	317	2085	10	*2			
11	55	79	158	621	11	*2			
12	*2				12	*2			
13	*2				13	*2			
14	*3				14	*2			
15	197	47	330	1254	15	*2			

*1. L'amplitude de mouvement trop petit.

*2. Données de la calibration manquantes ou incomplètes.

*3. Coordonnées cinématiques manquantes.

Finalement il y a 17 sujets disponibles parmi la totalité de 30. 11 sujets DT et 6 avec SHCP sont inclus.

3.3 Solution EMG

Cette section présente les étapes pour évaluer les forces musculaires à partir des données dynamiques.

3.3.1 Matrice de rotation

Le système d'acquisition prend le repère absolu pendant la mesure. Afin d'étudier les données dans le repère local au coude, on peut se servir des matrices de rotation. En 3D, on suit la convention d'Euler pour avoir les 3 angles α, β et γ décrivant uniquement une direction. Alors une rotation quelconque peut être décomposée en 3 rotations selon les axes x, y et z. Les matrices de rotation mono-axiales sont définies dans l'équation 3.4 :

$$R_x(\theta) = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos \theta & -\sin \theta \\ 0 & \sin \theta & \cos \theta \end{pmatrix}, \quad R_y(\theta) = \begin{pmatrix} \cos \theta & 0 & \sin \theta \\ 0 & 1 & 0 \\ -\sin \theta & 0 & \cos \theta \end{pmatrix}, \quad R_z(\theta) = \begin{pmatrix} \cos \theta & -\sin \theta & 0 \\ \sin \theta & \cos \theta & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (3.4)$$

Puis la rotation actuelle peut être représentée par le produit des trois matrices.

$$R_{total} = R_x(\alpha)R_y(\beta)R_z(\gamma) \quad (3.5)$$

Il faut noter que l'ordre de la matrice est important. Un résultat différent est obtenu par un ordre différent de rotation mono-axiale. Dans notre cas, il est très facile de calculer les trois angles par dynamique directe. Par contre, il est plus convivial de simplifier la matrice R_{total} avec l'axe de rotation, soit l'axe du mouvement FE, car la direction de cet axe est aussi un paramètre important dans une autre partie de cette recherche. Si on note le vecteur de l'axe de rotation normalisé $\vec{u} = \begin{pmatrix} u_x \\ u_y \\ u_z \end{pmatrix}$, avec $\|\vec{u}\| = 1$, on peut ré-écrire la matrice totale :

$$R_{total} = \begin{pmatrix} u_x^2(1 - c\theta) + c\theta & u_xu_y(1 - c\theta) - u_zs\theta & u_xu_z(1 - c\theta) + u_ys\theta \\ u_xu_y(1 - c\theta) + u_zs\theta & u_y^2(1 - c\theta) + c\theta & u_yu_z(1 - c\theta) - u_xs\theta \\ u_xu_z(1 - c\theta) - u_ys\theta & u_yu_z(1 - c\theta) + u_xs\theta & u_z^2(1 - c\theta) + c\theta \end{pmatrix} \quad (3.6)$$

où $c\theta$ et $s\theta$ représentent $\cos \theta$ et $\sin \theta$ respectivement. Pour faciliter l'application des données

dans la formule, on peut ré-écrire l'équation 3.6 comme suit :

$$R = P + \cos(\theta).(I - P) + \sin(\theta).Q = I + \sin(\theta).Q + (1 - \cos(\theta)).Q^2 \quad (3.7)$$

où

$$P = \begin{pmatrix} u_x^2 & u_x u_y & u_x u_z \\ u_x u_y & u_y^2 & u_y u_z \\ u_x u_z & u_y u_z & u_z^2 \end{pmatrix} = \mathbf{u} \mathbf{u}^t, \quad I = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}, \quad Q = \begin{pmatrix} 0 & -u_z & u_y \\ u_z & 0 & -u_x \\ -u_y & u_x & 0 \end{pmatrix}$$

L'équation 3.7 est la forme finale pour la rotation du repère.

3.3.2 Ajustement d'amplitude de l'activation dynamique

Les essais de la calibration sont en régime statique, tandis que les essais actuels sont en régime dynamique. Par conséquent, la contrainte est aussi modifiée de statique à dynamique pour prendre en compte l'effet inertie. Il est connu que la puissance P peut être calculée par l'équation 3.8 dans différents référentiels :

$$P = \begin{cases} Fv & \text{dans référentiel cartésienne} \\ Q\omega & \text{dans référentiel rotation} \end{cases} \quad (3.8)$$

où F est la force, v est la vitesse linéaire, Q est le moment et ω est la vitesse angulaire.

Avec notre modèle, on peut écrire l'équation d'équilibre dynamique :

$$Q_{joint} \cdot \Delta\dot{q} = \sum_{i=1}^N F_{m,i} \cdot \Delta l_i \quad (3.9)$$

appelée le principe de puissance potentiel (PPP). Dans l'expression ci-dessus, Q_{joint} est le couple résultant au coude calculé par dynamique inverse, q est la position angulaire du coude, F_m est la force musculaire et l la longueur des muscles.

Comme dans la calibration, des facteurs d'échelle sont mis avant l'activation dynamique car normalisés entre 0 et 1. Ce vecteur de facteurs δ est optimisé jusqu'à ce que l'écart entre les deux côtés de PPP soit minimisé, soit :

Problème 3

$$\begin{aligned}
 \min_{\delta} \quad & \left\| \sum (F_{max} \cdot (\delta \cdot a(t) \tilde{F}_l^{CE} \tilde{F}_v^{CE} + \tilde{F}_l^{PE} + b_m \tilde{v}_m) \cdot \Delta \dot{l}_i) - Q_{inv} \cdot \Delta \dot{q} \right\|_1 \\
 \text{sujet à} \quad & \delta > 0
 \end{aligned} \tag{3.10}$$

Cette optimisation produit le vecteur δ qui sert à corriger l'activation dynamique. On remet ce vecteur dans le modèle de Hill et on obtient ainsi les forces musculaires de la méthode d'EMG. Prenant toujours le sujet d'exemple, les forces musculaires obtenues sont montrées à la Figure 3.10 :

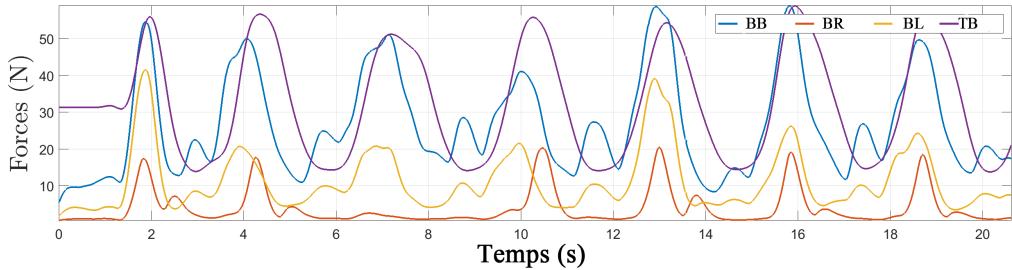


Figure 3.10 Forces musculaire de la solution EMG

Intuitivement, ce résultat est logique, car le BB et le TB sont les muscles dominants pour le FE, puis le TB est activé après le BB car le BB est responsable de la flexion et le TB de l'extension. Puisque la mesure d'invasion n'est pas disponible dans notre recherche, il n'est pas possible d'obtenir les valeurs exactes à des fins de validation. En admettant la cohérence de l'EMG et les forces musculaires [30], on considère que cette solution de la méthode d'EMG est la solution de référence.

3.4 Solutions de fonctions coût conventionnelles

En ayant obtenu la solution d'EMG comme référence, on est intéressé de la comparer avec certaines fonctions coût connues dans la littérature grâce à notre base des données. C'est aussi pour voir les caractéristiques des modèles réussis et défaillants pour mieux proposer notre modèle innovant.

Généralement, l'optimisation d'une fonction coût dans le problème de l'évaluation des forces musculaires est formulée de la manière suivante :

Problème 4

$$\begin{aligned}
 \min_F \quad & \Phi(F) \\
 \text{sujet à} \quad & Q_{inv} \cdot \Delta \dot{q} = \sum_{i=1}^N F_i \cdot \Delta \dot{l}_i
 \end{aligned} \tag{3.11}$$

Pour une optimisation, une contrainte linéaire est toujours plus facile à considérer qu'une contrainte non-linéaire. Il est préférable de ré-écrire le PPP, qui est une équation vectorielle, sous forme matricielle, en prenant les forces scalaires comme les inconnus :

$$\underbrace{\begin{pmatrix} n_{F1}\Delta l_1 & n_{F2}\Delta l_2 & n_{F3}\Delta l_3 & n_{F4}\Delta l_4 \end{pmatrix}}_{A_{eq}} \cdot \begin{pmatrix} F_1 \\ F_2 \\ F_3 \\ F_4 \end{pmatrix} = \underbrace{Q_{inv} \cdot \Delta \dot{q}}_{B_{eq}} \quad (3.12)$$

où n_{Fi} est le vecteur unitaire de l' $i^{\text{ème}}$ force.

Parmi les modèles introduits dans la section 2.1, on en a choisi 4 qui sont les plus représentatifs nommés abréviaitivement les Modèle A à D et comparés avec la solution d'EMG nommé Modèle E :

Modèle A : le modèle **Min. Forces** de Seireg et Arvikar [11] qui minimise la somme des forces,

Modèle B : le modèle **Min. Fatigue** de Dul et al. [13] qui minimise la fatigue,

Modèle C : le modèle **Min. Énergie** qui minimise l'énergie,

Modèle D : le modèle **Min. Crowninshield** de Crowninshield et Brand [1] qui maximise l'endurance,

Modèle E : la méthode utilisant les données **EMG** comme décrit dans la section 3.3.

Pour montrer succinctement les résultats des optimisations des différents modèles et leur correspondance avec la référence solution d'EMG, on a choisi les forces BB vs les forces TB et les signaux EMG respectivement, car, encore une fois, le BB est le muscle dominant durant le mouvement de FE vertical et le TB est auxiliaire de la gravité.

La Figure 3.11(a) trace les forces BB par rapport aux forces TB moyennées dans un cycle du mouvement FE. La courbe est une boucle quasiment fermée car les cycles ne sont pas exactement répétitifs. Il est constaté que le modèle A et C sont défectueux sur notre base de données par rapport à la solution d'EMG. Une caractéristique commune est que la force TB est beaucoup plus petite que l'évaluation de la méthode d'EMG. Une explication de cette situation est fournie dans le chapitre de discussion 5. Parmi les méthodes réussies, le modèle D est le moins loin de la solution d'EMG, puis le modèle B. La Figure 3.11(b) montre que les forces BB moyennées et l'activation dynamique moyennée dans un cycle de mouvement sont très identiques. Le résultat du modèle E est quasiment superposé sur le contour de l'activation dynamique. Il est constaté que les modèles A et C qui étaient très distants de la force TB sont maintenant très voisins du contour EMG de BB.

Pour conclure, les fonctions coût conventionnelles sont faibles pour prédire le TB qui est auxiliaire mais bonnes pour prédire le BB qui est dominant. Forster et al. [2] ont signalé que les fonctions

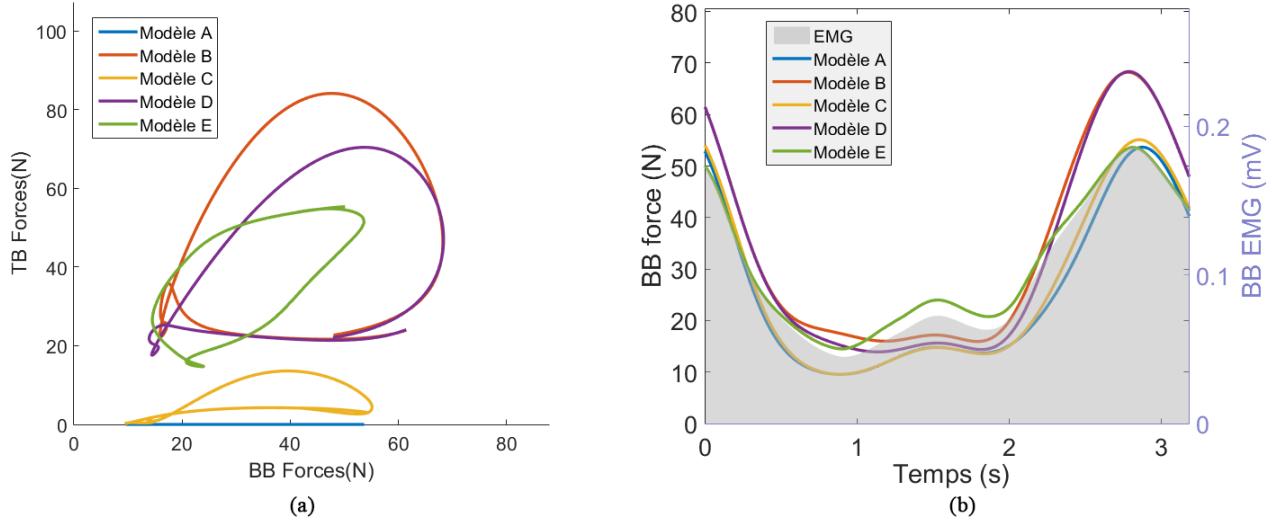


Figure 3.11 Les solutions des fonction coût conventionnelles. Subfig.(a) : les forces BB tracées en fonction des forces TB. Subfig.(b) : les forces BB comparées avec l'activation dynamique du BB

coût conventionnelles “do not predict co-contraction adequately”. On a aussi parlé dans la section 2.4 de la synergie musculaire. Le muscle dominant d’un mouvement est activé directement, lorsque les muscles auxiliaires sont co-activés. Par conséquent les dernières sont plus difficiles à évaluer par les critères conventionnelles. On a donc bien remarqué que le phénomène de co-activation est un facteur important dans la quantification des forces musculaires.

3.5 Nouvelle fonction coût avec une variable indéterminée

Dans la précédente section, le rôle du phénomène de co-activation est mis en évidence pour améliorer une fonction coût. L’hypothèse de co-activation, ou plus généralement l’hypothèse de synergie, est établie pour décrire un phénomène disant que le comportement de chacun des muscles n’est pas indépendant. Par définition, la co-activation est la contraction simultanée des muscles agonistes et antagonistes autour d’un joint. La relation entre l’activation d’un muscle et le signal EMG dans la section 3.2.1, mais jusque-là on a considéré les signaux EMG pour différents muscles séparément. Selon d’Avella et al., au lieu de transférer un EMG pour chaque muscle, le SNC transfère un signal modulé par plusieurs EMGs, et les réacteurs démodulent la synergie pour obtenir les EMGs. Ils ont trouvé plusieurs paires de synergie par leurs essais sur des grenouilles([8, 31, 32]). De plus, Burkhader et van Antwerp [33], Alnajjar et al. [34] et Overduin et al. [35] ont donné les conjectures pour le mode de modulation et démodulation.

Forster et al. [2] sont les premiers à proposer une fonction coût prenant en compte un facteur de la co-activation. Mais comme on a déjà dit, ce facteur constant qu’ils utilisent limite l’utilisation de

cette méthode. De plus, le critère pour minimiser simplement la somme des forces n'est pas assez pratique. On a aussi remarqué que le modèle de Crowninshield est le meilleur parmi les fonctions coût conventionnelles. Par conséquent on remplace le critère de somme des forces avec le critère de Crowninshield. Différent de la méthode de Forster, on change le facteur de co-activation x_s d'une constante à une variable indéterminée. Le prototype de la fonction coût proposé est montré dans Eq. 3.13 :

$$\Phi(F_m) = \sqrt[3]{\sum_{i=1}^N \left(\frac{F_{m,i} - x_s(t)}{PCSA_i} \right)^3} \quad (3.13)$$

Dans l'optimisation, il est souhaitable de pouvoir modifier facilement la tolérance pour l'impact associé avec la contrainte. Par contre, la boîte à outils de MATLAB n'est pas tellement conviviale sur ce fonctionnement. Afin d'être plus flexible au niveau de la tolérance, on peut ré-écrire la fonction coût sous forme de Lagrange, en mettant le PPP comme la contrainte ensemble avec un multiplicateur λ :

$$\Phi_L(F_m, \lambda) = \sqrt[3]{\sum_{i=1}^N \left(\frac{F_{m,i} - x_s(t)}{PCSA_i} \right)^3} + \lambda \times \left\| Q_{inv} \cdot \Delta \dot{q} - \sum_{i=1}^N F_i \cdot \Delta \dot{l}_i \right\| \quad (3.14)$$

où λ représente le multiplicateur Lagrange. Avec la fonction coût 3.14 on est capable de procéder à une optimisation sans contrainte.

L'équation 3.14 est donc nommée la fonction coût BCE comme annoncé dans chapitre 1. En ayant l'expression symbolique de la fonction coût, l'objectif suivant est d'optimiser la variable indéterminée x_s pour minimiser l'erreur de la fonction coût BCE.

3.6 Optimisations emboîtées

À la Figure 1.1, deux optimiseurs sont requis pour calculer la variable x_s . L'optimiseur 1 sert à minimiser la fonction coût BCE et à produire la solution de la fonction coût BCE. L'optimiseur 2 sert à minimiser l'écart entre la solution d'EMG et celle de la fonction coût BCE. Les deux optimiseurs sont emboîtés.

Ce processus est formulée mathématiquement dans Eq. 3.15.

$$x_s = \underbrace{\arg \min_{x_s}}_{\text{Optimiseur 2}} \left\{ \underbrace{\left[\arg \min_{F_m} \Phi_L(F_m, \lambda) \right]}_{\text{Optimiseur 1}} - F_{EMG} \right\} \quad (3.15)$$

où le symbole $\arg \min_x y(x)$ signifie de trouver la valeur de x qui minimise y . F_{EMG} est la solution d'EMG.

La boîte à outils d'optimisation dans MATLAB fournit diverses fonctions, donc la majorité utilisent l'algorithme itératif. En tant que système emboîté, le nombre de l'évaluation de la fonction Eq. 3.14 est calculé par une multiplication entre les deux optimiseurs. La pratique a prouvé que si deux algorithmes itératifs sont utilisés, la durée du processus sera trop long. On propose d'appliquer une seule fois l'algorithme itératif et de choisir une autre méthode plus rapide pour l'autre optimiseur.

Selon Forster et al. [2], la fonction objective de l'optimiseur 2 est une courbe quasi-quadratique. Cette observation est aussi démontrée par nous-mêmes comme dans la Figure 3.12. L'évaluation de la fonction équivalente des optimisations emboîtées est une tâche qui prend du temps. À la Figure 3.12, on a tracé 100 points pour visualiser la courbe à un certain moment. En pratique on vise à diminuer le nombre de points nécessaires pour reproduire la fonction objective à chaque moment pour limiter le temps d'exécution dans une fourchette raisonnable.

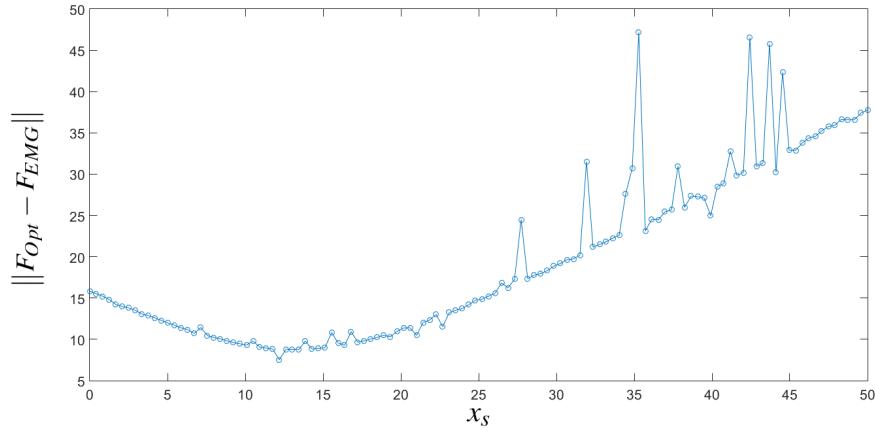


Figure 3.12 Écart Δ entre le résultat de l'optimisation F_{Opt} et la solution EMG F_{EMG}

Par conséquent, on propose d'appliquer la méthode GC pour l'optimiseur 1 car la fonction objective Eq. 3.14 est bien continue. Puis on choisit une autre méthode pour l'optimiseur 2. Tout d'abord, les algorithmes d'optimisation basés sur le gradient ne sont pas à utiliser ici, car on va tomber sur une solution locale. Par exemple à la Figure 3.12, si on initie de $x_s = 0$, un minimum local est trouvé à $x_s = 7$ environ et l'algorithme gradient s'arrête là. Pareillement elle s'arrête à $x_s = 45$ si on commence par $x_s = 50$ ou une valeur plus grande. L'algorithme génétique et l'algorithme Neural Network sont les dernières cartes pour une optimisation avec les données désordonnées, mais dans notre cas la fonction objective a une courbe de base évidente, donc ils ne sont pas les meilleurs choix. Il n'est pas possible de lisser la courbe non plus, parce que l'expression analytique de la fonction objective est dans une boîte noire. On peut évaluer la fonction sur un point, mais il

n'est pas possible de l'analyser analytiquement. Finalement, on trouve que la méthode du krigage s'adapte bien à notre but en donnant une courbe de base connue et des fluctuations.

3.6.1 Méthode du krigage

Le krigage est une méthode d'interpolation statistique permettant de construire le meilleur estimateur linéaire sans biais d'une fonction. Cette méthode a été développée par D.G. Krige en 1951 pour évaluer les ressources d'une mine d'or ([36]). En plus des points d'observation comme toutes les autres méthodes d'interpolation, la méthode du krigage requiert le choix des dérives et des fluctuations.

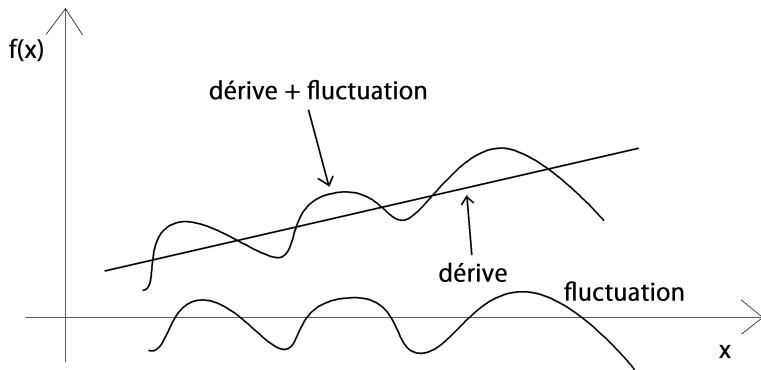


Figure 3.13 L'illustration de la méthode du krigage

En général, on peut considérer qu'une fonction est la somme des deux parties : une courbe de base, qui est appelée ici la dérive ($D(x)$), et une fluctuation ($W(x)$). L'avantage de la méthode du krigage est que, avec une dérive et une fluctuation appropriée, on peut interpoler la fonction avec moins de points d'observation, soit moins d'évaluation de la fonction objective. Selon la Figure 3.12, la dérive est une polynôme quadratique, et on suppose que la fluctuation est cubique. Selon la théorie de la méthode du krigage, la fonction krigée s'écrit dans la forme suivante :

$$\begin{aligned} f(x) &= D(x) + W(x) \\ &= d_1 + d_2x + d_3x^2 + \sum_{i=1}^n w_i|x_i - x|^3 \end{aligned} \tag{3.16}$$

où $x = [x_1, x_2, \dots, x_n]$ est le vecteur d'observation, n est le nombre d'observations et les coefficients d_i et w_i sont calculés par

$$\begin{pmatrix} |x_1 - x_1|^3 & \dots & |x_1 - x_n|^3 & 1 & x_1 & x_1^2 \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ |x_n - x_1|^3 & \dots & |x_n - x_n|^3 & 1 & x_n & x_n^2 \\ 1 & \dots & 1 & 0 & 0 & 0 \\ x_1 & \dots & x_n & 0 & 0 & 0 \\ x_1^2 & \dots & x_n^2 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} w_1 \\ \vdots \\ w_n \\ d_1 \\ d_2 \\ d_3 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} f_1 \\ \vdots \\ f_n \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix} \quad (3.17)$$

Le développement de l'équation matricielle 3.17 montre que la fonction $f(x)$ passe au-dessus de chaque point d'observation. Pour atténuer l'impact de la fluctuation, on ajoute une tolérance σ^2 sur la diagonale de la matrice à gauche, qu'on appelle l'effet pépite. L'effet pépite permet la courbe krigée de ne pas passer sur un point échantillonné s'il est loin de la ligne de base indiquée. L'ordre de grandeur des données est de 10 puissance 1 à 2, et l'erreur relative acceptable est supposée être de 10%, alors on peut calculer l'effet pépite :

$$\begin{aligned} \sigma^2 &= E[\varepsilon(x_i)^2] = E[(f(x_i) - f_i)^2] = E\left[\left(\frac{f(x_i) - f_i}{f_i} \cdot f_i\right)^2\right] \\ &= E[(10\% \cdot f_i)^2] = 1e^{-2} E[u_i^2] = 1e^{0-2} \end{aligned} \quad (3.18)$$

Finalement 8 évaluations sont réalisées en chaque moment, puis la méthode du krigeage est appliquée pour interpoler une fonction analytique. La Figure 3.14 montre le résultat de la méthode du krigeage pour le même moment que dans la Figure 3.12. Les points bleus représentent la vraie courbe qu'on veut approcher, les croix rouges sont les 8 points d'observation, la courbe rouge est la courbe krigée et le triangle inversé représente le minimum que l'algorithme détermine.

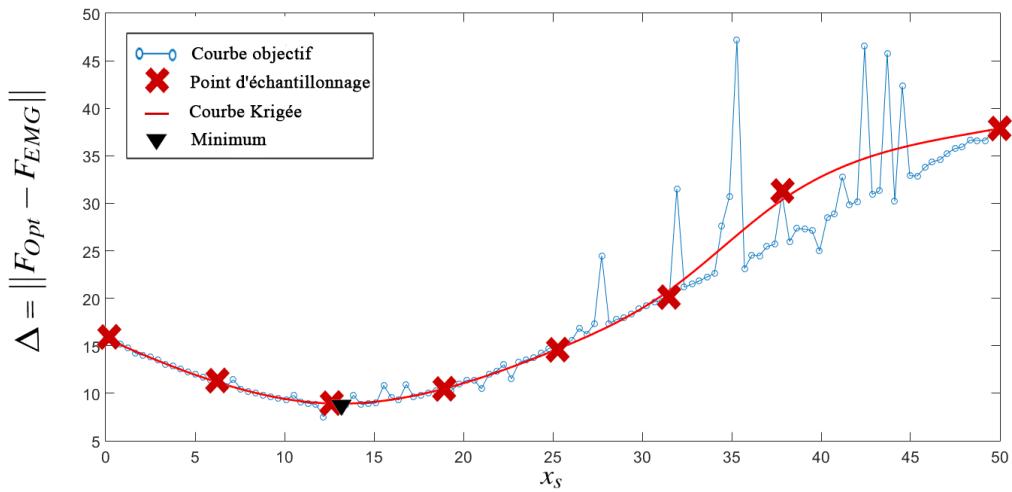


Figure 3.14 La courbe krigée vs. la fonction objective

Dans la Figure 3.14, l'avantage de la méthode du krigage est mis en évidence. Premièrement, elle permet de prédefinir le dérive. Dans ce cas là on a prédefinir le dérive comme quadratique. Deuxièmement, elle permet de traiter les points d'observation selon le dérive prédefini. P.ex. le 7^{me} point rouge n'est pas passé dessus parce qu'il est loin du dérive prédefini. Grâce à ces avantages on était capable de procéder l'interpolation avec une vitesse acceptable sur un grand nombre d'incrémentation du temps.

La Figure 3.15 montre les valeurs de variable x_s qui minimise Δ en fonction de pas de temps. Dans l'exemple on a enregistré 7 cycles dans 21 secondes, et en correspondance on observe 7 pics de co-activation dans la Figure 3.15.

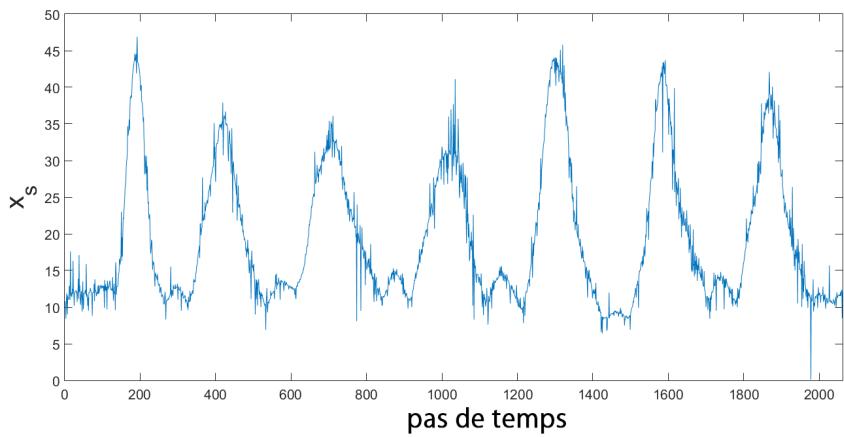


Figure 3.15 Coefficient de co-activation x_s en fonction du temps

3.6.2 Programmation génétique

En voyant la courbe dans la Figure 3.15, on est confiant qu'il existe une relation entre le mouvement et le coefficient de co-activation x_s . Il est naturel que l'ampleur de coopération varie au lieu d'être une constante car le mouvement change les positions relatives et l'état de contact entre les muscles. Pour savoir cette relation, on applique la méthode de la programmation génétique(PG).

Généralement, la programmation génétique est conçue pour générer un modèle non-linéaire d'input-output par la structure d'arbre. Dans notre cas spécifique, il est souhaitable que la PG puisse produire une expression arithmétique pour relier l'entrée et la sortie. Comme tous les algorithmes génétiques, le PG crée un arbre de population, et divise la population en différentes branches selon leurs caractéristiques. Le degré d'adaptation (fitness) de chaque sujet est évalué. Ceux qui sont mal adaptés sont jetés, puis le reste est reproduit pour garder les bonnes caractéristiques (gènes).

Une boîte à outils *gpols* [7] développée dans MATLAB est utilisée pour réaliser le PG. Cette

boîte à outils accepte deux entrées et produit une sortie : la première entrée i_1 notée comme $X = [x_1, x_2, \dots, x_n]$ est une entrée multi-vectorielle et la deuxième entrée i_2 notée comme Y est une entrée uni-vectorielle, puis le PG rend la projection mieux adaptée $Y = f(X)$. Dans la fonction de projection, les opérateurs “+”, “-” qui sont les opérateurs linéaires et “ \times ”, “ \div ”, “ \exp ” qui sont non-linéaires sont acceptés. La structure d’arbre peut toujours être décomposée lorsque l’opérateur est linéaire. Supposant qu’on ait déjà fini la reproduction, une Figure est prise de l’article de Madár et al. [7] pour montrer comment la décomposition de l’arbre fonctionne :

Dans l’exemple, l’opérateur de racine est un “+”, puis il est possible de le décomposer en deux sous-arbres A et B. L’opérateur de racine de A est encore linéaire, donc il est décomposé en C et D. L’opérateur de racine de B est non-linéaire, et finalement on a trois sous-arbres B, C et D. Alors le modèle est déterminé :

$$y = p_0 + p_1(x_3 + x_2)/x_1 + p_2x_1 + p_3x_3 \quad (3.19)$$

avec p_i sont les coefficients indéterminés.

De la même manière, on définit l’entrée i_1 comme l’enchâinement des quatre données cinématiques sélectionnées (angle q , vitesse angulaire \dot{q} , accélération angulaire \ddot{q} et couple inverse Q_{inv}) puis i_2 comme x_s calibrée dans la section 3.6.1. La population initiale est mise à 50 et la génération maximum est mise à 100. Enfin la PG nous donne une expression très simple :

$$x_s = 6.67Q_{inv} + 7.57; \quad (3.20)$$

La correspondance de x_s calibré et la courbe d’ajustement est validée dans la Figure 3.17 :

Il vaut la peine de remarquer que l’obtention de la formule 3.20 empirique implique les informations d’EMG, mais aucune information de l’EMG apparaît dans la formule elle-même. Quand il est appliqué sur un nouveau sujet, il suffit de simplement mesurer les coordonnées cinématiques du mouvement, faire la dynamique inverse pour obtenir Q_{inv} et utiliser Q_{inv} pour évaluer x_s .

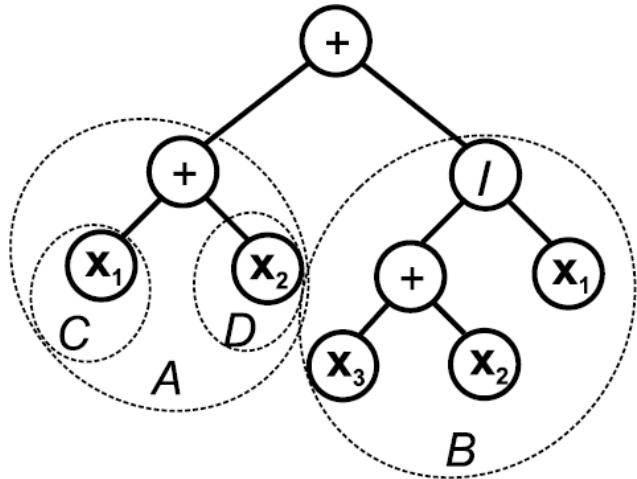


Figure 3.16 Décomposition d’une structure d’arbre dans PG([7])

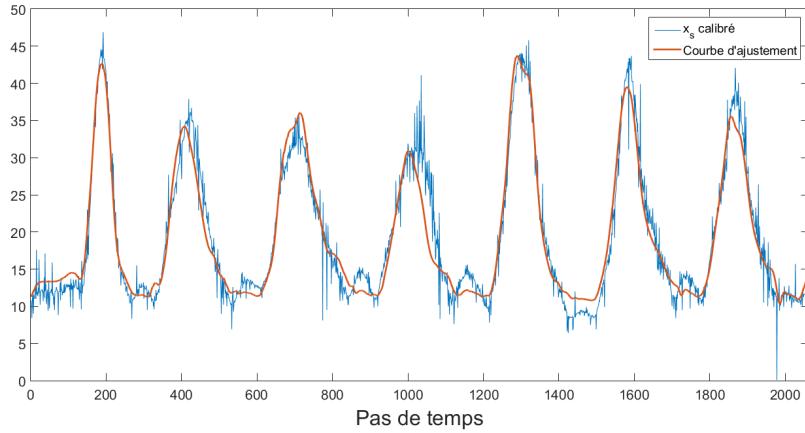


Figure 3.17 Résultat de la PG et l'entrée originale

3.7 Résultats

La fonction coût BCE a été validée par LOOCV. Un des sujets était exclu de la totalité de 17 successivement, puis la formule 3.20 était re-calibrée avec les 16 sujets restants. La nouvelle formule 3.20 était appliquée sur le sujet exclu pour évaluer ses forces musculaires pendant le mouvement. Finalement, cette évaluation était comparée avec la solution de la méthode d'EMG. Figure 4.4a montre les comparaisons entre muscles et entre méthodes de l'LOOCV.

Figure 4.4 montre les forces musculaires obtenues de différentes méthodes ainsi que les CPs entre eux. Tableau 3.2 liste les CPs de tous les sujets individuellement.

Tableau 3.2 CP sur les sujets individuels

Sujets	Corrélation croisée entre chaque méthode et la solution EMG															
	Méthode Crowninshield				Méthode Forster				Méthode BCE				Méthode EMG			
	BB	BR	BL	TB	BB	BR	BL	TB	BB	BR	BL	TB	BB	BR	BL	TB
1	0.7388	0.9608	0.7404	0.9014	0.7514	0.9603	0.7604	0.9091	0.9314	0.9290	0.7268	0.5397	1	1	1	1
2	0.9255	0.3179	0.3999	0.1646	0.9356	0.3932	0.3912	0.4028	0.9638	0.1340	0.9374	0.8509	1	1	1	1
3	0.9866	0.5003	0.5789	0.5625	0.9867	0.4903	0.5587	0.5838	0.9891	0.2821	0.9759	0.5916	1	1	1	1
4	0.9768	0.8580	0.4264	0.2094	0.9770	0.8769	0.3966	0.1453	0.9346	0.8703	0.9343	0.8633	1	1	1	1
5	0.9959	0.7956	0.2129	0.7680	0.9961	0.7971	0.2301	0.7774	0.9951	0.4150	0.6222	0.7548	1	1	1	1
6	0.9500	0.3084	0.0189	0.7327	0.9599	0.1159	0.0119	0.7550	0.9879	0.5210	0.6334	0.6860	1	1	1	1
7	0.9085	0.6117	0.2933	0.5502	0.7891	0.5759	0.2162	0.6511	0.7365	0.6254	0.9413	0.7139	1	1	1	1
8	0.9750	0.6267	0.4169	0.3405	0.9764	0.5525	0.4701	0.3593	0.9883	0.6029	0.5673	0.8774	1	1	1	1
9	0.8879	0.8063	0.0950	0.8511	0.8726	0.7347	0.2853	0.9212	0.9355	0.7694	0.9720	0.7198	1	1	1	1
10	0.9799	0.9795	0.9914	0.9180	0.9830	0.9732	0.9925	0.9182	0.5852	0.7139	0.9810	0.9492	1	1	1	1
11	0.6014	0.9819	0.5121	0.4597	0.6265	0.9779	0.3519	0.4892	0.6925	0.9979	0.8143	0.8633	1	1	1	1
12	0.4674	0.4212	0.7298	0.8164	0.4981	0.0537	0.8040	0.322	0.4279	0.7547	0.8353	0.7317	1	1	1	1
13	0.7892	0.7199	0.4795	0.6328	0.7907	0.7174	0.5088	0.7892	0.829	0.8321	0.9928	0.8920	1	1	1	1
14	0.7325	0.8562	0.6583	0.2892	0.7753	0.7592	0.6661	0.3530	0.9626	0.7681	0.0852	0.9837	1	1	1	1
15	0.8569	0.8190	0.4004	0.7848	0.7685	0.8112	0.4605	0.7704	0.9469	0.7048	0.9261	0.7997	1	1	1	1
16	0.7174	0.7228	0.2776	0.4669	0.5103	0.6008	0.1590	0.6843	0.7255	0.8280	0.7569	0.7259	1	1	1	1
17	0.7426	0.3550	0.3868	0.5793	0.8403	0.0000	0.4150	0.6431	0.9725	0.6105	0.8371	0.8828	1	1	1	1

CHAPITRE 4 ARTICLE 1 : USING A COST-FUNCTION BASED ON KINEMATICS AND ELECTROMYOGRAPHIC DATA TO QUANTIFY MUSCLE FORCES

Jiexiang Wen, Maxime Raison, Sofiane Achiche.

L'article dans ce chapitre a été soumis le 17 juillet 2017 pour publication dans le Journal of Biomechanics.

abstract

A reliable evaluation of muscle forces in the human body is highly desirable for several applications in both clinical and research contexts, especially for the follow-up of musculoskeletal pathologies in rehabilitation. Several models of muscle force distribution based on non-invasive measurements have been proposed since 1836 (Weber et Weber), amongst which the Crowninshield's one (1981), which maximizes a cost-function representing the muscle fiber endurance, is the most popular. It is worth noting that the Crowninshield's model is the most widely adopted notwithstanding its major limitations of physiological coherence. Forster et al. [2] pointed out that "these (conventional) criteria however do not predict co-contraction adequately". Besides, electromyographic (EMG)-driven models have been proposed to assess individual muscle forces, which are based directly on the measured EMG patterns. However, these approaches have not been broadly adopted, because of their complexity and the need for a calibration before each test. Nevertheless, the EMG-driven approach could lead to the identification of more advanced cost-functions, which would be physiologically more coherent with the muscle activations compared to the EMG-free cost-functions, and easier to use than the EMG-driven models, since based on a single cost-function without calibration. The objective of this paper is to propose the first cost-function combining kinematic and EMG data for the quantification of muscle forces during movement. In our database based on upper limb movements of 17 subjects, healthy or with cerebral palsy, the muscle force prediction of the proposed method was 18.8% more coherent with the EMG solution than the prediction of Crowninshield's method. In conclusion, we propose this cost-function for the quantification of muscle forces.

Keywords: EMG, Muscle forces, Optimization, Kriging method, Co-contraction, Elbow joint, Upper limb.

Abbreviation: EMG, Electromyographic; KEB, Kinematics and EMG Based; SHCP, Spastic Hemiplegic Cerebral Palsy; TD, Typically Developing; PSCA, Physiological Cross-Sectional Area; FE, Flexion/Extension; PS, Pronation/Supination; BB, Biceps Brachii; BR, Brachioradialis; BL, Brachialis; TB, Triceps Brachii; PCC, Pearson Correlation Coefficient.

4.1 Introduction

Muscles are the actuators of the human body. And generally, to perform a joint movement, several muscles over-act this joint. However, the quantification of the force exerted by each single muscle involved is not a trivial task. In fact, the muscle force distribution during movement remains one of the most fundamental problems in biomechanics, which has not yet been satisfactorily solved for more than 180 years. Indeed, since Weber et Weber [10] initiated the problem by proposing that a cost-function, Φ , should be optimized to compensate the redundancy of the muscle activation system, a lot of cost-functions have been brought forward, aiming at predicting the individual muscle force distribution without direct measurement on the muscle. Table 1 lists and briefly comments the evolutions of these cost-functions through time.

Among the methods listed in table 4.1, the Crowninshield's method is the most widely accepted and used in literature [38, 39]. However, Forster et al. [2] reported that conventional optimization criteria, including the Crowninshield's one, "do not predict co-contraction adequately". They argue that the activation of one muscle inevitably activates the adjacent ones, which is namely the hypothesis of co-contraction. Their cost-function in Eq. 4.5 minimizes the normalized force sum, also introducing the co-contraction factor x_s , which is a constant, to reflect the co-operation of multiple muscles. But in their method, this factor varies from subject to subject and is difficult to identify, which limits its practical use.

Besides, with the rapid development of technology on electromyographic (EMG) measurement, some EMG-driven methods that depend more on the measured EMG patterns than cost-functions appeared. These EMG-driven methods generally come with their own shortcoming, as they require more material and operations than conventional cost-function related methods [40]. Nevertheless, the EMG-driven approach could lead to the identification of more advanced cost-functions, which would be physiologically more coherent with the muscle activations compared to the EMG-free cost-functions, and easier to use than the EMG-driven models, since based on a single cost-function without calibration.

In this context, this paper aims to propose a novel cost-function combining the kinematic and EMG data to evaluate the muscle forces distribution during movement. The proposed cost-function will be compared to the results of the main cost-functions in the literature, including Crowninshield's one, in our database based on upper limb movements of 17 subjects, healthy or with cerebral palsy.

4.2 Methods

A flowchart in Figure 4.1 describes the work-flow of the proposed method.

Table 4.1 List of the main cost-functions Φ through time

Authors	Years	Cost-function	Comments
Weber et Weber	1836	-	Initial proposition of the problem. No cost-function was proposed.
Seireg et Arvikar	1973	$\Phi = \sum_{i=1}^N F_{m,i} \quad (4.1)$	Simple force sum criterion.
Penrod et al.	1974	$\Phi = \sum_{i=1}^N \gamma_i \cdot F_{m,i} \quad (4.2)$ <ul style="list-style-type: none">• γ_i: weighting factors.	Weighted force sum criterion. The way to calculate weighting factors were not specified.
Crowninshield et Brand	1981	$\Phi = \sqrt[n]{\sum_{i=1}^N \left(\frac{F_{m,i}}{PCSA_i} \right)^n} \quad (4.3)$ <ul style="list-style-type: none">• n: power, usually set to 2 or 3, depends on experimental data.	Maximum-endurance criterion. It performs better than previous attempts, and is broadly used today. A main shortcoming is that it does not predict co-contraction adequately.
Dul et al.	1984	$\Phi = \sum_{i=1}^N \frac{F_{m,i}}{PSCA_i} \quad (4.4)$	Minimum-fatigue criterion. Emphasize the importance of PSCA in optimization.
Forster et al.	2004	$\Phi = \sum_{i=1}^N \left(\frac{F_{m,i}}{F_{max,i}} - x_s \right)^2 \quad (4.5)$ <ul style="list-style-type: none">• x_s: constant co-contraction factor.	Minimum-force sum criterion with the presence of co-contraction factor. Not broadly used because of the limitation of constant factor x_s .

Standard notations for the cost-functions:

- $F_{m,i}$: force of the i^{th} muscle;
- $F_{max,i}$: maximum voluntary force of the i^{th} muscle;
- $PCSA_i$: cross-sectional area of the i^{th} muscle;
- N: total number of the considered muscles.

The kinematics data and EMG data were used to produce an EMG-driven solution. Meanwhile, a cost-function was created with an undetermined variable x_s , which was preset to get an initial cost-function solution. Then x_s was changed iteratively to minimize the difference *Delta* between

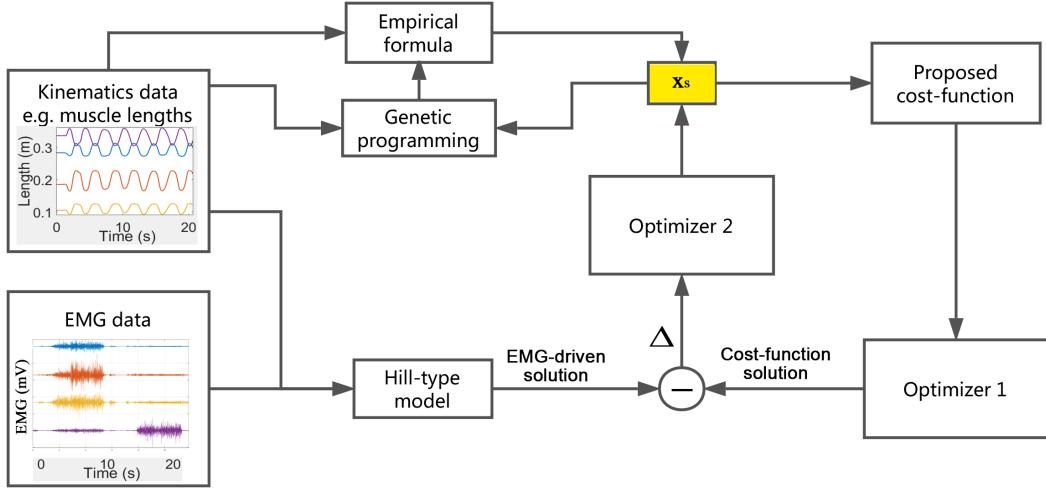


Figure 4.1 General description of the formulation of the proposed method

two sets of solutions. Finally, when the time series variable x_s was obtained, the relationship between x_s and kinematics data was researched by genetic programming (GP) then formulated into an empirical formula. Once the empirical formula was validated, x_s can then be calculated from solely kinematics data without the need of EMG data, therefore avoiding the shortcomings of the EMG-driven methods and gaining coherence of prediction thanks to the information extracted from the EMG data. If the relationship produced by GP is general enough over divers subjects, users can then use directly the empirical formula without calibrating themselves by GP. It is expected that the proposed method could be attractive for related researchers to provide more validations. This paper performs cross validation on a database of movement analyses on the upper limb, described in section 4.2.1, comparing the prediction of the Crowninshield's method, the Forster's method, the proposed kinematics-EMG data based (KEB) method and the EMG-driven method.

4.2.1 Experiment settings and protocol

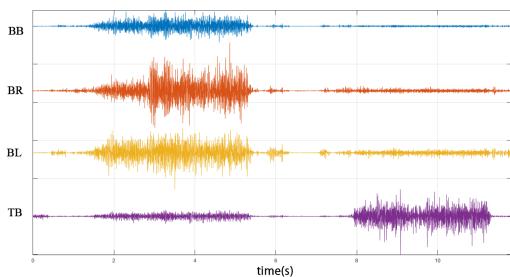
The database of movement came from a series of experiments described in the paper by our research team in Sarcher et al. [41], carried out with eleven typically developing (TD) children (eight boys, average age 9.0 ± 2.2 years old, min-max 5-12 years old) and six children with spastic hemiplegic cerebral palsy (SHCP) (five boys, average age 8.3 ± 2.0 years old, min-max 6-11 years old). The kinematics data were obtained with a 3D motion capture system composed of 12 cameras (T40S, VICON, Oxford) and reflective markers. At the same time, the EMG signals were measured with a wireless EMG device, FreeEMG300 (BTS Bioengineering, Milan, Italy). The placement of disposable self-adhesive surface Ag/AgCl electrodes (Covidien, Mansfield, MA, USA) and the preliminary treatments of raw EMG data were processed according to the SENIAM guidelines [20].

For more details about the protocol, the readers are referred to [41].

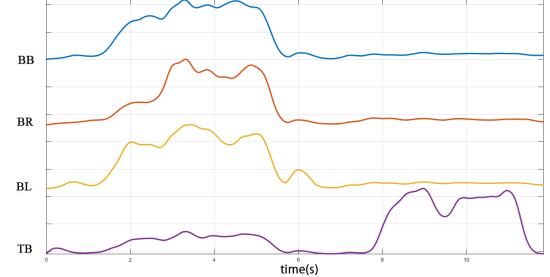
The studied movement in this paper is elbow joint flexion/extension (FE) movement, mainly involving $N = 4$ muscles: biceps brachii (BB), triceps brachii (TB), brachialis (BL), and brachioradialis (BR).

4.2.2 Classical processing of kinematic and EMG data

Through this experiment, the raw data of kinematics and EMG signal were obtained. On one hand, the kinematic data combined to a musculoskeletal upper limb model developed by [6] yielded a computational model using the multi-body modeling software ROBOTRAN [18], interfaced with MATLAB® (MATHWORKS®, USA). On the other hand, the EMG data were pre-treated according to the SENIAM guidelines to obtain muscle activation dynamic signals. These signals are known to provide reliable reference to corresponding muscle force, as reported by Gaudet et al. [9]. If we consider one subject in our database (10 years old, 1.48m, 44.5kg) as an example, the raw EMG signals and the activation dynamics signals are shown in Figure 4.2.



(a) Raw EMG signals



(b) Activation dynamics signals

Figure 4.2 EMG signals before and after treatment according to SENIAM guidelines

4.2.3 Muscle force quantification by EMG-driven modeling

The relationship between the muscle activations and the muscle forces is supposed to obey the Hill-type model, which is described in Eq.4.6, as summarized by Raison et al. [42].

$$F_m = F_{max} \cdot \underbrace{(a(t) \tilde{F}_l^{CE}(l_m) \tilde{F}_v^{CE}(v_m)}_{\text{active}} + \underbrace{\tilde{F}_l^{PE}(l_m)}_{\text{passive}} + \underbrace{b_m \tilde{v}_m}_{\text{damping}} \quad (4.6)$$

where:

- F_{max} is the maximal isometric force that a muscle can perform.

- $a(t)$ is the muscle activation, valued between 0 and 1, representing the muscle fiber recruitment rate.
- $\tilde{F}_l^{CE}, \tilde{F}_v^{CE}$ and \tilde{F}_l^{PE} represent respectively the active force-length, active force-velocity and passive force-length relations, which are defined by the Hill model [27].
- b_m is a damping factor, experimentally set to 0.1 [29].

According to the Hill-type model, the muscle force is proportional to the sum of an active term, a passive term, and a damping term. The scaling factor here is the maximum voluntary force. However, the maximum voluntary force varies from person to person. Therefore, a calibration process has to be carried out on each subject before processing with the Hill-type model. In the calibration step, the subjects were asked to hold a force sensor in static state and exert force on the sensor as they perform FE movements. As the actual forces F_m were measured as well as the corresponding activation signals $a(t)$, given the three relation function $\tilde{F}_l^{CE}, \tilde{F}_v^{CE}$ and \tilde{F}_l^{PE} , it is possible to calculate the maximum force F_{max} [43]. Let us insist on the fact that this maximum voluntary force does not change from static state to dynamic state. As a result, it is allowed to use these values in the calculation of the muscle forces in terms of dynamics.

As the activation dynamics signal has been normalized, the amplitude of $a(t)$ only has Boolean meaning. Thus, a global scaling of the amplitude was necessary to rescale the forces from the Hill-type model for that they satisfy the dynamics equilibrium. The principle of potential powers (PPP) is applied as the criterion of dynamics equilibrium [42], as illustrated in Eq.4.7, to relate the joint torque and the muscle forces around this joint.

$$Q_{inv} \cdot \Delta\dot{q} = \sum_{i=1}^N F_{m,i} \cdot \Delta\dot{l}_i \quad (4.7)$$

where Q_{inv} is the joint torque from inverse dynamics, $\Delta\dot{q}$ is the elbow potential angular velocity, $F_{m,i}$ is the i^{th} muscle force and $\Delta\dot{l}_i$ is the muscle potential linear velocity. Then, as proposed in Raison et al. [42], the absolute difference between left and right terms of the Eq.4.7 is minimized in the least-squares sense, using the *lsqnonlin* function from MATLAB, to identify the scaling factors for the activation dynamics signal. With the corrected activation dynamics signal $a(t)$, an EMG-driven solution is obtained by applying Eq.4.6. Admitting the reliability of EMG signals [30], the EMG-driven solution is considered as the “reference solution” for comparison purpose in the rest of the paper.

4.2.4 Proposition of a cost-function containing undetermined parameter

As announced, the EMG-driven methods, such as presented in Section 4.2.3, have not been broadly adopted, because of their complexity and the need for a calibration process before each test. This

is why many researchers prefer to use cost-function methods than EMG-driven methods. The goal of this section is to formulate a cost-function using not only kinematics but also EMG data. This KEB cost-function is calibrated on the solution provided by the EMG-driven method presented in section 4.2.1, in order to take the advantages of each type of methods. Once the cost-function is formulated, the method becomes standalone from the EMG data. However, thanks to the information obtained from the EMG signal, the KEB cost-function solution is expected to be more in concordance with the EMG-driven solution than the conventional methods, amongst which the Crowninshield's method is seen as being the most representative.

As mentioned in the introduction, the main limit of the conventional cost-function methods is the inadequate consideration of co-contraction. Therefore, the Forster's cost-function was chosen as the starting point, which is the only one considering the muscle co-contraction. However, the co-contraction factor x_s was no longer set to be a constant, which was the main limitation of Forster's cost-function. Instead, we set x_s to be the undetermined variable that should be formulated with EMG data. Meanwhile, the Forster's cost-function was modified by referring to the one of the Crowninshield's, because the Crowninshield's "maximum-endurance" criteria is obviously more advanced than the simple force sum criteria in the original Forster's cost-function. Finally, the PPP was integrated into the cost-function as a constraint to formulate the Lagrange form of cost-function Φ_L , as shown in Eq. 4.8.

$$\Phi_L(F_m, \check{\lambda}, x_s) = \left. \begin{aligned} & \sqrt[3]{\sum_{i=1}^N \left(\frac{F_{m,i} - x_s(t)}{PCSA_i} \right)^3} + \\ & \check{\lambda} \cdot \left\| Q_{inv} \cdot \Delta \dot{q} - \sum_{i=1}^N F_{m,i} \cdot \Delta \dot{l}_i \right\| \end{aligned} \right\} \begin{aligned} & \text{part A} \\ & \text{part B} \end{aligned} \quad (4.8)$$

where the notations of variables are the same as in Eq. 4.3 and 4.7, while the power n is experimentally fixed equal to 3. The physical meaning of the proposed cost-function is similar to the Crowninshield's cost-function. It represents the maximization of muscle endurance during movement, but integrated with a varying co-contraction factor x_s which represents the cooperation between muscles (part A). The PPP presents as an optimization constraint, with $\check{\lambda}$ being the modified Lagrange coefficient (part B). The problem here is that the form of this varying co-contraction factor is unknown, thus the next step consists of fixing the factor $x_s(t)$ using the kinematics data.

The optimization process for the factor x_s is formulated in Eq. 4.9.

$$x_s = \arg \min_{x_s} \left\{ \left[\arg \min_{F_m} \Phi_L(F_m, \check{\lambda}, x_s) \right] - F_{EMG} \right\} \quad (4.9)$$

where Φ_L is the objective function in Eq. 4.8 and F_{EMG} is the reference forces vector obtained

from EMG-driven method in Section 4.2.1. As seen in Eq. 4.9, a nested double-optimization is expected. The inner layer optimization provides the forces that minimize the cost-function Φ_L , while the outer layer optimization yields the value of x_s that minimizes the difference between the predicted forces F_m and the reference results F_{EMG} .

We propose to apply an iterative algorithm on the inner optimization and a direct evaluation on the outer optimization. Indeed, even if the MATLAB optimization toolbox provides several functions to solve optimization problems, those functions mainly use iterative algorithms and are therefore not a good fit to deal with nested problems as they would be highly time-consuming, since the number of iteration for the inner layer and the outer layer are multiplied.

Additionally, according to Forster et al. [2], the objective function of the outer optimization appears to be a quadratic-like curve open upwards. Given this information, it was allowed to sample the function at a minimum number of points and to evaluate the position of the minimum by interpolation, in order to reduce the global time complexity. As the objective function is known to be quadratic-like, the Kriging method [36] was chosen as the interpolation strategy. The advantage of the Kriging method is that it is possible to preset the baseline of the objective curve to be quadratic, then to modify the curve according to the sampled points' value [44]. Finally, the minimum difference between the EMG-driven solution and the KEB cost-function solution at each moment as well as the corresponding x_s were obtained.

Having obtained the time-series data of x_s , the next step is to look for the relationship between this variable and the kinematics data. Since the basic form of this relationship was not known, an evolutionary algorithm is used to extract it. In this paper, the genetic programming was used, which has been successfully applied in several applications [45] for determining the form of the mapping function between two groups of data. The theoretical basis of the type of GP used here can be found in Madár et al. [7], and a MATLAB toolbox *gpols* developed by the same research team was used in this paper.

The *gpols* toolbox accepts a first multiple-vector input i_1 noted as $X = [x_1, x_2, \dots, x_n]$ and a second single-vector input i_2 noted as Y . The output of the algorithm is the best-fitted mapping function $Y = f(X)$. This function f can contain any combination of the variables in X with the arithmetic symbols “+”, “-”, “ \times ”, “ \div ” and “ e ” which represents the exponential function. Not all variables in X necessarily appears in the relationship f . The experimentally calibrated array x_s was entered as i_1 and four selected kinematics data of the elbow joint movement (joint angle q , rotating velocity \dot{q} , angular acceleration \ddot{q} , inverse joint torque Q_{joint}) were entered as i_2 . The GP was run separately on the TD group and the SHCP group. The GP respectively yields a mapping function f on each group dominated by a linear relationship between x_s and solely the joint torque Q_{joint} among four kinematics data. To visualize the result of GP, the time-series values of x_s and Q_{joint} of both groups

were averaged as illustrated in Figure 4.3.

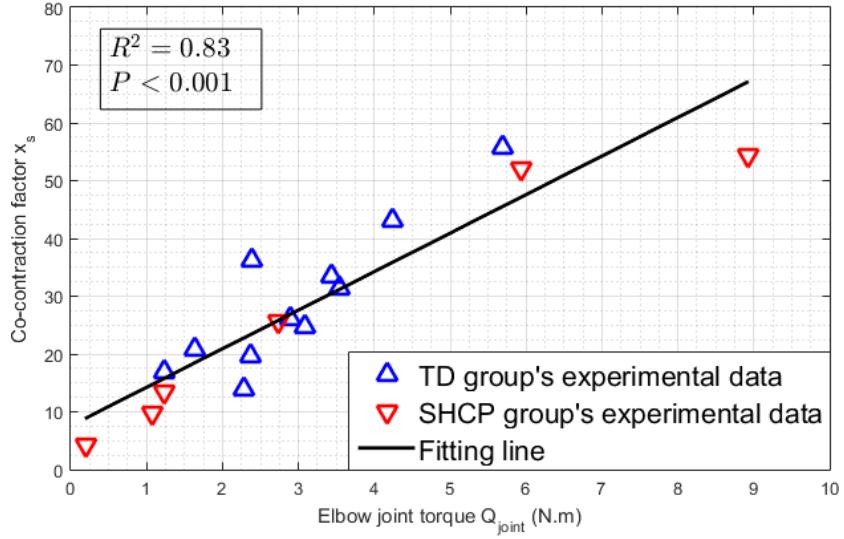


Figure 4.3 Linear relationship given by GP

Figure 4.3 shows that the KEB cost-function is equally functional on TD subjects or SHCP subjects. Given the consistency on divers types of subjects, the GP was applied on all of the 17 subjects to get a global result. Finally, we calculated the linear coefficients by linear regression. The empirical formula to obtain x_s is described in Eq. 4.10.

$$x_s = 6.67Q_{joint} + 7.57 \quad (4.10)$$

where Q_{joint} is the joint torque and x_s is the co-contraction factor to be used in Eq. 4.8. Eq. 4.10 enables us to compute x_s from the joint torque Q_{joint} which can be calculated solely from kinematics data instead of EMG data. The p-value of the regression inferior than 0.001 leads to the general feasibility of the proposed KEB method, which is the main goal of this paper.

To validate our results, the leave-one-out cross-validation (LOOCV) was used as in Bashir et Thomson [37]. One subject was excluded from the total 17 subjects successively and the temporary linear coefficients in Eq. 4.10 was calculated with the remaining 16 subjects. Then the temporary mapping function Eq. 4.10 was used to predict the muscle force distribution on the excluded subject and evaluate the prediction by calculating the Pearson correlation coefficient (PCC) value between the prediction and the correspondent EMG-driven method solution. The PCC is defined in Eq. 4.11.

$$\rho_{A,B} = \frac{\text{cov}(A, B)}{\sigma_A \sigma_B} \quad (4.11)$$

where:

- $\text{cov}(A, B)$ is the covariance calculated by $E[(A - \mu_A)(B - \mu_B)]$, with $E[A]$ the expected value of dataset A and μ_A the average value of dataset A;
- σ_A and σ_B are the standard deviation of dataset A and B;

PCC indicates how relevant two sets of data are. It is chosen to evaluate the quality of prediction because it infers essentially the coherence between the predicted force pattern and the EMG pattern.

4.3 Results

Table 4.2 lists the averaged PCC values and the standard deviations over 17 LOOCV tests. We compared the predicted forces to the Crowninshield's cost-function, the Forster's cost-function with x_s fixed to be 0.25, the KEB cost-function and the EMG-driven method. The last value of each muscle is always equal to 1 because it represents the autocorrelation coefficient without lag, and no standard deviation is applicable.

Table 4.2 LOOCV results

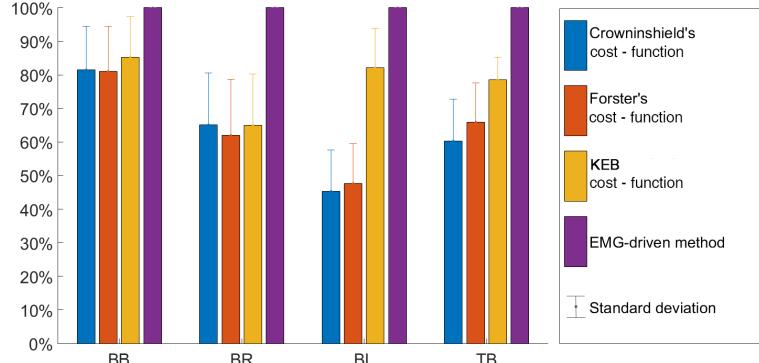
Muscles	PCC values \pm standard deviations			
	Crowninshield's cost-function	Forster's cost-function	KEB cost-function	EMG-driven method
BB	0.82 ± 0.13	0.81 ± 0.13	0.85 ± 0.12	1
BR	0.65 ± 0.15	0.62 ± 0.17	0.65 ± 0.15	1
BL	0.45 ± 0.12	0.48 ± 0.12	0.82 ± 0.12	1
TB	0.60 ± 0.12	0.66 ± 0.12	0.78 ± 0.07	1

The 17 subjects were re-divided into a TD group (11 subjects) and a SHCP group (6 subjects), to study the impact of SHCP on the robustness of the prediction when faced with different populations. Table 4.3 lists the results of the tests on TD group and SHCP group.

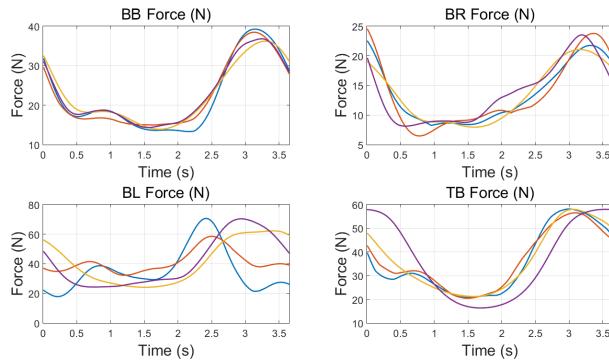
Table 4.3 Separate tests on TD group and SHCP group

Muscles	PCC values \pm standard deviations						
	Crowninshield's cost-function		Forster's cost-function		KEB cost-function		EMG-driven
	TD	SHCP	TD	SHCP	TD	SHCP	method
BB	0.91 ± 0.06	0.73 ± 0.17	0.91 ± 0.05	0.69 ± 0.20	0.90 ± 0.06	0.76 ± 0.21	1
BR	0.73 ± 0.12	0.59 ± 0.25	0.71 ± 0.14	0.52 ± 0.31	0.70 ± 0.15	0.66 ± 0.15	1
BL	0.45 ± 0.12	0.35 ± 0.10	0.45 ± 0.12	0.39 ± 0.18	0.84 ± 0.08	0.64 ± 0.32	1
TB	0.59 ± 0.13	0.52 ± 0.21	0.63 ± 0.12	0.61 ± 0.17	0.76 ± 0.05	0.74 ± 0.12	1

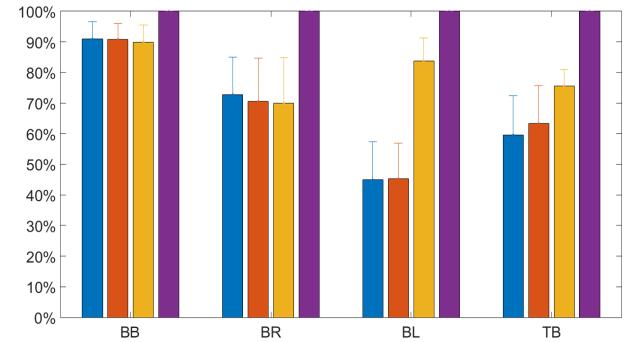
Figure 4.4 illustrate averaged forces in addition to the results in tables 4.2 and 4.3.



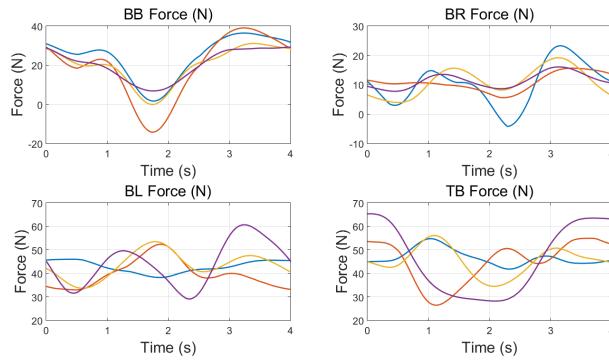
(a) PCC values from LOOCV over all subjects.



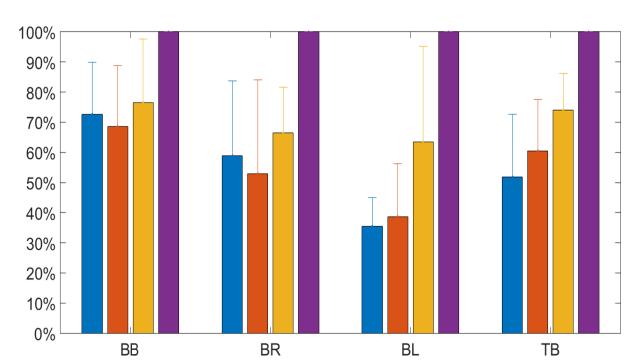
(b) Forces of TD subjects



(c) PCC values of TD subjects



(d) Forces of SHCP subjects



(e) PCC values of SHCP subjects

Figure 4.4 Cross method comparisons of force prediction results on TD subjects and subjects with SHCP respectively and PCC values between Crowninshield's cost-function, Forster's cost-function, KEB cost-function and reference EMG-driven method

4.4 Discussion

First, from Figure 4.4a one can see that the KEB cost-function predicts muscle forces more coherent with the EMG-driven solution, which is the reference solution, than Crowninshield's cost-function

and the Forster's cost-function. Therefore, the KEB cost-function is more coherent with the actual force values than conventional ones. To quantify the advantage of the KEB cost-function, we used the simple relative difference in Eq. 4.12, which indicates how much one PCC is greater than another.

$$\Delta_r = (PCC_a - PCC_b)/PCC_a \times 100\% \quad (4.12)$$

The calculations give out that the averaged Δ_r over four muscles between the KEB cost-function and the Crowninshield's cost-function is 18.8%, and that between the KEB cost-function and the Forster's cost-function is 17.4%.

The PCC values of the KEB cost-function of the BB, BL and TB are more than 75%, which is the threshold to represent good coherences in statistics [46], while those ones of the Crowninshield's cost-function and the Forster's cost-function are not that satisfying. Except for the BB, none of the PCCs of the rest muscles of the Crowninshield's cost-function and the Forster's cost-function reaches the threshold of 75%. The greatest differences are found on the BL, with the Crowninshield's method and the Forster's method yielding erroneous PCCs lower than 50%. This is due to their inadequacy to consider co-contraction of muscles, because the BL is not a dominant muscle for the FE movement, the influence of co-contraction is more important on the BL than on other muscles.

The KEB cost-function considering the co-contraction predicts equally well each muscle force. It is believed that the information encapsulated in the EMG signals causes the improvement. It is always worth noting that although we used EMG data to formulate the cost function, it is no longer dependent on the EMG data since the empirical Eq. 4.10 is validated over divers subjects, therefore not increasing usage complexity.

Furthermore, when comparing the Figures 4.4b, 4.4c and 4.4d, 4.4e, we can conclude that the KEB cost-function works better with TD subjects than with SHCP subjects. These results confirm that SHCP has considerable impact on the quantification of muscle forces. Averagely speaking, the PCC values of the prediction with TD subjects is 9.71% higher than with SHCP subjects. In Figure 4.4c, we are not surprised to find that on TD subjects, the PCCs of the KEB cost-function reaches almost 90% on BB and BL, and at least 70% on BR. Meanwhile, in Figure 4.4e, one can see that all the PCCs for SHCP subjects of the KEB cost-function are around or lower than the threshold of 75%. This is due to the changing of muscle activation mode affected by SHCP, which is essentially a neuromuscular disease. Different levels of nerve damage on different SHCP subjects surely results in different pattern in activating muscles.

Despite this limitation, the KEB cost-function performs higher PCCs than conventional methods even on subjects with SHCP, especially on BL and TB muscles. The TB is difficult to model owing

to its complicated non-direct-link modelling. The BL muscle is principally located on the forearm and is therefore also affected by the pronation/supination (PS) movement. The BB muscle is always the best predicted because it is a dominant actuator of the FE movement, and its real state is very similar to how it is modelled in our musculoskeletal model. If we look into each group separately, on TD subjects, the KEB cost-function's prediction is 15.90% better than the Crowninshield's cost-function and 15.43% better than the Forster's cost-function. On SHCP subjects, these superiorities are respectively 19.22% and 18.57%. The larger difference between methods on SHCP subjects shows that the KEB cost-function has more adaptability to irregular conditions. We also found that the standard deviation is larger on SHCP subjects (min-max: 12.15%-31.64%) than on TD subjects (min-max: 5.42%-14.86%), because the individual differences are larger between SHCP subjects than between TD subjects.

Last but not the least, since the KEB cost-function is validated on various subjects with considerably low p-value, it is suggested that Eq. 4.10 be used directly without the need of recalibration. This makes the KEB cost-function a method more reliable than conventional ones but still easy to use.

4.5 Conclusion and perspectives

The objective of this study was to propose the first cost-function combining kinematic and EMG data for the quantification of muscle forces during movement. In our database based on upper limb movements of 17 subjects, healthy or with cerebral palsy, the muscle force prediction of the proposed method was 18.8% more coherent with the EMG solution than the prediction of Crowninshield's cost-function when tested on a database of 17 subjects. Moreover, the KEB cost-function does not require EMG data during usage, which makes it more convenient to clinical and research applications than EMG-driven methods. In conclusion, we propose this cost-function for the quantification of muscle forces.

As a perspective, the proposed KEB cost-function could lead to practical applications for which the quantification of muscle forces is desirable. For example, for the follow-up in rehabilitation, KEB cost-function could help to correct improper patient posture to prevent muscle overworks by fast muscles force evaluation. Additionally, manufacturers of bionic muscles or prosthesis could be interested by a more reliable method for muscle force evaluation [47]. Also, in sports, the KEB cost-function could provide a more advanced way to evaluate the muscle forces only by videos [48], which could lead to specific training plans for athletes [49].

CHAPITRE 5 DISCUSSION GÉNÉRALE

5.1 Analyse des résultats

Globalement, les résultats obtenus sont compatibles avec les attentes. L'objectif, qui était de développer une nouvelle fonction coût pour l'évaluation des forces musculaires dynamiques en combinant les données cinématiques et EMG, a été atteint. La fonction coût BCE s'est montrée plus valable que la fonction coût de Crowninshield et la fonction coût de Forster avec la validation sur 17 sujets avec ou sans SHCP. Dans cette partie on fait analyse des résultats des objectifs spécifiques.

Premièrement, pour la calibration en régime statique, l'objectif spécifique O_1 est l'obtention des forces volontaires maximales. Les calculs étaient réalisés via le modèle de Hill. Dans le modèle de Hill, il existe 4 termes dont le sens physique est déjà défini, mais la fonction concrète a plusieurs versions selon différents articles dans la littérature [27, 24, 28]. Ils sont : les trois fonctions entre les efforts et les données cinématiques \tilde{F}_l^{CE} , \tilde{F}_v^{CE} et \tilde{F}_l^{PE} , plus un terme d'amortissement b_m . Les fonctions qu'on utilise actuellement sont une des options qui permettent de régler les forces volontaires maximales dans une fourchette raisonnable, mais il n'y a aucun moyen pour garantir qu'elles soient les meilleures options pour notre situation. Ainsi, il est observé que même si la valeur de la force maximale varie entre sujets, la proportion entre différents muscles du même sujet ne change pas beaucoup. Dans la majorité des cas la force TB est la plus grande, puis BB, BL et BR successivement. Cet ordre est aussi logique parce que la BR est un fléchisseur principalement localisé sur l'avant-bras tandis que les 3 autres sont sur le bras. De plus, les sujets avec SHCP sont moins réguliers que lesquels DT par rapport aux forces volontaires maximales.

Ensuite, le modèle de Hill est appliqué sur les données cinématiques pour évaluer les forces en régime dynamique (O_2). Le résultat est bien agréable (Figure 3.10). Un déphasage est toujours observé entre le TB et les trois autres muscles car le mouvement FE active les muscles fléchisseurs et extenseurs en séquence. L'amplitude de la force TB est plus élevée parce que dans un mouvement FE de fréquence basse (0.35Hz), le TB joue un rôle important de stabiliser l'avant-bras. En cas d'un mouvement FE vertical sous gravité, l'extension de l'avant-bras est facilitée par la gravité au lieu du TB. Les 4 muscles coopèrent pour maintenir l'équivalence pendant la descente de l'avant-bras. Ceci explique aussi pourquoi le facteur de co-activation x_s est plus élevé quand le TB est activé. En outre, il est prédit que quand la fréquence du mouvement est plus élevée, le déphasage entre BB et TB augmente et l'amplitude de TB diminue. Dans les analyses plus haut, l'effet de gravité est souligné. L'humain sur la terre exerce toujours des forces pour lutter contre la pesanteur de son corps même en état statique. En mouvement, cette force inertielle impacte sur la manière par laquelle le SNC

commande une force musculaire, et cette manière est exactement ce qu'on veut démontrer dans notre fonction coût. On est d'accord qu'on doit réapprendre comment bouger notre corps dans l'espace ; ça veut dire la fonction coût change selon qu'on est sous gravité ou non. Néanmoins il est très difficile à intégrer cet impact dans une fonction coût conventionnelle parce qu'elles sont indépendantes du mouvement. Par contre, l'addition de x_s , qui est une fonction des informations du mouvement, peut plus ou moins ajouter des liens entre la fonction coût et le mouvement actuel.

Malgré les discussions ci-haut, certaines fonctions coût traditionnelles fonctionnent pas mal bien sur notre base de données, comme celle de Crowninshield. C'est aussi pour cette raison qu'elle est populaire dans le domaine. Comme montré dans la Figure 3.11, le critère de simple somme des forces n'a pas réussi à prédire la force TB. Les valeurs de la force TB sont toujours 0 parce que dans FE, le TB est co-activé pour garder l'équilibre, et ce critère néglige à considérer la co-activation des muscles. D'une manière similaire le critère de minimisation d'énergie a produit la force TB petite. Cependant, tous les 4 modèles ont les prédictions de la force BB très identiques à la forme d'EMG mesurée sur le BB. Cette observation indique que la prédiction sur un muscle dominant pendant un mouvement est plus facile que sur un muscle non-dominant, à cause du fait que l'impact de co-activation est plus remarquable quand le muscle est co-activé. Cette partie de la recherche met en évidence les caractéristiques de succès et échec pour une fonction coût, ce qui nous permet d'avancer pour les objectifs O_4 et O_5 .

Avec l'aide de la méthode de Krigeage et la boîte à outils d'optimisation de MATLAB, on est capable d'obtenir les valeurs du facteur x_s pour chacun des sujets. On attend à ce qu'il existe une façon assez générale pour calculer x_s avec les données cinématiques. Avec PG on a trouvé qu'une relation linéaire se montre entre le x_s et la couple inverse du joint (Figure 4.3). Cette relation avec la valeur R de 0.83 et la valeur P inférieure à 0.001 donne de la praticité à la fonction coût BCE. On peut constater dans la Figure 4.3 que ce soit un sujet DT ou un sujet SHCP, cette relation linéaire est également respectée. La torque inverse du joint peut être calculée par dynamique inverse avec les données cinématiques. Avec la formule 3.20 il est possible d'évaluer les forces musculaires de façon plus fiable sans augmenter le nombre de mesures.

La fonction coût BCE a été validée par LOOCV. On a constaté que la fonction coût BCE est plus cohérente avec la solution d'EMG par rapport à la fonction coût de Crowninshield et la fonction coût de Forster. La fonction coût BCE est donc plus cohérente avec les forces réelles parce qu'on considère la solution d'EMG comme la solution de référence. Le calcul de différence relative montre que la valeur moyennée de CP de la fonction coût BCE est 18.8% plus grande que celle de la fonction coût de Crowninshield et 17.4% plus grande que celle de la fonction coût de Forster. Les valeurs de CP de la fonction coût BCE sur BB, BL et TB sont plus grandes que 75%, ce qui est un seuil représentant une "bonne cohérence" en statistiques. Pour la fonction coût de Crowninshield

et de Forster, seulement les CPs de BB atteignent 75%. La plus grande différence est trouvée sur le BL, avec des CPs de la fonction coût de Crowninshield et de Forster qui sont inférieurs à 50%, ce qui indique “pas de cohérence” en statistiques. Cette différence prouve que la considération de la co-activation peut effectivement apporter des améliorations.

Dans les figures 4.4d et 4.4e, même si aucune méthode prédit parfaitement les forces sur les sujets avec SHCP, la fonction coût BCE est évidemment plus appropriée que les deux autres. Avec des sujets DT la fonction coût BCE est 15.90% plus cohérente que la fonction coût de Crowninshield et 15.43% plus grande que celle de Forster. Avec des sujets SHCP la fonction coût BCE est 19.22% mieux que la fonction coût de Crowninshield et 18.57% plus grande que celle de Forster. Ceci indique que la fonction coût BCE a une meilleure adaptabilité dans des conditions diverses. Même si la fonction coût BCE est la meilleure, les valeurs de CP sur les 4 muscles sont autour de 75%, ce qui n'est pas très satisfaisant. Les calculs montrent que les valeurs de CP avec les sujets DT est 9.71% plus grande que les sujets avec SHCP. Ces résultats confirment que le SHCP a un impact considérable sur la quantification des forces musculaires. C'est logique parce que le SHCP est une maladie neuromusculaire, qui change légèrement la manière de l'activation des muscles par rapport aux sujets DT. Malgré tout, selon Figure 4.3, on croit que la fonction coût BCE est valable sur les sujets SHCP. Figure 4.4 montre aussi les écart-types des résultats. On a observé que les écart-types pour les sujets SHCP (min-max : 12.15%-31.64%) sont plus grandes que pour les sujets DT (min-max : 5.42%-14.86%). C'est aussi logique parce que la différence individuelle est plus grande entre sujets SHCP qu'entre sujets DT.

5.2 Analyse du temps d'exécution

Idéalement, si l'algorithme est assez rapide, l'évaluation des forces pourra être réalisée en temps réel ; alors l'application sera très pratique. Cependant, malgré plusieurs optimisations du codage et de l'algorithme, le temps d'exécution n'arrive toujours pas à diminuer de façon significative. Selon l'analyseur de temps d'exécution de MATLAB, le code prend environ 3 minutes de temps. La fonction d'optimisation *fmincon* prend un grand pourcentage de temps, elle est appelée par presque toutes les parties de l'algorithme, prenant 149 secondes. La résolution des équations partielles (*ode45*) prend à peu près 9 secondes. L'affichage des figures prend moins de 5 secondes, et le reste du code ne prend pas beaucoup de temps. La consommation de temps est induite dans le tableau 5.1 partie par partie. Le code est lancé sur un PC avec le processeur d'Intel(R) Core(TM) i7-6700HG, la fréquence d'horloge de CPU est 2.60GHz. Selon le tableau 5.1, si on utilise la formule 3.20 et les données pures cinématiques, cela prend environ 2 minutes pour évaluer les forces ; s'il est nécessaire de re-calibrer le coefficient x_s , ça prend environ 20 minutes.

Tableau 5.1 Temps d'exécution

Fonctions	Temps d'exécution (s)
Calibration pour les forces volontaires maximales	(7.902) ^{*1}
Formation du modèle de Hill	(6.776)
Solution EMG	(6.468)
Revue des méthodes classiques	(33.769*nombre de méthode ^{*2})
Re-calibration de x_s	(991.258)
Application de la fonction coût BCE	130.056
Temps total simple	130.056
Temps total complexe	1142.460

*1. Les chiffres entre parenthèses sont les termes nécessaires quand et seulement quand il faut re-calculer x_s . Au cas où le sujet testé n'est pas typique et quand les données EMG sont disponibles, il est suggéré de refaire la calibration pour le coefficient x_s .

*2. Cette fonction sert à comparer avec une autre méthode. Elle est parfois applicable même si la solution EMG n'est pas disponible. Le nombre de méthodes varie selon la nécessité.

5.3 Succès et échec

Le plus grand succès dans ce projet est que la fonction coût BCE s'est révélée être mieux adaptative pour une diversité des sujets sur le membre supérieur que les fonctions coût conventionnelles dans la littérature. Cette fonction coût basée sur un facteur de co-activation x_s , dont l'expression concrète est calibrée avec des données du signal EMG, présente une bonne prédition des forces sur notre base de données. Ainsi, le processus pour calibrer le coefficient indéterminé est répétitif, en cas de conditions très différentes. Pour les échecs, l'algorithme n'arrive pas à prédire les forces sur les sujets avec SHCP aussi bien que les sujets DT. Cela concerne plusieurs limites du projet. Premièrement, les études disponibles sur les efforts aux articulations du membre supérieur d'enfants sains et avec un SHCP est trop peu nombreux. Lobo-Prat et al. [50] a étudié les couples sur des adultes DT et un adulte avec un traumatisme médullaire au cours du mouvement de "reach and grasp", mais aucune mesure d'EMG n'a été prise. Deuxièmement, le nombre des sujets avec SHCP disponible dans notre base de données est minime, nous bloquant de calibrer une fonction coût spécifique pour eux. De plus, les sujets d'un âge moyen de moins de 10 ans n'étaient pas assez patients pour un essai durant plus que 2h pour chacun. Par conséquent, leurs mouvements sont parfois déformés. Par exemple, ils mélangeant le mouvement FE avec le PS, ou ils diminuent la gamme du mouvement, etc. Dans ce cas-là l'identification de phase du mouvement est difficile à réaliser, les étapes suivantes sont aussi dérangées (Tableau 3.1). Par ailleurs, le modèle musculo-squelettique utilisé pour notre calcul n'est pas assez optimisé, surtout au niveau des muscles. La fonction coût BCE n'est pas encore testée sur l'autre partie du corps humain, c'est aussi une limite du projet. Dernièrement,

la solution de référence ne peut jamais être validée parce qu'une mesure directe n'est quasiment pas disponible. Pour pouvoir améliorer la qualité de ce projet, il y a encore un long chemin à parcourir.

5.4 Perspectives

L'application de cette recherche est vaste, parce qu'essentiellement elle relie les coordonnées dans l'espace avec les forces musculaires individuelles. Dans le génie de la réadaptation, on peut utiliser cette technique pour corriger la posture d'un patient ou pour éviter le surmenage d'un certain muscle. Dans le domaine robotique, pour un bras robotique avec des muscles artificielles hydrauliques ou pneumatiques, ou une prothèse bionique, il est important de savoir comment chacun des muscles contracte pendant un mouvement aléatoire. En dehors du domaine biomédical, par exemple dans le domaine sportif, on peut prendre la vidéo de l'athlète avec un système de plusieurs caméras, analyser les forces exercées, et élaborer un programme d'exercice spécifiquement. Telle que menée au début de ce mémoire, l'acquisition des forces musculaires est toujours intéressante.

CHAPITRE 6 CONCLUSION ET RECOMMANDATIONS

L'objectif de développer une nouvelle fonction coût plus appropriée qu'auparavant pour évaluer des forces musculaires pendant le mouvement est atteint. Cette méthode fondée sur les données cinématiques et EMG, que l'on appelle la méthode BCE, est validée avec les échantillons des 17 sujets avec ou sans SHCP. L'évaluation des forces musculaires de la fonction coût BCE est 18.8% plus cohérente avec la solution d'EMG que la fonction coût de Crowninshield, qui est la méthode la plus populaire aujourd'hui pour ce fait. Une formule empirique est établie avec l'aide des signaux EMG pour relier les données cinématiques et le facteur de co-contraction x_s . Il est démontré que cette formule empirique est générale et aussi fiable sur une diversité des sujets. De plus, la fonction coût BCE n'a pas besoin de mesurer l'EMG pendant l'utilisation. La fonction coût BCE est une méthode plus avancée mais facile à utiliser. On propose que cette fonction coût soit utilisée pour l'évaluation des forces musculaires, pour remplacer en particulier la fonction coût traditionnelle de Crowninshield.

RÉFÉRENCES

- [1] Roy D Crowninshield et Richard A Brand. A physiologically based criterion of muscle force prediction in locomotion. *Journal of biomechanics*, 14(11) :793–801, 1981.
- [2] E Forster, U Simon, P Augat, et L Claes. Extension of a state-of-the-art optimization criterion to predict co-contraction. *Journal of biomechanics*, 37(4) :577–581, 2004.
- [3] Aurélie Sarcher. *Mouvements du membre supérieur chez les enfants hémiplégiques spastiques : analyse cinématique et électromyographique*. PhD thesis, École Polytechnique de Montréal, 2014.
- [4] Muscles of the upper arm. <http://teachmeanatomy.info/upper-limb/muscles/upper-arm/>, 2017. Accessed : 2017-01-23.
- [5] Brachioradialis. <https://en.wikipedia.org/wiki/Brachioradialis>, 2017. Accessed : 2017-01-23.
- [6] Maria Laitenberger, Maxime Raison, Delphine Périé, et Mickael Begon. Refinement of the upper limb joint kinematics and dynamics using a subject-specific closed-loop forearm model. *Multibody System Dynamics*, 33(4) :413–438, 2015.
- [7] János Madár, János Abonyi, et Ferenc Szeifert. Genetic programming for the identification of nonlinear input- output models. *Industrial & engineering chemistry research*, 44(9) :3178–3186, 2005.
- [8] Andrea d’Avella, Philippe Saltiel, et Emilio Bizzi. Combinations of muscle synergies in the construction of a natural motor behavior. *Nature neuroscience*, 6(3) :300–308, 2003.
- [9] Guillaume Gaudet, Maxime Raison, Sofiane Achiche, Fabien Dal Maso, Grégory Musy, et Mickael Begon. Solutions to the muscle redundancy problem : From an undeterminate to a deterministic problem. In *11th World Congress on Computational Mechanics (WCCM XI), Barcelona, Spain*, 2014.
- [10] Wilhelm Weber et Eduard F Weber. *Mechanik der menschlichen Gehwerkzeuge : eine anatomisch-physiologische Untersuchung*, volume 1. Dietrich, 1836.
- [11] Arvikar Seireg et RJ Arvikar. A mathematical model for evaluation of forces in lower extremities of the musculo-skeletal system. *Journal of biomechanics*, 6(3) :313–326, 1973.
- [12] DD Penrod, DT Davy, et DP Singh. An optimization approach to tendon force analysis. *Journal of Biomechanics*, 7(2) :123–129, 1974.

- [13] J Dul, GE Johnson, R Shiavi, et MA Townsend. Muscular synergism—ii. a minimum-fatigue criterion for load sharing between synergistic muscles. *Journal of biomechanics*, 17(9) :675–684, 1984.
- [14] Fabien Leboeuf, Guy Bessonnet, Pascal Seguin, et Patrick Lacouture. Energetic versus sthenic optimality criteria for gymnastic movement synthesis. *Multibody System Dynamics*, 16(3) :213–236, 2006.
- [15] Frank C Anderson et Marcus G Pandy. Dynamic optimization of human walking. *Journal of biomechanical engineering*, 123(5) :381–390, 2001.
- [16] Carlos Quental, João Folgado, Jorge Ambrósio, et Jacinto Monteiro. A multibody biomechanical model of the upper limb including the shoulder girdle. *Multibody System Dynamics*, 28 (1-2) :83–108, 2012.
- [17] Michael H Schwartz et Adam Rozumalski. The gait deviation index : a new comprehensive index of gait pathology. *Gait & posture*, 28(3) :351–357, 2008.
- [18] Jean-Claude Samin et Paul Fisette. *Symbolic modeling of multibody systems*, volume 112. Springer Science & Business Media, 2013.
- [19] AV Hill. The heat of shortening and the dynamic constants of muscle. *Proceedings of the Royal Society of London B : Biological Sciences*, 126(843) :136–195, 1938.
- [20] Bart Freriks et Hermie Hermens. *European recommendations for surface electromyography : results of the SENIAM project*. Roessingh Research and Development, 2000.
- [21] Jiping He, William S Levine, et Gerald E Loeb. Feedback gains for correcting small perturbations to standing posture. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 36(3) :322–332, 1991.
- [22] Gentiane Venture, Katsu Yamane, et Yoshihiko Nakamura. Identifying musculo-tendon parameters of human body based on the musculo-skeletal dynamics computation and hill-stroeve muscle model. In *Humanoid Robots, 2005 5th IEEE-RAS International Conference on*, pages 351–356. IEEE, 2005.
- [23] Darryl G Thelen et al. Adjustment of muscle mechanics model parameters to simulate dynamic contractions in older adults. *Transactions-American Society Of Mechanical Engineers Journal Of Biomechanical Engineering*, 125(1) :70–77, 2003.
- [24] Jack M Winters. An improved muscle-reflex actuator for use in large-scale neuromusculoskeletal models. *Annals of biomedical engineering*, 23(4) :359–374, 1995.
- [25] Yuan-Cheng Fung. Mechanical properties and active remodeling of blood vessels. In *Biomechanics*, pages 321–391. Springer, 1993.

- [26] JAC Martins, EB Pires, R Salvado, et PB Dinis. A numerical model of passive and active behavior of skeletal muscles. *Computer methods in applied mechanics and engineering*, 151 (3-4) :419–433, 1998.
- [27] Jack M Winters. Hill-based muscle models : a systems engineering perspective. In *Multiple muscle systems*, pages 69–93. Springer, 1990.
- [28] Felix E Zajac. Muscle and tendon : properties, models, scaling, and application to biomechanics and motor control. *Critical reviews in biomedical engineering*, 17(4) :359–411, 1988.
- [29] David G Lloyd et Thor F Besier. An emg-driven musculoskeletal model to estimate muscle forces and knee joint moments in vivo. *Journal of biomechanics*, 36(6) :765–776, 2003.
- [30] Guillaume Gaudet, Maxime Raison, Fabien Dal Maso, Sofiane Achiche, et Mickael Begon. Intra-and intersession reliability of surface electromyography on muscles actuating the forearm during maximum voluntary contractions. *Journal of Applied Biomechanics*, 32(6) :558–570, 2016.
- [31] Andrea d’Avella et Emilio Bizzi. Shared and specific muscle synergies in natural motor behaviors. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 102(8) :3076–3081, 2005.
- [32] Matthew C Tresch, Vincent CK Cheung, et Andrea d’Avella. Matrix factorization algorithms for the identification of muscle synergies : evaluation on simulated and experimental data sets. *Journal of neurophysiology*, 95(4) :2199–2212, 2006.
- [33] Thomas J Burkholder et Keith W van Antwerp. Practical limits on muscle synergy identification by non-negative matrix factorization in systems with mechanical constraints. *Medical & biological engineering & computing*, 51(1-2) :187–196, 2013.
- [34] Fady Alnajjar, Matti Itkonen, Vincent Berenz, Maxime Tournier, Chikara Nagai, et Shingo Shimoda. Sensory synergy as environmental input integration. *Biosignal Processing and Computational Methods to Enhance Sensory Motor Neuroprosthetics*, page 73, 2016.
- [35] Simon A Overduin, Andrea d’Avella, Jinsook Roh, et Emilio Bizzi. Modulation of muscle synergy recruitment in primate grasping. *Journal of Neuroscience*, 28(4) :880–892, 2008.
- [36] Daniel G Krige. A statistical approach to some basic mine valuation problems on the witwatersrand. *Journal of the Southern African Institute of Mining and Metallurgy*, 52(6) :119–139, 1951.
- [37] Hamdi A Bashir et Vince Thomson. Models for estimating design effort and time. *Design Studies*, 22(2) :141–155, 2001.
- [38] Matthew Zellmer, Thomas W Kernozeck, Naghmeh Gheidi, Jordan Hove, et Michael Torry. Patellar tendon stress between two variations of the forward step lunge. 2016.

- [39] Yi-Chung Lin et Marcus G Pandy. Three-dimensional data-tracking dynamic optimization simulations of human locomotion generated by direct collocation. *Journal of Biomechanics*, 2017.
- [40] Altinus Lucilus Hof. Emg and muscle force : an introduction. *Human Movement Science*, 3 (1) :119–153, 1984.
- [41] A Sarcher, M Raison, L Ballaz, M Lemay, F Leboeuf, K Trudel, et PA Mathieu. Impact of muscle activation on ranges of motion during active elbow movement in children with spastic hemiplegic cerebral palsy. *Clinical Biomechanics*, 30(1) :86–94, 2015.
- [42] Maxime Raison, Christine Detrembleur, Paul Fisette, et Jean-Claude Samin. Assessment of antagonistic muscle forces during forearm flexion/extension. In *Multibody Dynamics*, pages 215–238. Springer, 2011.
- [43] Fabien Dal Maso, Mickaël Begon, et Maxime Raison. Methodology to customize maximal isometric forces for hill-type muscle models. *Journal of Applied Biomechanics*, pages 1–21, 2016.
- [44] François Trochu. A contouring program based on dual kriging interpolation. *Engineering with computers*, 9(3) :160–177, 1993.
- [45] Zhun Fan et Sofiane Achiche. Robust layout synthesis of a mem crab-leg resonator using a constrained genetic algorithm. In *ASME 2007 International Design Engineering Technical Conferences and Computers and Information in Engineering Conference*, pages 329–337. American Society of Mechanical Engineers, 2007.
- [46] Karl Pearson. Mathematical contributions to the theory of evolution.—on a form of spurious correlation which may arise when indices are used in the measurement of organs. *Proceedings of the royal society of london*, 60(359-367) :489–498, 1896.
- [47] Pierre Morel, Enrico Ferrea, Bahareh Taghizadeh-Sarshouri, Josep Marcel Cardona Audí, Roman Ruff, Klaus-Peter Hoffmann, Sören Lewis, Michael Russold, Hans Dietl, Lait Abu-Saleh, et al. Long-term decoding of movement force and direction with a wireless myoelectric implant. *Journal of neural engineering*, 13(1) :016002, 2015.
- [48] Lu Yuan, Bryan Buchholz, Laura Punnett, et David Kriebel. An integrated biomechanical modeling approach to the ergonomic evaluation of drywall installation. *Applied ergonomics*, 53 :52–63, 2016.
- [49] Benno M Nigg. Biomechanics, load analysis and sports injuries in the lower extremities. *Sports Medicine*, 2(5) :367–379, 1985.
- [50] Joan Lobo-Prat, Josep M Font-Llagunes, Cristina Gómez-Pérez, Josep Medina-Casanovas, et Rosa M Angulo-Barroso. New biomechanical model for clinical evaluation of the upper

extremity motion in subjects with neurological disorders : an application case. *Computer methods in biomechanics and biomedical engineering*, 17(10) :1144–1156, 2014.

[51] Paralysie cérébrale. <http://santecheznous.com/condition/getcondition/paralysie-cerebrale>, 2017. Accessed : 2017-02-18.

[52] J Siegfried, Y Lazorthes, G Broggi, P Claverie, T Deonna, P Frerebeau, JC Verdie, F Alexandre, L Angelini, et J Benezech. Functional neurosurgery of cerebral palsy. *Neuro-Chirurgie*, 31 :1–118, 1984.

ANNEXE A PARALYSIE CÉRÉBRALE

La paralysie cérébrale est un type de désordre nerveux caractérisé par la présence d'une lésion cérébrale sous-jacente qui ne s'aggrave pas avec le temps. Dans l'ensemble, la paralysie cérébrale existe chez 1 et 2 nouveau-nés sur 1 000 ([51]). Les facteurs de risque de la paralysie cérébrale incluent mais ne sont pas limités à :

- la présence d'une infection chez la mère (par ex. la rubéole, la toxoplasmose, l'herpès, le cytomégalovirus) pendant la grossesse ;
- la présence d'une incompatibilité sanguine avec la mère (l'incompatibilité Rh est un problème immunitaire caractérisé par la production d'anticorps par la mère ; ceux-ci attaquent et détruisent les globules rouges du fœtus, ce qui nuit à l'apport en oxygène aux organes de l'enfant - ce phénomène se produit rarement lors d'une première grossesse) ;
- l'exposition à des substances toxiques dans l'utérus ;
- une mère atteinte d'une arriération mentale ou ayant des antécédents de problèmes thyroïdiens ou de troubles épileptiques ;
- un accouchement compliqué (par ex. une présentation par le siège) ;
- un faible indice d'Agpar (un indice de vitalité du nouveau-né, calculé plusieurs fois au cours des heures qui suivent l'accouchement ; une note est attribuée à des critères comme le rythme cardiaque, les réflexes, la couleur de la peau et le tonus musculaire) ;
- une grave jaunisse après la naissance, en particulier si elle n'est pas traitée ;
- des convulsions dans la petite enfance.

Les symptômes de la paralysie cérébrale sont souvent des positions anormales du corps, l'utilisation préférentielle d'un des 2 côtés du corps, une rigidité excessive, etc.

La paralysie cérébrale ne peut pas être complètement traitée, car les cellules du cerveau ne se remplacent pas de nos jours. Il existe des mesures pour améliorer le fonctionnement du corps du patient. Les mesures communes incluent la correction de la posture, le renforcement des muscles, la prévention des contractures, etc. Ils sont souvent intégrés dans le programme de réadaptation pour le patient. Certains médicaments peuvent également contrôler les symptômes de la paralysie cérébrale en relâchant les muscles sur-contractés ou en état de spasticité. La chirurgie nerveux-orthopédique est aussi un traitement valable pour certains patients avec une paralysie cérébrale. La radicollectomie a l'air d'être le traitement le plus efficace et le plus dénué d'effets secondaires d'aujourd'hui pour le traitement de la spasticité. Elle dissèque sur une section des radicelles responsables de la contraction des muscles spastiques ([52]).

ANNEXE B CONFIGURATION POUR L'OPTIMISATION

```
options = optimset ;
options.Algorithm = 'interior-point' ;
options.GradObj = 'off';
options.Display = 'off'; % off iter final
options.DerivativeCheck = 'off'; % compare Jacobienne utilisateur
    et derivees par diff. finies
options.LargeScale = 'on';
options.Jacobian = 'off'; % 'on' pour mes donnees de J
options.TolFun = 1e-6; % eventuellement diminuer t.q. MaxIter et
    MaxFunEvals pas trop grands
options.TolCon = 1e-6;
options.MaxIter = 1e6;
options.MaxFunEvals = 1e6;
```