

Titre: Classification de mouvements fantômes du membre supérieur chez des amputés huméraux à l'aide de mesures électromyographiques et cinématiques
Title:

Auteur: Guillaume Gaudet
Author:

Date: 2016

Type: Mémoire ou thèse / Dissertation or Thesis

Référence: Gaudet, G. (2016). Classification de mouvements fantômes du membre supérieur chez des amputés huméraux à l'aide de mesures électromyographiques et cinématiques [Mémoire de maîtrise, École Polytechnique de Montréal]. PolyPublie.
Citation: <https://publications.polymtl.ca/2196/>

 **Document en libre accès dans PolyPublie**
Open Access document in PolyPublie

URL de PolyPublie: <https://publications.polymtl.ca/2196/>
PolyPublie URL:

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

Programme: Génie mécanique
Program:

UNIVERSITÉ DE MONTRÉAL

CLASSIFICATION DE MOUVEMENTS FANTÔMES DU MEMBRE SUPÉRIEUR CHEZ
DES AMPUTÉS HUMÉRAUX À L'AIDE DE MESURES ÉLECTROMYOGRAPHIQUES ET
CINÉMATIQUES

GUILLAUME GAUDET

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 2016

UNIVERSITÉ DE MONTRÉAL

ÉCOLE POLYTECHNIQUE DE MONTRÉAL

Ce mémoire intitulé :

CLASSIFICATION DE MOUVEMENTS FANTÔMES DU MEMBRE SUPÉRIEUR CHEZ
DES AMPUTÉS HUMÉRAUX À L'AIDE DE MESURES ÉLECTROMYOGRAPHIQUES ET
CINÉMATIQUES

présenté par : GAUDET Guillaume

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

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

M. AUBIN Carl-Éric, Ph. D., président

M. RAISON Maxime, Doctorat, membre et directeur de recherche

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

M. ZENG Yong, Ph. D., membre

REMERCIEMENTS

Je tiens à exprimer toute ma gratitude envers les membres de mon comité d'encadrement qui ont su me guider tout au long de ce projet. En particulier, je remercie mon directeur de recherche Maxime Raison, professeur adjoint au Département de Génie mécanique à l'École Polytechnique de Montréal et titulaire de la Chaire en génie de la réadaptation appliquée en pédiatrie, sans qui ce projet ce projet n'aurait jamais vu le jour. Sa confiance, sa passion, son dévouement et son ambition m'ont incité à me surpasser. Je tiens également à remercier mon codirecteur de maîtrise Sofiane Achiche, professeur au Département de Génie mécanique à l'École Polytechnique de Montréal, pour ses conseils, son soutien et sa disponibilité. Vous formez un duo dynamique au sein duquel le plaisir et la motivation de travailler sont contagieux.

Merci à tous les amputés huméraux ayant participé à ce projet de recherche. Je tiens à souligner leur courage, leur patience et leur disponibilité. Je remercie spécialement Barbara qui a cru en ce projet dès le début et a accepté d'y participer activement.

Je suis également reconnaissant envers le Conseil de recherches en sciences naturelles et génie du Canada (CRSNG), le Fonds de recherche du Québec – Nature et technologies (FRQNT), Hydro-Québec et l'École Polytechnique pour leur financement au cours du projet de recherche.

Je tiens également à remercier tous les stagiaires, étudiants, et collègues du Centre de recherche du CRME et de l'École Polytechnique qui ont contribué, de près ou de loin, à la réalisation de ce projet. Ces deux dernières années ont été une expérience enrichissante et n'auraient pas été les mêmes sans votre présence.

Finalement, merci à ma famille pour le plus bel exemple de persévérance, leur soutien inconditionnel et leur écoute. Un merci tout spécial à monoureuse qui m'accompagne et me supporte depuis les six dernières années. Merci pour ton soutien, ta patience, ta présence et, bien entendu, ton amour!

Un grand merci à tous et à toutes!

RÉSUMÉ

La perte d'un membre supérieur engendre de nombreux déficits fonctionnels pour l'amputé dans sa vie de tous les jours. En effet, la plupart des activités de la vie quotidienne, telles qu'attacher ses souliers ou ouvrir une bouteille, sont complexes et difficiles à réaliser avec un seul bras fonctionnel. Les impacts de ces déficits augmentent à mesure que le niveau d'amputation est plus haut au niveau du bras. Pour toutes ces personnes, les nombreuses avancées dans le domaine des prothèses myoélectriques, c'est à dire commandées par l'activité musculaire des muscles restants après l'amputation, sont encourageantes parce qu'elles permettent d'entretenir l'espoir d'une prothèse à la commande intuitive.

Un phénomène particulier, présent chez la majorité des amputés, est celui des sensations au membre fantôme. Ces sensations peuvent se manifester sous plusieurs formes : thermiques, douleurs, mobilités. Les mobilités du membre fantôme sont particulièrement intéressantes pour le développement des prothèses myoélectriques étant donné qu'il a été démontré que les mouvements fantômes produisent une activité électromyographique (EMG) au niveau du membre amputé. Cependant, les études s'intéressant à la détection des mouvements fantômes ont enregistré l'activité EMG provenant de muscles difficilement intégrables dans l'emboiture d'une prothèse myoélectriques, tels que ceux du dos, du torse et de l'épaule. La présente étude se concentre sur la classification des mouvements fantômes chez les amputés huméraux à l'aide de l'EMG dans l'optique de développer une prothèse myoélectrique commandée par reconnaissance de formes.

Cinq adultes ayant subi une amputation unilatérale humérale suite à un trauma ont participé à cette étude. L'activité EMG des participants a été enregistrée exclusivement autour de leur moignon. Durant les enregistrements, il était demandé aux participants de réaliser l'un des principaux mouvements fantômes du membre supérieur : la flexion ou l'extension du coude, la pronation ou la supination de l'avant-bras, la flexion ou l'extension du poignet, l'ouverture ou la fermeture de la main et le repos. Chaque mouvement fantôme devait être réalisé symétriquement à l'aide du bras sain et la cinématique de ce dernier a été enregistrée à l'aide d'un système d'analyse du mouvement. Dix caractéristiques (ou « features » en anglais) temporels ont été extraites des signaux EMG et utilisées pour entraîner un réseau de neurones permettant de classifier les mouvements fantômes du membre supérieur. La performance du classificateur a été

évaluée en fonction du nombre de mouvements étudiés et un ensemble optimal de quatre caractéristiques EMG a été déterminé. L'impact de l'information cinématique sur la performance de la classification a également été évalué.

La précision de la classification varie d'un amputé à l'autre, mais certaines tendances sont communes : la performance diminue plus le nombre de degrés de liberté est élevé et plus les mouvements fantômes sont distaux. De plus, l'ensemble optimal de quatre caractéristiques EMG permet d'obtenir une performance équivalente à celle obtenue avec l'ensemble des dix caractéristiques EMG. L'ajout de l'information cinématique améliore la précision de la classification pour tous les amputés.

Ces résultats confirment le potentiel d'un contrôleur myoélectrique basé sur les mouvements fantômes pour commander une prothèse myoélectrique. De plus, l'extraction de l'information cinématique d'une prothèse à l'aide d'accéléromètres pourrait améliorer la performance du contrôleur.

ABSTRACT

Upper limb amputation creates substantial functional deficits for the amputee. Indeed, most activities of daily living, such as tying shoelaces or opening a bottle, are complex and hard to achieve with only one functional arm. These functional impairments increase as the level of amputation is higher up the arm. For these people, recent advances in the field of myoelectric prostheses, *i.e.* controlled by the activity of the remaining muscles after amputation, are encouraging because they help maintain the hope of an intuitive prosthesis.

A particular phenomenon, occurring in the majority of amputees, is the presence of phantom limb sensations. Phantom limb sensations are of many types: thermal, pain, and mobility. Phantom limb mobilities are particularly interesting for the development of myoelectric prostheses since it has been shown that they produce an electromyographic (EMG) activity in the amputated limb. However, the studies focusing on the detection of phantom movements recorded EMG from muscles that are hard to integrate into the socket element of a myoelectric prosthesis, such as the back, chest and shoulder muscles. This study focuses on the classification of phantom movements in transhumeral amputees using EMG in the context of developing a myoelectric prosthesis controlled by pattern recognition.

Five adults who underwent unilateral humeral amputation following a trauma participated in this study. The EMG activity of the participants was recorded exclusively around their stump. During the recordings, participants were asked to perform one of the main upper limb phantom movements: flexion or extension of the elbow, pronation or supination of the forearm, flexion or extension of the wrist, opening or closing the hand and rest. Each phantom movement was to be made symmetrical with the unaffected arm and the kinematics of the latter was recorded using a motion analysis system. Ten time-domain features were extracted from the EMG signals and used to train a neural network to classify the phantom limb movements. The performance of the classifier was evaluated based on the number of movements studied and an optimal set of four EMG features was determined. The impact of kinematic information on the classification performance was also evaluated.

The accuracy of the classification varies from one amputee to another, but some trends are common: performance decreases if the number of degrees of freedom considered in the classification increases and/or if the phantom movements become more distal. Moreover, the

optimal set of four EMG features provided a performance equivalent to that obtained with all ten EMG features. The addition of the kinematic information improved classification accuracy for all amputees.

These results confirm the potential of a myoelectric controller based on phantom movements to control a myoelectric prosthesis. In addition, extraction of the kinematic information of a prosthesis using accelerometers could improve the performance of the controller.

TABLE DES MATIÈRES

REMERCIEMENTS	III
RÉSUMÉ.....	IV
ABSTRACT	VI
TABLE DES MATIÈRES	VIII
LISTE DES TABLEAUX.....	XI
LISTE DES FIGURES.....	XII
LISTE DES SIGLES ET ABRÉVIATIONS	XVIII
LISTE DES ANNEXES.....	XIX
CHAPITRE 1 INTRODUCTION	1
CHAPITRE 2 REVUE DES CONNAISSANCES	3
2.1 Anatomie fonctionnelle du membre supérieur [2]	3
2.1.1 Système osseux	3
2.1.2 Système musculaire.....	7
2.2 Amputation et membre fantôme.....	10
2.3 Évolution des prothèses du membre supérieur.....	11
2.3.1 Prothèses mécaniques.....	12
2.3.2 Prothèses myoélectriques	13
2.3.3 Prothèses hybrides.....	14
2.4 Commande des prothèses myoélectriques.....	15
2.4.1 Notions de base en électromyographie.....	15
2.4.2 Méthode conventionnelle	16
2.4.3 Ré-innervation musculaire ciblée.....	19
2.4.4 Reconnaissance de formes.....	20

2.5	Commande myoélectrique par reconnaissance de formes	21
2.5.1	Amputés huméraux.....	22
2.5.2	Amputés radiaux.....	25
2.5.3	Reconnaissance de formes et accéléromètres.....	26
CHAPITRE 3	OBJECTIFS ET HYPOTHÈSES	28
3.1	Résumé de la problématique	28
3.2	Objectif général	28
3.2.1	Objectifs spécifiques	28
3.2.2	Hypothèses	29
CHAPITRE 4	ARTICLE 1 : CLASSIFICATION OF UPPER LIMB PHANTOM MOVEMENTS IN TRANSHUMERAL AMPUTEES USING ELECTROMYOGRAPHIC AND KINEMATIC FEATURES	30
4.1	Abstract	30
4.2	Index Terms.....	30
4.3	Introduction	31
4.4	Methods.....	33
4.4.1	Participants	33
4.4.2	Data Acquisition.....	33
4.4.3	Data Processing.....	35
4.4.4	Classifier Description.....	37
4.4.5	Optimal sEMG Feature Set	37
4.5	Results	38
4.5.1	Classification Accuracy.....	38
4.5.2	Optimal sEMG Feature Set	38
4.5.3	Impact of Kinematic Data	39

4.6	Discussion	43
4.6.1	Classification accuracy	43
4.6.2	Optimal sEMG feature set	45
4.6.3	Impact of kinematic data	46
4.7	Conclusion	47
4.8	References	47
CHAPITRE 5	MÉTHODE	53
5.1	Résumé de la méthode	53
5.2	Essais et analyses supplémentaires	55
5.3	Description des caractéristiques	56
CHAPITRE 6	RÉSULTATS COMPLÉMENTAIRES	61
6.1	Entraînement du réseau de neurones	61
6.2	Mouvements continus	61
CHAPITRE 7	DISCUSSION GÉNÉRALE	65
7.1	Synthèse de l'article	65
7.2	Analyse des résultats complémentaires	66
7.2.1	Entraînement du réseau de neurones	66
7.2.2	Mouvements continus	66
7.3	Transfert en pédiatrie	68
7.4	Limites et perspectives	69
CHAPITRE 8	CONCLUSION	72
BIBLIOGRAPHIE	74
ANNEXES	85

LISTE DES TABLEAUX

Table 4.1 Demographic Data of the Five Transhumeral Amputees.....	35
Table 4.2 Classification accuracy and its standard deviation of all transhumeral amputees (TH) for combination of one to four degree of freedom (DoF). The No Movement class is always included in the combination analyzed.	40
Table 4.3 Classification accuracy and its standard deviation for all transhumeral amputees (TH) of five single features and five of each multiple feature set of two, three, and four features.	42
Tableau 5.1 Définition des positions de départ et d'un cycle complet pour chacun des mouvements fantômes.	56
Tableau 6.1 Précision de la classification et son écart-type pour chaque participant suite à l'entraînement du réseau de neurones avec les données de tous les participants. Les huit mouvements fantômes individuels, ainsi que la condition au repos, sont inclus et l'ensemble optimal de 4 caractéristiques (<i>MAV</i> , <i>WAMP</i> , <i>SampEn</i> , <i>CC</i>) a été utilisé.....	61
Tableau 6.2 Impact de l'information cinématique sur la précision de la classification des mouvements continus pour tous participants.	62
Tableau 6.3 Précision de la classification des mouvements continus et son écart-type pour tous les participants pour une combinaison de un à quatre degrés de liberté. La condition au repos est toujours incluse dans la combinaison analysée.....	64

LISTE DES FIGURES

Figure 2.1 Anatomie du membre supérieur, vue frontale (<i>Image adaptée de [3]</i>).	3
Figure 2.2 Mouvements de l'épaule (<i>Image adaptée de [4]</i>).	4
Figure 2.3 Mouvement de flexion-extension du coude (<i>Image tirée de [2]</i>).	5
Figure 2.4 Mouvement de pronation-supination de l'avant-bras (<i>Image tirée de [2]</i>).	5
Figure 2.5 Mouvements de flexion-extension et d'abduction-adduction du poignet (<i>Images tirées de [2]</i>).	6
Figure 2.6 Mouvement d'ouverture-fermeture de la main (<i>Image tirée de [5]</i>).	6
Figure 2.7 Anatomie du bras gauche. a. Triceps brachii, vue dorsale, b. Biceps brachii, vue frontale, c. Brachialis, vue frontale (<i>Images adaptées de [6]</i>).	7
Figure 2.8 Anatomie de l'avant-bras gauche. a. Brachioradialis, vue antérieure, b. Supinateur, vue postérieure, c. Pronator teres, vue antérieure, d. Pronator quadratus, vue postérieure (<i>Images adaptées de [6]</i>).	8
Figure 2.9 Anatomie de l'avant-bras gauche. a. Flexor carpi ulnaris, vue antérieure, b. Extensor carpi ulnaris, vue postérieure, c. Flexor carpi radialis, vue antérieure, d. Palmaris longus, vue antérieure (<i>Images adaptées de [6]</i>).	9
Figure 2.10 Anatomie de l'avant-bras gauche. a. Chef long (mauve) et court (bleu) de l'extensor carpi radialis, vue postérieure, b. Abductor pollicis (mauve) et extensor pollicis (bleu), vue postérieure, c. Extensor digitorum, vue postérieure, d. Flexor digitorum profundus, vue antérieure (<i>Images adaptées de [6]</i>).	10
Figure 2.11 Configuration d'un harnais à deux câbles pour le port d'une prothèse mécanique pour un amputé huméral. Le câble indiqué par la flèche permet le verrouillage du coude. (<i>Image tirée de [12]</i>).	13
Figure 2.12 Prothèse myoélectrique Dynamic Arm de Ottobock (<i>Image tirée de [14]</i>).	14
Figure 2.13 Main myoélectrique Bebionic de RSL Steeper (<i>Image tirée de [15]</i>).	14
Figure 2.14 Exemple d'une commande à deux niveaux pour une main myoélectrique. S1 et S2 sont les seuils d'activation respectifs du biceps et du triceps (<i>Image adaptée de [13]</i>).	17

Figure 2.15 Exemple d'une commande à 3 niveaux d'une prothèse myoélectrique. S1 et S2 sont les seuils d'activation du biceps qui définissent la commande de deux degrés de liberté différents (<i>Image adaptée de [13]</i>).	18
Figure 2.16 Innervation d'un bras sain. (<i>Image tirée de [33]</i>).....	20
Figure 2.17 Étapes principales d'un système de reconnaissance de formes (<i>Image adaptée de [38]</i>).	21
Figure 4.1 Placement of (a) 6 sEMG channels and (b) 10 retroreflective markers on one transhumeral amputee.....	34
Figure 4.2 Classifier accuracy of all transhumeral amputees for combinations of one to four degrees of freedom (DoF) classification. EF: Elbow flexion; EE: Elbow extension; FP: Forearm pronation; FS: Forearm supination; WF: Wrist flexion; WE: Wrist extension; HO: Hand open; HC: Hand close.....	39
Figure 4.3 Impact of feature set size on classification accuracy for each participant.	41
Figure 4.4 Impact of kinematic feature (KIN) on classification accuracy for each participant. * indicates statistically significant differences.	43
Figure 5.1 Système d'électromyographie FreeEMG300 de la compagnie BTS Bioengineering. ...	54
Figure 5.2 Système VICON du laboratoire du mouvement au Centre de Réadaptation Marie-Enfant	54
Figure 6.1 Précision de la classification de mouvements fantômes continus pour une combinaison de 1 à 4 degrés de liberté pour tous les participants. DoF : degré de liberté; EF : flexion du coude; EE : extension du coude; FP : pronation de l'avant-bras; FS : supination de l'avant-bras; WF : flexion du poignet; WE : extension du poignet; HO : ouverture de la main; HC : fermeture de la main.....	63
Figure 7.1 Activité EMG de deux sites antagonistes et angle normalisée de flexion-extension du coude lors des mouvements fantômes de a. flexion isométrique du coude b. extension isométrique du coude et c. flexion-extension continue du coude. Une flexion complète du coude correspond à une valeur normalisée de 0 alors qu'une extension complète du coude correspond à une valeur normalisée de 1.	68

Figure B.1 Participant 1. a. Position des marqueurs cinématiques sur le bras sain. b. Position des électrodes EMG sur le membre amputé.	87
Figure B.2 Participant 1 : Activité EMG de deux sites antagonistes et angle normalisée de flexion-extension du coude lors des mouvements fantômes de a. flexion isométrique du coude b. extension isométrique du coude et c. flexion-extension continue du coude. Une flexion complète du coude correspond à une valeur normalisée de 0 alors qu'une extension complète du coude correspond à une valeur normalisée de 1.	88
Figure B.3 Participant 1 : Activité EMG de deux sites antagonistes et angle normalisée de pronation-supination de l'avant-bras lors des mouvements fantômes de a. pronation isométrique de l'avant-bras b. supination isométrique de l'avant-bras et c. pronation-supination continue de l'avant-bras. Une pronation complète correspond à une valeur normalisée de 1 tandis qu'une supination complète correspond à une valeur normalisée de 0.	89
Figure B.4 Participant 1 : Activité EMG de deux sites antagonistes et angle normalisée de flexion-extension du poignet lors des mouvements fantômes de a. flexion isométrique du poignet b. extension isométrique du poignet et c. flexion-extension continue du poignet. Une extension complète correspond à une valeur normalisée de 1 tandis qu'une flexion complète correspond à une valeur normalisée de 0.	90
Figure B.5 Participant 1 : Activité EMG de deux sites antagonistes et valeur normalisée d'ouverture-fermeture de la main lors des mouvements fantômes de a. ouverture isométrique de la main b. fermeture isométrique de la main et c. ouverture-fermeture continue de la main. Une fermeture complète correspond à une valeur normalisée de 1 tandis qu'une ouverture complète correspond à une valeur normalisée de 0.	91
Figure B.6 Participant 2. a. Position des marqueurs cinématiques sur le bras sain. b. Position des électrodes EMG sur le membre amputé.	92
Figure B.7 Participant 2 : Activité EMG de deux sites antagonistes et angle normalisée de flexion-extension du coude lors des mouvements fantômes de a. flexion isométrique du coude b. extension isométrique du coude et c. flexion-extension continue du coude. Une flexion complète du coude correspond à une valeur normalisée de 0 alors qu'une extension complète du coude correspond à une valeur normalisée de 1.	93

Figure B.8 Participant 2 : Activité EMG de deux sites antagonistes et angle normalisée de pronation-supination de l'avant-bras lors des mouvements fantômes de a. pronation isométrique de l'avant-bras b. supination isométrique de l'avant-bras et c. pronation-supination continue de l'avant-bras. Une pronation complète correspond à une valeur normalisée de 1 tandis qu'une supination complète correspond à une valeur normalisée de 0.94

Figure B.9 Participant 2 : Activité EMG de deux sites antagonistes et angle normalisée de flexion-extension du poignet lors des mouvements fantômes de a. flexion isométrique du poignet b. extension isométrique du poignet et c. flexion-extension continue du poignet. Une extension complète correspond à une valeur normalisée de 1 tandis qu'une flexion complète correspond à une valeur normalisée de 0.95

Figure B.10 Participant 2 : Activité EMG de deux sites antagonistes et valeur normalisée d'ouverture-fermeture de la main lors des mouvements fantômes de a. ouverture isométrique de la main b. fermeture isométrique de la main et c. ouverture-fermeture continue de la main. Une fermeture complète correspond à une valeur normalisée de 1 tandis qu'une ouverture complète correspond à une valeur normalisée de 0.96

Figure B.11 Participant 3 : Activité EMG de deux sites antagonistes et angle normalisée de flexion-extension du coude lors des mouvements fantômes de a. flexion isométrique du coude b. extension isométrique du coude et c. flexion-extension continue du coude. Une flexion complète du coude correspond à une valeur normalisée de 0 alors qu'une extension complète du coude correspond à une valeur normalisée de 1.97

Figure B.12 Participant 3 : Activité EMG de deux sites antagonistes et angle normalisée de pronation-supination de l'avant-bras lors des mouvements fantômes de a. pronation isométrique de l'avant-bras b. supination isométrique de l'avant-bras et c. pronation-supination continue de l'avant-bras. Une pronation complète correspond à une valeur normalisée de 1 tandis qu'une supination complète correspond à une valeur normalisée de 0.98

Figure B.13 Participant 3 : Activité EMG de deux sites antagonistes et angle normalisée de flexion-extension du poignet lors des mouvements fantômes de a. flexion isométrique du poignet b. extension isométrique du poignet et c. flexion-extension continue du poignet. Une

extension complète correspond à une valeur normalisée de 1 tandis qu'une flexion complète correspond à une valeur normalisée de 0.	99
Figure B.14 Participant 3 : Activité EMG de deux sites antagonistes et valeur normalisée d'ouverture-fermeture de la main lors des mouvements fantômes de a. ouverture isométrique de la main b. fermeture isométrique de la main et c. ouverture-fermeture continue de la main. Une fermeture complète correspond à une valeur normalisée de 1 tandis qu'une ouverture complète correspond à une valeur normalisée de 0.	100
Figure B.15 Participant 4. a. Position des marqueurs cinématiques sur le bras sain. b. Position des électrodes EMG sur le membre amputé.	101
Figure B.16 Participant 4 : Activité EMG de deux sites antagonistes et angle normalisée de flexion-extension du coude lors des mouvements fantômes de a. flexion isométrique du coude b. extension isométrique du coude et c. flexion-extension continue du coude. Une flexion complète du coude correspond à une valeur normalisée de 0 alors qu'une extension complète du coude correspond à une valeur normalisée de 1.	102
Figure B.17 Participant 4 : Activité EMG de deux sites antagonistes et angle normalisée de pronation-supination de l'avant-bras lors des mouvements fantômes de a. pronation isométrique de l'avant-bras b. supination isométrique de l'avant-bras et c. pronation-supination continue de l'avant-bras. Une pronation complète correspond à une valeur normalisée de 1 tandis qu'une supination complète correspond à une valeur normalisée de 0.	103
Figure B.18 Participant 4 : Activité EMG de deux sites antagonistes et angle normalisée de flexion-extension du poignet lors des mouvements fantômes de a. flexion isométrique du poignet b. extension isométrique du poignet et c. flexion-extension continue du poignet. Une extension complète correspond à une valeur normalisée de 1 tandis qu'une flexion complète correspond à une valeur normalisée de 0.	104
Figure B.19 Participant 4 : Activité EMG de deux sites antagonistes et valeur normalisée d'ouverture-fermeture de la main lors des mouvements fantômes de a. ouverture isométrique de la main b. fermeture isométrique de la main et c. ouverture-fermeture continue de la main. Une fermeture complète correspond à une valeur normalisée de 1 tandis qu'une ouverture complète correspond à une valeur normalisée de 0.	105

Figure B.20 Participant 5. a. Position des marqueurs cinématiques sur le bras sain. b. Position des électrodes EMG sur le membre amputé.	106
Figure B.21 Participant 5 : Activité EMG de deux sites antagonistes et angle normalisée de flexion-extension du coude lors des mouvements fantômes de a. flexion isométrique du coude b. extension isométrique du coude et c. flexion-extension continue du coude. Une extension complète correspond à une valeur normalisée de 1 tandis qu'une flexion complète correspond à une valeur normalisée de 0.	107
Figure B.22 Participant 5 : Activité EMG de deux sites antagonistes et angle normalisée de pronation-supination de l'avant-bras lors des mouvements fantômes de a. pronation isométrique de l'avant-bras b. supination isométrique de l'avant-bras et c. pronation-supination continue de l'avant-bras. Une pronation complète correspond à une valeur normalisée de 1 tandis qu'une supination complète correspond à une valeur normalisée de 0.	108
Figure B.23 Participant 5 : Activité EMG de deux sites antagonistes et angle normalisée de flexion-extension du poignet lors des mouvements fantômes de a. flexion isométrique du poignet b. extension isométrique du poignet et c. flexion-extension continue du poignet. Une extension complète correspond à une valeur normalisée de 1 tandis qu'une flexion complète correspond à une valeur normalisée de 0.	109
Figure B.24 Participant 5 : Activité EMG de deux sites antagonistes et valeur normalisée d'ouverture-fermeture de la main lors des mouvements fantômes de a. ouverture isométrique de la main b. fermeture isométrique de la main et c. ouverture-fermeture continue de la main. Une fermeture complète correspond à une valeur normalisée de 1 tandis qu'une ouverture complète correspond à une valeur normalisée de 0.	110

LISTE DES SIGLES ET ABRÉVIATIONS

DDL	Degré de liberté
DoF	« Degree of freedom », degré de liberté
EF	« Elbow flexion », flexion du coude
EE	« Elbow extension », extension du coude
EMG	Électromyographie
FP	« Forearm pronation », pronation de l'avant-bras
FS	« Forearm supination », supination de l'avant-bras
HO	« Hand open », ouverture de la main
HC	« Hand close », fermeture de la main
sEMG	« Surface electromyography », électromyographie de surface
TH	« Transhumeral amputee », amputé huméral
WF	« Wrist flexion », flexion du poignet
WE	« Wrist extension », extension du poignet

LISTE DES ANNEXES

Annexe A - Performance en temps réel et commande simultanée.....	85
Annexe B – Participants et signaux EMG.....	87

CHAPITRE 1 INTRODUCTION

L'amputation d'un membre supérieur occasionne plusieurs limitations fonctionnelles pour un individu. Aux États-Unis en 2005, on estimait à 41 000 le nombre d'individus ayant subi une amputation d'un membre supérieur et ce nombre pourrait doubler d'ici 2050 [1]. Pour toutes ces personnes, le développement des prothèses myoélectriques, c'est-à-dire commandées par l'activité musculaire des muscles restant après l'amputation, a amélioré le quotidien en leur permettant d'effectuer certaines tâches nécessitant deux membres supérieurs actifs.

Les degrés de liberté (DDL) qu'une prothèse myoélectrique doit remplacer suite à une amputation sont d'autant plus nombreux à mesure que le niveau d'amputation augmente. En effet, dans le cas d'une amputation humérale, soit au-dessus du coude, la prothèse doit remplacer les mouvements du coude, de l'avant-bras, du poignet et de la main. Ces mouvements ont une grande importance dans la réalisation des tâches de la vie quotidienne. Par exemple, l'ouverture d'une porte demande une flexion du coude, une préhension de la main et une supination de l'avant-bras. Or, plus le niveau d'amputation augmente, moins il y a de muscles disponibles pour commander la prothèse. Les prothèses myoélectriques commerciales sont généralement commandées par l'information provenant de deux sites musculaires et ce, peu importe le niveau d'amputation. Pour un amputé huméral, l'information extraite de ces deux sites est insuffisante pour obtenir une commande robuste et simultanée des multiples DDL de la prothèse.

Pour résoudre ce problème, plusieurs études se penchent sur de nouvelles méthodes de commande. Parmi celles-ci, il y a la reconnaissance de formes. Cette méthode requiert deux conditions obligatoires : plus d'information doit être extraite des sites musculaires et un classificateur doit être développé pour exploiter cette information. Pour obtenir plus d'information des sites musculaires, il faut augmenter le nombre de sites musculaires dans la prothèse où l'activité musculaire est enregistrée et extraire un maximum d'information de chacun des sites.

Dans la majorité des cas d'amputation, les patients ont la sensation que leur membre amputé est toujours présent. C'est le phénomène du membre fantôme. Plusieurs amputés affirment qu'ils sont également en mesure de bouger leur membre fantôme. Cette capacité est intéressante dans le contexte du développement de nouvelles prothèses intelligentes puisque si les mouvements fantômes sont associés à des patrons d'activité musculaire distincts, la commande par

reconnaissance de forme permettrait d'obtenir un contrôle intuitif de ces prothèses. Il s'agit là de l'hypothèse générale de recherche sur laquelle se base le travail présenté dans ce mémoire. Des hypothèses plus spécifiques seront formulées plus loin dans le mémoire.

Dans ce contexte, l'objectif de ce mémoire est de développer un classificateur qui permet de classifier avec précision les mouvements fantômes du membre supérieur chez des amputés huméraux. Un sous-objectif de ce mémoire est d'identifier un ensemble optimal de quatre caractéristiques à extraire des données EMG.

L'étude a été menée sur cinq amputés huméraux dont l'amputation date de 1 an et demi à 13 ans. Le Chapitre 2 présente le contexte théorique de l'étude, soit l'anatomie du membre supérieur et les différentes prothèses disponibles pour les amputés huméraux. De plus, les principales méthodes de commande des prothèses, avec une emphase sur les études réalisées sur la reconnaissance de formes, sont présentées. La rationnelle du projet est présentée au Chapitre 3. Le Chapitre 4 détaille la méthodologie du projet. Le Chapitre 5 est constitué d'un article qui vient d'être soumis pour publication. Les résultats portant sur la précision de notre méthode pour classifier les mouvements fantômes chez des amputés huméraux y sont présentés. Le Chapitre 6 présente des résultats complémentaires qui n'ont pas été abordés dans l'article. Une discussion de l'article et des résultats complémentaires est présentée au Chapitre 7. On présente également les perspectives sur les développements futurs ainsi que les limitations de ce projet de recherche. Le Chapitre 8 termine ce mémoire en présentant une conclusion générale.

CHAPITRE 2 REVUE DES CONNAISSANCES

Dans un premier temps, l'anatomie et la cinématique articulaire du membre supérieur sont présentées. Puis, on fait une description sur l'évolution des prothèses du membre supérieur. Les prothèses mécaniques, myoélectriques et hybrides sont présentées. On présente ensuite les différentes méthodes de commande des prothèses myoélectriques. Enfin, une revue de la littérature sur la commande par reconnaissance de formes est présentée et met en évidence les défis actuels du domaine.

2.1 Anatomie fonctionnelle du membre supérieur [2]

2.1.1 Système osseux

Le membre supérieur comprend trois segments distinct : le bras, l'avant-bras et la main. Ces segments sont reliés entre eux par des articulations. L'articulation du coude relie le bras à l'avant-bras et le poignet relie l'avant-bras à la main. Le membre supérieur, quant à lui, est relié au tronc par le biais de l'épaule. La figure 2.1 illustre les os du membre supérieur.

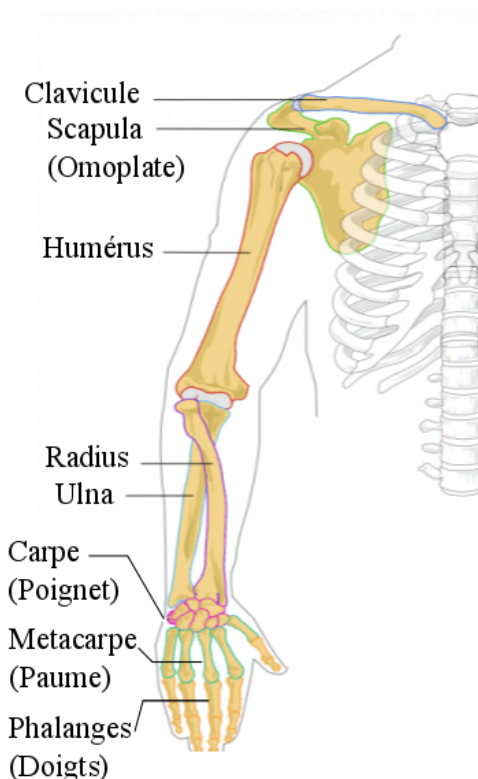


Figure 2.1 Anatomie du membre supérieur, vue frontale (*Image adaptée de [3]*).

Les os de l'épaule sont la clavicule, la scapula et l'extrémité proximale de l'humérus. Le complexe articulaire de l'épaule comprend cinq articulations et permet d'orienter l'épaule selon trois DDL : la flexion-extension, l'abduction-adduction, la rotation interne-externe et la flexion-extension horizontale (Figure 2.2). L'humérus est l'os du bras et s'articule avec les deux os de l'avant-bras, le radius et l'ulna, à son extrémité distale. Cette articulation est responsable de la flexion-extension du coude (Figure 2.3). Les deux os de l'avant-bras s'articulent entre eux à leurs extrémités proximale et distale. Les articulations radio-ulnaires supérieure et inférieure permettent la rotation du radius autour de l'ulna lors du mouvement de pronation-supination de l'avant-bras (Figure 2.4). À leur extrémité distale, le radius et l'ulna s'articulent avec les os du carpe et permettent d'orienter le poignet selon deux DDL : la flexion-extension et l'abduction-adduction (Figure 2.5). Finalement, les os du carpe s'articulent avec les os du métacarpe qui, de leur côté, s'articulent avec les phalanges. Les multiples articulations de la main lui permettent de réaliser sa fonction essentielle à l'homme : la préhension. Dans le cadre de ce mémoire, on s'intéressera plus particulièrement au mouvement général d'ouverture-fermeture de la main (Figure 2.6). Les mouvements de flexion-extension du coude, de pronation-supination de l'avant-bras et de flexion-extension du poignet seront également considérés dans le cadre de ce mémoire.

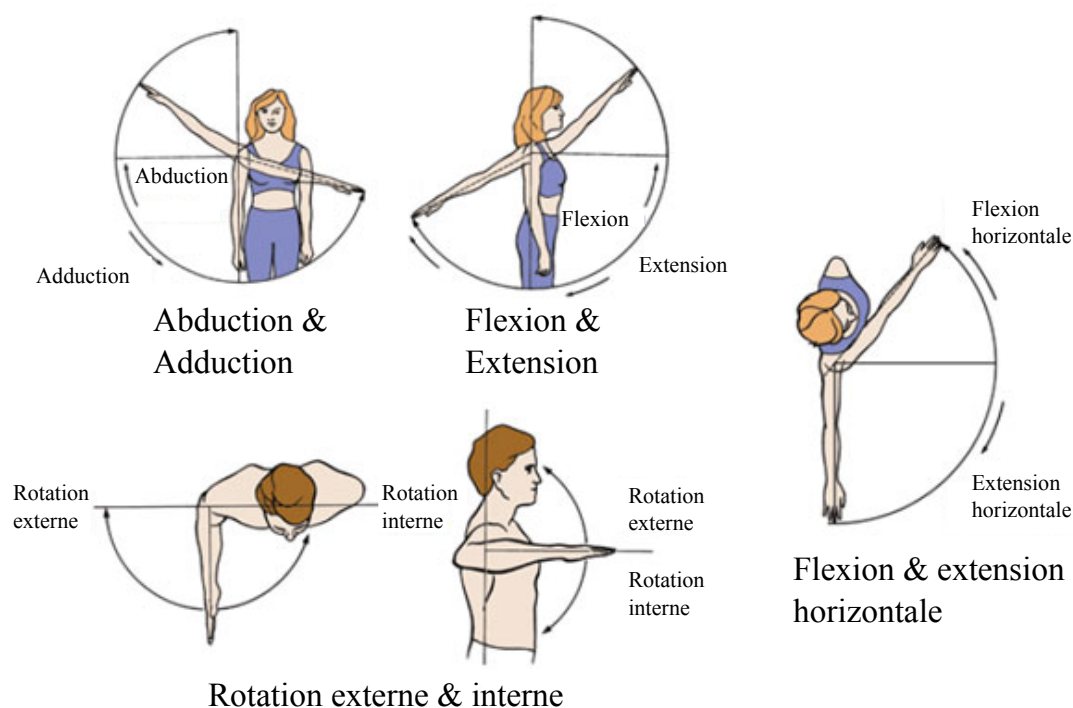


Figure 2.2 Mouvements de l'épaule (*Image adaptée de [4]*).

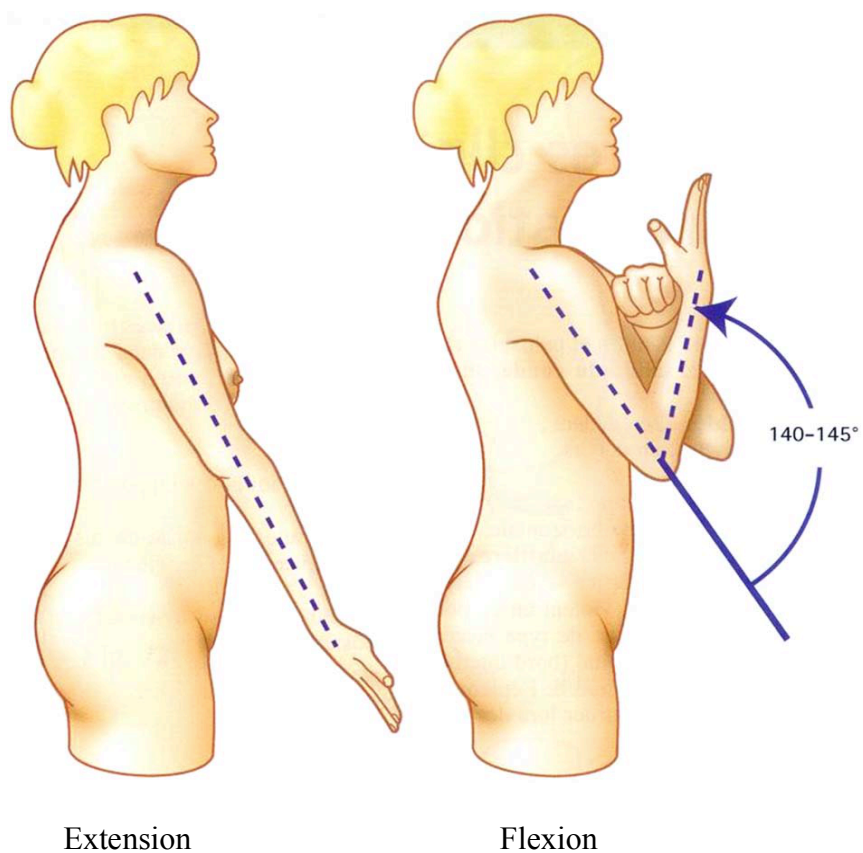


Figure 2.3 Mouvement de flexion-extension du coude (*Image tirée de [2]*).

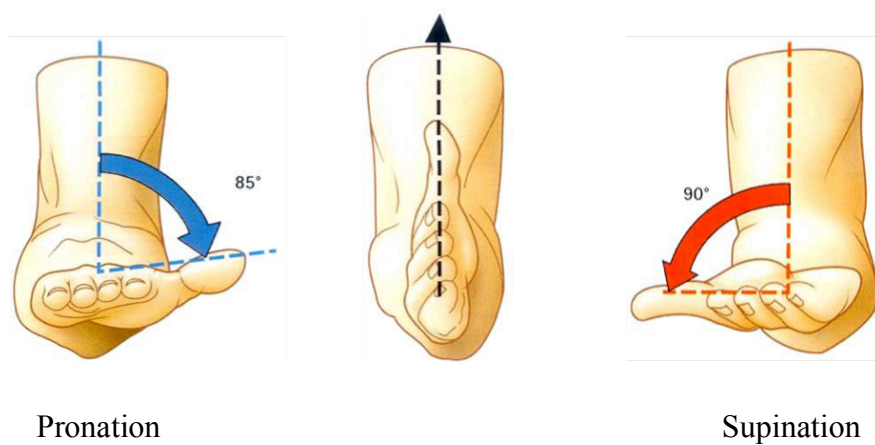


Figure 2.4 Mouvement de pronation-supination de l'avant-bras (*Image tirée de [2]*).

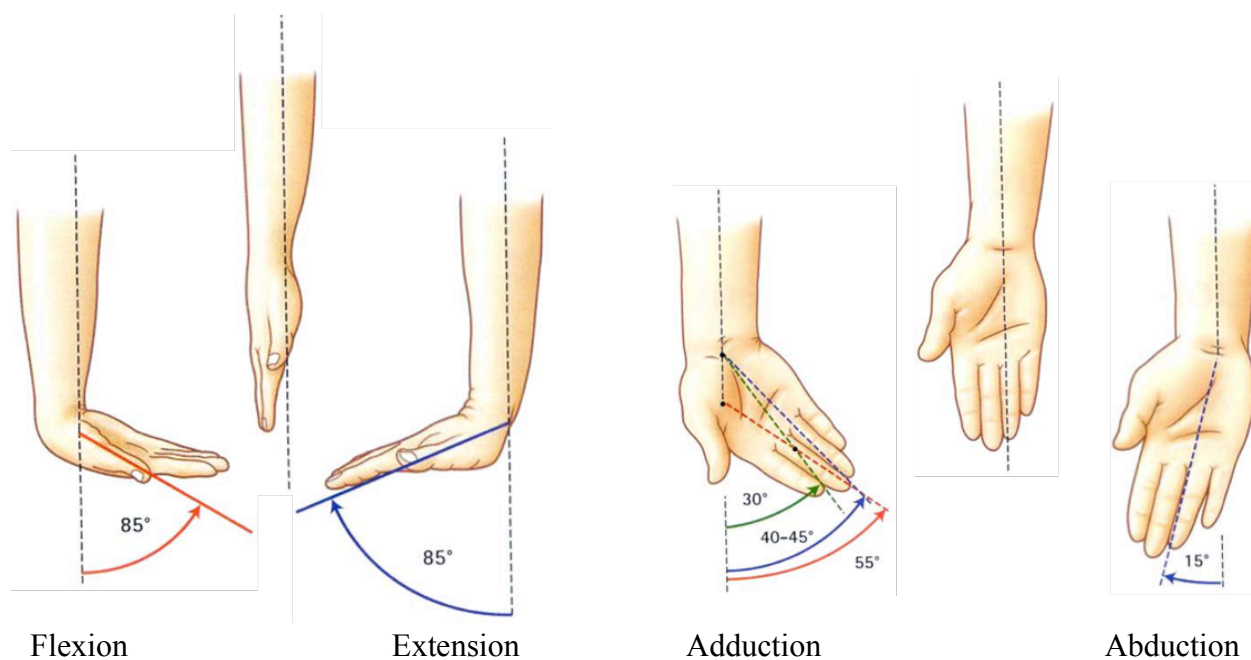


Figure 2.5 Mouvements de flexion-extension et d'abduction-adduction du poignet (*Images tirées de [2]*).

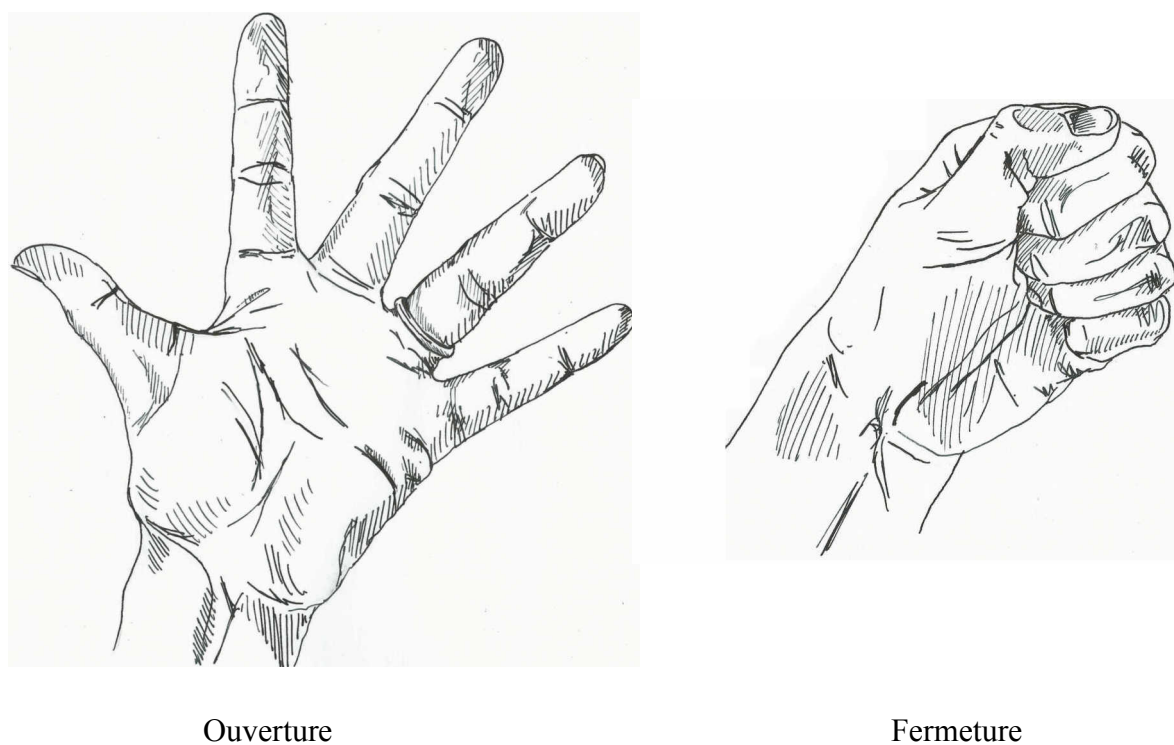


Figure 2.6 Mouvement d'ouverture-fermeture de la main (*Image tirée de [5]*).

2.1.2 Système musculaire

Les muscles de l'épaule étant épargnés lors d'une amputation humérale, ils ne seront pas présentés dans ce mémoire. Les muscles suivants sont responsables des mouvements du membre supérieur :

Triceps brachii : Le triceps brachii est un muscle superficiel situé dans le compartiment postérieur du bras et formé de trois chefs : le vaste interne, le vaste externe et le long chef (Figure 2.7a). L'extension du coude est due au triceps brachii.

Biceps brachii : Le biceps brachii est un muscle superficiel situé dans le compartiment antérieur du bras et formé de deux chefs : le long et le court chef (Figure 2.7b). Son action principale est la flexion du coude. Le biceps brachii est également un puissant supinateur de l'avant-bras, particulièrement quand le coude est fléchi à 90°.

Brachialis : Le brachialis est un muscle profond situé dans le compartiment antérieur du bras (Figure 2.7c). Il sert exclusivement à la flexion du coude.

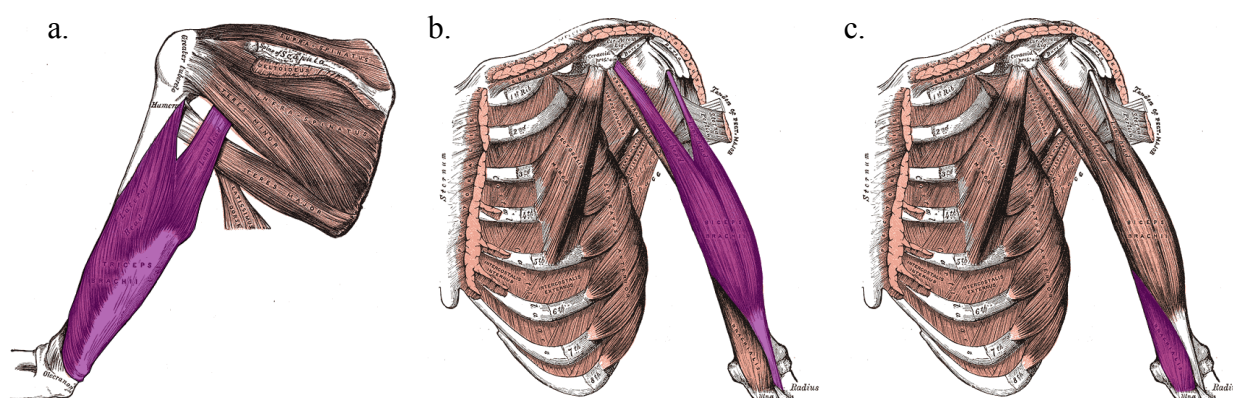


Figure 2.7 Anatomie du bras gauche. a. Triceps brachii, vue dorsale, b. Biceps brachii, vue frontale, c. Brachialis, vue frontale (*Images adaptées de [6]*).

Brachioradialis : Le brachioradialis est un muscle superficiel situé dans le compartiment postérieur de l'avant-bras (Figure 2.8a). Son rôle essentiel est la flexion du coude, mais il agit également sur la pronation et la supination de l'avant-bras respectivement en supination et pronation extrême.

Supinator : Le supinator est un muscle profond situé dans le compartiment postérieur de l'avant-bras (Figure 2.8b). Comme son nom l'indique, il est responsable du mouvement de supination de l'avant-bras.

Pronator quadratus et pronator teres : Le pronator quadratus (Figure 2.8c), muscle profond, et le pronator teres (Figure 2.8d), muscle superficiel, sont situés dans le compartiment antérieur de l'avant-bras. Ces deux muscles sont responsables de la pronation de l'avant-bras.

Flexor carpi ulnaris : Le flexor carpi ulnaris est un muscle situé dans le quadrant antéro-interne de l'avant-bras (Figure 2.9a) et responsable à la fois de la flexion et de l'adduction du poignet

Extensor carpi ulnaris : L'extensor carpi ulnaris est un muscle situé dans le quadrant postéro-interne de l'avant-bras (Figure 2.9b) et responsable à la fois de l'extension et l'adduction du poignet.

Flexor carpi radialis, palmaris longus : Le flexor carpi radialis (Figure 2.9c) et le palmaris longus (Figure 2.9d) sont deux muscles situés dans le quadrant antéro-externe de l'avant-bras et responsables à la fois de la flexion et l'abduction du poignet.

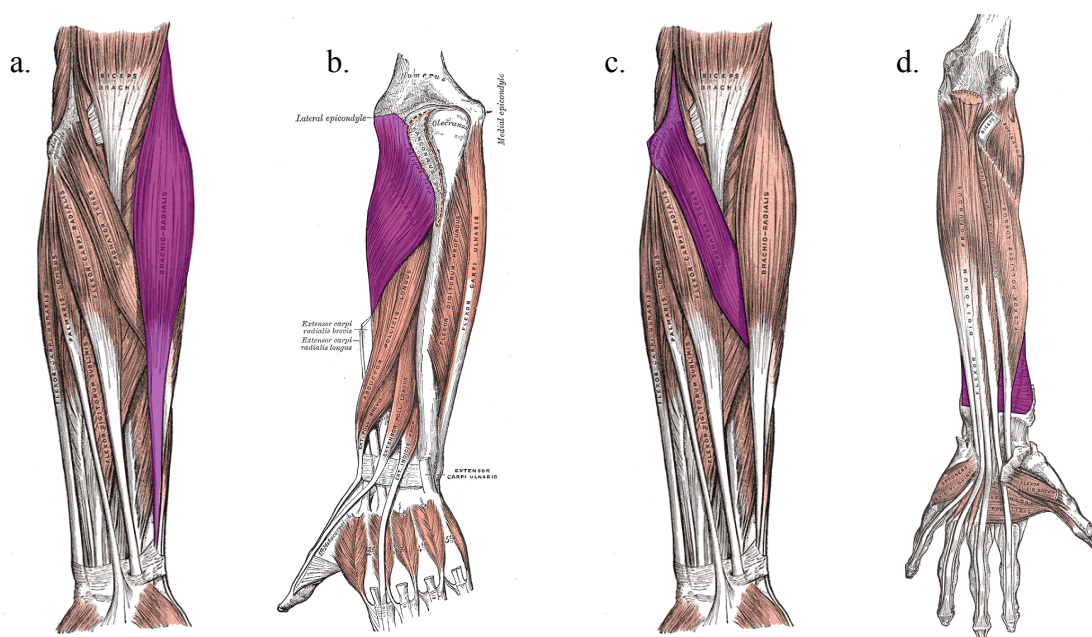


Figure 2.8 Anatomie de l'avant-bras gauche. a. Brachioradialis, vue antérieure, b. Supinateur, vue postérieure, c. Pronator teres, vue antérieure, d. Pronator quadratus, vue postérieure (*Images adaptées de [6]*).

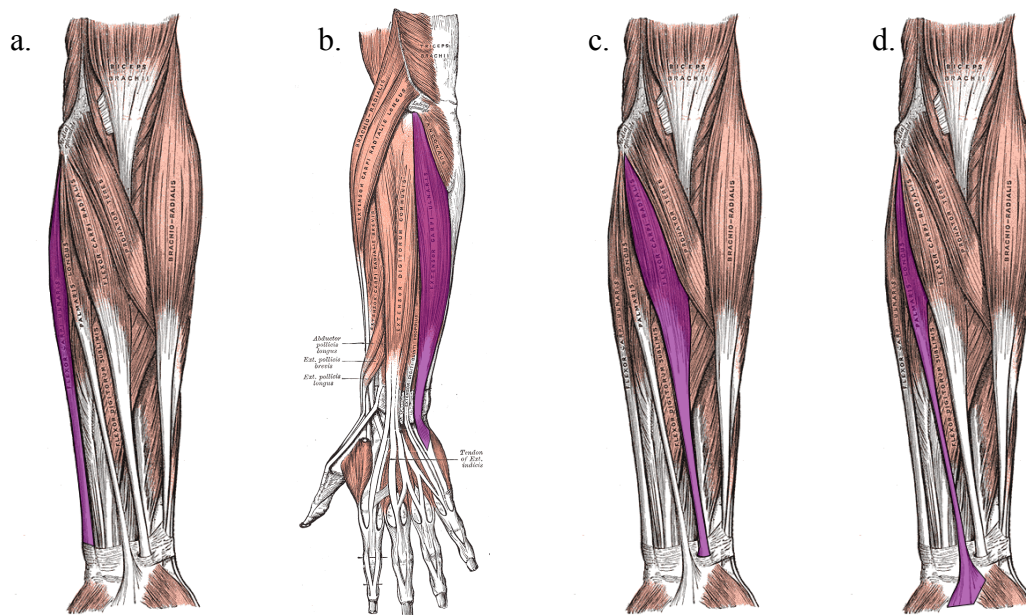


Figure 2.9 Anatomie de l'avant-bras gauche. a. Flexor carpi ulnaris, vue antérieure, b. Extensor carpi ulnaris, vue postérieure, c. Flexor carpi radialis, vue antérieure, d. Palmaris longus, vue antérieure (*Images adaptées de [6]*).

Extensor carpi radialis : L'extensor carpi radialis est un muscle situé dans le quadrant postéro-externe de l'avant-bras (Figure 2.10a) et comprend deux chefs : le long et le court chef. Il est responsable à la fois de l'extension et l'abduction du poignet.

Abductor pollicis et extensor pollicis : L'abductor pollicis longus et l'extensor pollicis (Figure 2.10b) sont des muscles extrinsèques du pouce et responsables du mouvement d'opposition de celui-ci.

Extensor digitorum et flexor digitorum profundus : L'extensor digitorum (Figure 2.10c) et le flexor digitorum profundus (Figure 2.10d) sont des muscles de l'avant-bras respectivement responsables du mouvement d'extension et de flexion des doigts.

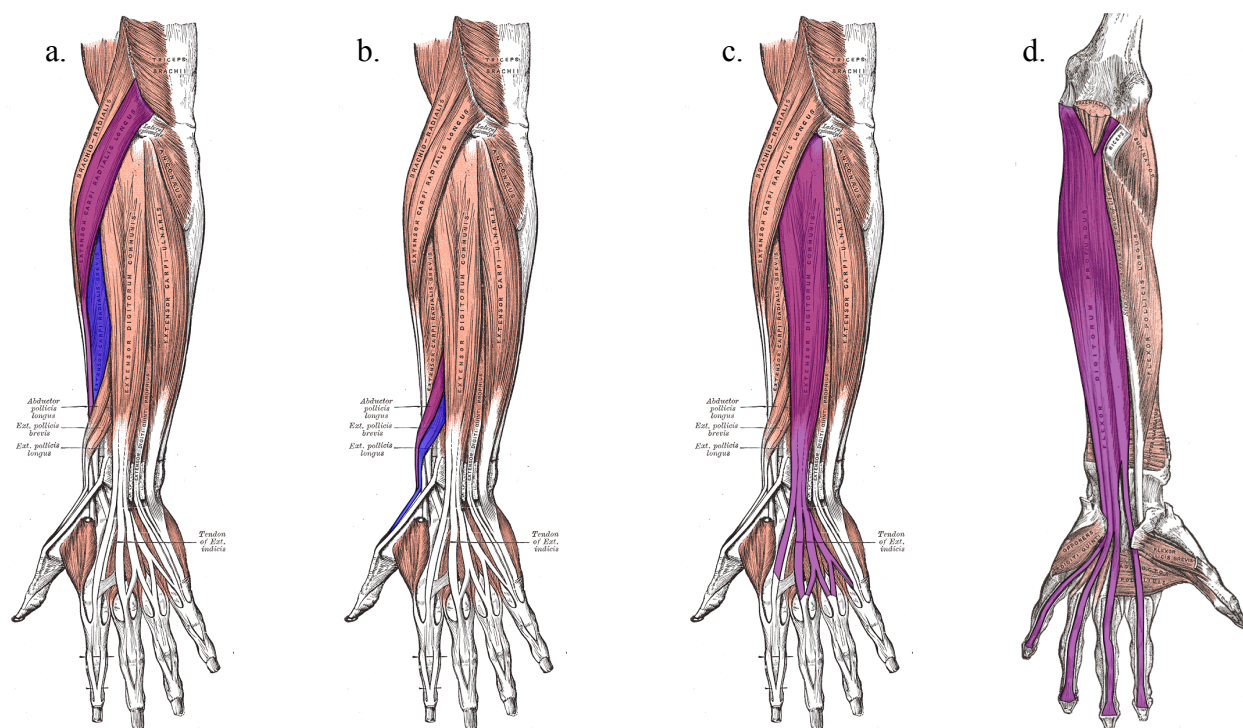


Figure 2.10 Anatomie de l'avant-bras gauche. a. Chef long (mauve) et court (bleu) de l'extensor carpi radialis, vue postérieure, b. Abductor pollicis (mauve) et extensor pollicis (bleu), vue postérieure, c. Extensor digitorum, vue postérieure, d. Flexor digitorum profundus, vue antérieure (*Images adaptées de [6]*).

2.2 Amputation et membre fantôme

Suite à une amputation, la majorité des muscles du bras sont perdus. Pour un amputé huméral, il ne reste généralement qu'une portion du biceps et du triceps brachii. Dans certains cas, une portion du brachialis est également épargnée. Bien qu'importants, ces muscles ne sont pas responsables de tous les mouvements du membre supérieur. Le défi principal dans la conception des prothèses myoélectriques est de développer une méthode pour commander la majorité des mouvements du membre supérieur avec ce nombre réduit de muscles disponibles. La section 2.4 présente les principales méthodes de commande des prothèses myoélectriques.

Un phénomène connu chez les amputés est celui du membre fantôme. Ce phénomène est dû à une réorganisation neuromusculaire suite à l'amputation [7]. Le membre fantôme peut être à la source de plusieurs sensations différentes: mécaniques, thermiques et douloureuses [8]. Plus intéressant

encore, de nombreux amputés affirment être en mesure de déplacer leur membre fantôme à volonté [9]. Toutefois, ces déplacements sont effectués plus lentement et difficilement qu'avec un bras sain. Il est par contre possible pour l'amputé d'imiter les mouvements de son membre fantôme avec son bras sain [10]. Ce phénomène ouvre la voie à de nouvelles modalités de commande pour les prothèses myoélectriques. En effet, l'étude de Reilly et al. [11] a démontré qu'un mouvement fantôme produit une activité EMG dans des muscles qui n'ont aucun lien physiologique avec le mouvement en question. Il serait donc possible d'exploiter cette habileté pour concevoir de nouvelles méthodes de commande myoélectrique.

La Chaire en génie de la réadaptation appliqué en pédiatrie du Prof. Maxime Raison étant affiliée au centre de réadaptation Marie Enfant du CHU Sainte-Justine, elle porte un intérêt particulier pour la population pédiatrique. Chez l'enfant, la nature de l'amputation est souvent congénitale, c'est-à-dire qu'elle est présente à la naissance suite à une malformation lors du développement embryonnaire. De plus, la majorité des amputations congénitales au centre de réadaptation Marie Enfant sont radiales. La décision de travailler avec une population adulte d'amputés huméraux dans le cadre de ce projet de recherche s'explique principalement par deux raisons. Premièrement, la population adulte est en mesure de fournir une rétroaction détaillée qui facilite la mise au point de notre solution. Une fois celle-ci finalisée, il sera plus facile d'effectuer le transfert sur la population d'amputés congénitaux. Deuxièmement, la population d'amputés huméraux est plus complexe que celle radiale étant donné qu'elle possède un nombre restreint de muscles résiduels et qu'un nombre plus élevé de DDL doit être récupéré. Étant donné que la complexité diminue lorsque l'on passe de la population humérale vers la population radiale, le transfert de notre méthode sera plus simple, alors que ce ne serait pas le cas dans la situation inverse.

2.3 Évolution des prothèses du membre supérieur

Cette section présente les principales prothèses disponibles pour les amputés huméraux. Tout d'abord, on présente les prothèses mécaniques, commandées par un système de câbles. Les prothèses myoélectriques, commandées par l'activité musculaire, sont ensuite présentées. On termine par la présentation des prothèses hybrides qui sont commandées par au moins deux modalités différentes.

Pour un amputé huméral, les mouvements du membre supérieur qui sont généralement récupérés par le port d'une prothèse sont la flexion-extension du coude et l'ouverture-fermeture de la main. Certaines prothèses proposent également la pronation-supination de l'avant-bras (passive ou active) et la flexion-extension du poignet.

2.3.1 Prothèses mécaniques

Les prothèses mécaniques [12] sont les plus anciennes et demeurent un choix populaire auprès de la population d'amputés huméraux malgré l'attrait des prothèses myoélectriques. Ces prothèses sont contrôlées par un système de câbles qui permet la flexion et le verrouillage du coude ainsi que la préhension. L'amputé doit porter un harnais qui permet d'actionner ces câbles (Figure 2.11). Il existe plusieurs types de harnais, mais leur fonctionnement général demeure le même. Dans un harnais à deux câbles, le premier câble sert au contrôle de la flexion du coude et à l'action du préhenseur grâce à une flexion de l'épaule alors que le deuxième câble permet de verrouiller le coude en réalisant une extension de l'épaule. Pour un harnais à trois câbles, le premier câble permet de contrôler la flexion du coude en réalisant une flexion de l'épaule, le deuxième câble permet de contrôler le préhenseur grâce à une élévation de l'épaule tandis que le troisième câble permet de verrouiller le coude en effectuant une extension de l'épaule. Dans tous les cas, le préhenseur est à ouverture ou fermeture volontaire, c'est-à-dire que l'amputé doit actionner sa prothèse pour respectivement ouvrir ou fermer le préhenseur. Ce dernier ressemble généralement à une pince ou une main. Le mouvement de pronation-supination de l'avant-bras est généralement passif, c'est-à-dire que le préhenseur est orienté manuellement dans la configuration désirée. Il est rare qu'une prothèse mécanique permette le mouvement de flexion-extension du poignet.

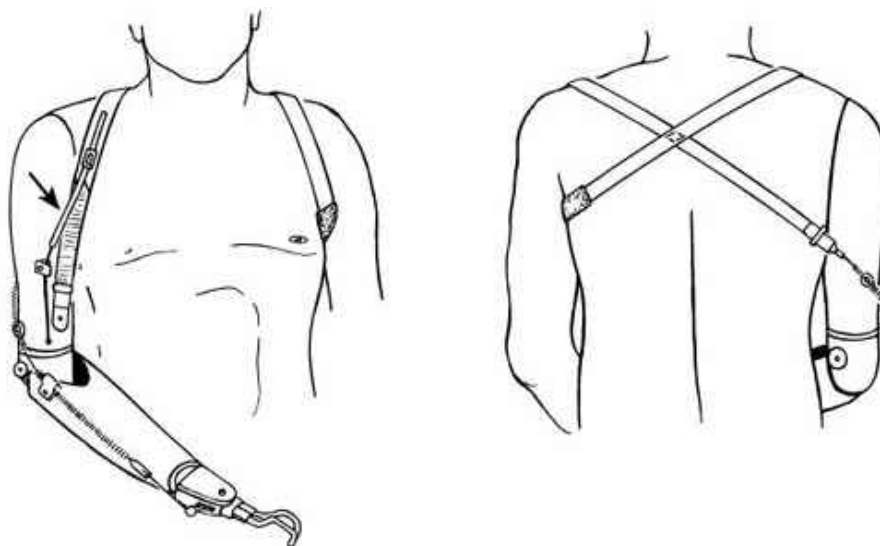


Figure 2.11 Configuration d'un harnais à deux câbles pour le port d'une prothèse mécanique pour un amputé huméral. Le câble indiqué par la flèche permet le verrouillage du coude. (*Image tirée de [12]*).

2.3.2 Prothèses myoélectriques

Les prothèses myoélectriques [13] sont commandées par l'activité musculaire des muscles résiduels suite à l'amputation. Il y a généralement un ou deux capteurs électromyographiques intégrés dans l'emboîture de la prothèse qui enregistrent l'activité musculaire. Les différentes méthodes de commande de ces prothèses sont présentées à la section 2.4. L'amputé peut contrôler individuellement tous les DDL de sa prothèse et passe d'un DDL à l'autre en effectuant une co-contraction musculaire. On peut diviser les prothèses myoélectriques en deux parties : le coude et le préhenseur. Les trois principales compagnies qui proposent un coude myoélectrique sont Ottobock (Dynamic Arm) (Figure 2.12), Liberating Technologies (Boston Elbow) et Motion Control (Utah arm). Plusieurs préhenseurs sont disponibles sur le marché, les plus populaires étant ceux proposés par Ottobock (MyoHand), Steeper (Bebionic) (Figure 2.13) et Touch Bionics (i-Limb). En général, il y a un rotateur à la jonction entre le préhenseur et le coude électromyographique afin de permettre le mouvement de pronation-supination de l'avant-bras. Les préhenseurs peuvent maintenant être programmés pour réaliser une variété de préhensions

afin de faciliter la réalisation de tâches quotidiennes. Certains préhenseurs permettent également de contrôler le mouvement de flexion-extension du poignet.



Figure 2.12 Prothèse myoélectrique Dynamic Arm de Ottobock (*Image tirée de [14]*).



Figure 2.13 Main myoélectrique Bebionic de RSL Steeper (*Image tirée de [15]*).

2.3.3 Prothèses hybrides

Les prothèses hybrides combinent au moins deux modalités différentes dans leur méthode de contrôle. Par exemple, plusieurs prothèses combinent un coude mécanique et un préhenseur

électrique. L'activité musculaire de l'amputé permet alors de commander le préhenseur tandis que la flexion-extension du coude est réalisée mécaniquement. Les travaux de recherche portant sur les prothèses hybrides exploitent l'information provenant de la vision [16], de capteurs de pression au niveau des pieds [17], de centrales inertielles [18], d'électrocorticographie [19] ou d'électroencéphalographie [20].

2.4 Commande des prothèses myoélectriques

Cette section présente les trois principales approches de la commande des prothèses myoélectriques. Tout d'abord, les notions de base en électromyographie (EMG) seront présentées. Puis, on présente la méthode conventionnelle de commande des prothèses myoélectriques. Ensuite, la technique de ré-innervation musculaire est présentée. Pour conclure, on présente le principe de la commande par reconnaissance de formes.

2.4.1 Notions de base en électromyographie

Cette section, basée sur le livre de [21], présente les notions de base en électromyographie. Les intentions de mouvements d'une personne sont générées dans le cerveau et transférées aux muscles via le système nerveux. Lorsqu'un muscle se contracte, il y a production d'échanges ioniques entre les membranes des fibres musculaires. Ces dernières sont innervées par une unité motrice. Chaque unité motrice innerve plusieurs fibres musculaires. Lorsque les influx nerveux du cerveau parviennent aux unités motrices, elles produisent un potentiel d'action qui se propage dans les fibres musculaires qui provoque les échanges ioniques. Le signal EMG mesure le potentiel d'action des unités motrices recrutées pour produire la contraction. Il existe deux principales méthodes pour mesurer l'EMG : intramusculaire et surfacique.

L'EMG intramusculaire utilise des électrodes sous forme d'aiguille qui pénètrent la peau afin d'enregistrer le signal électrique directement dans le tissu musculaire. Le principal avantage de cette méthode est qu'elle permet d'enregistrer le potentiel d'action produit par une seule unité motrice. L'EMG intramusculaire est particulièrement utile pour mesurer l'activité de muscles profonds. Cette méthode étant invasive elle présente un risque d'infection et une possibilité de perte de mobilité dues aux électrodes.

L'EMG de surface est une méthode non-invasive qui utilise des électrodes placées à la surface de la peau. Cette méthode n'est pas en mesure d'enregistrer un potentiel d'action individuel, mais plutôt la somme des potentiels d'action produit par les unités motrices. L'EMG de surface est principalement utilisé pour mesurer l'activité des muscles superficiels, car le signal des muscles profonds parvient à la surface avec une très faible amplitude étant donné que le tissu musculaire atténue les hautes fréquences du signal. De plus, il y a un haut risque de diaphonie (ou cross-talk) : l'activité d'un muscle distant mais puissant peut se propager à travers les tissus et s'ajouter à celui du muscle au-dessus duquel sont placées les électrodes. Il n'est toutefois pas possible d'isoler le signal propre à chaque muscle suite à l'enregistrement. Pour favoriser les comparaisons entre études sur l'EMG, le projet SENIAM (Surface Electromyography for the Non-Invasive Assessment of Muscles) mis sur pied par l'Union Européenne a produit un guide d'utilisation de l'EMG contenant des recommandations sur la préparation de la peau, le placement des électrodes et le traitement du signal [22].

2.4.2 Méthode conventionnelle

L'utilisation de l'EMG pour commander les prothèses a été introduit dans les années 1940 [13], [23]. Toutefois, il a fallu attendre le début des années 1960 pour observer un progrès important dans le développement des prothèses myoélectriques. Ces progrès sont directement liés aux avancées dans le domaine des semi-conducteurs qui ont permis de réduire la taille des composants et les exigences de puissance [24]. L'avantage principal des prothèses myoélectriques sur les prothèses mécaniques est que l'amputé est libéré du harnais qui est généralement inconfortable et occasionne des douleurs musculaires.

La méthode conventionnelle de commande myoélectrique est basée sur l'amplitude du signal EMG. En général, une prothèse myoélectrique pour amputé huméral est équipée de deux sites EMG qui enregistrent l'activité musculaire de muscles antagonistes, par exemple le biceps et le triceps. Les prothèses myoélectriques commerciales utilisent une commande à deux ou trois niveaux.

La figure 2.14 illustre le fonctionnement de la commande à deux niveaux [25]. Dans la commande à deux niveaux, le muscle est soit au repos ou actif. Un muscle est considéré actif lorsque l'amplitude de son signal EMG est supérieure à un seuil d'activation. Chaque muscle est responsable d'un mouvement précis de la prothèse. Par exemple, une contraction du triceps qui

produit un signal EMG supérieur au seuil d'activation permet d'ouvrir la main alors qu'une contraction du biceps qui produit un signal EMG supérieur seuil d'activation permet de fermer la main. Bien qu'intuitive, la limitation principale de cette méthode dans une prothèse humérale est qu'il y a davantage de DDL à actionner que de muscles disponibles. Il doit alors y avoir un moyen pour changer le DDL à actionner, soit à l'aide d'un interrupteur ou en effectuant une co-contraction musculaire.

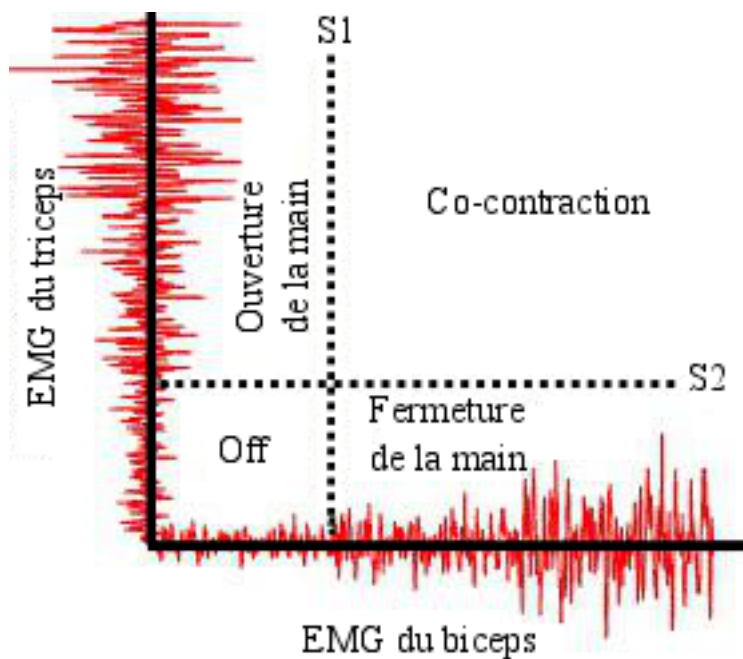


Figure 2.14 Exemple d'une commande à deux niveaux pour une main myoélectrique. S1 et S2 sont les seuils d'activation respectifs du biceps et du triceps (*Image adaptée de [13]*).

C'est pour pallier cette limitation de la commande à deux niveaux que celle à trois niveaux a été développée [26]. La figure 2.15 illustre le fonctionnement de la commande à trois niveaux. Dans cette méthode de commande, deux seuils sont associés à chaque muscle, ce qui permet d'avoir trois niveaux différents d'activation. Un muscle individuel peut donc commander deux mouvements distincts. La méthode à trois niveau a été utilisée avec succès dès 1981 chez une fille de 9 ans [27]. Pour cette fille, une contraction modérée du biceps permettait de fermer la main alors qu'une contraction forte permettait une flexion du coude. À l'opposé, une contraction du triceps permettait d'ouvrir la main alors qu'une contraction forte permettait une extension du coude. Bien que cette méthode de commande permette d'actionner plusieurs DDL à la fois, elle

demeure contre-intuitive et requiert une période d'entraînement plus importante afin d'obtenir une bonne performance.

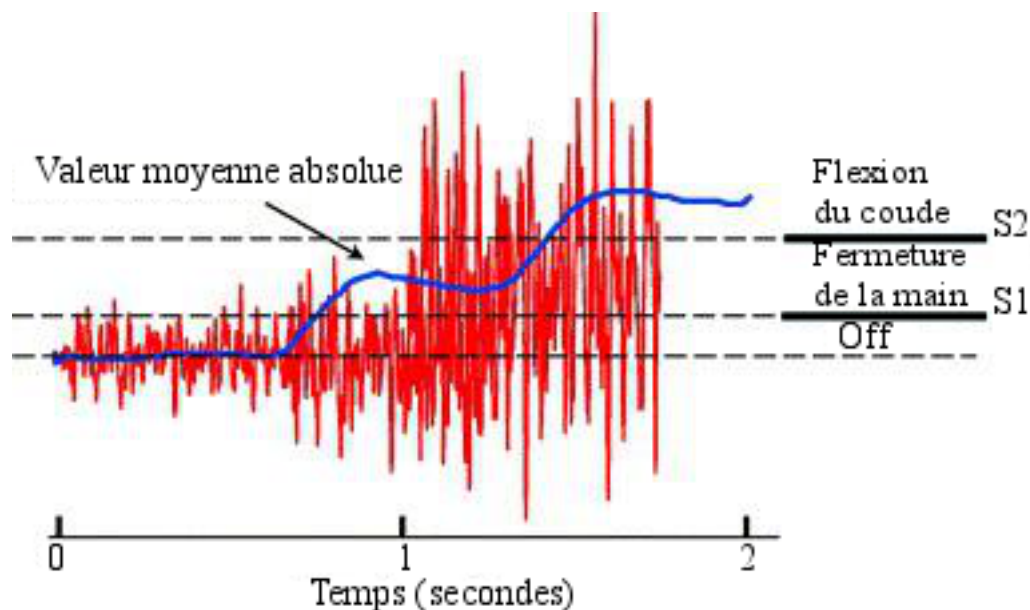


Figure 2.15 Exemple d'une commande à 3 niveaux d'une prothèse myoélectrique. S1 et S2 sont les seuils d'activation du biceps qui définissent la commande de deux degrés de liberté différents (Image adaptée de [13]).

La vitesse à laquelle la prothèse se déplace lors d'une contraction musculaire est déterminée par la méthode *on-off* [28] ou proportionnelle [29]. Dans la méthode *on-off*, une fonction de la prothèse est activée (*on*) ou éteinte (*off*) lorsque le signal EMG est respectivement supérieur ou inférieur au seuil d'activation. Le mouvement s'effectue à vitesse constante et ce peu importe l'intensité du signal EMG. Dans la méthode proportionnelle, la vitesse à laquelle la prothèse se déplace dépend de l'intensité de la contraction musculaire. Plus la contraction sera forte, et donc l'intensité du signal EMG, plus le déplacement de la prothèse sera rapide. Le contrôle proportionnel permet de réaliser des mouvements rapides, particulièrement utiles au niveau du coude pour parcourir toute l'amplitude de la flexion-extension, mais également des mouvements lents afin de positionner sa prothèse avec plus de précision.

2.4.3 Ré-innervation musculaire ciblée

La méthode conventionnelle ne permet pas une commande intuitive des prothèses étant donné qu'il n'y a pas de lien physiologique entre la contraction musculaire et le DDL actionné. Depuis une dizaine d'année, il existe une nouvelle chirurgie qui permet de transférer les nerfs des muscles amputés, notamment ceux responsables des mouvements de la main, aux muscles résiduels du bras. C'est la ré-innervation musculaire ciblée [30]. Lors de cette intervention chirurgicale, le nerf médial (Figure 2.16), responsable de la flexion des doigts, est transféré au chef médial du biceps tandis que le nerf radial (Figure 2.16), responsable de l'extension des doigts, est transféré au chef latéral du triceps [31]. Les muscles ré-innervés servent alors d'amplificateurs biologiques des commandes motrices provenant des nerfs transférés. Il est donc possible d'enregistrer un signal EMG à la surface des muscles ré-innervés qui n'est pas lié à la fonction innée du muscle. Ces nouveaux sites où une activité musculaire indépendante peut être enregistrée permet à un amputé huméral d'avoir un contrôle intuitif sur l'ouverture et la fermeture de la main, en plus de la flexion et l'extension du coude [31]. Pour un amputé ayant subi une ré-innervation musculaire, la prothèse est commandée par la méthode conventionnelle, à l'aide de quatre sites EMG, ou par la reconnaissance de formes. Malgré le potentiel intéressant de cette intervention, il y a plusieurs risques à considérer pour l'amputé, notamment une paralysie permanente des muscles ciblés, des douleurs récurrentes du membre fantôme et le développement de névromes¹ douloureux, en plus des risques standards associés aux chirurgies électives [32].

¹ Un névrome est une croissance ou une tumeur bénigne sous-cutanée du tissu nerveux.

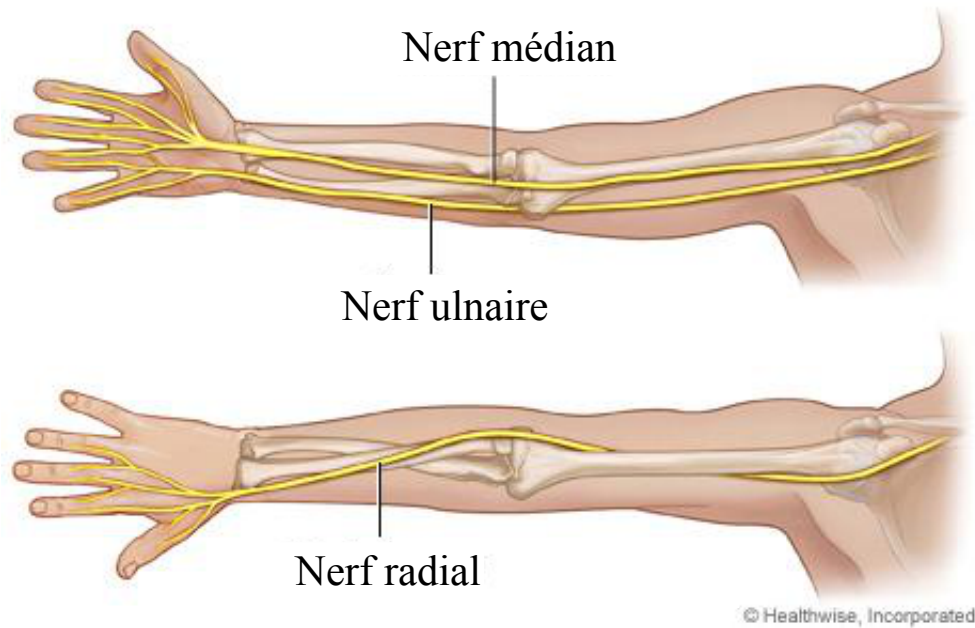


Figure 2.16 Innervation d'un bras sain. (Image tirée de [33])

2.4.4 Reconnaissance de formes

La reconnaissance de formes est une branche de l'intelligence artificielle qui fait appel à l'apprentissage machine et à des techniques statistiques. L'objectif de la reconnaissance de formes est de classer différents objets dans un nombre de catégories ou classes. La figure 2.17 illustre la structure générale d'un système de classification. Dans un premier temps, les objets à classer sont détectés à l'aide de capteurs. Ces objets peuvent être de plusieurs types, tels que des images, des signaux ou des mesures. Ensuite, le système génère une multitude de caractéristiques qui permettent de définir (caractériser) les objets. Généralement, un nombre élevé de caractéristiques est généré et sera par la suite réduit en sélectionnant les mieux adaptées au problème. Les caractéristiques sélectionnées permettent la création d'un vecteur de caractéristiques. L'avant-dernière étape consiste au design du classificateur. Celui-ci sera influencé par la dimension du vecteur de caractéristiques et la nature des objets à classer. Une fois le design du classificateur terminé, il faut l'entraîner avec les données à analyser et évaluer sa performance en mesurant l'erreur de classification. Toutes ces étapes sont reliées et, en fonction des résultats de la classification, on peut effectuer des modifications à une ou plusieurs étapes afin d'améliorer la performance. Le classificateur est entraîné par une méthode supervisée ou non-supervisée. Dans la méthode supervisée, la catégorie à laquelle appartient chaque donnée est

connue. Dans la méthode non-supervisée, la catégorie à laquelle appartiennent les données est inconnue. Le rôle du classificateur est alors d'identifier les similarités dans le vecteur de caractéristiques et de regrouper les vecteurs similaires. Il existe une multitude de classificateurs, chacun ayant ses avantages et inconvénients selon le problème à résoudre. Dans le domaine de l'EMG, on utilise généralement des classificateurs avec entraînement supervisé du fait que les classes de mouvements à effectuer, par l'amputé, sont connues d'avance. Les plus répandus sont basés sur l'analyse discriminante linéaire [34], les réseaux de neurones [35], les machines à vecteurs de support [36] ou les modèles de Markov caché [37].

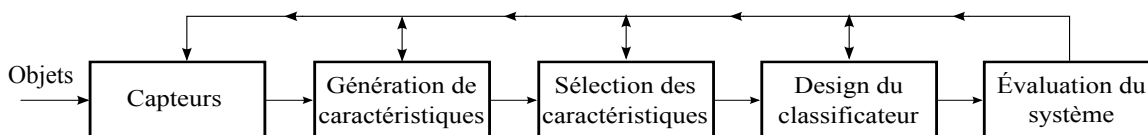


Figure 2.17 Étapes principales d'un système de reconnaissance de formes (*Image adaptée de [38]*).

2.5 Commande myoélectrique par reconnaissance de formes

Cette section présente une revue des articles publiés sur la commande myoélectrique par reconnaissance de formes chez des amputés du membre supérieur. L'utilisation de la reconnaissance de formes pour l'amélioration de la commande des prothèses myoélectriques n'est pas un concept récent. En effet, les premières études sur le sujet datent des années 1960 et 1970 [39], [40]. Cependant, ce n'est qu'au début des années 1990, grâce aux améliorations dans le domaine du traitement de signal, de l'instrumentation et des microprocesseurs que l'implémentation de systèmes commandés par reconnaissance de formes a eu un essor important [41]. Depuis, une multitude d'études ont été réalisées sur le sujet dans l'optique de commercialiser des prothèses myoélectriques commandées par reconnaissance de formes. Plusieurs études portent sur les amputés radiaux en raison du nombre plus élevé de muscles résiduels suite à l'amputation comparativement aux amputés huméraux. Bien que les méthodes développées pour les amputés radiaux soient applicables aux amputés huméraux, le défi est d'autant plus grand puisqu'il faut restaurer davantage de mouvements à l'aide d'un nombre restreint de sites musculaires. La section 2.5.1 présente en détails les études portant sur les amputés huméraux. La

section 2.5.2 présente rapidement les études sur les amputés radiaux étant donné que certaines méthodes et conclusions sont également applicables aux amputés huméraux.

Le terme « précision de la classification », employé fréquemment dans la suite de ce mémoire, fait référence au rapport entre le nombre de prédictions qui sont exactes sur le nombre total de prédictions, exprimé en pourcentage.

2.5.1 Amputés huméraux

L'étude de Hudgins et al. [41], publiée en 1993, est l'une des premières à proposer l'utilisation de la reconnaissance de formes pour la commande d'une prothèse myoélectriques. Réalisée à la fois sur des participants sains (12), des amputés huméraux (2) et des amputés radiaux (4), cette étude propose l'utilisation d'un réseau de neurones pour effectuer la classification du signal transitoire de l'EMG suite à une contraction. Les auteurs ont utilisé un ensemble de 5 caractéristiques pour caractériser les signaux EMG : valeur moyenne absolue, pente de la valeur moyenne absolue, nombre de passages par zéro, nombre de changements de pente et longueur de la forme d'onde. L'activité EMG des amputés huméraux était enregistrée à partir du biceps et du triceps et ils devaient produire 4 contractions différentes qu'ils étaient en mesure de reproduire facilement. Chaque contraction était associé à l'un des quatre mouvements de la prothèse : flexion ou extension du coude et ouverture ou fermeture de la main. La précision de la classification était de 85.5% pour les amputés et de 91.2% pour les participants sains. Cette étude a ouvert la voie à la commande de prothèses par reconnaissance de formes. Les données recueillies par cette étude ont été utilisées à nouveau en 2000 par Chan et al. [42]. Le but de cette étude était d'améliorer la performance de la classification en optant pour un classificateur basé sur la logique floue. L'approche floue a permis d'augmenter légèrement la performance de la classification.

En 1995, Zardoshti-Kermani et al. [43] proposent une classification basée sur la méthode des k plus proches voisins et l'utilisation de nouvelles caractéristiques d'EMG : intégrale de la valeur absolue, nombre de passages par zéro, variance, amplitude de Willison, modèle de prédiction auto-régressif, histogramme de l'EMG. L'étude a été réalisée sur un amputé huméral dont l'activité EMG était enregistrée à partir du biceps et du triceps. L'activité EMG est enregistrée pendant que l'amputé réalisait des contractions fortes ou faibles de chacun de ces muscles, en plus d'un état au repos. Le but de l'étude était de distinguer 4 états de contraction différents afin de commander les mouvements de flexion-extension du coude et de pronation-supination de

l'avant-bras. La caractéristique la plus performante est l'histogramme de l'EMG et permet d'obtenir une erreur de classification de l'ordre de 5.0 %.

L'étude d'Englehart et al. [44] en 1999 est l'une des premières à évaluer la performance de caractéristiques dans le domaine fréquentiel pour la classification des signaux EMG du biceps et du triceps enregistrés chez 16 participants sains. Les auteurs comparent également la performance d'un réseau de neurones à celle d'une analyse discriminante linéaire pour classifier les mouvements de flexion-extension du coude et de pronation-supination de l'avant-bras. La meilleure performance (93.8 %) a été obtenue en utilisant une analyse discriminante linéaire pour classifier un vecteur de caractéristiques du domaine fréquentiel issu d'une transformation de paquets d'ondelettes dont la dimensionnalité a été réduite par une analyse des composants principaux [45].

En 2003, Soares et al. [46] réalisent une étude sur la classification des mouvements de flexion et extension du coude et de pronation et supination de l'avant-bras chez un participant sain. L'activité EMG est enregistrée de 5 sites différents, soit un sur chaque chef du biceps (2) et du triceps (3). Un réseau de neurones est utilisé pour effectuer la classification et un vecteur de caractéristiques basé sur un modèle de prédiction auto-régressif de l'EMG est utilisé. L'erreur moyenne de classification était de 5.0 %. Cette étude démontre l'intérêt d'augmenter le nombre de sites où l'activité EMG est enregistrée.

Kuiken et al. [31], en 2009, publient une étude sur l'utilisation de la reconnaissance de formes pour la commande de prothèses myoélectriques chez des amputés huméraux ayant subi une ré-innervation musculaire ciblée. La classification de 10 différents mouvements du coude, de l'avant-bras, du poignet et de la main a été réalisée à l'aide d'une analyse discriminante linéaire basée sur les caractéristiques proposées par [41]. Les résultats de la classification chez les amputés sont comparés à ceux d'un groupe contrôle constitué de participants sains dont l'activité EMG est enregistrée sur 12 sites différents du bras, de l'avant-bras et de la main. Bien que les participants sains aient obtenu de meilleurs résultats pour la commande en temps réel d'une prothèse, les amputés ont été en mesure de contrôler efficacement les DDL de la prothèse. L'étude de [47] a également été réalisée sur deux amputés huméraux ayant subi une ré-innervation musculaire. La contribution principale de cette étude est qu'elle a démontré que l'utilisation d'une matrice d'électrodes pour enregistrer l'activité EMG des muscles est autant ou

plus efficace que l'identification précise des sites musculaires. Ce résultat offre une alternative qui réduit la complexité et les coûts associés à l'appareillage d'une prothèse myoélectrique étant donné qu'il n'est plus nécessaire d'identifier les sites musculaires de l'amputé lors de rendez-vous médicaux.

Dans la dernière année, les études de Gade et al. [48] et Jarrasse et al. [49] se sont intéressés plus particulièrement au phénomène du membre fantôme. Réalisées respectivement sur 1 et 5 amputés huméraux, ces études ont confirmé la capacité d'un amputé huméral à générer des patrons d'activation musculaire reliés à des mouvements fantômes distincts. Dans [48], une analyse discriminante linéaire basée sur les caractéristiques proposées par [41] a permis de distinguer les mouvements de flexion-extension du coude, de pronation-supination de l'avant-bras et d'ouverture-fermeture de la main avec des erreurs de classification inférieures à 5.0 %. L'activité EMG a été enregistrée à partir de 32 sites différents placés sur le moignon et différentes régions du dos, du torse et de l'épaule. L'étude de [49] a également utilisé une analyse discriminante linéaire basée sur les caractéristiques proposées par [50]. En plus des mouvements principaux du membre supérieur tels que la flexion-extension du coude, la pronation-supination de l'avant-bras, la flexion-extension du poignet et l'ouverture-fermeture de la main, les auteurs ont également considéré 10 mouvements individuels des doigts. Ils ont obtenu une précision variant de 78.0 % à 94.8 %. Ces deux études se positionnent dans un nouveau courant de recherche sur les amputés huméraux, soit celui qu'il n'est pas nécessaire de subir une ré-innervation musculaire ciblée afin d'augmenter les possibilités de commande d'une prothèse. Les réorganisations neuromusculaires des amputés huméraux rendent possible l'identification de mouvements du membre supérieur non reliés physiologiquement aux muscles dont l'activité EMG est enregistrée.

Plusieurs auteurs ont également réalisé des travaux sur la commande par reconnaissance de formes de prothèses humérales. Toutes ces études ont cependant été réalisées sur des participants sains. L'étude de [51] a utilisé les réseaux de neurones pour détecter des mouvements du bras à l'aide de l'activité EMG des muscles de l'épaule et du torse. Dans [52], il a été démontré que la commande par reconnaissance de forme permet d'obtenir de meilleures performances que la méthode conventionnelle. L'étude de [53] a utilisé des méthodes statistiques pour classifier les mouvements de flexion-extension du coude et de pronation-supination de l'avant-bras à l'aide de l'activité EMG du biceps et du triceps. L'étude de [54], semblable à cette dernière, a également été en mesure de classifier les mouvements de flexion-extension du coude et de pronation-

supination de l'avant-bras à l'aide de l'activité EMG du biceps et du triceps, mais en utilisant un réseau de neurones. Dans [55], la classification des signaux EMG des muscles fléchisseurs et extenseurs du bras et du poignet à l'aide d'un réseau de neurones s'est avérée la plus performante pour l'implémentation en temps réel d'une commande par reconnaissance de formes des mouvements de flexion-extension du coude, de pronation-supination de l'avant-bras et de flexion-extension du poignet. Une seconde étude publiée par les mêmes auteurs [56] a démontré que l'utilisation d'un réseau de neurones permet d'obtenir la meilleure performance de classification des mouvements de flexion-extension du coude, de pronation-supination de l'avant-bras, de flexion-extension du poignet et d'abduction-adduction du poignet. Finalement, l'étude de [57] s'est intéressée plus particulièrement à la relation entre l'activité EMG et l'angle de flexion-extension du coude. Une analyse discriminante linéaire a été en mesure d'identifier trois positions différentes du coude, soit l'extension complète, la flexion à 90° et une position intermédiaire entre ces deux positions.

2.5.2 Amputés radiaux

L'objectif principal des études portant sur les amputés radiaux est de développer une méthode de classification permettant de distinguer les mouvements de pronation-supination de l'avant-bras, de flexion-extension du poignet et d'abduction-adduction du poignet en plus de mouvements individuels des doigts et une variété de préhensions. Le nombre élevé de muscles résiduels chez les amputés radiaux facilite le développement d'une commande myoélectrique par reconnaissance de formes. Bien que plusieurs études ont été réalisées sur des amputés radiaux [58]–[64], la majorité basent leurs conclusions sur des participants sains [36], [65]–[72]. Cette constatation est problématique, au même titre que pour les amputés huméraux, étant donné qu'il est connu que les signaux EMG enregistrés sur un bras amputé diffèrent de ceux d'un bras sain [11]. De plus, certains muscles dont l'activité EMG est enregistrée sur des participants sains ne sont pas disponibles ou fonctionnels chez un amputé radial. Dans le cas de la population amputée radiale, les études devraient porter une attention particulière aux malformations congénitales étant donné qu'elles sont la principale cause d'amputation chez les enfants [73]. De plus, les muscles résiduels des amputés congénitaux sont généralement moins développés et couverts d'une couche de tissus mous plus importante [74]. L'impact de ces différences physiologiques sur leur habileté à générer des patrons d'activation musculaires reliés à des mouvements distincts

du poignet et de la main demeure incertain. Or, il existe très peu d'études s'intéressant aux défis particuliers de cette population [61], [75]–[77].

Les principales méthodes de classification utilisées dans les études portant sur les amputés radiaux sont l'analyse discriminante linéaire [59], [60], [65], [69], [70], [75], les réseaux de neurones [61], [62], [64], [68], [69], les machines à support de vecteurs [36], [63], [66], [68], la logique floue [76], [77] et la méthode des k plus proches voisins [58]. La précision de la classification obtenue dans ces études varie en fonction de la population étudiée et du nombre de mouvement inclus dans le protocole. En effet, les amputés obtiennent généralement une moins bonne précision que les participants sains. De plus, au sein de la population amputée, la performance est plus faible chez la population congénitale que celle traumatique. On note aussi que plus le nombre de mouvements inclus dans le protocole est élevé, moins la classification est efficace.

2.5.3 Reconnaissance de formes et accéléromètres

L'entraînement d'un algorithme de reconnaissance de formes pour la commande d'une prothèse myoélectrique se fait généralement à partir de positions initiales prédéfinies. Par exemple, le mouvement de pronation-supination de l'avant-bras est généralement réalisé avec une flexion de 90° au niveau du coude. Or, il a été montré que l'activité EMG de certains muscles est dépendante de l'orientation du membre supérieur dans l'espace [78]–[81]. Ce phénomène est désigné dans la littérature comme étant l'effet de la position du membre [82]. Ces altérations au niveau de l'activité EMG pourrait avoir un impact important sur la performance d'un classificateur. En effet, le patron d'activation musculaire responsable, par exemple, du mouvement de supination de l'avant-bras diffère selon le degré de flexion du coude. Pour limiter l'impact de la position du membre sur la performance de la classification, il faudrait entraîner le classificateur à reconnaître un mouvement dans plusieurs positions différentes. Bien qu'efficace, cette approche implique de longues heures d'entraînement pour l'amputé. Dans le but de limiter la période d'entraînement, plusieurs études s'intéressent à l'apport de centrales inertielle ou simplement d'accéléromètres afin de diminuer l'effet de la position du membre sur la précision de la classification [82]–[87]. Ces outils pourraient facilement s'intégrer dans le développement d'une prothèse hybride et fournir de l'information pertinente sur la position et l'orientation du membre dans l'espace. Présentées à la section 2.3.3, les prothèses hybrides combinent au moins

deux modalités de contrôle. Parmi les modalités présentées, l'utilisation de centrales inertielles offre un potentiel intéressant principalement dû à la simplicité du matériel nécessaire à son utilisation et au fait qu'elles sont facilement intégrables à une prothèse en raison de leur petite taille.

Les études qui intègrent les centrales inertielles/accéléromètres dans leur protocole évaluent l'impact de l'angle de flexion du coude et de l'épaule sur la classification des mouvements de pronation-supination de l'avant-bras, de flexion-extension du poignet, d'ouverture-fermeture de la main et autres formes de préhension. Pour ce faire, les participants sont équipés d'une centrale inertielle/accéléromètre sur l'avant-bras [86], [87] et, dans certains cas, d'une deuxième sur le bras [82], [84], [85]. La valeur moyenne de la centrale inertielle/accéléromètre sur la fenêtre d'analyse est généralement utilisée à l'intérieur du processus de classification. Au niveau de l'EMG, les caractéristiques du domaine temporel proposées par [41] sont utilisés par plusieurs études [82], [84]–[86]. Dans tous les cas, la combinaison des deux modalités, centrales inertielles et EMG, a permis de diminuer l'erreur de classification causée par des variations de la position du membre malgré l'entraînement du classificateur sur un nombre réduit de positions.

CHAPITRE 3 OBJECTIFS ET HYPOTHÈSES

3.1 Résumé de la problématique

La commande de prothèses myoélectriques pour les amputés huméraux est ardue en raison du nombre restreint de sites musculaires indépendants disponibles après l'amputation. Jusqu'à présent, plusieurs études ont proposé de nouvelles méthodes de commande myoélectrique basée sur la reconnaissance de formes. Cependant, plusieurs problématiques persistent :

- Très peu d'études évaluent la performance de leurs algorithmes sur des amputés réels.
- Les études incluant des amputés dans leur protocole se concentrent principalement sur la population ayant subi une ré-innervation musculaire, malgré le fait que cette chirurgie comporte plusieurs risques importants.

Il est donc important de développer de nouvelles approches pour la commande myoélectrique. Récemment, quelques études se sont intéressées au phénomène du membre fantôme chez les amputés. Ces études ont démontré la capacité des amputés huméraux de produire des patrons d'activation musculaire reliés à des mouvements distincts. Toutefois, l'activité EMG est enregistrée à partir de sites musculaires difficilement intégrables dans l'emboiture d'une prothèse myoélectrique, ce qui est problématique pour l'étape d'implémentation.

3.2 Objectif général

L'objectif général de ce mémoire est de classer les principaux mouvements fantômes du membre supérieur chez des amputés huméraux.

3.2.1 Objectifs spécifiques

L'objectif général peut être divisé en 2 objectifs spécifiques :

- 1) Concevoir un classificateur permettant de détecter les 8 principaux mouvements fantômes du membre supérieur et une condition au repos à partir de données EMG enregistrées exclusivement sur le membre résiduel des amputés huméraux.
- 2) Évaluer l'impact de l'information cinématique de la prothèse sur la performance de la classification.

Les 8 principaux mouvements fantômes du membre supérieur sont les suivants :

- Flexion du coude;
- Extension du coude;
- Pronation de l'avant-bras;
- Supination de l'avant-bras;
- Flexion du poignet;
- Extension du poignet;
- Ouverture de la main;
- Fermeture de la main.

Il est à noter que la classification de mouvements fantômes fait référence à la possibilité de détecter le mouvement que souhaite effectuer l'amputé s'il avait encore son membre. Le rôle de la classification est donc de déterminer le mouvement fantôme que l'amputé « réalise », basé des données enregistrées.

3.2.2 Hypothèses

Les muscles du membre résiduel des amputés huméraux produisent des patrons d'activations musculaires reliés à des mouvements physiologiquement inappropriés. De plus, l'ajout de l'information cinématique de la prothèse augmente la précision de la classification.

CHAPITRE 4 ARTICLE 1 : CLASSIFICATION OF UPPER LIMB PHANTOM MOVEMENTS IN TRANSHUMERAL AMPUTEES USING ELECTROMYOGRAPHIC AND KINEMATIC FEATURES

Cet article a été soumis le 7 juillet 2016 dans la revue IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering.

Guillaume Gaudet, Maxime Raison, Sofiane Achiche

4.1 Abstract

Recent studies have shown the ability of transhumeral amputees to generate surface electromyography (sEMG) patterns associated to distinct phantom limb movements of the hand, wrist and elbow. This ability could improve the control of myoelectric prostheses with multiple degrees of freedom (DoF). However, the main issue of these studies is that these ones record sEMG from sites that cannot always be integrated in a prosthesis socket. This study aims to evaluate the classification accuracy of eight main upper limb phantom movements and a no movement class in transhumeral amputees based on sEMG data recorded exclusively on the residual limb. A sub-objective of this study is to evaluate the impact of kinematic data on the classification accuracy. Five transhumeral amputees participated in this study. Classification accuracy obtained with an artificial neural network ranged between 60.9 % and 93.0 %. Accuracy decreased if the number of DoF considered in the classification increased, and/or if the phantom movements became more distal. Adding a kinematic feature produced an average increase of 4.8 % in accuracy. This study may lead to the development of a new myoelectric control method for multi-DoF prostheses based on phantom movements of the amputee and kinematic data of the prosthesis.

4.2 Index Terms

Surface electromyography (sEMG), pattern recognition, phantom limb movements, transhumeral amputee, neural networks, classification.

4.3 Introduction

Upper limb amputation causes substantial functional impairments for patients, which increases as the level of amputation is located higher up the arm [1]. Indeed, most activities of daily living, such as tying shoe laces, opening a bottle, and buttoning a shirt, are complex and are hard to accomplish with only one fully functional arm. However, some amputees still choose to wear only a cosmetic prosthesis, without any functional utility, even though active prostheses are nowadays capable of restoring some functions, but these ones are sometimes too unnatural to use [2].

The two predominant types of active prostheses for transhumeral amputees are body-powered and myoelectric [3]. In body-powered prostheses, a functional body harness allows the amputee to actuate the prosthesis by performing specific shoulder motions. In contrast, myoelectric prostheses are controlled by the surface electromyography (sEMG) signals produced by the residual muscles of the amputee. In some cases, there can be a combination of both options: a body-powered elbow with a myoelectric wrist and hand. While body-powered prostheses provide limited functionality, myoelectric prostheses have the potential to offer intuitive control and could act on multiple degrees of freedom (DoF).

Current clinical strategies for myoelectric control are based on direct control, which does not allow intuitive and simultaneous control of multiple DoF prostheses [4]. Direct control is based on the amplitude of two antagonist muscles, such as the biceps brachii and the triceps brachii, and acts on a single DoF. For transhumeral amputees, at least three DoF prostheses are necessary to maintain minimal functionality: elbow flexion-extension, forearm pronation-supination and hand open-close. Moreover, a fourth DoF, wrist flexion-extension, should also be integrated in myoelectric prostheses, considering it is an area of dissatisfaction for users [5]. Simultaneous control of these four DoF is almost impossible using a direct control strategy since transhumeral amputees do not possess enough independently controllable muscles left in their residual limb [6]. To overcome this problem, the preferred strategy is to employ co-contraction of the muscles or hardware switches to move from one DoF to another [7]. Hence, the dexterity of control is limited, slow, and counterintuitive, which explains the low acceptance of myoelectric prosthesis [3], [5].

The actual limitations of the direct control strategy have motivated the use of a pattern recognition-based control [8]. Pattern recognition requires that more information must be extracted from the residual muscles. To do so, it is recommended to use multiple channels of surface electromyography (sEMG) and to use a feature set that extract as much information as possible from the sEMG signals [9]. Feature extraction aims to extract the valuable information that is hidden in sEMG signal [10]. The extracted features are then processed by a classifier, which role is to decide to which class the information belongs. For myoelectric control, each class corresponds to a DoF of the prosthesis.

Several studies successfully used a pattern recognition approach to classify upper limb movements [2], [4], [9], [11], [12]. However, few of them were realized on actual transhumeral amputees [4], [8], [13]. This is a major shortcoming as it is known that EMG activity in the residual limb differs from the one in the intact limb [14]. Moreover, there is more interest for amputees who underwent targeted muscle reinnervation (TMR) surgery [15] because this procedure allows to transfer residual arm nerves to alternative muscles sites, increasing the number of sites for sEMG recordings. However, there are a lot of risks associated with TMR: permanent paralysis of the target muscles, development of painful neuromas and recurrence of phantom limb pain [15].

Recent studies have shown that transhumeral amputees can produce different muscle activation patterns that are related to distinct phantom movements and that physiologically inappropriate muscles can produce phantom movements required to myoelectric control [16], [17]. Indeed, it is known that multiple neuromuscular reorganizations occur after the amputation [18] and that the primary motor cortex can still send motor commands to the missing limb [19]. Moreover, there is a high proportion of upper limb amputees that experience phantom limb sensations [20]. This ability could improve the control of multiple DoF myoelectric prostheses without undergoing muscular re-innervation surgery. However, the main issue of these studies is that these ones record sEMG from sites that cannot always be integrated in a prosthesis socket, such as shoulder, back, and pectoralis muscles.

Latest developments on myoelectric prostheses propose to combine myoelectric signal with other sensory or biological signals to improve the control of prostheses [21]. These additional inputs can come from electroencephalography [22], electrocorticography [23], foot pressure sensors

[24], vision [21], and inertial measurement units [25]. Among these, inertial measurement units, such as accelerometers, require the simplest hardware and can easily be integrated at different locations on a prosthesis, giving precious information about its orientation, speed and acceleration. This kinematic information, combined with sEMG features, could improve the accuracy of current pattern recognition classifiers [26], [27].

In this study, we evaluate the accuracy of a state-of-the-art classifier to classify eight upper limb phantom movements and a no movement class in transhumeral amputees using sEMG and kinematic features. sEMG data were recorded exclusively from sites that can be integrated in a prosthesis socket to facilitate the transfer in actual prostheses. Therefore, no sEMG was recorded from the deltoid, trapezoidal, back or pectoralis muscles, as it was the case in most recent studies investigating upper limb phantom movements [16], [17]. The impact of kinematic data on classification accuracy was also evaluated.

4.4 Methods

4.4.1 Participants

Five participants with unilateral traumatic transhumeral amputation volunteered to participate in the study (Table 4.1). Participants provided informed consent and permissions to publish photographs. The study was approved by the Research Ethics Board of Ste-Justine University Hospital Center, Montreal, Canada.

4.4.2 Data Acquisition

Six sEMG channels equally spaced around the stump (Figure 4.1a) were recorded for each participant using the wireless FreeEMG300 system (BTS, Milan, Italy) and BTS EMG-Analyzer (BTS, Milan, Italy) software, with the following specifications: sampling frequency: 1 kHz; gain: 476.5; CMRR>110 dB; input impedance >10 GOhm; high-pass pre-filtered 7.32 Hz -20 dB·s⁻¹; 16-bit resolution. The skin overlying the electrode sites was scrubbed using 70 % isopropyl alcohol pads to reduce electrode resistance and disposable self-adhesive bipolar circular electrodes (Ag/AgCl, recording diameter, 10 mm; center-to-center distance, 24 mm; Covidien, Mansfield, USA) were used for sEMG recordings.

Kinematics data were recorded by a 12-camera 3D motion analysis system (T40Sx VICON, Oxford) at a sampling frequency of 100 Hz. Ten retro-reflective markers were placed on the following anatomical landmarks of the intact limb (Figure 4.1b), based on the work of Laitenberger et al. [28]: angulus acromialis, acromioclavicular joint, lateral epicondyle, medial epicondyle, ulnar styloid, radial styloid, 2nd metacarpal distal, 5th metacarpal distal, 2nd metacarpal proximal and 4th metacarpal proximal.

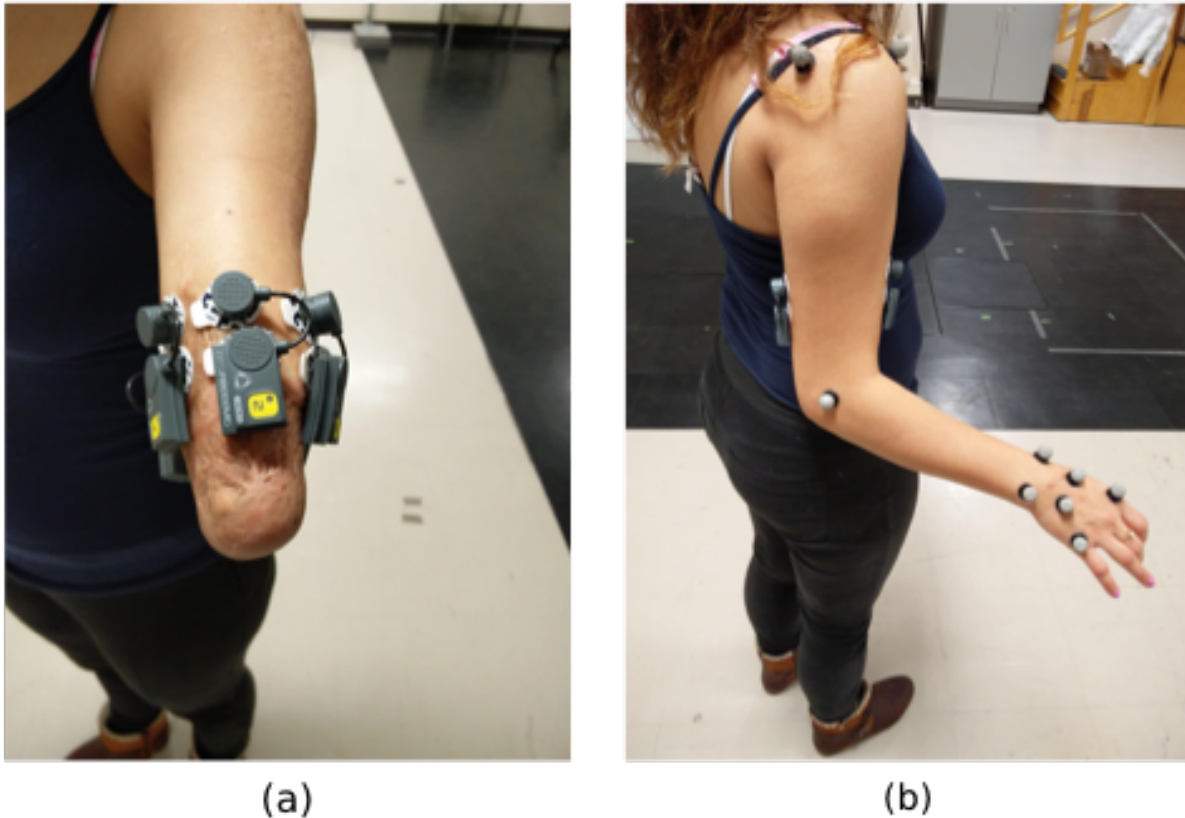


Figure 4.1 Placement of (a) 6 sEMG channels and (b) 10 retroreflective markers on one transhumeral amputee.

Eight upper limb phantom movements, namely elbow flexion (EF), elbow extension (EE), forearm pronation (FP), forearm supination (FS), wrist flexion (WF), wrist extension (WE), hand open (HO) and hand close (HC), plus a “no movement” (NM) were included in the experiment. Participants sat on a chair, unconstrained, during the recordings. sEMG and kinematic data were recorded in eight consecutive trials. For each trial, one of the 8 phantom movements was

randomly chosen. Participants were instructed to produce medium, constant contraction to the best of their ability in the desired direction of motion starting from an initial position. Participants used mirror movements of their intact limb to aid in attempting movements with their residual limb [17]. The movement was repeated twice and held for 4 s. There was a 3 s resting period between consecutive movements where participants would return to the starting position, which accounted for the NM. All trials were repeated three times, for a total contraction time of 24 s per phantom movement and of 72 s of NM. Ample rest periods were provided between each trial to prevent fatigue.

Table 4.1 Demographic Data of the Five Transhumeral Amputees

Participant	Age (years)	Sex	Elapsed Time (months)	Amputation side	Dominant limb?	Prosthesis
TH1	21	M	27	Right	Yes	Body-powered or no prosthesis
TH2	32	M	161	Right	Yes	Myoelectric ^a , Aesthetic or no prosthesis
TH3	46	M	17	Right	Yes	Body-powered
TH4	59	M	105	Left	No	Body-powered or no prosthesis
TH5	27	F	23	Left	No	Hybrid or no prosthesis

^aTH2 only uses his aesthetic prosthesis

TH: Transhumeral amputee; M: Male; F: Female

4.4.3 Data Processing

The sEMG and kinematics data were processed using custom-written MATLAB[®] (MathWorks[®], Natick, USA) routines. sEMG data for each trial were segmented automatically in a movement class using the Teager-Kaiser energy operator (ψ), known to be efficient for sEMG onset detection [29]. Raw sEMG signal was first filtered using a bandpass filter (30-300 Hz zero-lag 4th

order Butterworth filter). Teager-Kaiser energy operator was then applied to the filtered signal as defined by Equation (1):

$$\psi[x(n)] = x^2(n) - x(n+1)x(n-1) \quad (1)$$

where x is the sEMG value and n is the sequence index. The signal was finally rectified and filtered using a lowpass filter (50 Hz zero -lag 4th order Butterworth filter). The average μ and standard deviation σ of the conditioned signal baseline were then computed in order to determine the sEMG onset. The threshold T was determined by Equation (2):

$$T = \mu + h\sigma \quad (2)$$

where $h=6$ is a preset variable set by the user that defines the level of the threshold. The onset time was defined as the first point when the conditioned signal exceeded the threshold T for more than 25 consecutive samples [29]. The offset time was defined, following an onset time, as the first point when the conditioned signal was lower than the threshold T for more than 75 consecutive samples.

Ten time-domain features were extracted from segmented sEMG signals using 250 ms windows with 50 ms overlap. The chosen features are the four commonly used time-domain features [8], namely mean absolute value (MAV), zero crossings (ZC), slope sign changes (SSC) and waveform length (WL), and the six recommended features proposed by [10], [30], namely root mean square (RMS), mean absolute value slope ($MAVS$), Willison amplitude ($WAMP$), sample entropy ($SampEn$), 4th order auto-regressive model (AR) and 4th order cepstral coefficients (CC).

Joint angles for EF, EE, FP, FS, WF and WE at the intact limb were obtained from the Cartesian coordinates of the anatomical landmarks using an inverse kinematic process. HO and HC kinematic were obtained by computing the distance between the 2nd and 5th metacarpal distal markers. This method was the easiest to represent HO and HC class motion as the 2nd and 5th metacarpal distal markers move away from one another during HC and get closer during HO. We

hypothesized that the kinematic information recorded from the intact limb is similar to the information we would obtain from accelerometers placed on a prosthesis. Kinematic data were digitally resampled from 100 Hz to 1 kHz using linear interpolation to match frequency of sEMG. Kinematic data was segmented using previously found sEMG onset and offset time and windowed exactly as the sEMG signals, i.e. 250 ms with 50 ms overlap. The initial joint angle value from each window was extracted and used as an additional feature (*KIN*). In some trials, there was no apparent sEMG onset and offset. For those trials, manual onset and offset detection was applied based on the kinematic data.

4.4.4 Classifier Description

A multi-layer perceptron neural network with backpropagation training algorithm was used to classify the eight upper limb phantom movements and the no movement class [31]. The multi-layer perceptron was chosen over other classification method such as linear discriminant analysis [32], support vector machine [33] or fuzzy logic [34], for its ability to model nonlinear data such as sEMG, its cost effectiveness, and its great potential for real-time applications [2], [35]. The multi-layer perceptron structure, which was determined empirically, included one hidden layer of 50 neurons, with the hidden and output layers having a hyperbolic tangent sigmoid transfer function. Scaled conjugate gradient backpropagation was used as the training method. The available data for each transhumeral amputee was divided into three sets: training (70%), validation (15%), testing (15%). Classification was carried out within single DoF and combinations of two, three or four DoFs. NM movement class was always included in the classification process as the third, fifth, seventh, and ninth movement class respectively for one, two, three or four DoF combinations. The classification accuracy was measured using the testing set only and was performed ten times (cross validation) to produce an average performance for each transhumeral amputee [35].

4.4.5 Optimal sEMG Feature Set

It is known that many time-domain features provide similar information to the classifier. Moreover, the research presented in [10] showed that a set of 4 features is generally enough to obtain high classification accuracy and that it is important to choose features that provide information based on the energy, the complexity, the frequency, the similarity or the predicting

model methods. Therefore, we tested single as well as combinations of two, three and four time-domain features in order to define an optimal feature set to classify the eight upper limb phantom movements and the no movement class. *KIN* was added as a fifth feature to the optimal feature set to evaluate the impact of kinematic data on classification accuracy.

4.5 Results

4.5.1 Classification Accuracy

Results of classification for all transhumeral amputees of the upper limb phantom movements for one to four DoF using all ten time-domain features are illustrated in Figure 4.2. For single DoF, EF-EE, FP-FS, WF-WE and HO-HC were classified with 89.2 % to 97.4 % accuracy. Accuracy was the highest for EF-EE and the lowest for HO-HC. Classification accuracy for combinations of two DoF ranged from 82.3 % to 92.9 %, the highest being for EF-EE + FP-FS and the lowest for WF-WE + HO-HC. Combinations of three DoF resulted in classification accuracy ranging between 78.2 % and 84.1 %. Highest classification accuracy was for EF-EE + FP-FS + WF-WE combination while FP-FS + WF-WE + HO-HC was the lowest. The classification accuracy of all eight upper limb phantom movements and no movement class was 76.6 %. The classification accuracy of each transhumeral amputee for combinations of one to four DoF is presented in Table 4.2. The highest classification accuracy for all DoF was obtained by TH3 (93.0 %) while TH4 had the lowest (60.9%).

4.5.2 Optimal sEMG Feature Set

The best 5 combinations in each multiple-feature type are presented in Table 4.3. Figure 4.3 illustrates the classification accuracy for the optimal sEMG feature set of one, two, three, and four time-domain features. Accuracy increased as the feature set was bigger. Indeed, the classification accuracy is 67.4 %, 72.5 %, 74.5 % and 76.3 % respectively for a set of one, two, three and four time-domain features. The optimal feature set, which used MAV, CC, SampEn and WAMP, produced a classification accuracy (76.3 %) that is almost equivalent to the accuracy using all ten time-domain features (76.6 %).

4.5.3 Impact of Kinematic Data

Adding kinematic data as an additional feature to the optimal feature set produced a statistically significant increase in the classification accuracy ($p < 0.01$) for all participant and is illustrated in Figure 4.4. The average improvement in accuracy was 4.8 %. The classification accuracy for all participants was 81.1 % when adding KIN features to the optimal 4 time-domain feature set.

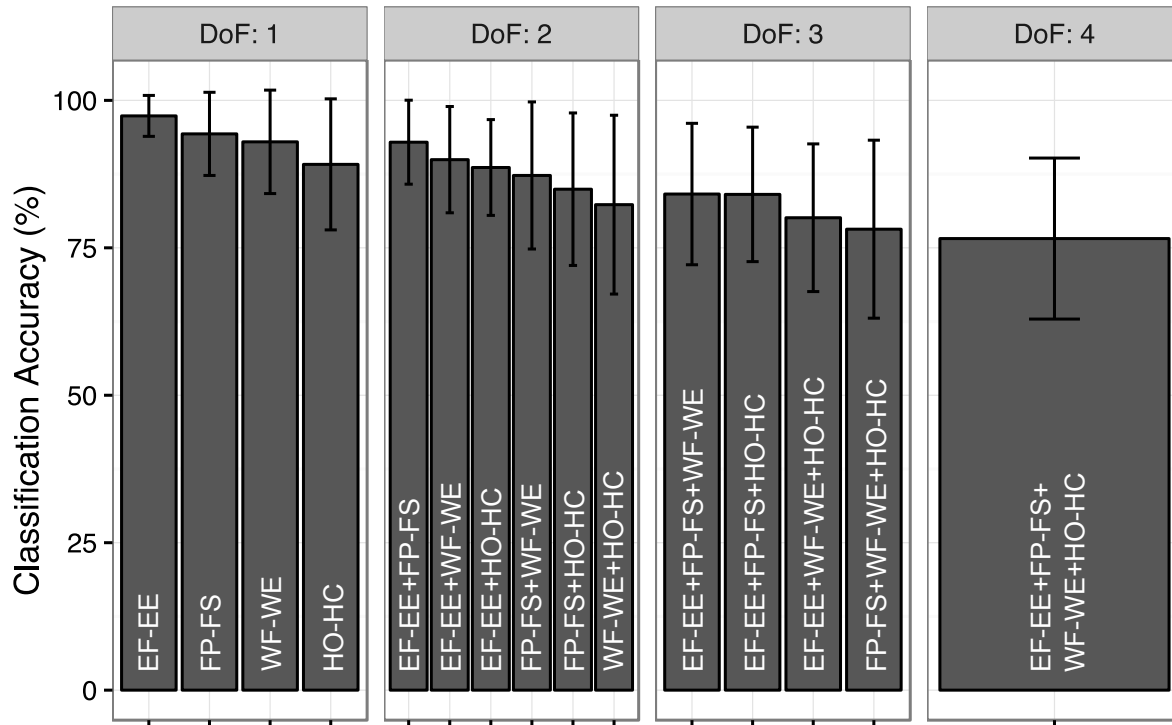


Figure 4.2 Classifier accuracy of all transhumeral amputees for combinations of one to four degrees of freedom (DoF) classification. EF: Elbow flexion; EE: Elbow extension; FP: Forearm pronation; FS: Forearm supination; WF: Wrist flexion; WE: Wrist extension; HO: Hand open; HC: Hand close.

Table 4.2 Classification accuracy and its standard deviation of all transhumeral amputees (TH) for combination of one to four degree of freedom (DoF). The No Movement class is always included in the combination analyzed.

DoF	Phantom Movements	TH1	TH2	TH3	TH4	TH5	All
1	EF-EE	98.3 (0.6)	97.0 (0.8)	100.0 (0.1)	91.6 (1.1)	100.0 (0.0)	97.4 (3.5)
	FP-FS	99.0 (0.6)	85.5 (0.9)	99.9 (0.1)	87.8 (1.6)	99.4 (0.3)	94.3 (7.1)
	WF-WE	98.2 (0.7)	81.9 (1.6)	99.7 (0.2)	85.1 (2.6)	100.0 (0.0)	93.0 (8.8)
	HO-HC	90.2 (1.2)	88.0 (0.8)	96.3 (1.0)	71.2 (2.0)	100.0 (0.0)	89.2 (11.1)
2	EF-EE+FP-FS	95.8 (1.3)	87.5 (0.6)	99.4 (0.5)	83.3 (1.6)	98.5 (0.6)	92.9 (7.1)
	EF-EE+WF-WE	92.8 (1.5)	84.4 (1.0)	99.4 (0.2)	77.3 (1.4)	95.9 (0.8)	90.0 (9.0)
	EF-EE+HO-HC	90.5 (2.0)	86.8 (1.3)	95.7 (0.6)	75.5 (2.3)	94.6 (0.8)	88.6 (8.1)
	FP-FS+WF-WE	92.1 (1.0)	71.8 (1.5)	99.0 (0.3)	76.2 (1.0)	97.2 (1.0)	87.3 (12.5)
	FP-FS+HO-HC	87.2 (1.5)	74.0 (1.9)	96.1 (1.1)	69.3 (1.9)	98.1 (0.5)	84.9 (12.9)
	WF-WE+HO-HC	91.7 (1.3)	71.3 (1.8)	94.9 (0.9)	61.1 (1.6)	92.4 (0.8)	82.3 (15.2)
3	EF-EE+FP-FS+WF-WE	87.7 (1.2)	72.8 (2.1)	98.6 (0.5)	70.7 (1.2)	90.8 (1.0)	84.1 (12.0)
	EF-EE+FP-FS+HO-HC	87.7 (1.6)	77.5 (1.9)	95.6 (1.0)	67.6 (1.9)	91.9 (1.2)	84.1 (11.4)
	EF-EE+WF-WE+HO-HC	82.5 (1.2)	74.9 (1.7)	94.6 (0.6)	61.7 (1.1)	86.9 (0.9)	80.1 (12.5)
	FP-FS+WF-WE+HO-HC	80.7 (1.7)	66.5 (2.4)	94.6 (1.2)	59.1 (1.5)	89.8(1.7)	78.2 (15.1)
4	EF-EE+FP-FS+WF-WE+HO-HC	80.0 (1.7)	64.2 (1.5)	93.0 (0.7)	60.9 (2.1)	84.7 (1.4)	76.6 (13.6)

EF: Elbow flexion; EE: Elbow extension; FP: Forearm pronation; FS: Forearm supination; WF: Wrist flexion; WE: Wrist extension; HO: Hand open; HC: Hand close.

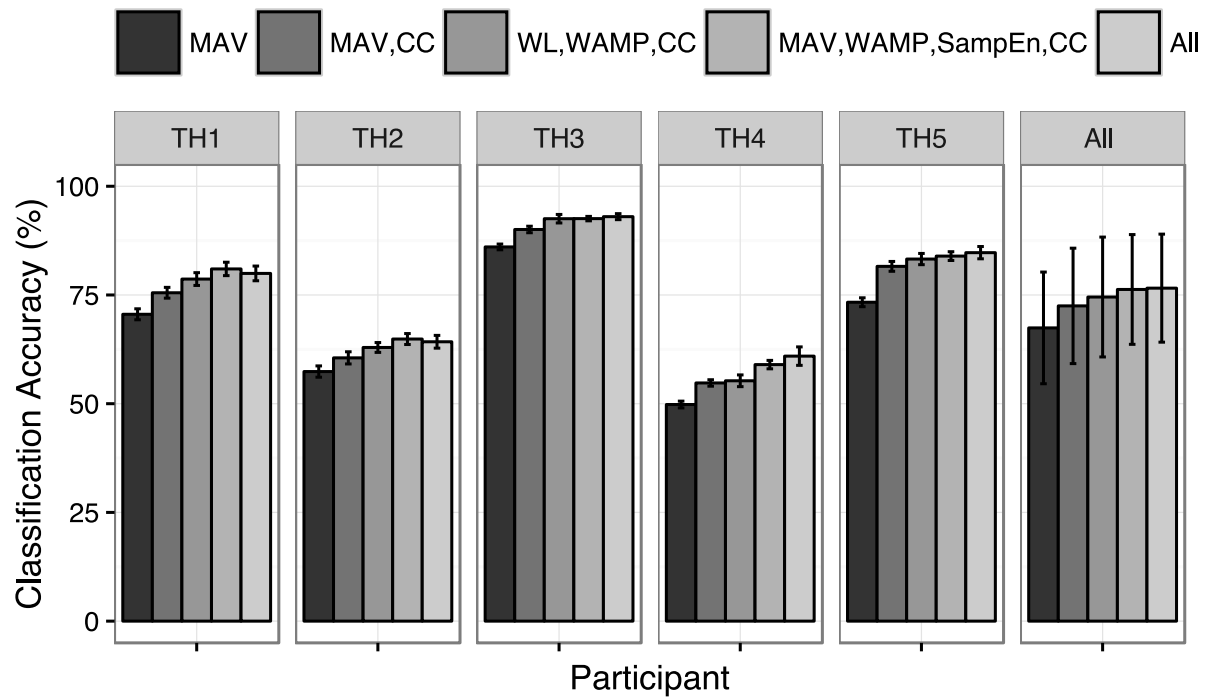


Figure 4.3 Impact of feature set size on classification accuracy for each participant.

Table 4.3 Classification accuracy and its standard deviation for all transhumeral amputees (TH) of five single features and five of each multiple feature set of two, three, and four features.

#1	Feature			TH1	TH2	TH3	TH4	TH5	All
#2	#3	#4							
<i>MAV</i>				69.2 (1.6)	55.0 (1.2)	85.4 (1.2)	49.1 (1.1)	72.7 (1.2)	66.3 (14.5)
<i>CC</i>				65.9 (1.9)	54.9 (1.6)	85.4 (0.6)	43.9 (1.6)	71.7 (1.4)	64.4 (15.9)
<i>RMS</i>				70.1 (1.4)	53.9 (1.1)	81.7 (0.9)	48.5 (1.5)	67.7 (0.8)	64.4 (13.3)
<i>WL</i>				61.6 (1.0)	56.3 (1.7)	83.9 (0.8)	39.9 (1.1)	75.0 (0.7)	63.3 (17.0)
<i>AR</i>				66.1 (1.1)	50.6 (1.4)	78.1 (0.9)	45.2 (1.2)	64.2 (0.9)	60.8 (13.1)
<i>MAV</i>	<i>CC</i>			75.2 (1.3)	60.5 (1.4)	89.0 (0.6)	54.8 (0.7)	78.7 (1.0)	71.7 (13.9)
<i>RMS</i>	<i>CC</i>			75.1 (1.1)	60.1 (1.6)	89.6 (0.7)	52.0 (1.6)	79.4 (0.9)	71.2 (15.1)
<i>MAV</i>	<i>AR</i>			74.1 (0.9)	59.1 (2.1)	89.2 (0.7)	51.5 (2.0)	78.7 (0.8)	70.5 (15.2)
<i>WL</i>	<i>CC</i>			75.0 (1.0)	60.0 (1.4)	89.3 (0.8)	50.7 (1.7)	76.5 (1.2)	70.3 (15.1)
<i>WAMP</i>	<i>CC</i>			73.1 (1.4)	57.0 (1.9)	87.7 (0.9)	53.0 (1.8)	77.2 (1.5)	69.6 (14.4)
<i>WL</i>	<i>WAMP</i>	<i>CC</i>		77.5 (1.3)	61.1 (1.7)	90.9 (0.7)	56.2 (1.5)	80.2 (0.8)	73.2 (14.3)
<i>MAV</i>	<i>WAMP</i>	<i>CC</i>		77.2 (1.5)	61.9 (2.5)	91.4 (0.6)	54.3 (1.7)	80.8 (0.9)	73.1 (14.9)
<i>MAV</i>	<i>WL</i>	<i>CC</i>		76.8 (1.3)	60.4 (2.0)	89.4 (0.7)	54.7 (2.2)	79.7 (0.9)	72.2 (14.3)
<i>WAMP</i>	<i>SampEn</i>	<i>CC</i>		76.3 (1.6)	60.9 (2.1)	89.8 (0.8)	52.7 (2.0)	79.1 (1.3)	71.8 (14.8)
<i>ZC</i>	<i>WL</i>	<i>CC</i>		76.0 (1.2)	62.8 (1.5)	89.6 (0.9)	52.5 (1.4)	77.9 (0.9)	71.8 (14.4)
<i>MAV</i>	<i>WAMP</i>	<i>SampEn</i>	<i>CC</i>	82.7 (1.6)	65.7 (2.5)	91.9 (1.0)	58.3 (4.1)	83.4 (1.4)	76.4 (13.9)
<i>WL</i>	<i>WAMP</i>	<i>SampEn</i>	<i>CC</i>	81.3 (2.6)	66.2 (3.3)	93.0 (1.1)	57.2 (2.9)	82.8 (1.2)	76.1 (14.3)
<i>SSC</i>	<i>WL</i>	<i>WAMP</i>	<i>CC</i>	74.9 (1.4)	64.8 (1.4)	91.7 (0.7)	55.3 (1.3)	82.8 (1.2)	73.9 (14.4)
<i>ZC</i>	<i>WL</i>	<i>WAMP</i>	<i>CC</i>	78.3 (1.2)	62.9 (1.4)	91.3 (0.6)	54.8 (2.2)	80.7 (0.8)	73.6 (14.6)
<i>MAV</i>	<i>ZC</i>	<i>WAMP</i>	<i>CC</i>	78.1 (1.3)	61.6 (1.8)	91.4 (0.9)	53.4 (1.7)	81.1 (0.9)	73.1 (15.4)

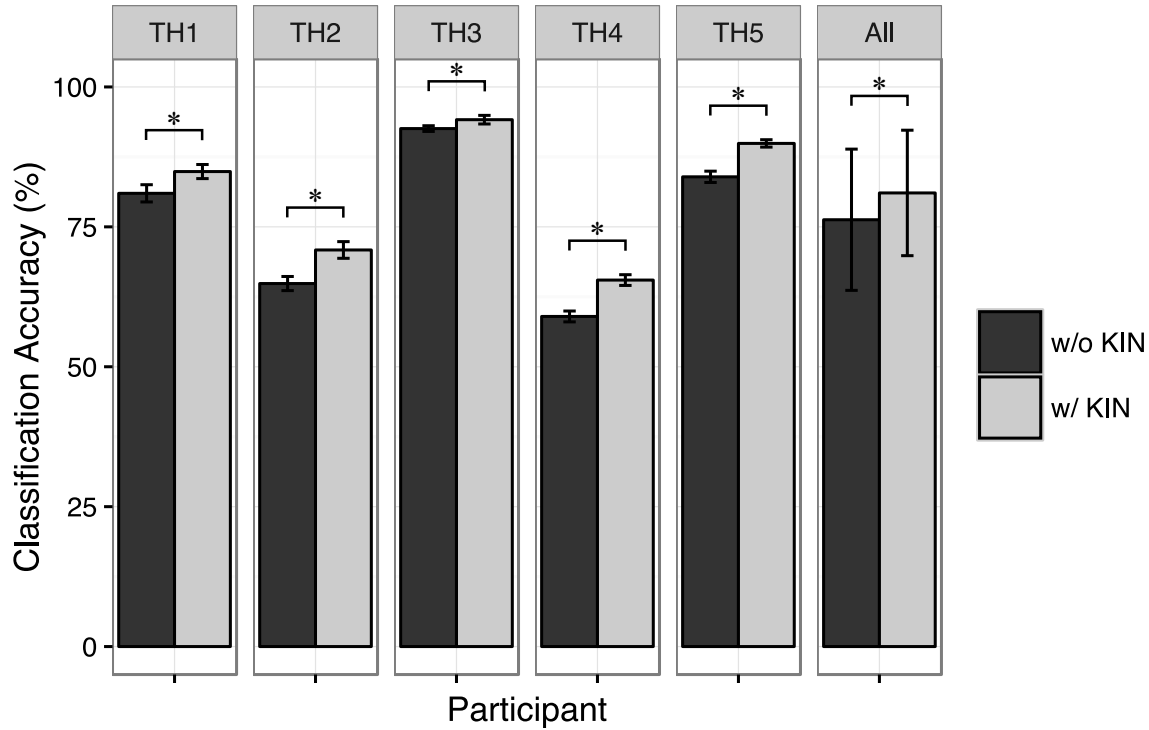


Figure 4.4 Impact of kinematic feature (KIN) on classification accuracy for each participant. * indicates statistically significant differences.

4.6 Discussion

In this study, we showed that it is possible to classify phantom limb movements in transhumeral amputees with an accuracy of 81.1 %. This was achieved using a MLP with a set of four time-domain features and a KIN feature. Moreover, the time-domain features were extracted from sEMG sites that could easily be integrated in a prosthesis socket. This is an encouraging result since it is comparable to similar studies on transhumeral amputees using much more sEMG sites to extract the time-domain features used to train the classifier [16], [17].

4.6.1 Classification accuracy

Our results on the classification of upper limb phantom movements confirm what was reported by previous studies on both transhumeral and transradial amputees [17], [36]. Moreover, our results show that there is a decrease in classification accuracy as the DoF is more distal, i.e. WF-WE and HO-HC. Indeed, it is clear in Fig. 4.2 that the classification accuracy decreases when distal phantom movements must be classified. This is in accordance with [16] who reported

higher classification errors for HO-HC than for EF-EE and FP-FS. This observation can also be explained by anatomical and physiological reasons. As a matter of fact, the residual muscles in the arm available after the amputation (biceps and triceps brachii) are also the main muscles responsible for EF, EE and FS. Therefore, no neuromuscular reorganization is necessary for these movements, which is not the case for wrist and hand movements whose muscles were lost after the amputation. This could explain why proximal movements are classified with higher accuracy. Moreover, the sEMG activity produced by neuromuscular reorganizations after amputation may not be as stable as the activity of physiologically related muscles [17].

There was an important difference in classification accuracy between all participants for all eight phantom movements and the no movement class. Indeed, TH4 obtained only 60.9 % accuracy while TH3 obtained an accuracy of 93.0 %. It is interesting to note that there is a relationship between the number of months elapsed after the amputation and the classification accuracy. TH3, whose amputation happened only 17 months ago, achieved the highest classification accuracy for all eight upper limb movements and the no movement class. TH3 classification accuracy was followed by TH5, TH1, TH2 and TH4, whose amputations happened respectively 23, 27, 161, and 105 months ago. Hence, the classification accuracy seems to be related to the time of amputation. Indeed, the ability of the amputee to move the phantom limb can diminish over time [14]. Therefore, it is possible that TH2 and TH4 have lost their phantom limb sensations and, hence, are not anymore able to produce sEMG activity due to neuromuscular reorganizations. The higher accuracy of TH2 over TH4, even if he has been amputated for almost 60 months, could be explained by the fact that he has used a myoelectric prosthesis after the amputation. Therefore, he had training for myoelectric control that could have helped him to produce better sEMG patterns during the experiment.

Our classification accuracy remains slightly lower than what [13], [37] reported. However, these studies experimented respectively on TMR surgery amputees and able-bodied participants. For both of these studies, sEMG was recorded from a number of sites much higher than ours and independently activated. Indeed, the reinnervated muscles of TMR surgery amputees allow the amputee to activate a different head of the biceps brachii for EF or HC and different head of the triceps brachii for EE and HO. In [37], sEMG from the physiologically appropriate muscles of the forearm, wrist and hand were recorded for able-bodied participants. For both studies, the sEMG activity recorded from the sEMG sites is expected to be much more stable than the one

recorded on physiologically inappropriate muscles that went through neuromuscular reorganizations to produce sEMG activity [17].

Two recent studies evaluated the classification of phantom limb movements in transhumeral amputees. Our classification accuracy is similar to the results reported in both studies [16], [17]. However, these studies recorded sEMG from shoulder, back and pectoralis muscles, which cannot be easily integrated in a prosthesis socket. Our results show that high classification accuracy can be obtained by recording sEMG exclusively on the residual limb. In [16], these ones only investigated single (EF-EE, FP-FS, and HO-HC) and combination of two DoF (EF-EE+FP-FS and EF-EE+HO-HC) and did not consider the WF-WE movement. The reported classification accuracy for the only transhumeral amputee that participated in the study was over 95 % for all single and combination of two DoF. While the average classification accuracy for all transhumeral amputees that participated in our study is lower than the one reported in [16], two participants, namely TH3 and TH5, obtained similar results (Table 2). The classification accuracy reported in [17] was over 80 %, which is comparable to ours which is 76.4 % with a set of four features and increases to 81.1 % when adding kinematic as a fifth feature.

Furthermore, the present experiment was unusual for all participants. Indeed, these ones do not use phantom movements in their daily activities. Their lack of training could explain some of the low classification accuracy, particularly if the amputee has lost part of the phantom limb sensations over time. Therefore, it would be interesting to investigate the effect of a training protocol on the classification accuracy as well as the short- and long-term repeatability. Further studies addressing these concerns are crucial in order to confirm the potential of phantom movements to control myoelectric prostheses.

4.6.2 Optimal sEMG feature set

As mentioned in [30], most time-domain features are redundant and provide similar information to the classifier. Therefore, combination of good single features in a multiple feature set does not guarantee high accuracy [10]. Our results confirm this statement. Indeed, the five best single sEMG features are MAV, CC, RMS, WL and AR. However, the combination of MAV and RMS or CC and AR in multiple feature sets are absent because these ones share similar properties based respectively on the energy information and the prediction model method [30]. The multiple sEMG feature set composed of MAV, WAMP, SampEn and CC achieved an accuracy (76.3 %)

comparable to the one obtained with all ten initial features (76.6 %), showing there is no need to use large feature sets to obtain high accuracy. This result confirms the need to carefully choose the sEMG feature set in order to extract useful information based on different methods. Moreover, fewer sEMG features mean less computational time. This is important considering that for real-time control, a new decision has to be made every 250 ms in order to minimize the controller delays [38]. In our study, the optimal sEMG feature set is based on information extracted from the energy (MAV), frequency (WAMP), similarity (SampEn), and prediction model (CC) of the sEMG signal. This feature set is similar to the one provided in [10], obtained following an analysis on fifty sEMG features, which is SampEn, CC, RMS, and WL. The main difference between this set and ours is that it uses a feature based on the complexity (WL) instead of the frequency (WAMP) of the sEMG signal. As mentioned above, RMS and MAV are redundant features because these ones provide similar information to the classifier, which means that one or the other of these two features can be used.

4.6.3 Impact of kinematic data

Our results showed that adding a fifth feature based on kinematic data to the optimal four-feature set produced a statistically significant increase in the classification accuracy. Adding a kinematic feature produced an average increase of 4.8 % in accuracy. This is in accordance with [25] and [39], who reported that kinematic information extracted from accelerometers can improve classification accuracy. It is crucial for transhumeral amputees to find new ways of providing supplementary information to the classifier since available independent sEMG sites are limited compared to transradial amputees. It is important to note that *KIN* was not able to reach high classification accuracy (40.3 %) when used as a single feature set.

Our approach to record kinematic information makes it difficult to implement in prostheses. Indeed, it is not conceivable to think that there will be a VICON system to record the prosthesis movement at all times. Moreover, the information extracted from accelerometers is different than the one obtained by a 3D-motion system. However, based on the conclusions of [25] and [39], we believe that we could achieve similar classification results using accelerometers placed on the arm, forearm, and hand.

4.7 Conclusion

The main findings of this study show that it is possible to classify, with an average accuracy of 81.1%, eight upper limb phantom movements and a no movement class in transhumeral amputees. This was achieved by recording sEMG from sites exclusively on the amputee stump that can easily be integrated in a prosthesis socket. This is significant as most existing studies on phantom movements in transhumeral amputees record sEMG from muscles sites not directly on the residual limb. Moreover, our results strengthen recent findings that physiologically inappropriate muscles are able to produce sEMG patterns associated with distinct phantom limb movements. Phantom limb mobilities could therefore be a possible control alternative for myoelectric prostheses. Further, it shows that TMR is not mandatory to increase control possibilities of transhumeral amputees. This study also gave a recommendation on the four optimal sEMG features to consider in a multiple feature set. Our optimal feature set is based on MAV, WAMP, SampEn and CC, which give information based on the energy, frequency, similarity and prediction model respectively. Finally, our results confirmed the potential of using kinematic information that can be extracted from accelerometers to improve classification accuracy. This could lead to the development of new multifunction myoelectric prostheses that combine sEMG and kinematic data in their control strategy, based on the identification of phantom limb movements. Such prostheses could allow an intuitive control method that would require minimal training period. Nonetheless, there is a need to conduct more experiments in order to investigate the short- and long-term repeatability of phantom limb movements and the robustness of our classifier in real-time testing.

Acknowledgment

The authors would like to thank the patients who participated in this study as well as the team at the Institut de Réadaptation Gingras-Lindsay de Montréal for referring the patients. The authors would also like to thank Natural Sciences and Engineering Research Council of Canada for their funding.

4.8 References

- [1] W. J. Gaine, C. Smart, and M. Bransby-Zachary, "Upper limb traumatic amputees: Review of prosthetic use," *J. Hand Surg. Br. Eur. Vol.*, vol. 22, no. 1, pp. 73–76, Feb. 1997.

- [2] C. L. Pulliam, J. M. Lambrecht, and R. F. Kirsch, "EMG-Based Neural Network Control of Transhumeral Prostheses," *J. Rehabil. Res. Dev.*, vol. 48, no. 6, pp. 739–754, 2011.
- [3] S. L. Carey, D. J. Lura, M. J. Highsmith, CP, and FAAOP, "Differences in myoelectric and body-powered upper-limb prostheses: Systematic literature review," *J. Rehabil. Res. Dev.*, vol. 52, no. 3, pp. 247–262, 2015.
- [4] A. J. Young, L. H. Smith, E. J. Rouse, and L. J. Hargrove, "Classification of Simultaneous Movements Using Surface EMG Pattern Recognition," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 60, no. 5, pp. 1250–1258, 2013.
- [5] E. Biddiss, D. Beaton, and T. Chau, "Consumer design priorities for upper limb prosthetics," *Disabil. Rehabil. Assist. Technol.*, vol. 2, no. 6, pp. 346–357, 2007.
- [6] P. A. Parker, K. B. Englehart, and B. S. Hudgins, "Control of powered upper limb prostheses," in *Electromyography: physiology, engineering, and noninvasive applications*, R. Merletti and P. A. Parker, Eds. Hoboken, NJ: John Wiley & Sons, 2004, pp. 453–475.
- [7] E. Scheme and K. Englehart, "Electromyogram pattern recognition for control of powered upper-limb prostheses: state of the art and challenges for clinical use," *J. Rehabil. Res. Dev.*, vol. 48, no. 6, pp. 643–659, 2011.
- [8] B. Hudgins, P. Parker, and R. N. Scott, "A new strategy for multifunction myoelectric control," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 40, no. 1, pp. 82–94, 1993.
- [9] K. Englehart and B. Hudgins, "A robust, real-time control scheme for multifunction myoelectric control," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 50, no. 7, pp. 848–854, 2003.
- [10] A. Phinyomark, F. Quaine, S. Charbonnier, C. Serviere, F. Tarpin-Bernard, and Y. Laurillau, "EMG feature evaluation for improving myoelectric pattern recognition robustness," *Expert Syst. Appl.*, vol. 40, no. 12, pp. 4832–4840, 2013.
- [11] L. J. Hargrove, K. Englehart, and B. Hudgins, "A Comparison of Surface and Intramuscular Myoelectric Signal Classification," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 54, no. 5, pp. 847–853, May 2007.

- [12] S. Herle, S. Man, G. Lazea, and P. Raica, "Myoelectric Control Strategies for a Human Upper Limb Prosthesis," *J. Control Eng. Appl. Inform.*, vol. 14, no. 1, pp. 58–66, Mar. 2012.
- [13] D. C. Tkach, A. J. Young, L. H. Smith, and L. J. Hargrove, "Performance of pattern recognition myoelectric control using a generic electrode grid with Targeted Muscle Reinnervation patients," in *34th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, 2012, pp. 4319–4323.
- [14] K. T. Reilly, C. Mercier, M. H. Schieber, and A. Sirigu, "Persistent hand motor commands in the amputees' brain," *Brain*, vol. 129, no. 8, pp. 2211–2223, 2006.
- [15] T. A. Kuiken, L. A. Miller, R. D. Lipschutz, B. A. Lock, K. Stubblefield, P. D. Marasco, P. Zhou, and G. A. Dumanian, "Targeted reinnervation for enhanced prosthetic arm function in a woman with a proximal amputation: a case study," *The Lancet*, vol. 369, no. 9559, pp. 371–380, Feb. 2007.
- [16] J. Gade, R. Hugosdottir, and E. N. Kamavuako, "Phantom movements from physiologically inappropriate muscles: A case study with a high transhumeral amputee," in *37th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, 2015, pp. 3488–3491.
- [17] N. Jarrasse, C. Nicol, A. Touillet, F. Richer, N. Martinet, J. Paysant, and J. B. D. Graaf, "Classification of Phantom Finger, Hand, Wrist and Elbow Voluntary Gestures in Transhumeral Amputees with sEMG," *IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng.*, vol. PP, no. 99, pp. 1–1, 2016.
- [18] L. G. Cohen, S. Bandinelli, T. W. Findley, and M. Hallett, "Motor reorganization after upper limb amputation in man. A study with focal magnetic stimulation," *Brain J. Neurol.*, vol. 114 (Pt 1B), pp. 615–627, 1991.
- [19] C. Mercier, K. T. Reilly, C. D. Vargas, A. Aballea, and A. Sirigu, "Mapping phantom movement representations in the motor cortex of amputees," *Brain*, vol. 129, no. 8, pp. 2202–2210, Aug. 2006.

- [20] J. B. De Graaf, N. Jarrassé, C. Nicol, A. Touillet, T. Coyle, L. Maynard, N. Martinet, and J. Paysant, “Phantom hand and wrist movements in upper limb amputees are slow but naturally controlled movements,” *Neuroscience*, vol. 312, pp. 48–57, 2016.
- [21] D. G. K. Madusanka, L. N. S. Wijayasingha, R. A. R. C. Gopura, Y. W. R. Amarasinghe, and G. K. I. Mann, “A review on hybrid myoelectric control systems for upper limb prosthesis,” in *Moratuwa Engineering Research Conference (MERCon)*, 2015, pp. 136–141.
- [22] C. J. Bell, P. Shenoy, R. Chalodhorn, and R. P. N. Rao, “Control of a humanoid robot by a noninvasive brain–computer interface in humans,” *J. Neural Eng.*, vol. 5, no. 2, p. 214, 2008.
- [23] J. Kubánek, K. J. Miller, J. G. Ojemann, J. R. Wolpaw, and G. Schalk, “Decoding flexion of individual fingers using electrocorticographic signals in humans,” *J. Neural Eng.*, vol. 6, no. 6, p. 066001, 2009.
- [24] L. Resnik, S. L. Klinger, and K. Etter, “The DEKA Arm: Its features, functionality, and evolution during the Veterans Affairs Study to optimize the DEKA Arm,” *Prosthet. Orthot. Int.*, vol. 38, no. 6, pp. 492–504, 2014.
- [25] A. Fougner, E. Scheme, A. D. C. Chan, K. Englehart, and Ø. Stavdahl, “A multi-modal approach for hand motion classification using surface EMG and accelerometers,” in *33rd Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, 2011, pp. 4247–4250.
- [26] A. Fougner, E. Scheme, A. D. C. Chan, K. Englehart, and Ø. Stavdahl, “Resolving the Limb Position Effect in Myoelectric Pattern Recognition,” *IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng.*, vol. 19, no. 6, pp. 644–651, 2011.
- [27] A. Radmand, E. Scheme, and K. Englehart, “On the Suitability of Integrating Accelerometry Data with Electromyography Signals for Resolving the Effect of Changes in Limb Position during Dynamic Limb Movement,” *J. Prosthet. Orthot.*, vol. 26, no. 4, pp. 185–193, 2014.
- [28] M. Laitenberger, M. Raison, D. Périé, and M. Begon, “Refinement of the upper limb joint kinematics and dynamics using a subject-specific closed-loop forearm model,” *Multibody Syst. Dyn.*, vol. 33, no. 4, pp. 413–438, 2014.

- [29] S. Solnik, P. Rider, K. Steinweg, P. DeVita, and T. Hortobágyi, “Teager–Kaiser energy operator signal conditioning improves EMG onset detection,” *Eur. J. Appl. Physiol.*, vol. 110, no. 3, pp. 489–498, Jun. 2010.
- [30] A. Phinyomark, P. Phukpattaranont, and C. Limsakul, “Feature reduction and selection for EMG signal classification,” *Expert Syst. Appl.*, vol. 39, no. 8, pp. 7420–7431, 2012.
- [31] M. T. Hagan, H. B. Demuth, M. H. Beale, and O. de Jesús, *Neural Network Design*, 2nd ed. Martin Hagan, 2014.
- [32] K. Englehart, B. Hudgins, P. A. Parker, and M. Stevenson, “Classification of the myoelectric signal using time-frequency based representations,” *Med. Eng. Phys.*, vol. 21, no. 6–7, pp. 431–438, 1999.
- [33] M. A. Oskoei and H. Hu, “Support Vector Machine-Based Classification Scheme for Myoelectric Control Applied to Upper Limb,” *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 55, no. 8, pp. 1956–1965, 2008.
- [34] A. B. Ajiboye and R. F. Weir, “A heuristic fuzzy logic approach to EMG pattern recognition for multifunctional prosthesis control,” *IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng.*, vol. 13, no. 3, pp. 280–291, 2005.
- [35] M. Ortiz-Catalan, B. Håkansson, and R. Brånemark, “Real-Time and Simultaneous Control of Artificial Limbs Based on Pattern Recognition Algorithms,” *IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng.*, vol. 22, no. 4, pp. 756–764, 2014.
- [36] C. Cipriani, C. Antfolk, M. Controzzi, G. Lundborg, B. Rosen, M. C. Carrozza, and F. Sebelius, “Online Myoelectric Control of a Dexterous Hand Prosthesis by Transradial Amputees,” *IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng.*, vol. 19, no. 3, pp. 260–270, 2011.
- [37] T. A. Kuiken, G. Li, B. A. Lock, R. D. Lipschutz, L. A. Miller, K. A. Stubblefield, and K. B. Englehart, “Targeted muscle reinnervation for real-time myoelectric control of multifunction artificial arms,” *JAMA*, vol. 301, no. 6, pp. 619–628, 2009.
- [38] L. H. Smith, L. J. Hargrove, B. A. Lock, and T. A. Kuiken, “Determining the Optimal Window Length for Pattern Recognition-Based Myoelectric Control: Balancing the Competing Effects of Classification Error and Controller Delay,” *IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng.*, vol. 19, no. 2, pp. 186–192, 2011.

- [39] A. Gijsberts and B. Caputo, “Exploiting accelerometers to improve movement classification for prosthetics,” in *IEEE International Conference on Rehabilitation Robotics (ICORR)*, 2013, pp. 1–5.

CHAPITRE 5 MÉTHODE

La méthodologie de l'article, présentée au Chapitre 4, est synthétisée aux informations les plus importantes pour assurer que le lecteur comprenne bien l'expérimentation et les objectifs de la recherche. La méthodologie complémentaire est présentée ci-dessous, suite à un résumé de la méthode de l'article.

5.1 Résumé de la méthode

Cinq adultes ayant subi une amputation unilatérale humérale suite à un trauma ont participé à notre étude. Parmi les participants, deux possèdent une prothèse myoélectrique et trois une prothèse mécanique. Un participant possède une prothèse esthétique en plus de sa prothèse myoélectrique. Seulement un des cinq participants utilise régulièrement sa prothèse mécanique. Les deux participants possédant une prothèse myoélectrique l'utilisent rarement. Les caractéristiques des participants sont décrites dans le Table 4.1 de la section 4.3.

Des marqueurs ont été placés sur des repères anatomiques du bras sain des amputés selon le modèle de [88]. Six capteurs EMG, espacés également autour du moignon des participants, ont permis d'enregistrer l'activité musculaire. Le système sans-fil FREEEMG300 (Fig 5.1) et le logiciel BTS EMG-Analyzer de la compagnie BTS Bioengineering (Milan, Italy) ont été utilisés pour enregistrer l'activité EMG. La cinématique du bras sain a été enregistrée à l'aide d'un système de 12 caméras 3D de la compagnie VICON Motion Systems (Oxford, Royaume-Uni) (Fig 5.2). Les participants devaient réaliser huit mouvements fantômes isométriques au meilleur de leur capacité, soit la flexion ou l'extension du coude, la pronation ou la supination du de l'avant-bras, la flexion ou l'extension du poignet et l'ouverture ou la fermeture de la main. Les mouvements fantômes étaient réalisés symétriquement avec leur membre sain. Chaque essai était constitué d'un seul mouvement fantôme isométrique, choisi aléatoirement, que le participant devait réaliser et maintenir pendant 3 secondes consécutives. Suite à un court repos de 4 secondes, agissant comme la condition au repos, le participant réalisait une 2^e fois le même mouvement fantôme isométrique pour 3 secondes supplémentaires. Tous les mouvements ont été répétés 3 fois.

Les données ont été segmentées afin de regrouper dans une catégorie chacun des essais d'un même mouvement fantôme. Dix caractéristiques dans le domaine temporel ont été extraites des

signaux EMG en utilisant des fenêtres de 250 ms. Les caractéristiques choisies sont décrites en détail à la section 5.3. Les angles articulaires ont été calculés à l'aide des coordonnées cartésiennes des marqueurs anatomiques. Un réseau de neurones a été entraîné dans le but de détecter les huit mouvements fantômes du membre supérieur, associés à quatre DDL différents, en plus de la condition au repos.



Figure 5.1 Système d'électromyographie FreeEMG300 de la compagnie BTS Bioengineering.



Figure 5.2 Système VICON du laboratoire du mouvement au Centre de Réadaptation Marie-Enfant

La performance du classificateur a été évaluée pour les combinaisons de un à quatre DDL. Le réseau de neurones a ensuite été entraîné pour déterminer la caractéristique individuelle et les combinaisons de deux, trois ou quatre caractéristiques qui optimisent la performance du classificateur. L'ensemble optimal de quatre caractéristiques a ensuite été utilisé pour déterminer l'impact de l'information cinématique sur la précision de la classification.

5.2 Essais et analyses supplémentaires

La performance d'un réseau de neurone étant intimement reliée à l'ensemble de données utilisées lors de l'entraînement [89], des analyses supplémentaires ont été effectuées afin de déterminer si l'entraînement du réseau de neurones avec les données des cinq participants améliore la performance du classificateur. Pour un participant quelconque, ses données ont été séparées en trois ensembles différents selon le ratio 70-15-15 % : entraînement, validation, test. Les données des quatre autres participants ont été séparées en deux ensembles différents selon le ratio 80-20 % : entraînement, validation. La performance du classificateur selon cette approche pour la combinaison des 4 DDL a été évaluée pour chacun des participants à l'aide de l'ensemble optimal de quatre caractéristiques EMG. L'impact de l'information cinématique a également été analysé à l'aide de cette approche.

Des essais supplémentaires ont été réalisés avec les cinq amputés huméraux. Durant ceux-ci, il leur était demandé de réaliser d'une façon continue les mouvements associés à un DDL. À chaque essai, les participants devaient réaliser cinq cycles du mouvement demandé, soit la flexion-extension du coude, la pronation-supination de l'avant-bras, la flexion-extension du poignet ou l'ouverture-fermeture de la main. Il était demandé au participant de réaliser les mouvements fantômes symétriquement avec son bras sain. Tous les mouvements ont été répétés trois fois, pour un total de 15 cycles enregistrés par mouvement. Le tableau 5.1 présente les positions de départ de chacun des mouvements et la définition d'un cycle. Il était demandé au participant de maintenir la position initiale pour les 3 premières secondes afin d'enregistrer des données pour la condition au repos.

Les données ont été analysées selon la même méthode que celle employée pour les mouvements fantômes isométriques :

1. Segmentation des données afin de regrouper les mouvements fantômes identiques
2. Extraction des 4 caractéristiques optimales issues de l'article à partir de fenêtres de 250 ms
3. Calcul des angles articulaires par cinématique inverse
4. Évaluation de la performance du réseau de neurones :

4.1. Nombre de DDL

4.2. Impact de la cinématique.

Tableau 5.1 Définition des positions de départ et d'un cycle complet pour chacun des mouvements fantômes.

<i>Position de départ</i>	<i>Mouvement fantôme</i>	<i>Définition d'un cycle</i>
Bras allongé le long du corps, coude en extension complète, avant-bras et poignet en position neutre, main ouverte.	Flexion-extension du coude	Un cycle est complet lorsque le participant passe de l'extension complète à la flexion complète puis revient à la position initiale d'extension complète.
Bras allongé le long du corps, 90° de flexion du coude, avant-bras et poignet en position neutre, main ouverte.	Pronation-supination de l'avant-bras	Un cycle est complet lorsque le participant passe de la position neutre à la pronation complète, puis à la supination complète et revient à la position neutre.
	Flexion-extension du coude	Un cycle est complet lorsque le participant passe de la position neutre à la flexion complète, puis à l'extension complète et revient à la position neutre.
	Ouverture-fermeture de la main	Un cycle est complet lorsque le participant passe de la main ouverte à la main fermée et revient à la main ouverte.

5.3 Description des caractéristiques

Cette section présente les équations mathématiques qui permettent d'évaluer les caractéristiques sur chaque fenêtre d'analyse. Il existe plus d'une cinquantaine de caractéristiques que l'on peut extraire des signaux EMG [29]. Ces caractéristiques sont extraites dans le domaine temporel, fréquentiel ou temporo-fréquentiel du signal et sont groupés en 6 catégories basées sur le type d'information [30]: (1) Énergie, (2) Complexité, (3) Similarité, (4) Fréquence, (5) Dépendance temporelle et (6) Modèle de prédiction.

Les caractéristiques appartenant à la même catégorie donnent de l'information redondante au classificateur. Il est donc important de choisir des caractéristiques qui proviennent de plusieurs

catégories afin d'extraire un maximum d'information du signal EMG. Pour cette étude, 10 caractéristiques ont été sélectionnées. Les 4 premières sont celles les plus répandues dans la littérature [41] : valeur moyenne absolue, nombre de passages par zéro, nombre de changements de pente et longueur de la forme d'onde. Les 6 dernières caractéristiques sont celles proposées par [50], [90] suite à une optimisation effectuée sur près de 50 caractéristiques différentes : moyenne quadratique, pente de la valeur moyenne absolue, amplitude de Willison, entropie de l'échantillon, coefficients auto-regressifs du 4^e ordre, coefficients cepstraux du 4^e ordre. Chacune des 10 caractéristiques utilisées dans l'étude est décrite ci-dessous. Dans toutes les formules ci-dessous :

- N est le nombre d'échantillons par fenêtre d'analyse;
- i est le numéro de l'échantillon dans la fenêtre;
- x_i est la valeur de l'EMG à l'échantillon i ;
- ε est un seuil d'activité EMG.

Le seuil ε , utilisé dans le calcul du nombre de passages par zéro, du nombre de changements de pente et de l'amplitude de Willison, permet d'ignorer une variation dans l'amplitude du signal EMG due au bruit. Ce seuil a été déterminé en fonction du gain d'amplification du système EMG.

Valeur moyenne absolue (MAV)

La valeur moyenne absolue donne de l'information sur l'énergie du signal et est l'une des caractéristiques les plus populaires pour l'analyse du signal EMG. La caractéristique *MAV* correspond la moyenne de la valeur absolue du signal sur un segment donné et est définie par

$$MAV = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |x_i| \quad (1)$$

Nombre de passages par zéro (ZC)

Le nombre de passage par zéro donne de l'information sur la fréquence du signal. La caractéristique *ZC* correspond au nombre de fois que l'amplitude du signal EMG traverse zéro.

Afin d'éviter des passages par zéro dus au bruit, un seuil est implémenté. La caractéristique ZC est définie par

$$ZC = \sum_{i=1}^{N-1} [f(x_i \cdot x_{i+1}) \cap |x_i - x_{i+1}| \geq \varepsilon] \quad (2)$$

$$f(x) = \begin{cases} 0, & \text{si } x \geq 0 \\ 1, & \text{si } x < 0 \end{cases}$$

Nombre de changements de pente (SSC)

Le nombre de changements de pente donne de l'information sur la fréquence du signal. La caractéristique SSC correspond au nombre de fois que la pente du signal change de signe. La caractéristique SSC est définie par

$$SSC = \sum_{i=2}^{N-1} [g[(x_i - x_{i-1}) \cdot (x_i - x_{i+1})]] \quad (3)$$

$$g(x) = \begin{cases} 0, & \text{si } x \geq 0 \\ 1, & \text{si } x < 0 \end{cases}$$

Cette équation s'applique si et seulement si

$$|x_i - x_{i-1}| \geq \varepsilon \text{ et } |x_i - x_{i+1}| \geq \varepsilon$$

Longueur de la forme d'onde (WL)

La longueur de la forme d'onde donne de l'information sur la complexité du signal EMG. La caractéristique WL correspond à la longueur cumulative de la forme d'onde EMG sur une fenêtre temporelle et est défini par

$$WL = \sum_{i=1}^{N-1} |x_{i+1} - x_i| \quad (4)$$

Moyenne quadratique (RMS)

La moyenne quadratique donne de l'information sur l'énergie du signal EMG. La caractéristique RMS correspond à la racine carrée de la somme du carré du signal EMG et est défini par

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^2} \quad (5)$$

Pente de la valeur moyenne absolue (MAVS)

La pente de la valeur moyenne absolue donne de l'information sur la dépendance temporelle du signal EMG. Cette caractéristique est dérivée et calculée à partir du *MAV* et est défini par

$$MAVS = MAV_{k+1} - MAV_k \quad (6)$$

Amplitude de Willison (WAMP)

L'amplitude de Willison donne de l'information sur la fréquence du signal EMG. La caractéristique *WAMP* correspond au nombre de fois que la différence entre l'amplitude de deux valeurs consécutives d'EMG est supérieure à un seuil et est défini par

$$WAMP = \sum_{i=1}^{N-1} [h(|x_i - x_{i+1}|)] \quad (7)$$

$$h(x) = \begin{cases} 1, & \text{si } x \geq \varepsilon \\ 0, & \text{sinon.} \end{cases}$$

Entropie de l'échantillon (SampEn)

L'entropie de l'échantillon donne de l'information sur la similarité du signal EMG. Selon la définition de [91], la caractéristique *SampEn* correspond au « logarithme naturel négatif d'une estimation de la probabilité conditionnelle pour que les modèles de la série temporelle qui sont semblables les uns aux autres dans une tolérance prédéfinie r restent similaires pour le prochain point de comparaison ». Le développement mathématique de *SampEn* ne sera pas présenté dans ce mémoire étant donné sa complexité. Les détails du calcul de cette caractéristique sont disponibles dans [91].

Coefficients auto-régressifs (AR)

Les coefficients auto-régressifs sont un modèle de prédiction qui permet de définir le signal EMG x_i comme étant une combinaison linéaire d'échantillons précédents x_{i-p} et d'un bruit blanc w_i . Les

coefficients a_p du modèle auto-régressif sont utilisés comme caractéristique. Le modèle de prédiction auto-régressif est défini par

$$x_i = \sum_{p=1}^P a_p x_{i-p} + w_i \quad (8)$$

où P est l'ordre du modèle auto-régressif. Un modèle du 4^e ordre ($P=4$) est utilisé.

Coefficients cepstraux (CC)

Les coefficients cepstraux constituent également un modèle de prédiction de l'EMG qui est défini comme étant la transformée de Fourier inverse du logarithme de l'amplitude du spectre de puissance du signal [92]. Les coefficients cepstraux sont facilement calculés à partir des coefficient auto-régressifs et définis par

$$\begin{aligned} c_1 &= -a_1; \\ c_p &= -a_p - \sum_{l=1}^{p-1} \left(1 - \frac{l}{p}\right) a_p c_{p-l} \end{aligned} \quad (9)$$

où, a_1 est le premier coefficient auto-régressif et, pour un modèle d'ordre 4, p varie de 2 à 4.

La caractéristique issue de la cinématique (KIN) est définie comme étant la valeur initiale sur la fenêtre de 250 ms de l'angle articulaire associé au DDL.

CHAPITRE 6 RÉSULTATS COMPLÉMENTAIRES

Cette section présente la performance du classificateur, pour chaque participant, obtenue suite à un entraînement avec les données de tous les participants. La précision de la classification lors de mouvements continus est également présentée.

6.1 Entraînement du réseau de neurones

Le tableau 6.1 présente précision de la classification des 9 mouvements fantômes pour chaque participant suite à l'entraînement du réseau de neurones avec les données de tous les participants. La précision de la classification varie de 41.1 % à 85.5 % avec l'ensemble optimal de 4 caractéristiques (*MAV*, *WAMP*, *SampEn*, *CC*) et augmente entre 47.0 % et 86.5 % suite à l'ajout de la cinématique comme 5^e caractéristique.

Tableau 6.1 Précision de la classification et son écart-type pour chaque participant suite à l'entraînement du réseau de neurones avec les données de tous les participants. Les huit mouvements fantômes individuels, ainsi que la condition au repos, sont inclus et l'ensemble optimal de 4 caractéristiques (*MAV*, *WAMP*, *SampEn*, *CC*) a été utilisé.

Participant	Précision sans <i>KIN</i> (%)	Précision avec <i>KIN</i> (%)	Test <i>t-Student</i> (<i>p-value</i>)
TH1	62.3 (2.8)	73.5 (2.2)	<0.001
TH2	51.7 (1.6)	56.3 (2.3)	<0.001
TH3	85.5 (1.6)	86.5 (1.2)	0.155
TH4	41.1 (2.5)	47.0 (1.5)	<0.001
TH5	74.5 (1.8)	83.7 (1.4)	<0.001
Tous	63.0 (17.7)	69.4 (17.2)	<0.05

TH : Amputé huméral; *MAV* : Valeur moyenne absolue; *WAMP* : Amplitude de Willison; *SampEn* : Entropie de l'échantillon; *CC* : Coefficients cepstraux; *KIN* : Cinématique.

6.2 Mouvements continus

Le tableau 6.3 présente la précision de la classification des mouvements continus pour une combinaison de un à quatre DDL pour tous les participants obtenue à l'aide de l'ensemble optimal de 4 caractéristiques (*MAV*, *WAMP*, *SampEn*, *CC*). La performance du classificateur diminue si le nombre de DDL considérés dans la classification augmente. Pour un DDL, la précision du classificateur varie entre 71.5 % et 76.3 %, la plus faible étant pour la pronation-

supination de l'avant-bras et la plus élevée pour la flexion-extension du coude. La précision varie entre 63.2 % et 69.6 % pour une combinaison de 2 DDL. La combinaison des mouvements de flexion-extension du coude et d'ouverture-fermeture de la main obtient la meilleure performance alors que la combinaison des mouvements de pronation-supination de l'avant-bras et flexion-extension du poignet obtient la plus faible. Pour les combinaisons de 3 DDL, la combinaison des mouvements de flexion-extension du coude, de pronation-supination de l'avant-bras et d'ouverture-fermeture de la main obtient la performance la plus élevée (63.6 %) tandis que la combinaison des mouvements de pronation-supination de l'avant-bras, de flexion-extension du poignet et d'ouverture-fermeture de la main obtient la plus faible (58.3 %). La précision de la classification pour la combinaison des 4 DDL est de 57.1 %. La Figure 6.1 illustre les résultats de la classification des mouvements continus tous les participants.

Le tableau 6.2 présente les résultats de la classification suite à l'ajout de la caractéristique cinématique à l'ensemble optimal de 4 caractéristiques EMG (*MAV*, *WAMP*, *SampEn*, *CC*). Pour 3 des 5 participants, il y a une augmentation de la précision qui est statistiquement significative due à l'ajout de la cinématique. Pour ces 3 participants, l'augmentation moyenne est de 6.2 %, la plus élevée étant pour TH4 (12.6 %) et la moins élevée pour TH5 (2.9 %). Les participants TH1 et TH2 ne présentent pas de différence statistiquement significative suite à l'ajout de la cinématique.

Tableau 6.2 Impact de l'information cinématique sur la précision de la classification des mouvements continus pour tous participants.

Participant	Précision sans <i>KIN</i> (%)	Précision avec <i>KIN</i> (%)	Test <i>t-Student</i> (<i>p-value</i>)
TH1	49.6 (5.1)	49.2 (3.2)	0.78
TH2	39.9 (2.6)	39.4 (3.0)	0.65
TH3	75.7 (1.0)	78.7 (0.7)	<0.001
TH4	43.0 (1.5)	55.6 (1.5)	<0.001
TH5	77.3 (2.2)	80.2 (1.4)	0.002
Tous	57.1 (18.1)	60.6 (18.2)	0.21

TH : amputé huméral; *KIN* : cinématique.

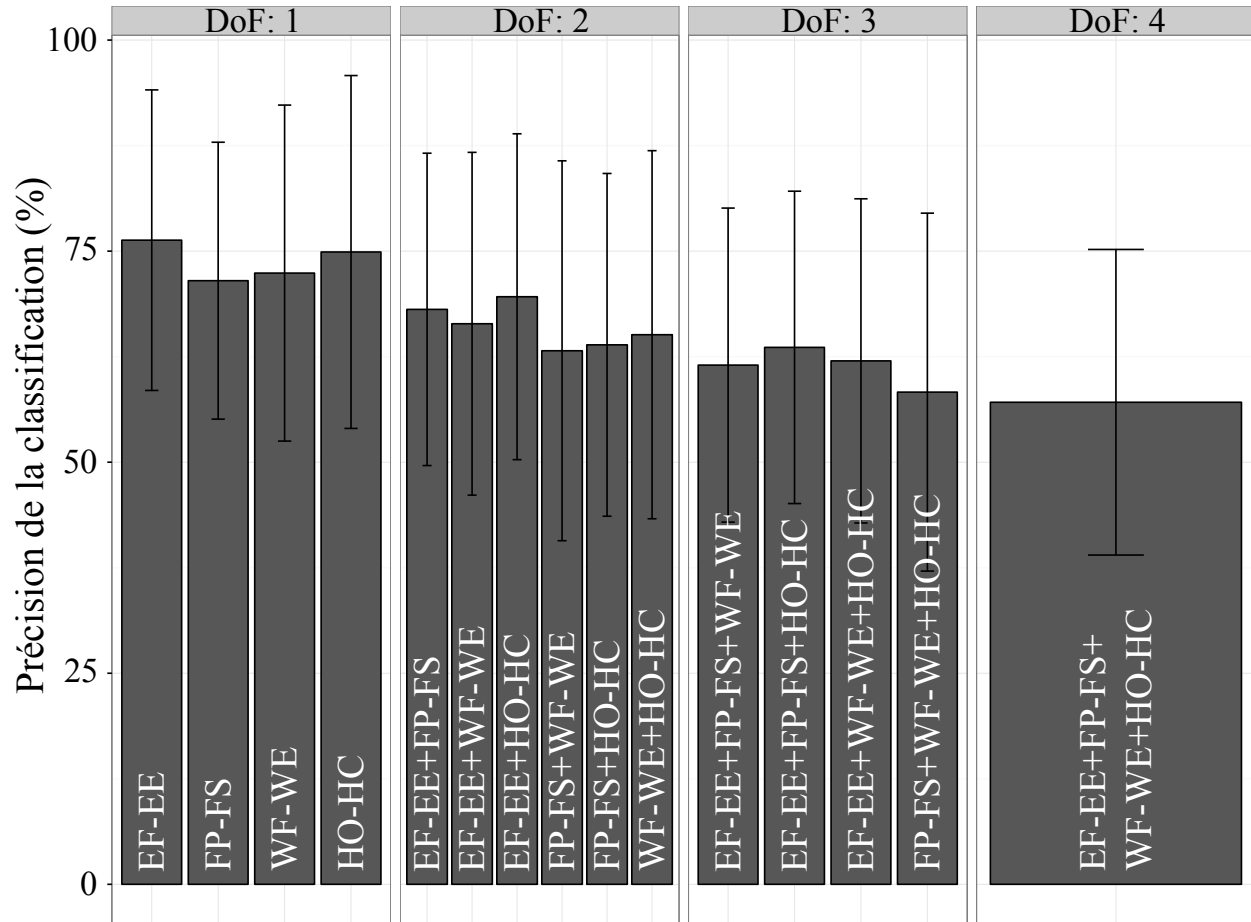


Figure 6.1 Précision de la classification de mouvements fantômes continus pour une combinaison de 1 à 4 degrés de liberté pour tous les participants. DoF : degré de liberté; EF : flexion du coude; EE : extension du coude; FP : pronation de l'avant-bras; FS : supination de l'avant-bras; WF : flexion du poignet; WE : extension du poignet; HO : ouverture de la main; HC : fermeture de la main.

Tableau 6.3 Précision de la classification des mouvements continus et son écart-type pour tous les participants pour une combinaison de un à quatre degrés de liberté. La condition au repos est toujours incluse dans la combinaison analysée.

DDL	Mouvements Fantômes	TH1	TH2	TH3	TH4	TH5	Tous
1	EF-EE	62.4 (4.4)	57.5 (4.8)	88.8 (1.3)	73.0 (8.3)	100 (0.0)	76.3 (17.8)
	FP-FS	65.5 (4.9)	60.8 (3.3)	81.8 (1.9)	55.0 (6.7)	94.7 (1.4)	71.5 (16.4)
	WF-WE	67.3 (13.3)	57.7 (7.8)	88.0 (15.3)	51.3 (6.7)	97.9 (1.3)	72.4 (19.9)
	HO-HC	66.4 (10.5)	59.8 (9.0)	95.0 (1.2)	53.8 (5.0)	99.3 (0.5)	74.9 (20.9)
2	EF-EE+FP-FS	58.2 (3.9)	52.0 (2.8)	81.8 (0.7)	54.6 (11.6)	93.5 (1.4)	68.1 (18.5)
	EF-EE+WF-WE	54.6 (13.9)	49.5 (9.9)	89.3 (1.3)	51.0 (11.9)	87.7 (1.3)	66.4 (20.3)
	EF-EE+HO-HC	53.6 (7.4)	53.6 (7.4)	89.3 (1.4)	59.7 (8.5)	91.8 (1.6)	69.6 (19.3)
	FP-FS+WF-WE	58.6 (5.3)	44.8 (9.5)	80.3 (0.8)	40.2 (6.7)	92.3 (1.1)	63.2 (22.5)
	FP-FS+HO-HC	53.7 (11.3)	47.0 (3.9)	82.5 (1.0)	47.4 (1.8)	89.1 (2.0)	63.9 (20.3)
	WF-WE+HO-HC	63.4 (5.9)	47.3 (4.6)	84.3 (0.5)	40.7 (4.4)	89.9 (2.1)	65.1 (21.8)
3	EF-EE+FP-FS+WF-WE	52.6 (4.9)	44.7 (1.9)	79.3 (1.0)	47.0 (1.7)	83.8 2.3	61.5 (18.6)
	EF-EE+FP-FS+HO-HC	52.9 (4.0)	46.8 (4.3)	81.2 (1.0)	50.9 (1.0)	86.0 1.8	63.6 (18.5)
	EF-EE+WF-WE+HO-HC	53.7 (6.7)	42.7 (3.3)	82.7 (0.9)	48.5 (1.6)	82.5 2.3	62.0 (19.2)
	FP-FS+WF-WE+HO-HC	54.2 (3.2)	41.5 (3.3)	76.5 (0.9)	35.6 (1.6)	83.7 2.0	58.3 (21.2)
4	EF-EE+FP-FS+WF-WE+HO-HC	49.6 (5.1)	39.9 (2.6)	75.7 (1.0)	43.0 (1.5)	77.3 2.2	57.1 (18.1)

DDL : degré de liberté; TH : amputé huméral; EF : flexion du coude; EE : extension du coude; FP : pronation de l'avant-bras; FS : supination de l'avant-bras; WF : flexion du poignet; WE : extension du poignet; HO : ouverture de la main; HC : fermeture de la main.

CHAPITRE 7 DISCUSSION GÉNÉRALE

L'objectif général de ce projet de recherche, qui était de classer les huit principaux mouvements fantômes du membre supérieur ainsi qu'une condition au repos chez les amputés huméraux, a été atteint. Dans cette section, un résumé de la discussion de l'article est présenté. Puis, une discussion sur les résultats complémentaires portant sur l'entraînement du réseau de neurones et la classification des mouvements continus est présentée. Finalement, les limites et les perspectives qui découlent de ce projet de recherche sont présentées.

La taille de l'échantillon, bien qu'elle soit petite, est considérable dans ce domaine de recherche et se distingue par rapport aux autres études. En effet, très peu d'études ont inclus des amputés dans leur protocole. De plus, une seule étude portant sur la commande par reconnaissance de formes et incluant des amputés huméraux a une taille d'échantillon égale à la nôtre [49], les autres ayant seulement un [48], deux [41], [47] ou trois [30] amputés huméraux dans leur protocole.

7.1 Synthèse de l'article

Les résultats de l'article soumis ont démontré une baisse de précision de la classification si le nombre de DDL augmente et si les mouvements fantômes sont plus distaux. Cette observation est sans doute due à la difficulté pour un amputé de produire des patrons d'activation musculaires distincts pour plusieurs DDL et au fait que plus le mouvement est distal, plus le lien physiologique entre le muscle contracté et le mouvement fantôme est absent. Les résultats varient également d'un amputé à l'autre et cette variation pourrait être due à une diminution de la capacité d'effectuer des mouvements fantômes avec le temps. L'analyse des caractéristiques EMG a démontré la redondance de certaines et a permis d'identifier un ensemble de 4 caractéristiques optimales appartenant chacune à une catégorie différente soit l'énergie (*MAV*), le modèle de prédiction (*CC*), la similarité (*SampEn*) et la fréquence (*WAMP*). L'ajout de l'information cinématique au classificateur a permis d'augmenter la précision de 4.8 %, ce qui confirme l'intérêt de développer des contrôleurs intégrant plusieurs modalités pour améliorer la commande des prothèses myoélectriques.

7.2 Analyse des résultats complémentaires

7.2.1 Entraînement du réseau de neurones

L'utilisation des données de tous les participants pour entraîner le classificateur ne permet pas d'améliorer la précision de la classification. En effet, la performance de la classification diminue pour tous les participants. La diminution est la plus faible pour TH3 (6.4 %) tandis qu'elle est la plus élevée pour TH1 (20.4 %). Les mauvais résultats obtenus par cette approche peuvent être expliqués par l'unicité de chaque participant. L'entraînement du classificateur exclusivement avec les données du participant augmente sa spécificité. À l'opposé, l'utilisation des données de tous les participants lors de l'entraînement ajoute de la variabilité aux données EMG utilisées lors de l'entraînement, ce qui peut expliquer la diminution de la performance. En effet, l'activité EMG est unique à chaque participant lors de la réalisation de mouvements fantômes.

L'augmentation de la précision de la classification suite à l'ajout de l'information cinématique est statistiquement significative pour 4 des 5 participants. Contrairement aux données EMG, les données cinématiques sont semblables pour tous les participants étant donné qu'ils réalisent les mêmes mouvements. Il y a donc une diminution de la variabilité au sein de l'ensemble d'entraînement, ce qui permet d'obtenir une meilleure précision au niveau de la classification. La précision demeure toutefois inférieure à celle obtenue lors d'un entraînement exclusivement avec les données du participant.

7.2.2 Mouvements continus

La précision de la classification des mouvements fantômes continus (57.1 %) est inférieure à celle des mouvements fantômes isométriques (76.4 %). À l'instar de la précision de la classification des mouvements isométriques, celle des mouvements continus diminue si le nombre de DDL considérés augmente. Ce sont les mouvements fantômes continus de flexion-extension du coude et d'ouverture-fermeture de la main et les combinaisons de DDL les incluant qui produisent les meilleurs résultats de classification. Cette diminution peut s'expliquer par l'augmentation de la complexité d'un mouvement fantôme continu par rapport à un mouvement fantôme isométrique. En effet, lors d'un mouvement continu, l'amputé doit réaliser une succession de deux mouvements fantômes rapidement. Cet enchaînement de mouvement est

beaucoup plus exigeant cognitivement qu'un mouvement isométrique où il n'a qu'à maintenir la position.

La figure 7.1 illustre l'activité EMG de deux sites musculaires antagonistes d'un participant lors des mouvements isométriques de flexion et d'extension du coude et du mouvement continu de flexion-extension du coude (Voir Annexe B pour davantage de signaux). On remarque que l'activité EMG est semblable lors des deux flexions (Fig 7.1a) et extensions (Fig 7.1b) isométriques du coude, alors qu'elle varie d'un cycle à l'autre lors du mouvement continu (Fig 7.1c). Sur base des signaux EMG lors des mouvements de flexion et d'extension isométriques, on peut supposer que l'EMG #1 (Fig 7.1) est associé à un fléchisseur du coude alors que l'EMG #2 (Fig 7.1) est associé à un extenseur du coude étant donné leur plus forte amplitude respectivement lors de la flexion et l'extension isométrique. Le muscle antagoniste au mouvement est toutefois actif, ce qui est anormal étant donné qu'un muscle actif lors d'un mouvement ne l'est pas lors du mouvement opposé, sinon il empêcherait le mouvement de se produire probablement. Cette co-contraction des muscles antagonistes est sans doute due à la nature de la contraction. En effet, il n'est pas rare d'enregistrer de la co-activation musculaire du muscle antagoniste lors de contractions isométriques [93].

Bien que le mouvement d'extension isométrique du coude produise une activation musculaire, aucune activité EMG n'est enregistrée lors de l'extension du coude en continu. Ce résultat démontre qu'il est peut-être plus difficile pour certains amputés d'enchaîner des contractions musculaires associées à des mouvements différents. La participation à un protocole d'entraînement pourrait permettre à l'amputé de développer un meilleur contrôle sur ses muscles résiduels et ainsi lui permettre de réaliser des patrons d'activations musculaires répétables et distincts lors de mouvements continus.

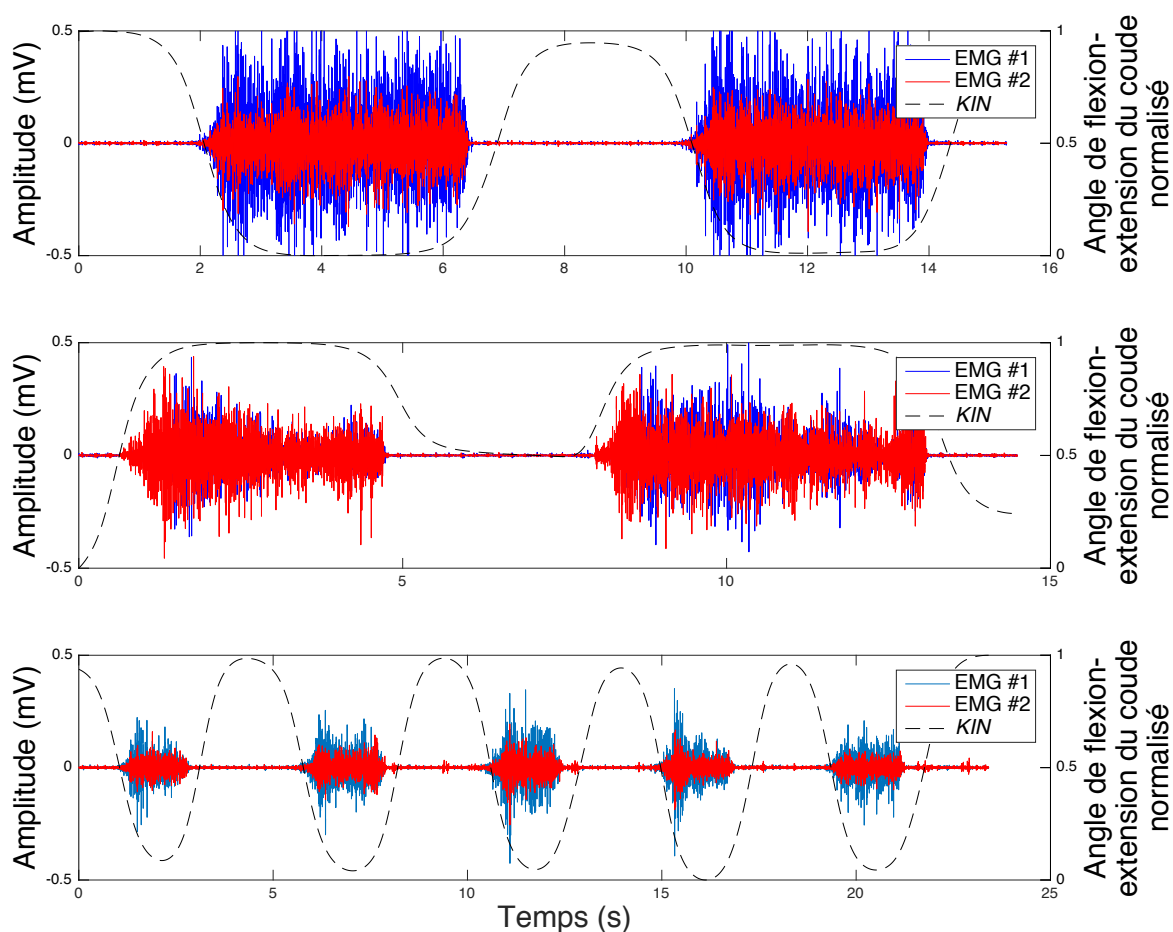


Figure 7.1 Activité EMG de deux sites antagonistes et angle normalisée de flexion-extension du coude lors des mouvements fantômes de a. flexion isométrique du coude b. extension isométrique du coude et c. flexion-extension continue du coude. Une flexion complète du coude correspond à une valeur normalisée de 0 alors qu'une extension complète du coude correspond à une valeur normalisée de 1.

7.3 Transfert en pédiatrie

Abordé à la section 2.2, la Chaire en génie de la réadaptation appliqué en pédiatrie a le désir d'effectuer le transfert de la méthode chez l'enfant étant donné son affiliation au Centre de réadaptation Marie Enfant du CHU Sainte-Justine. Ce transfert implique plusieurs considérations supplémentaires. Premièrement, il y a moins d'espace sur le bras des enfants, ce qui limitera le nombre d'électrodes que l'on peut poser. Un nombre réduit d'électrodes signifie qu'il y a moins

d'information transmise au classificateur lors de l'entraînement ce qui pourrait avoir un impact sur la précision de la classification. Deuxièmement, le phénomène du membre fantôme est plus rare chez les amputés congénitaux et chez les enfants ayant subi une amputation avant l'âge de 6 ans [94], ce qui pourrait compliquer la réalisation du protocole. Cependant, il est tout à fait possible qu'un amputé n'ayant aucune sensation de son membre fantôme soit en mesure de produire des patrons d'activations musculaires reliés à des mouvements distincts. Finalement, il peut être plus difficile de conserver la collaboration et l'attention d'un enfant tout au long du protocole comparativement à celles d'un adulte. Une solution serait de concevoir une interface graphique où un avatar demanderait à l'enfant de réaliser les mêmes mouvements que lui. De cette façon, les risques que l'enfant ne suive pas les consignes ou qu'il n'effectue pas le bon mouvement seraient réduits par une approche plus ludique.

7.4 Limites et perspectives

Bien que l'objectif général de ce projet de recherche ait été atteint, l'éventuel transfert commercial de ces résultats pour la commande d'une prothèse n'est pas envisageable à court terme en raison de plusieurs limitations. Ces limitations ouvrent la voie à de nouvelles études pour améliorer cette méthode de commande.

Utilisation de centrales inertielles

Plutôt que d'utiliser des centrales inertielles pour enregistrer l'activité cinématique, ce projet a mis à profit le système d'analyse du mouvement VICON disponible au Centre de recherche du CRME afin d'acquérir la cinématique du bras sain des amputés. Dans un contexte réel, cette approche est problématique et difficilement envisageable. Il est important de s'assurer que l'information fournie par les centrales inertielles permet d'améliorer la précision de la classification au même titre que celle fournie par le système VICON. Le contexte idéal serait d'équiper les participants d'une prothèse fonctionnelle équipée de centrales inertielles plutôt que de les installer sur le bras sain qui réalise les mouvements fantômes symétriquement.

Nombre et position des sites EMG

Bien que ce projet ait démontré qu'il est possible de classifier les principaux mouvements fantômes du membre supérieur en enregistrant l'activité EMG exclusivement des muscles du moignon, aucune analyse n'a été effectuée quant au nombre et à la position optimale des sites

EMG [60], [95]. Il serait intéressant de vérifier si certains des six sites EMG utilisés dans cette étude produisent de l'information redondante pour le classificateur. De plus, il est possible que l'orientation et la position des sites EMG sur le moignon des participants ne soient pas optimales.

Performance en temps-réel

Ce projet de recherche s'est concentré sur la classification des mouvements fantômes du membre supérieur et n'a pas étudié la performance en temps réel du classificateur conçu. Le test du *Target Achievement Control* (Annexe A) permettra d'évaluer la performance en temps réel de la classification [96]. Lors de ce test, le participant doit déplacer une prothèse virtuelle à partir d'une position non neutre aléatoire jusqu'à une position cible. Les résultats de ce test sont indispensables afin de considérer un éventuel transfert commercial de cette méthode pour la commande d'une prothèse myoélectrique. Il est possible de supposer que les résultats seront concluants étant donné que des études précédentes ont démontré une forte corrélation entre la précision de la classification et la performance en temps réel [97], [95].

Comparaison des classificateurs

Cette étude a privilégié l'utilisation d'un réseau de neurones pour classifier les mouvements fantômes du membre supérieur. Cette décision est basée sur la capacité des réseaux de neurones pour modéliser des données non linéaires tels que l'EMG, sa simplicité d'utilisation et son grand potentiel pour des applications en temps réel [35], [56], [69]. Il serait toutefois intéressant de comparer la performance de ce classificateur à celle de ceux proposés dans la littérature tels que l'analyse discriminante linéaire [98], les machines à support de vecteurs [36] et la logique floue [42].

Protocole d'entraînement

À la lumière des importantes variations de la précision de la classification en fonction des participants, il semble pertinent de vérifier l'effet d'un protocole d'entraînement sur la performance. La réalisation de mouvements fantômes n'est pas commune pour la majorité des amputés huméraux donc les tâches demandées aux participants lors des essais ne sont pas naturelles. Une étude récente sur des amputés radiaux a démontré une amélioration importante de la performance de la classification grâce à 10 séances d'entraînement de 1 heure [59].

Mouvements simultanés

Un mouvement réaliste du membre supérieur implique généralement l'actionnement simultané de 2 ou plusieurs DDL. Or, la méthode de classification développée permet d'identifier un seul mouvement du membre supérieur à la fois. La commande des différents DDL se fait donc séquentiellement. Afin de développer des prothèses dont la commande est intuitive et réaliste, il est nécessaire de modifier le classificateur afin de permettre une commande simultanée des différents DDL du membre supérieur [35], [69], [98] (Annexe A).

CHAPITRE 8 CONCLUSION

La présente étude avait pour but d'évaluer la possibilité de détecter les huit principaux mouvements fantômes du membre supérieur et une condition au repos à l'aide de mesures EMG et cinématiques chez des amputés huméraux et d'évaluer la précision d'un algorithme de reconnaissance de formes permettant la classification de ces mouvements. Une contrainte importante du projet était d'enregistrer l'activité EMG des muscles situés exclusivement sur le moignon des amputés. Comme l'emboiture d'une prothèse myoélectrique ne dépasse pas l'épaule afin d'assurer une liberté de mouvement, il est important de mesurer l'activité EMG provenant de sites facilement intégrables à l'emboiture. Suite à des essais en laboratoire du mouvement où les participants ont réalisé plusieurs mouvements fantômes du membre supérieur, réalisés symétriquement avec leur bras sain dont la cinématique était enregistrée, un réseau de neurones a été entraîné afin de classer les mouvements fantômes. Les résultats ont mis en évidence la plus grande difficulté pour un amputé huméral de produire des patrons d'activations musculaires pour plusieurs DDL à la fois et de réaliser des mouvements distaux. Ces difficultés pourraient être liées à une absence d'entraînement des mouvements fantômes et au fait que plus le mouvement est distal, plus le lien physiologique entre les muscles résiduels et le mouvement en question est absent. Quoi qu'il en soit, l'utilisation des mouvements fantômes pour le design de nouveaux contrôleurs myoélectriques apporterait une meilleure intuitivité pour la commande de prothèses myoélectriques. De plus, cette approche permet d'éviter le recours à la ré-innervation musculaire et ses nombreux risques tout en offrant une commande dont le potentiel est fort prometteur. Cependant, la précision de la classification des mouvements fantômes semble diminuer avec l'âge de l'amputation. Ceci pourrait être dû à une diminution des sensations fantômes avec le temps et une plus grande difficulté à contrôler le membre fantôme. Il apparaît donc important de débiter un entraînement des mouvements fantômes rapidement après l'amputation afin de maximiser le potentiel de cette méthode de commande.

La diminution de la performance de la classification pour des mouvements fantômes continus a mis en évidence les limites quant à l'application des résultats obtenus pour les mouvements fantômes isométriques. À la lumière de ces résultats, il est important de se pencher sur la capacité d'un classificateur à distinguer des mouvements continus, mais également simultanés du membre supérieur. Plus important encore, il est nécessaire d'évaluer la performance de la classification en

temps réel, notamment à l'aide du test de *Target Achievement Control*. Ces résultats pourront orienter le développement de nouveaux contrôleurs myoélectriques basés sur les mouvements fantômes dans l'objectif de proposer des prothèses myoélectriques multifonctionnelles à la commande intuitive. De plus, il faut prioriser le développement de prothèses hybrides, équipées notamment d'accéléromètres, puisque cette information est complémentaire à celle extraite par EMG et permet d'améliorer la commande des prothèses.

BIBLIOGRAPHIE

- [1] K. Ziegler-Graham, E. J. MacKenzie, P. L. Ephraim, T. G. Travison, et R. Brookmeyer, « Estimating the Prevalence of Limb Loss in the United States: 2005 to 2050 », *Arch. Phys. Med. Rehabil.*, vol. 89, n° 3, p. 422-429, 2008.
- [2] A. I. Kapandji, *Anatomie fonctionnelle : Membre supérieur*, 6e éd. Paris, France: Maloine, 2005.
- [3] A. Sarcher, « Mouvements du membre supérieur chez les enfants hémiplésiques spastiques : analyse cinématique et électromyographique », École Polytechnique de Montréal, 2014.
- [4] B. Delaney, « Muscles That Move the Arm », *ACE Fitness*. [En ligne]. Disponible à : <https://www.acefitness.org/blog/3535/muscles-that-move-the-arm>. [Consulté le: 23-juin-2016].
- [5] Zalamanda, « Relaxation Exercise for the Hands », *Blogging with Parkinson's*, 25-mai-2011. .
- [6] H. Gray, *Anatomy of the human body*, Lea & Febiger. Philadelphia, USA, 1918.
- [7] L. G. Cohen, S. Bandinelli, T. W. Findley, et M. Hallett, « Motor reorganization after upper limb amputation in man. A study with focal magnetic stimulation », *Brain J. Neurol.*, vol. 114 (Pt 1B), p. 615-627, 1991.
- [8] V. S. Ramachandran et W. Hirstein, « The perception of phantom limbs. The D. O. Hebb lecture. », *Brain*, vol. 121, n° 9, p. 1603-1630, 1998.
- [9] C. M. Kooijman, P. U. Dijkstra, J. H. B. Geertzen, A. Elzinga, et C. P. van der Schans, « Phantom pain and phantom sensations in upper limb amputees: an epidemiological study », *Pain*, vol. 87, n° 1, p. 33-41, 2000.
- [10] J. B. De Graaf, N. Jarrassé, C. Nicol, A. Touillet, T. Coyle, L. Maynard, N. Martinet, et J. Paysant, « Phantom hand and wrist movements in upper limb amputees are slow but naturally controlled movements », *Neuroscience*, vol. 312, p. 48-57, 2016.
- [11] K. T. Reilly, C. Mercier, M. H. Schieber, et A. Sirigu, « Persistent hand motor commands in the amputees' brain », *Brain*, vol. 129, n° 8, p. 2211-2223, 2006.

- [12] R. J. Pursley, « Harness patterns for upper-extremity prostheses », *Artif. Limbs*, vol. 2, n° 3, p. 26-60, 1955.
- [13] P. A. Parker, K. B. Englehart, et B. S. Hudgins, « Control of powered upper limb prostheses », dans *Electromyography: physiology, engineering, and noninvasive applications*, R. Merletti et P. A. Parker, Éd. Hoboken, NJ: John Wiley & Sons, 2004, p. 453–475.
- [14] Ottobock, « Above-elbow prosthesis with DynamicArm — Ottobock ». [En ligne]. Disponible à : <http://www.ottobockus.com/prosthetics/upper-limb-prosthetics/solution-overview/above-elbow-prosthesis-featuring-dynamicarm/>. [Consulté le: 03-juill-2016].
- [15] RSLSteeper, « Life changing hand packed with the latest technology ». [En ligne]. Disponible à : http://bebionic.com/the_hand. [Consulté le: 03-juill-2016].
- [16] D. G. K. Madusanka, L. N. S. Wijayasingha, R. A. R. C. Gopura, Y. W. R. Amarasinghe, et G. K. I. Mann, « A review on hybrid myoelectric control systems for upper limb prosthesis », dans *Moratuwa Engineering Research Conference (MERCon)*, 2015, p. 136-141.
- [17] L. Resnik, S. L. Klinger, et K. Etter, « The DEKA Arm: Its features, functionality, and evolution during the Veterans Affairs Study to optimize the DEKA Arm », *Prosthet. Orthot. Int.*, vol. 38, n° 6, p. 492-504, 2014.
- [18] A. Fougner, E. Scheme, A. D. C. Chan, K. Englehart, et Ø. Stavadahl, « A multi-modal approach for hand motion classification using surface EMG and accelerometers », dans *33rd Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, 2011, p. 4247-4250.
- [19] J. Kubánek, K. J. Miller, J. G. Ojemann, J. R. Wolpaw, et G. Schalk, « Decoding flexion of individual fingers using electrocorticographic signals in humans », *J. Neural Eng.*, vol. 6, n° 6, p. 066001, 2009.
- [20] K. Kiguchi, T. D. Lalitharatne, et Y. Hayashi, « Estimation of Forearm Supination/Pronation Motion Based on EEG Signals to Control an Artificial Arm », *J. Adv. Mech. Des. Syst. Manuf.*, vol. 7, n° 1, p. 74-81, 2013.

- [21] G. Kamen et D. A. Gabriel, *Essentials of Electromyography*, 1^{re} éd. Champaign, IL: Human Kinetics, 2010.
- [22] H. J. Hermens, B. Freriks, R. Merletti, D. Stegeman, J. Blok, G. Rau, C. Disselhorst-Klug, et G. Hägg, *European recommendations for surface electromyography*. Enschede, The Netherlands: Roessingh Research and Development, 1999.
- [23] N. Berger et C. R. Huppert, « The use of electrical and mechanical forces for control of an electric prosthesis », *Am. J. Occup. Ther.*, vol. 6, p. 110-114, 1952.
- [24] P. Parker, K. Englehart, et B. Hudgins, « Myoelectric signal processing for control of powered limb prostheses », *J. Electromyogr. Kinesiol.*, vol. 16, n° 6, p. 541-548, 2006.
- [25] A. H. Bottomley, « Myo-electric control of powered prostheses », *J. Bone Jt. Surg.*, vol. 47, p. 411-415, 1965.
- [26] D. S. Dorcas et R. N. Scott, « A three-state myo-electric control », *Med. Biol. Eng.*, vol. 4, n° 4, p. 367-370, 1966.
- [27] L. Philipson et R. Sörbye, « Myoelectric elbow and hand prosthesis controlled by signals from 2 muscles only, in a 9 year old girl », *Prosthet. Orthot. Int.*, vol. 5, n° 1, p. 29-32, 1981.
- [28] A. Fougner, O. Stavdahl, P. J. Kyberd, Y. G. Losier, et P. A. Parker, « Control of Upper Limb Prostheses: Terminology and Proportional Myoelectric Control - A Review », *IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng.*, vol. 20, n° 5, p. 663-677, 2012.
- [29] H. H. Sears et J. Shaperman, « Proportional myoelectric hand control: an evaluation », *Am. J. Phys. Med. Rehabil. Assoc. Acad. Physiatr.*, vol. 70, n° 1, p. 20-28, 1991.
- [30] K. D. O'Shaughnessy, G. A. Dumanian, R. D. Lipschutz, L. A. Miller, K. Stubblefield, et T. A. Kuiken, « Targeted Reinnervation to Improve Prosthesis Control in Transhumeral Amputees: A Report of Three Cases », *JBJS Case Connect.*, vol. os-90, n° 2, p. 393-400, 2008.
- [31] T. A. Kuiken, G. Li, B. A. Lock, R. D. Lipschutz, L. A. Miller, K. A. Stubblefield, et K. B. Englehart, « Targeted muscle reinnervation for real-time myoelectric control of multifunction artificial arms », *JAMA*, vol. 301, n° 6, p. 619-628, 2009.

- [32] T. A. Kuiken, L. A. Miller, R. D. Lipschutz, B. A. Lock, K. Stubblefield, P. D. Marasco, P. Zhou, et G. A. Dumanian, « Targeted reinnervation for enhanced prosthetic arm function in a woman with a proximal amputation: a case study », *The Lancet*, vol. 369, n° 9559, p. 371-380, févr. 2007.
- [33] « Nerves of the Arm », *WebMD*. [En ligne]. Disponible à : <http://www.webmd.com/brain/nerves-of-the-arm>. [Consulté le: 10-août-2016].
- [34] K. Englehart et B. Hudgins, « A robust, real-time control scheme for multifunction myoelectric control », *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 50, n° 7, p. 848-854, 2003.
- [35] C. L. Pulliam, J. M. Lambrecht, et R. F. Kirsch, « EMG-Based Neural Network Control of Transhumeral Prostheses », *J. Rehabil. Res. Dev.*, vol. 48, n° 6, p. 739-754, 2011.
- [36] M. A. Oskoei et H. Hu, « Support Vector Machine-Based Classification Scheme for Myoelectric Control Applied to Upper Limb », *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 55, n° 8, p. 1956-1965, 2008.
- [37] A. D. C. Chan et K. B. Englehart, « Continuous myoelectric control for powered prostheses using hidden Markov models », *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 52, n° 1, p. 121-124, 2005.
- [38] S. Theodoridis et K. Koutroumbas, *Pattern Recognition*. Academic Press, 2008.
- [39] F. R. Finley et R. W. Wirta, « Myocoder studies of multiple myopotential response », *Arch. Phys. Med. Rehabil.*, vol. 48, n° 11, p. 598-601, 1967.
- [40] P. Lawrence, P. Herberts, et R. Kadefors, « Experiences with a multifunctional hand prosthesis controlled by myoelectric patterns », dans *Advances in external control of human extremities*, M. M. Gavrilovic et A. B. Wilson Jr, Éd. Belgrade, Yugoslavia, 1973, p. 47-65.
- [41] B. Hudgins, P. Parker, et R. N. Scott, « A new strategy for multifunction myoelectric control », *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 40, n° 1, p. 82-94, 1993.
- [42] F. H. Y. Chan, Y.-S. Yang, F. K. Lam, Y.-T. Zhang, et P. A. Parker, « Fuzzy EMG classification for prosthesis control », *IEEE Trans. Rehabil. Eng.*, vol. 8, n° 3, p. 305-311, 2000.

- [43] M. Zardoshti-Kermani, B. C. Wheeler, K. Badie, et R. M. Hashemi, « EMG feature evaluation for movement control of upper extremity prostheses », *IEEE Trans. Rehabil. Eng.*, vol. 3, n° 4, p. 324-333, 1995.
- [44] K. Englehart, B. Hudgins, P. A. Parker, et M. Stevenson, « Classification of the myoelectric signal using time-frequency based representations », *Med. Eng. Phys.*, vol. 21, n° 6-7, p. 431-438, 1999.
- [45] A. Bengoetxea, F. Leurs, T. Hoellinger, A. M. Cebolla, B. Dan, G. Cheron, et J. McIntyre, « Physiological modules for generating discrete and rhythmic movements: component analysis of EMG signals », *Front. Comput. Neurosci.*, vol. 8, n° 169, 2015.
- [46] A. Soares, A. Andrade, E. Lamounier, et R. Carrijo, « The Development of a Virtual Myoelectric Prosthesis Controlled by an EMG Pattern Recognition System Based on Neural Networks », *J. Intell. Inf. Syst.*, vol. 21, n° 2, p. 127-141, 2003.
- [47] D. C. Tkach, A. J. Young, L. H. Smith, E. J. Rouse, et L. J. Hargrove, « Real-Time and Offline Performance of Pattern Recognition Myoelectric Control Using a Generic Electrode Grid With Targeted Muscle Reinnervation Patients », *IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng.*, vol. 22, n° 4, p. 727-734, 2014.
- [48] J. Gade, R. Hugosdottir, et E. N. Kamavuako, « Phantom movements from physiologically inappropriate muscles: A case study with a high transhumeral amputee », dans *37th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, 2015, p. 3488-3491.
- [49] N. Jarrasse, C. Nicol, A. Touillet, F. Richer, N. Martinet, J. Paysant, et J. B. D. Graaf, « Classification of Phantom Finger, Hand, Wrist and Elbow Voluntary Gestures in Transhumeral Amputees with sEMG », *IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng.*, vol. PP, n° 99, p. 1-1, 2016.
- [50] A. Phinyomark, F. Quaine, S. Charbonnier, C. Serviere, F. Tarpin-Bernard, et Y. Laurillau, « EMG feature evaluation for improving myoelectric pattern recognition robustness », *Expert Syst. Appl.*, vol. 40, n° 12, p. 4832-4840, 2013.

- [51] A. A. Akbari et M. Talasaz, « Prediction of Above-elbow Motions in Amputees, based on Electromyographic(EMG) Signals, Using Nonlinear Autoregressive Exogenous (NARX) Model », *Iran. J. Med. Phys.*, vol. 11, n° 2.3, p. 233-241, 2014.
- [52] C. Toledo, A. Simon, R. Munoz, A. Vera, L. Leija, et L. Hargrove, « A comparison of direct and pattern recognition control for a two degree-of-freedom above elbow virtual prosthesis », dans *Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*, 2012, p. 4332-4335.
- [53] K. Nazarpour, A. R. Sharafat, et S. M. P. Firoozabadi, « Surface EMG Signal Classification Using a Selective Mix of Higher Order Statistics », dans *27th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBS)*, 2005, p. 4208-4211.
- [54] Y. Al-Assaf et H. Al-Nashash, « Surface myoelectric signal classification for prostheses control », *J. Med. Eng. Technol.*, vol. 29, n° 5, p. 203-207, 2005.
- [55] S. Guo, M. Pang, Y. Sugi, et Y. Nakatsuka, « Study on the comparison of three different upper limb motion recognition methods », dans *IEEE International Conference on Information and Automation (ICIA)*, 2014, p. 208-212.
- [56] S. Guo, M. Pang, B. Gao, H. Hirata, et H. Ishihara, « Comparison of sEMG-Based Feature Extraction and Motion Classification Methods for Upper-Limb Movement », *Sensors*, vol. 15, n° 4, p. 9022-9038, 2015.
- [57] M. C. F. Castro, E. L. Colombini, P. T. A. Junior, S. P. Arjunan, et D. K. Kumar, « sEMG feature evaluation for identification of elbow angle resolution in graded arm movement », *Biomed. Eng. OnLine*, vol. 13, n° 1, p. 155, 2014.
- [58] C. Cipriani, C. Antfolk, M. Controzzi, G. Lundborg, B. Rosen, M. C. Carrozza, et F. Sebelius, « Online Myoelectric Control of a Dexterous Hand Prosthesis by Transradial Amputees », *IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng.*, vol. 19, n° 3, p. 260-270, 2011.
- [59] M. A. Powell, R. R. Kaliki, et N. V. Thakor, « User Training for Pattern Recognition-Based Myoelectric Prostheses: Improving Phantom Limb Movement Consistency and Distinguishability », *IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng.*, vol. 22, n° 3, p. 522-532, 2014.

- [60] G. Li, A. E. Schultz, et T. A. Kuiken, « Quantifying Pattern Recognition - Based Myoelectric Control of Multifunctional Transradial Prostheses », *IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng.*, vol. 18, n° 2, p. 185-192, 2010.
- [61] F. C. P. Sebelius, B. N. Rosén, et G. N. Lundborg, « Refined Myoelectric Control in Below-Elbow Amputees Using Artificial Neural Networks and a Data Glove », *J. Hand Surg.*, vol. 30, n° 4, p. 780-789, 2005.
- [62] P. J. Gallant, D. E. L. Morin, et L. E. Peppard, « Feature-based classification of myoelectric signals using artificial neural networks », *Med. Biol. Eng. Comput.*, vol. 36, n° 4, p. 485-489, 1998.
- [63] A. H. Al-Timemy, J. Escudero, G. Bugmann, et N. Outram, « Protocol for site selection and movement assessment for the myoelectric control of a multi-functional upper-limb prosthesis », dans *35th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBS)*, 2013, p. 5817-5820.
- [64] S. Amsuss, P. M. Goebel, N. Jiang, B. Graimann, L. Paredes, et D. Farina, « Self-Correcting Pattern Recognition System of Surface EMG Signals for Upper Limb Prosthesis Control », *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 61, n° 4, p. 1167-1176, 2014.
- [65] J. Liu, D. Zhang, X. Sheng, et X. Zhu, « Quantification and solutions of arm movements effect on sEMG pattern recognition », *Biomed. Signal Process. Control*, vol. 13, p. 189-197, 2014.
- [66] K. Xing, P. Yang, J. Huang, Y. Wang, et Q. Zhu, « A real-time EMG pattern recognition method for virtual myoelectric hand control », *Neurocomputing*, vol. 136, p. 345-355, 2014.
- [67] L. H. Smith, T. A. Kuiken, et L. J. Hargrove, « Real-time simultaneous and proportional myoelectric control using intramuscular EMG », *J. Neural Eng.*, vol. 11, n° 6, p. 066013, 2014.
- [68] S. Shin, R. Tafreshi, et R. Langari, « A performance comparison of hand motion EMG classification », dans *Middle East Conference on Biomedical Engineering (MECBME)*, 2014, p. 353-356.

- [69] M. Ortiz-Catalan, B. Håkansson, et R. Brånemark, « Real-Time and Simultaneous Control of Artificial Limbs Based on Pattern Recognition Algorithms », *IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng.*, vol. 22, n° 4, p. 756-764, 2014.
- [70] F. A. Omari, J. Hui, C. Mei, et G. Liu, « Pattern Recognition of Eight Hand Motions Using Feature Extraction of Forearm EMG Signal », *Proc. Natl. Acad. Sci. India Sect. Phys. Sci.*, vol. 84, n° 3, p. 473-480, 2014.
- [71] A. Gijssberts, R. Bohra, D. Sierra González, A. Werner, M. Nowak, B. Caputo, M. A. Roa, et C. Castellini, « Stable myoelectric control of a hand prosthesis using non-linear incremental learning », *Front. Neurorobotics*, vol. 8, 2014.
- [72] X. Tang, Y. Liu, C. Lv, et D. Sun, « Hand Motion Classification Using a Multi-Channel Surface Electromyography Sensor », *Sensors*, vol. 12, n° 2, p. 1130-1147, 2012.
- [73] D. J. Atkins, D. C. Y. Heard, et Donovan, « Epidemiologic Overview of Individuals with Upper-Limb Loss and Their Reported Research Priorities », *J. Prosthet. Orthot.*, vol. 8, n° 1, p. 2-11, 1996.
- [74] K. A. Farry, L. A. Kramer, R. Gupta, D. J. Atkins, et W. H. Donovan, « Magnetic Resonance Imaging of Congenitally Deficient Upper Limbs », présenté à Myoelectric Controls (MEC) Conference, Fredericton, New Brunswick, Canada, 1999, p. 87-93.
- [75] M. Kryger, A. E. Schultz, et T. Kuiken, « Pattern recognition control of multifunction myoelectric prostheses by patients with congenital transradial limb defects: a preliminary study », *Prosthet. Orthot. Int.*, vol. 35, n° 4, p. 395-401, 2011.
- [76] K. Momen, S. Krishnan, et T. Chau, « Real-Time Classification of Forearm Electromyographic Signals Corresponding to User-Selected Intentional Movements for Multifunction Prosthesis Control », *IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng.*, vol. 15, n° 4, p. 535-542, 2007.
- [77] A. B. Ajiboye et R. F. Weir, « A heuristic fuzzy logic approach to EMG pattern recognition for multifunctional prosthesis control », *IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng.*, vol. 13, n° 3, p. 280-291, 2005.

- [78] J. D. Howard, J. D. Hoit, R. M. Enoka, et Z. Hasan, « Relative activation of two human elbow flexors under isometric conditions: a cautionary note concerning flexor equivalence », *Exp. Brain Res.*, vol. 62, n° 1, p. 199-202, 1986.
- [79] J. C. Jamison et G. E. Caldwell, « Muscle synergies and isometric torque production: influence of supination and pronation level on elbow flexion », *J. Neurophysiol.*, vol. 70, n° 3, p. 947-960, 1993.
- [80] D. T. MacIsaac, P. A. Parker, R. N. Scott, K. B. Englehart, et C. Duffley, « Influences of dynamic factors on myoelectric parameters », *IEEE Eng. Med. Biol. Mag.*, vol. 20, n° 6, p. 82-89, 2001.
- [81] M. R. Masters, R. J. Smith, A. B. Soares, et N. V. Thakor, « Towards better understanding and reducing the effect of limb position on myoelectric upper-limb prostheses », dans *36th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBS)*, 2014, p. 2577-2580.
- [82] A. Fougner, E. Scheme, A. D. C. Chan, K. Englehart, et Ø. Stavdahl, « Resolving the Limb Position Effect in Myoelectric Pattern Recognition », *IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng.*, vol. 19, n° 6, p. 644-651, 2011.
- [83] Y. Geng, P. Zhou, et G. Li, « Toward attenuating the impact of arm positions on electromyography pattern-recognition based motion classification in transradial amputees », *J. NeuroEngineering Rehabil.*, vol. 9, p. 74, 2012.
- [84] A. Radmand, E. Scheme, et K. Englehart, « On the Suitability of Integrating Accelerometry Data with Electromyography Signals for Resolving the Effect of Changes in Limb Position during Dynamic Limb Movement »:, *J. Prosthet. Orthot.*, vol. 26, n° 4, p. 185-193, 2014.
- [85] A. Gijsberts et B. Caputo, « Exploiting accelerometers to improve movement classification for prosthetics », dans *IEEE International Conference on Rehabilitation Robotics (ICORR)*, 2013, p. 1-5.
- [86] A. Boschmann, B. Nofen, et M. Platzner, « Improving transient state myoelectric signal recognition in hand movement classification using gyroscopes », dans *35th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBS)*, 2013, p. 6035-6038.

- [87] W. Wenhui, C. Xiang, W. Kongqiao, Z. Xu, et Y. Jihai, « Dynamic gesture recognition based on multiple sensors fusion technology », dans *31st Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBS)*, 2009, p. 7014-7017.
- [88] M. Laitenberger, M. Raison, D. Périé, et M. Begon, « Refinement of the upper limb joint kinematics and dynamics using a subject-specific closed-loop forearm model », *Multibody Syst. Dyn.*, vol. 33, n° 4, p. 413-438, 2014.
- [89] M. T. Hagan, H. B. Demuth, M. H. Beale, et O. de Jesús, *Neural Network Design*, 2^e éd. Martin Hagan, 2014.
- [90] A. Phinyomark, P. Phukpattaranont, et C. Limsakul, « Feature reduction and selection for EMG signal classification », *Expert Syst. Appl.*, vol. 39, n° 8, p. 7420-7431, 2012.
- [91] X. Zhang et P. Zhou, « Sample entropy analysis of surface EMG for improved muscle activity onset detection against spurious background spikes », *J. Electromyogr. Kinesiol.*, vol. 22, n° 6, p. 901-907, 2012.
- [92] W.-J. Kang, J.-R. Shiu, C.-K. Cheng, J.-S. Lai, H.-W. Tsao, et T.-S. Kuo, « The application of cepstral coefficients and maximum likelihood method in EMG pattern recognition [movements classification] », *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 42, n° 8, p. 777-785, 1995.
- [93] C. J. De Luca et Z. Erim, « Common Drive in Motor Units of a Synergistic Muscle Pair », *J. Neurophysiol.*, vol. 87, n° 4, p. 2200-2204, avr. 2002.
- [94] R. Melzack, R. Israel, R. Lacroix, et G. Schultz, « Phantom limbs in people with congenital limb deficiency or amputation in early childhood. », *Brain*, vol. 120, n° 9, p. 1603-1620, sept. 1997.
- [95] A. J. Young, L. J. Hargrove, et T. A. Kuiken, « The Effects of Electrode Size and Orientation on the Sensitivity of Myoelectric Pattern Recognition Systems to Electrode Shift », *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 58, n° 9, p. 2537-2544, 2011.
- [96] A. M. Simon, L. J. Hargrove, B. A. Lock, et T. A. Kuiken, « The Target Achievement Control Test: Evaluating real-time myoelectric pattern recognition control of a multifunctional upper-limb prosthesis », *J. Rehabil. Res. Dev.*, vol. 48, n° 6, p. 619-627, 2011.

- [97] L. H. Smith, L. J. Hargrove, B. A. Lock, et T. A. Kuiken, « Determining the Optimal Window Length for Pattern Recognition-Based Myoelectric Control: Balancing the Competing Effects of Classification Error and Controller Delay », *IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng.*, vol. 19, n° 2, p. 186-192, 2011.
- [98] A. J. Young, L. H. Smith, E. J. Rouse, et L. J. Hargrove, « Classification of Simultaneous Movements Using Surface EMG Pattern Recognition », *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 60, n° 5, p. 1250-1258, 2013.
- [99] L. M. Hermansson, A. G. Fisher, B. Bernspång, et A.-C. Eliasson, « Assessment of capacity for myoelectric control: a new Rasch-built measure of prosthetic hand control », *J. Rehabil. Med.*, vol. 37, n° 3, p. 166-171, 2005.
- [100] D. J. Magermans, E. K. J. Chadwick, H. E. J. Veeger, et F. C. T. van der Helm, « Requirements for upper extremity motions during activities of daily living », *Clin. Biomech.*, vol. 20, n° 6, p. 591-599, 2005.
- [101] A. Ameri, E. J. Scheme, E. N. Kamavuako, K. B. Englehart, et P. A. Parker, « Real-Time, Simultaneous Myoelectric Control Using Force and Position-Based Training Paradigms », *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 61, n° 2, p. 279-287, 2014.
- [102] N. Jiang, K. B. Englehart, et P. A. Parker, « Extracting Simultaneous and Proportional Neural Control Information for Multiple-DOF Prostheses From the Surface Electromyographic Signal », *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 56, n° 4, p. 1070-1080, 2009.
- [103] A. L. Fougner, O. Stavdahl, et P. J. Kyberd, « System training and assessment in simultaneous proportional myoelectric prosthesis control », *J. Neuroengineering Rehabil.*, vol. 11, p. 75, 2014.
- [104] H.-J. Hwang, J. M. Hahne, et K.-R. Müller, « Channel selection for simultaneous and proportional myoelectric prosthesis control of multiple degrees-of-freedom », *J. Neural Eng.*, vol. 11, n° 5, p. 056008, 2014.

ANNEXE A - PERFORMANCE EN TEMPS RÉEL ET COMMANDE SIMULTANÉE

Bien que la performance en temps-réel et la commande simultanée par reconnaissance de formes ne soient pas une partie intégrante de ce projet, ces deux sphères du domaine de la commande myoélectrique sont importantes à aborder pour un transfert futur de la méthode développée dans le cadre de ce projet dans des prothèses myoélectriques.

Traditionnellement, le test du *Assessment for Capacity of Myoelectric Control* [99] est utilisé afin d'évaluer l'habileté d'un amputé à contrôler une prothèse commandée par la méthode conventionnelle. Ce test est réalisé à l'aide d'observations cliniques et évalue les capacités de l'utilisateur de la prothèse à effectuer différentes activités. Avec l'essor de la commande par reconnaissance de forme, il a été important de développer un nouveau test permettant de mesurer quantitativement et objectivement la performance du classificateur : le *Target Achievement Control Test* (TAC). Développé par Simon et al. [96] en 2011, le TAC est un outil d'évaluation qui permet de mesurer la performance de la commande en temps-réel par reconnaissance de formes. Cette contribution à la littérature est importante puisqu'elle permet de mettre en évidence les difficultés de la commande en temps-réel qui sont inapparentes lors de l'évaluation hors-ligne. Depuis sa publication, plus de 60 études ont utilisé le TAC afin d'évaluer la performance en temps-réel de leurs algorithmes de commande. Lors du TAC, le participant doit déplacer une prothèse virtuelle à partir d'une position non neutre aléatoire jusqu'à une position cible. Le déplacement de la prothèse requiert un déplacement selon un ou plusieurs DDL. L'essai est réussi lorsque le participant est en mesure de conserver la position cible de la prothèse virtuelle pour 2 secondes. Les indices de performance mesurés par le TAC sont la précision de la classification, le taux d'achèvement du mouvement, le temps d'achèvement du mouvement et l'efficacité du trajet.

Toute la difficulté de la commande myoélectrique par reconnaissance de formes réside dans le besoin d'avoir un contrôle simultané sur les DDL de la prothèse. En effet, les mouvements fonctionnels du membre supérieur requièrent une combinaison de plusieurs DDL [100]. Pour bien illustrer ce fait, prenons l'exemple simple de l'alimentation : lorsque l'on amène un aliment à la bouche, la flexion du coude et la supination de l'avant-bras se produisent simultanément. Or,

une limitation actuelle de la commande par reconnaissance de formes est que le classificateur ne peut sélectionner qu'une seule catégorie de mouvement. Cela oblige l'utilisateur à activer successivement chacun des mouvements désirés pour réaliser une tâche complexe.

Plusieurs études ont proposés une méthode pour commander simultanément les DDL d'une prothèse [35], [67], [98], [101]–[104]. Parmi celles-ci, l'étude de [35] est la seule réalisée pour la commande d'une prothèse humérale. Les auteurs ont utilisé un réseau de neurones temporisé (*Time-delayed artificial neural networks*) afin de classifier les mouvements de EF-EE et de FP-FS sur des participants sains. Leur méthode a permis de prédire des mouvements continus et simultanés de EF-EE et de FP-FS avec une erreur moyenne de 15.7° et 24.9° respectivement.

Plusieurs approches différentes ont été utilisées par les autres études pour développer une commande simultanée par reconnaissance de formes des mouvements de FP-FS, de WF-WE, de HO-HC et d'une variété de préhensions : méthode conventionnelle simultanée [67], [103], analyse discriminante linéaire parallèle [98], réseau de neurones [101], analyse statistique [102] et modèle de régression linéaire [104].

ANNEXE B – PARTICIPANTS ET SIGNAUX EMG

Les photos de chaque participant équipé des capteurs EMG et des marqueurs cinématiques sont présentées dans cette annexe. Les images du 3^e participant (TH3) ne sont pas disponibles. Pour chaque participant, les signaux EMG enregistrés sur deux muscles antagonistes sont présentés pour chacun des mouvements fantômes.

Participant 1

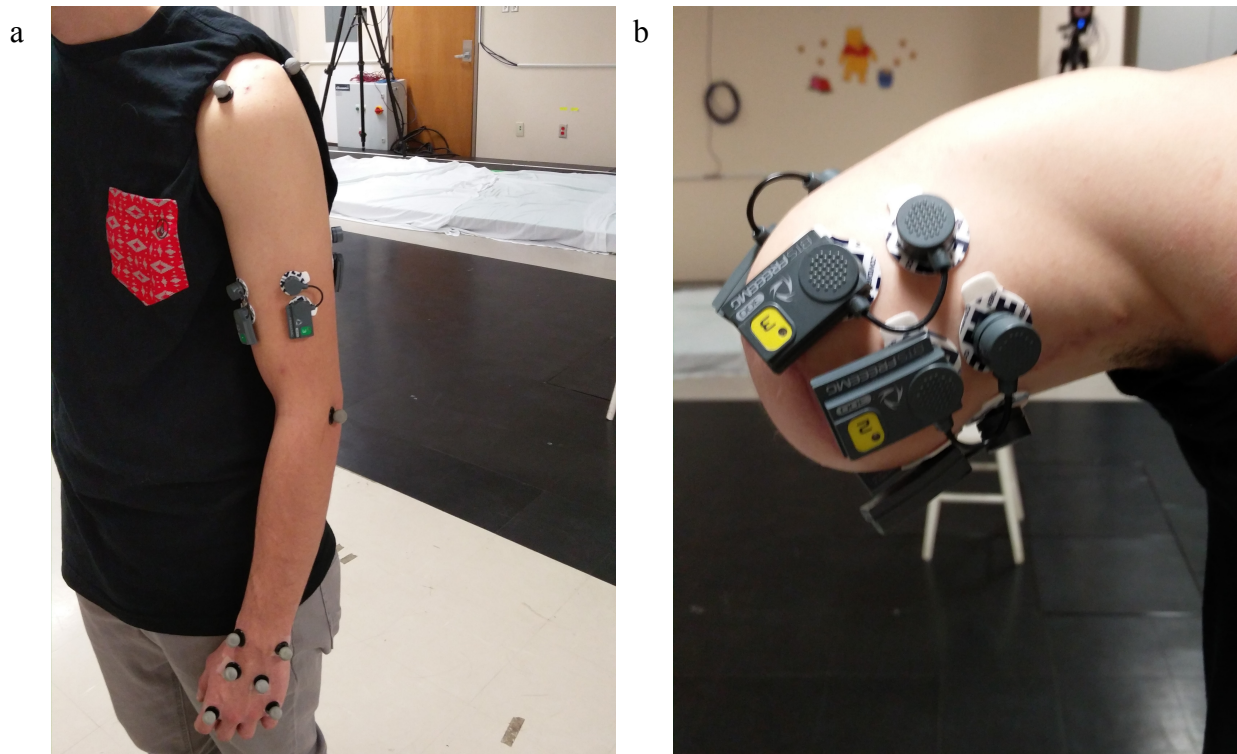


Figure B.1 Participant 1. a. Position des marqueurs cinématiques sur le bras sain. b. Position des électrodes EMG sur le membre amputé.

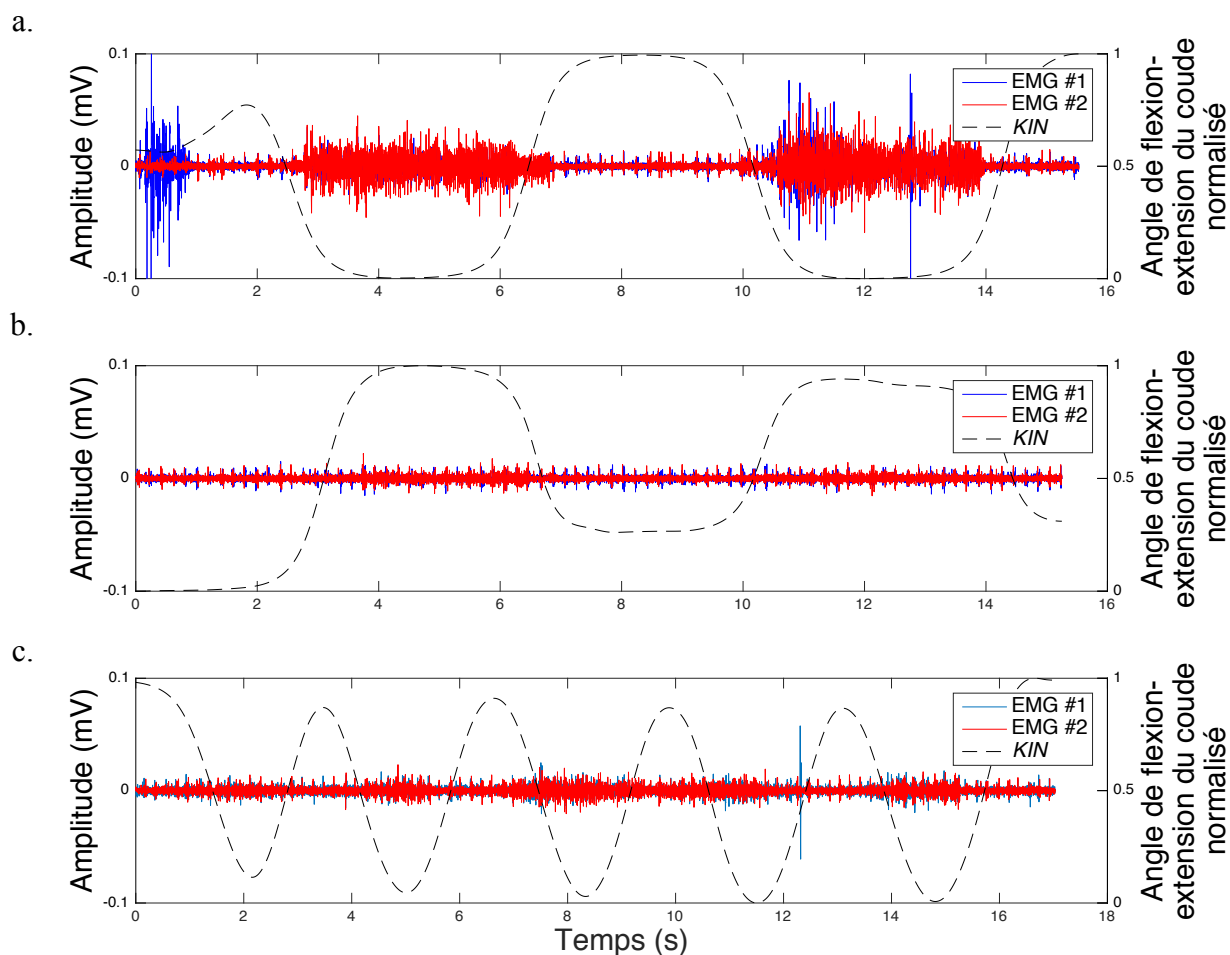


Figure B.2 Participant 1 : Activité EMG de deux sites antagonistes et angle normalisée de flexion-extension du coude lors des mouvements fantômes de a. flexion isométrique du coude b. extension isométrique du coude et c. flexion-extension continue du coude. Une flexion complète du coude correspond à une valeur normalisée de 0 alors qu'une extension complète du coude correspond à une valeur normalisée de 1.

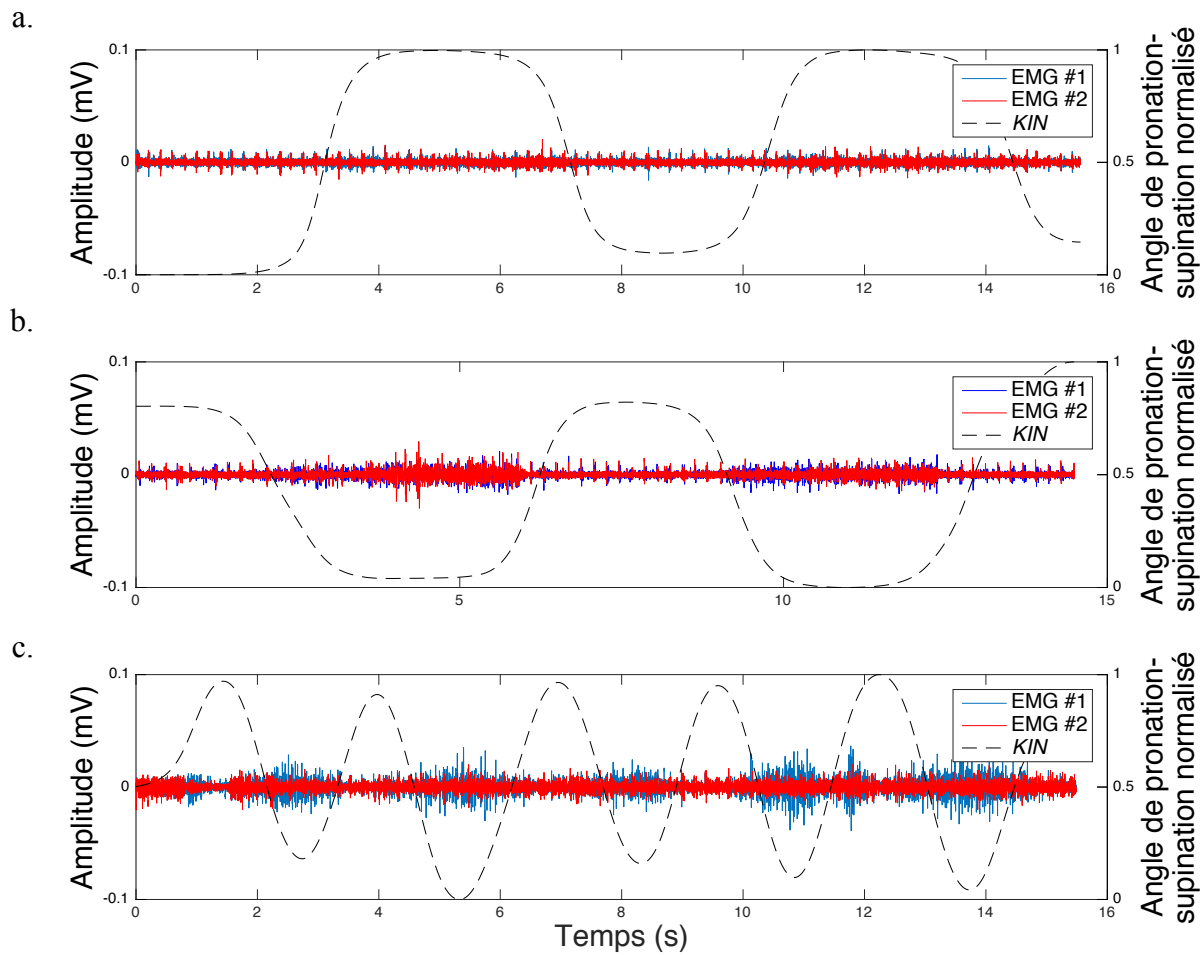


Figure B.3 Participant 1 : Activité EMG de deux sites antagonistes et angle normalisée de pronation-supination de l'avant-bras lors des mouvements fantômes de a. pronation isométrique de l'avant-bras b. supination isométrique de l'avant-bras et c. pronation-supination continue de l'avant-bras. Une pronation complète correspond à une valeur normalisée de 1 tandis qu'une supination complète correspond à une valeur normalisée de 0.

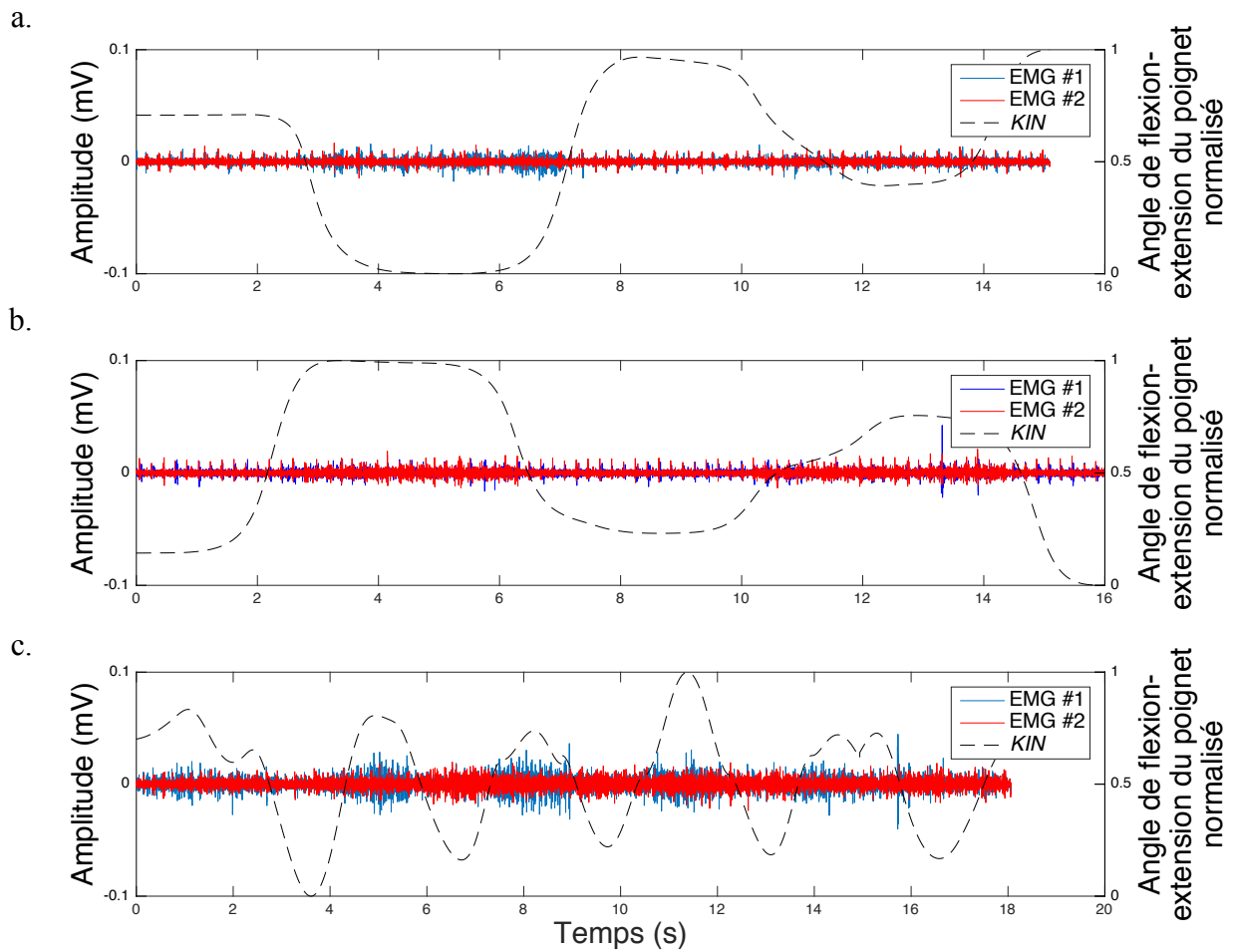


Figure B.4 Participant 1 : Activité EMG de deux sites antagonistes et angle normalisée de flexion-extension du poignet lors des mouvements fantômes de a. flexion isométrique du poignet b. extension isométrique du poignet et c. flexion-extension continue du poignet. Une extension complète correspond à une valeur normalisée de 1 tandis qu'une flexion complète correspond à une valeur normalisée de 0.

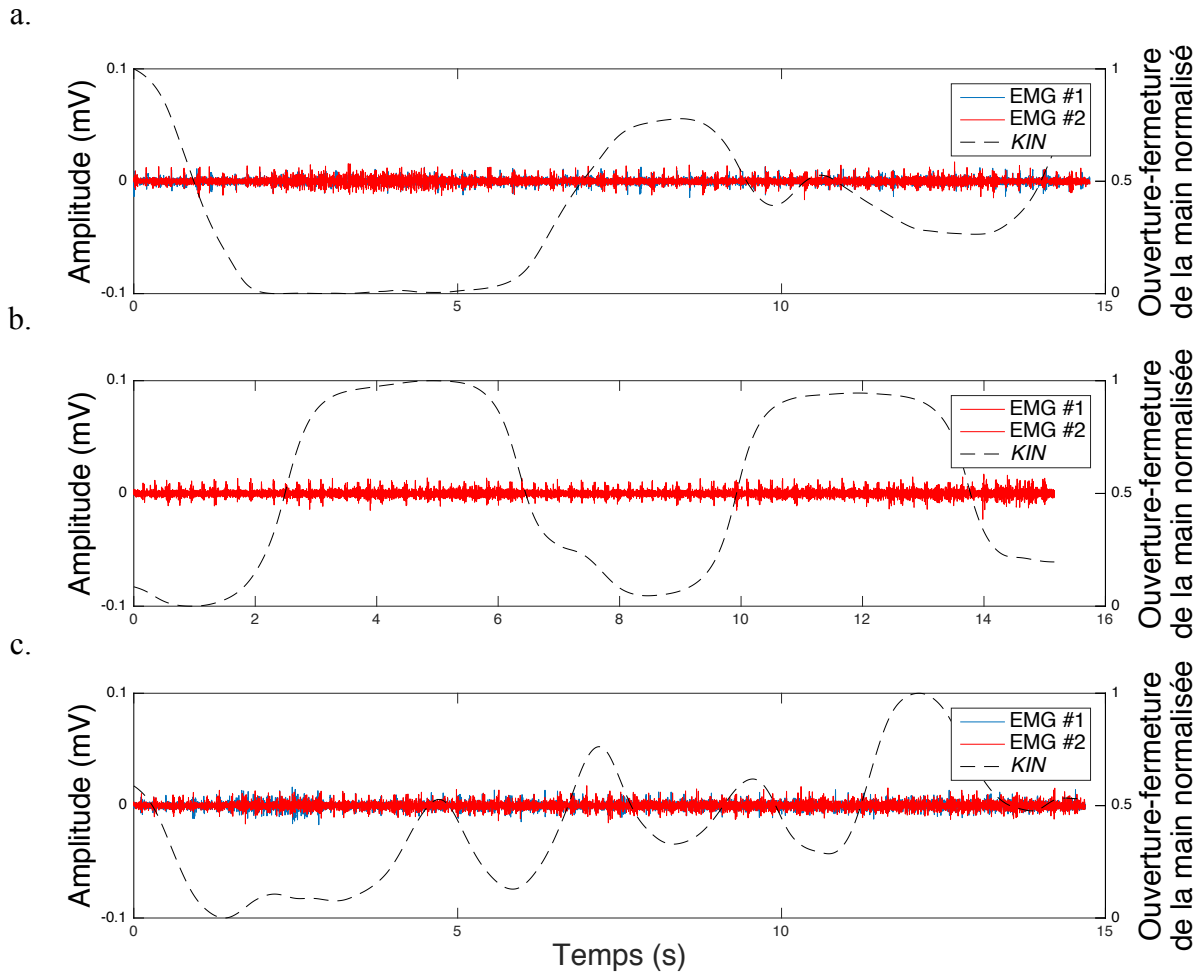


Figure B.5 Participant 1 : Activité EMG de deux sites antagonistes et valeur normalisée d'ouverture-fermeture de la main lors des mouvements fantômes de a. ouverture isométrique de la main b. fermeture isométrique de la main et c. ouverture-fermeture continue de la main. Une fermeture complète correspond à une valeur normalisée de 1 tandis qu'une ouverture complète correspond à une valeur normalisée de 0.

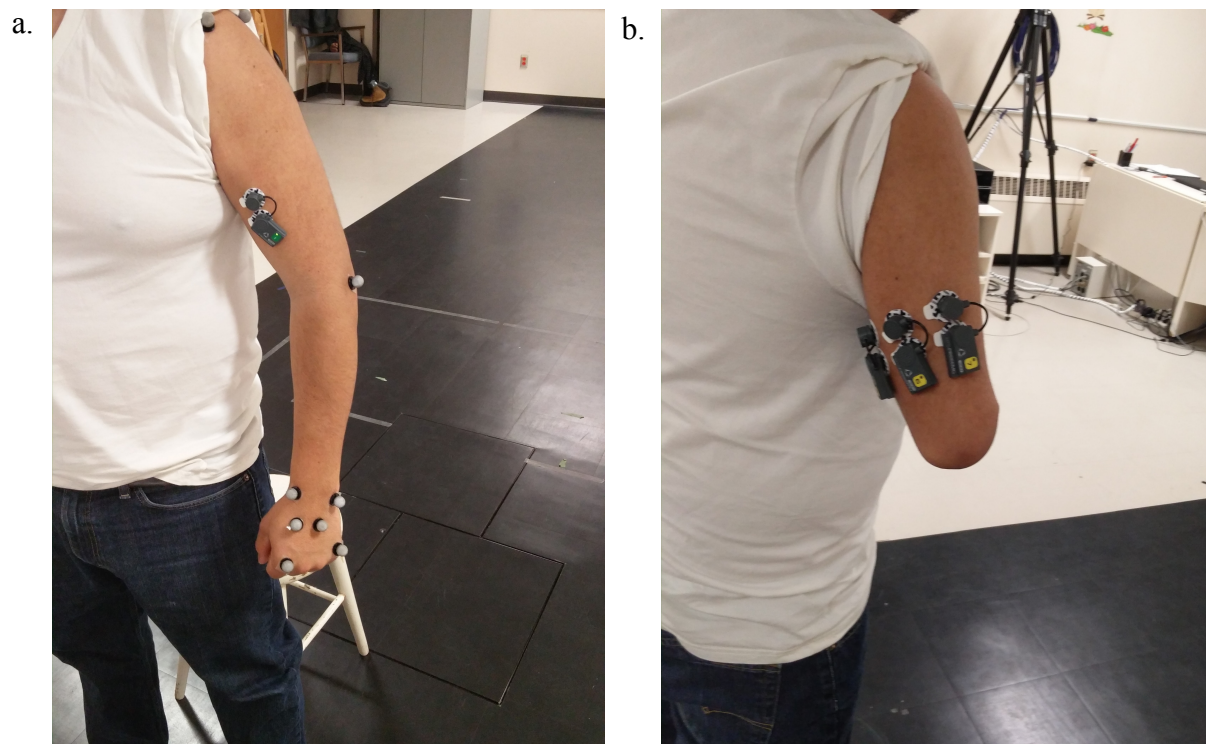
Participant 2

Figure B.6 Participant 2. a. Position des marqueurs cinématiques sur le bras sain. b. Position des électrodes EMG sur le membre amputé.

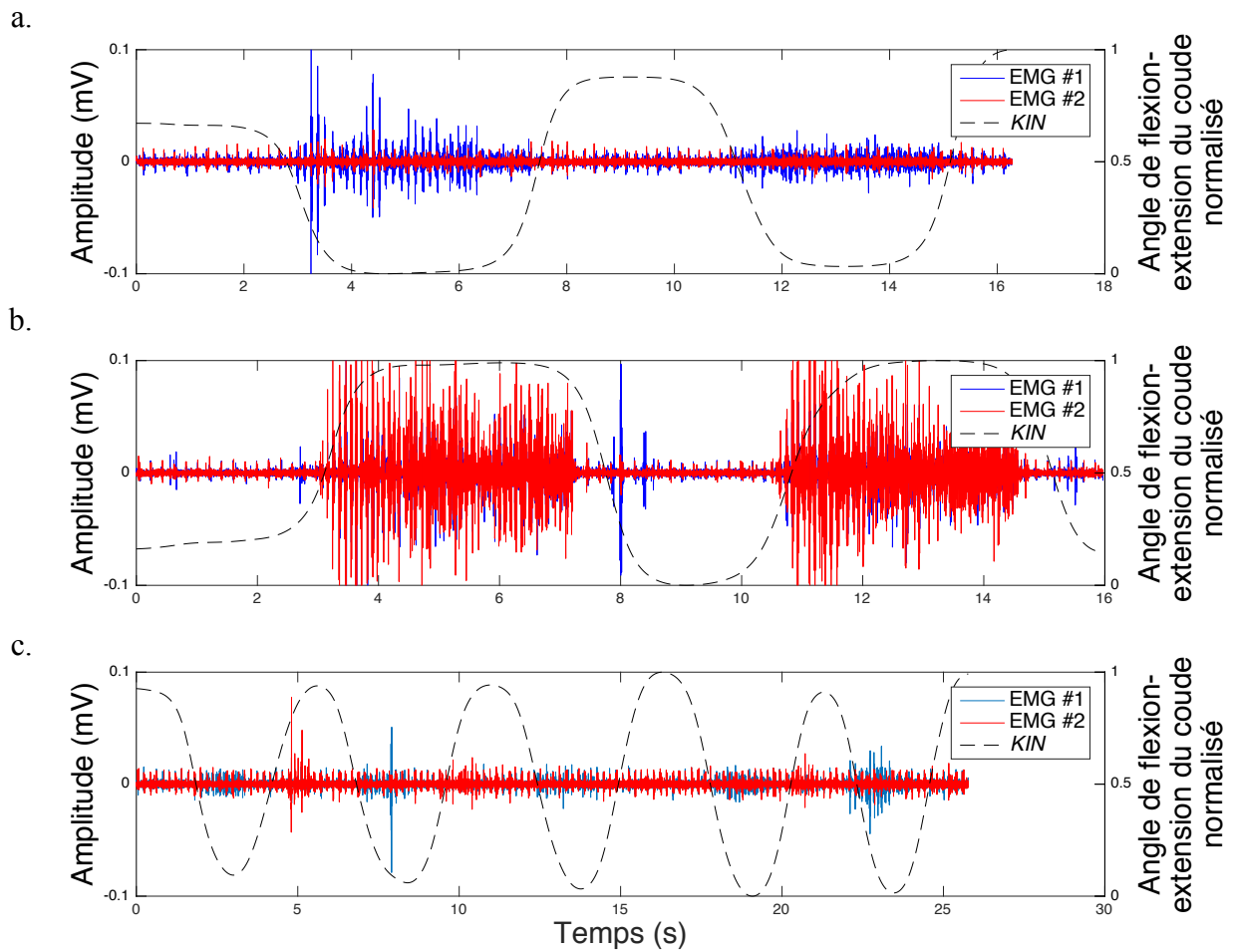


Figure B.7 Participant 2 : Activité EMG de deux sites antagonistes et angle normalisée de flexion-extension du coude lors des mouvements fantômes de a. flexion isométrique du coude b. extension isométrique du coude et c. flexion-extension continue du coude. Une flexion complète du coude correspond à une valeur normalisée de 0 alors qu'une extension complète du coude correspond à une valeur normalisée de 1.

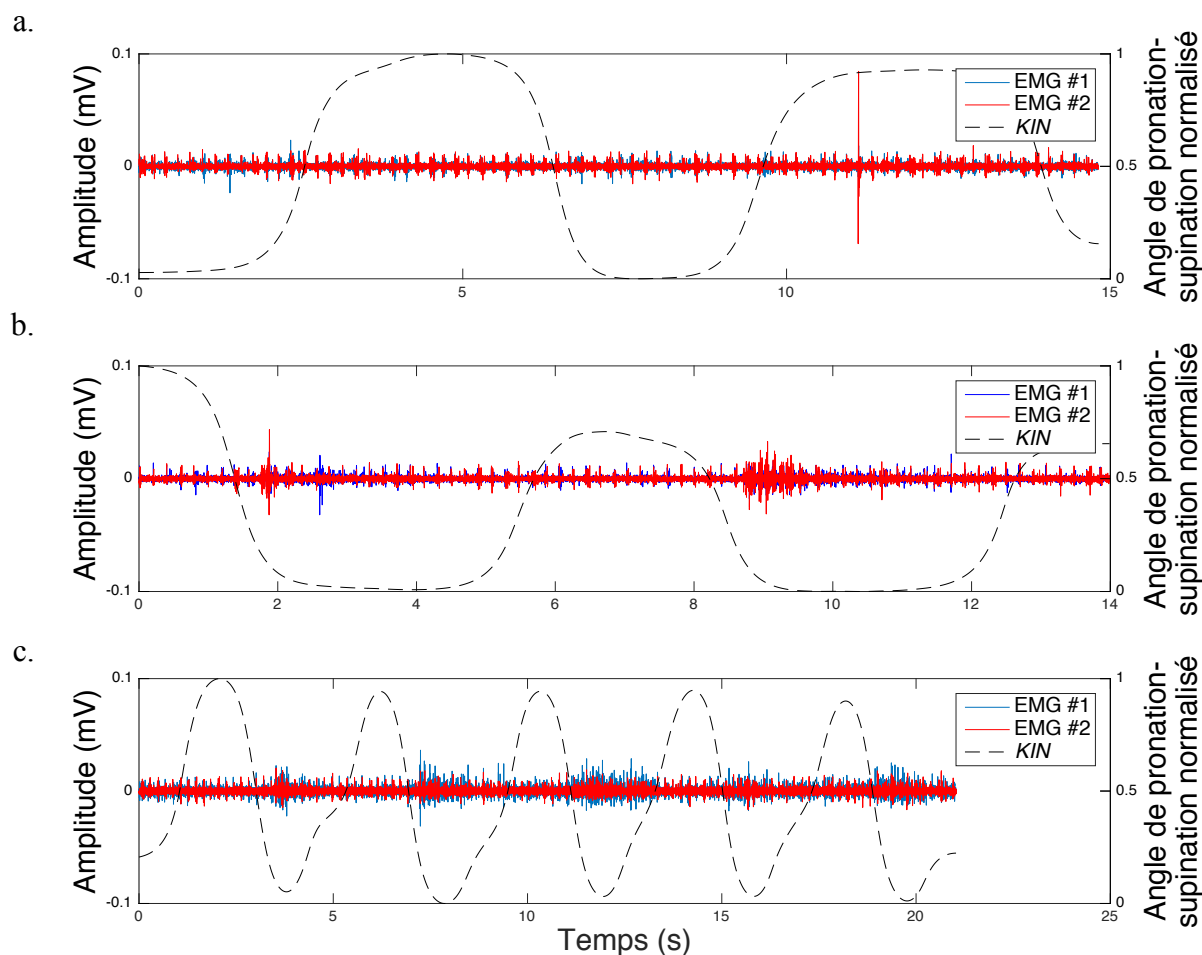


Figure B.8 Participant 2 : Activité EMG de deux sites antagonistes et angle normalisée de pronation-supination de l'avant-bras lors des mouvements fantômes de a. pronation isométrique de l'avant-bras b. supination isométrique de l'avant-bras et c. pronation-supination continue de l'avant-bras. Une pronation complète correspond à une valeur normalisée de 1 tandis qu'une supination complète correspond à une valeur normalisée de 0.

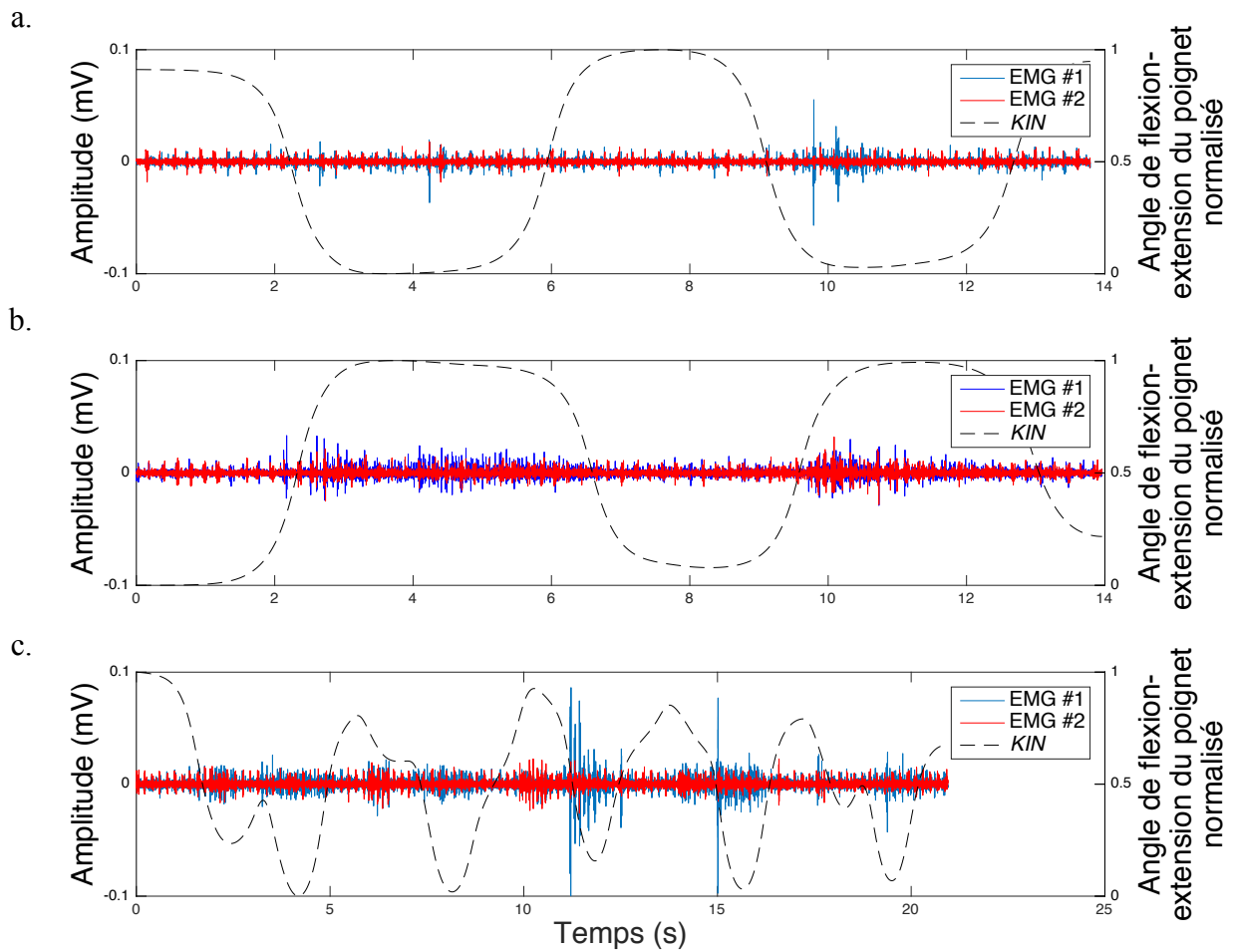


Figure B.9 Participant 2 : Activité EMG de deux sites antagonistes et angle normalisée de flexion-extension du poignet lors des mouvements fantômes de a. flexion isométrique du poignet b. extension isométrique du poignet et c. flexion-extension continue du poignet. Une extension complète correspond à une valeur normalisée de 1 tandis qu'une flexion complète correspond à une valeur normalisée de 0.

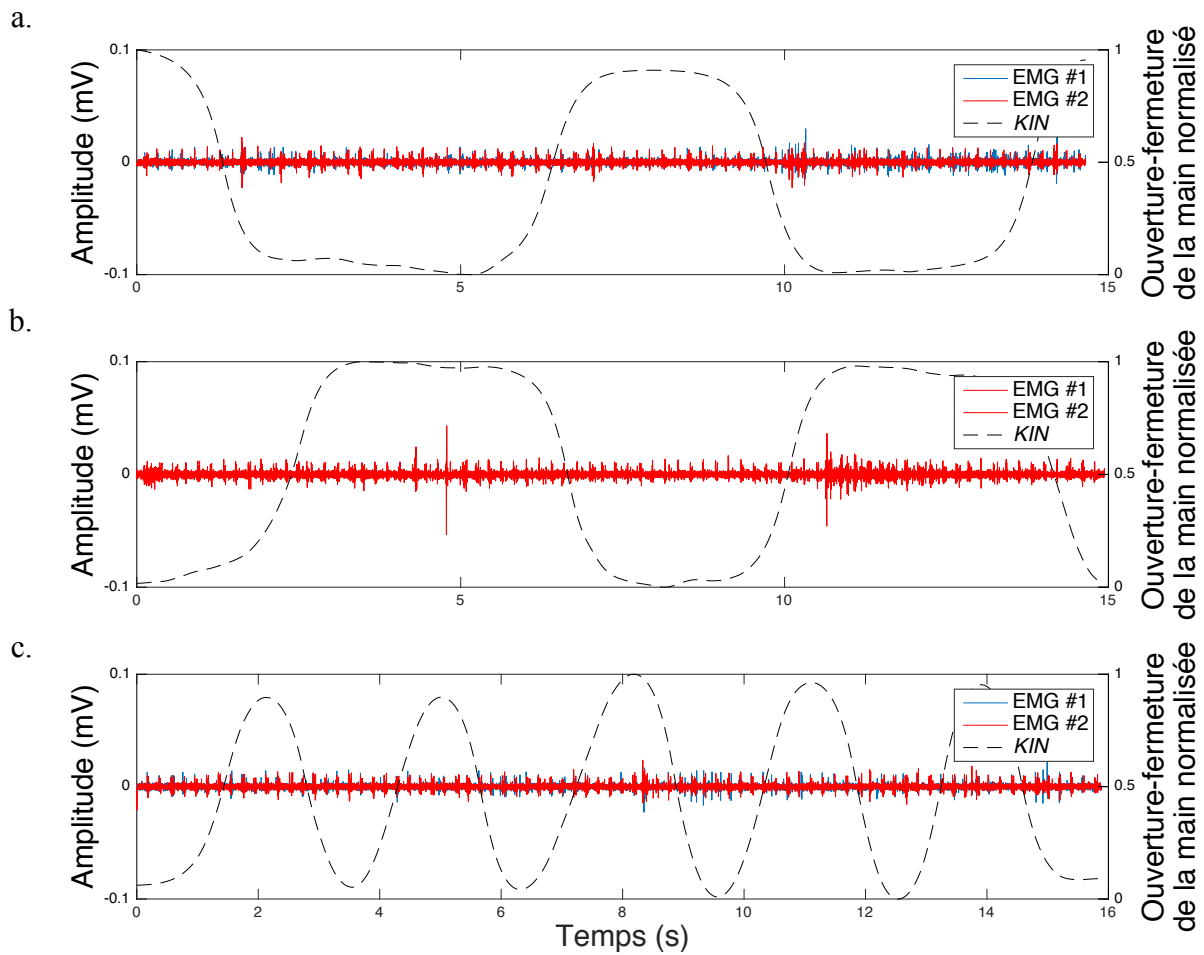


Figure B.10 Participant 2 : Activité EMG de deux sites antagonistes et valeur normalisée d'ouverture-fermeture de la main lors des mouvements fantômes de a. ouverture isométrique de la main b. fermeture isométrique de la main et c. ouverture-fermeture continue de la main. Une fermeture complète correspond à une valeur normalisée de 1 tandis qu'une ouverture complète correspond à une valeur normalisée de 0.

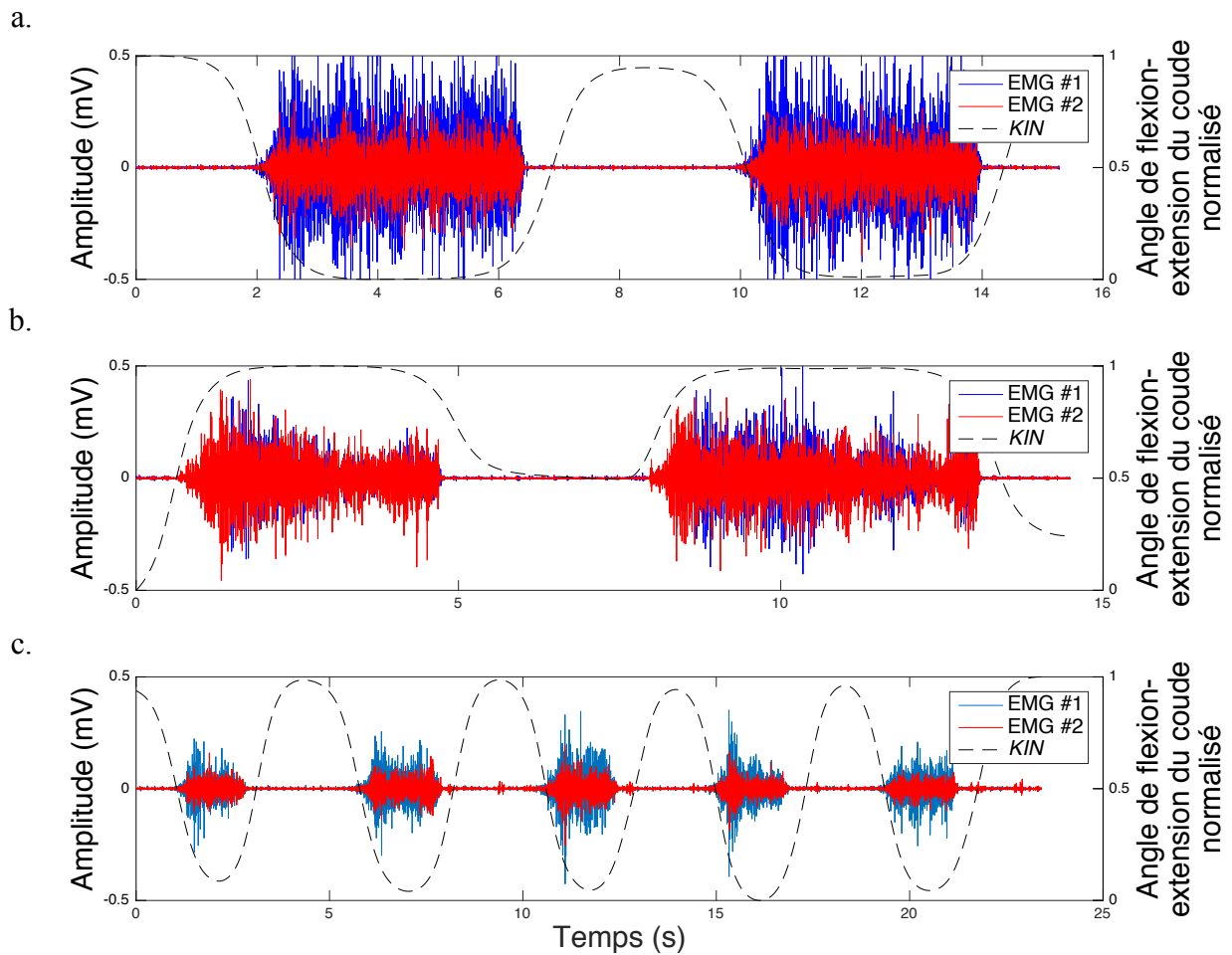
Participant 3

Figure B.11 Participant 3 : Activité EMG de deux sites antagonistes et angle normalisée de flexion-extension du coude lors des mouvements fantômes de a. flexion isométrique du coude b. extension isométrique du coude et c. flexion-extension continue du coude. Une flexion complète du coude correspond à une valeur normalisée de 0 alors qu'une extension complète du coude correspond à une valeur normalisée de 1.

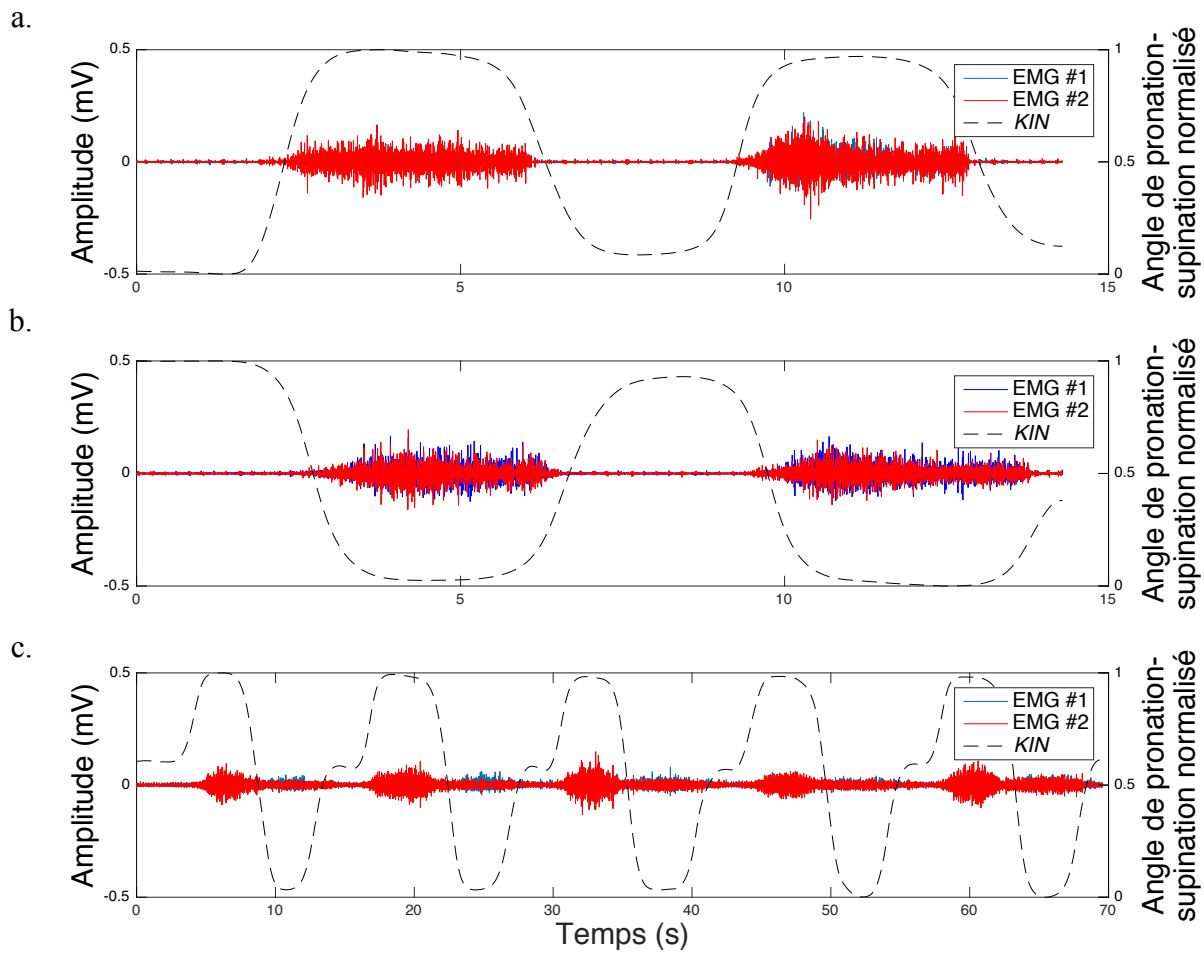


Figure B.12 Participant 3 : Activité EMG de deux sites antagonistes et angle normalisée de pronation-supination de l'avant-bras lors des mouvements fantômes de a. pronation isométrique de l'avant-bras b. supination isométrique de l'avant-bras et c. pronation-supination continue de l'avant-bras. Une pronation complète correspond à une valeur normalisée de 1 tandis qu'une supination complète correspond à une valeur normalisée de 0.

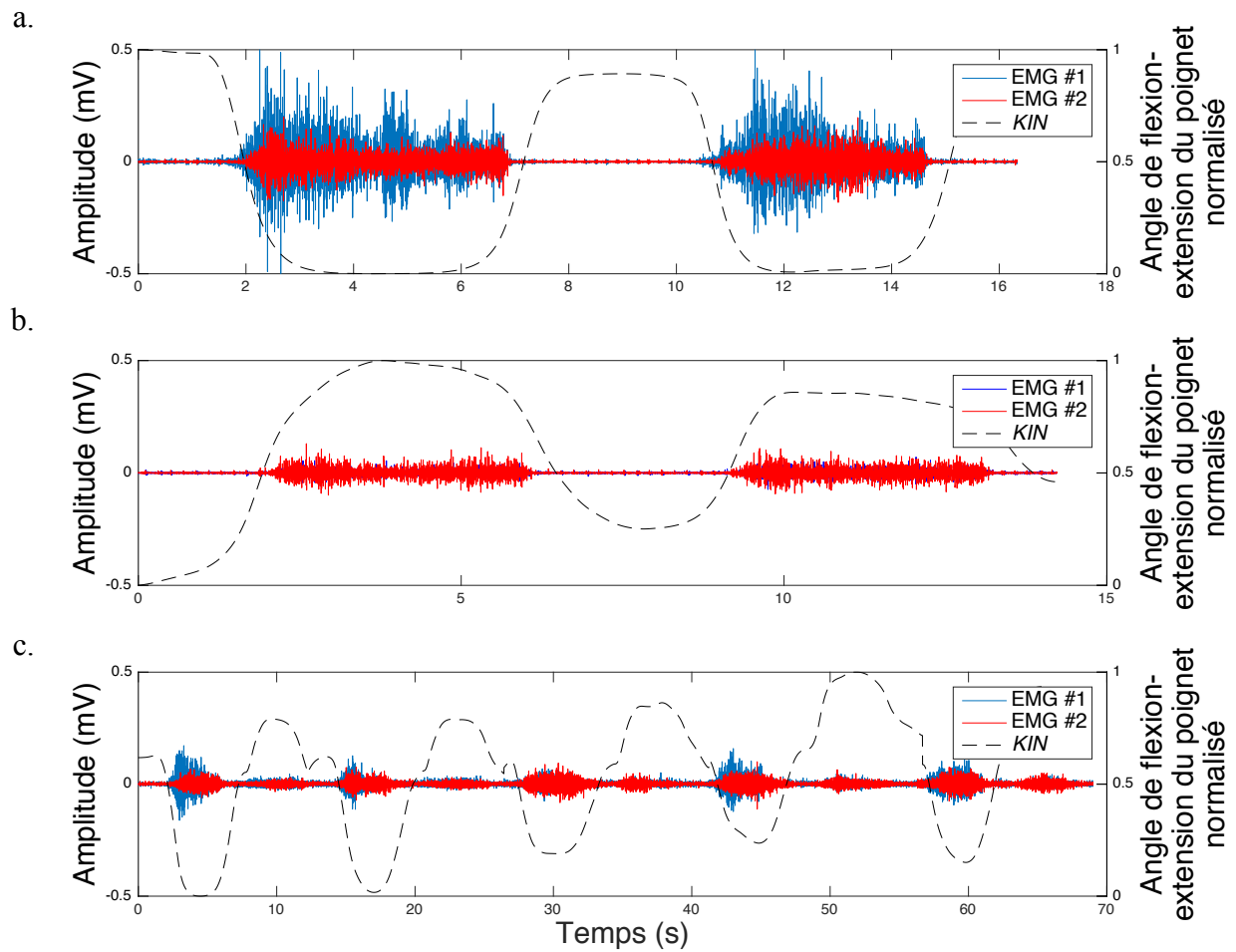


Figure B.13 Participant 3 : Activité EMG de deux sites antagonistes et angle normalisée de flexion-extension du poignet lors des mouvements fantômes de a. flexion isométrique du poignet b. extension isométrique du poignet et c. flexion-extension continue du poignet. Une extension complète correspond à une valeur normalisée de 1 tandis qu'une flexion complète correspond à une valeur normalisée de 0.

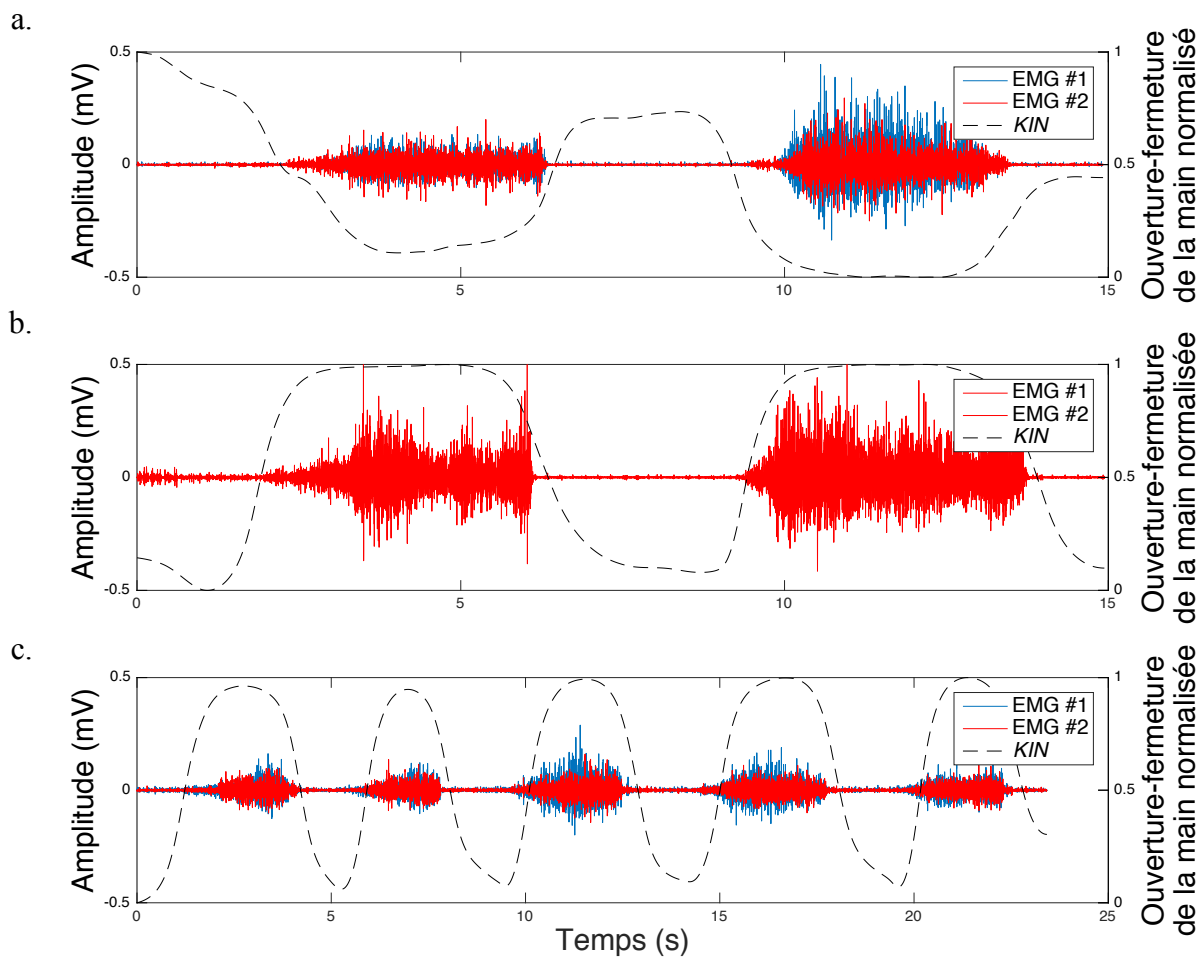


Figure B.14 Participant 3 : Activité EMG de deux sites antagonistes et valeur normalisée d'ouverture-fermeture de la main lors des mouvements fantômes de a. ouverture isométrique de la main b. fermeture isométrique de la main et c. ouverture-fermeture continue de la main. Une fermeture complète correspond à une valeur normalisée de 1 tandis qu'une ouverture complète correspond à une valeur normalisée de 0.

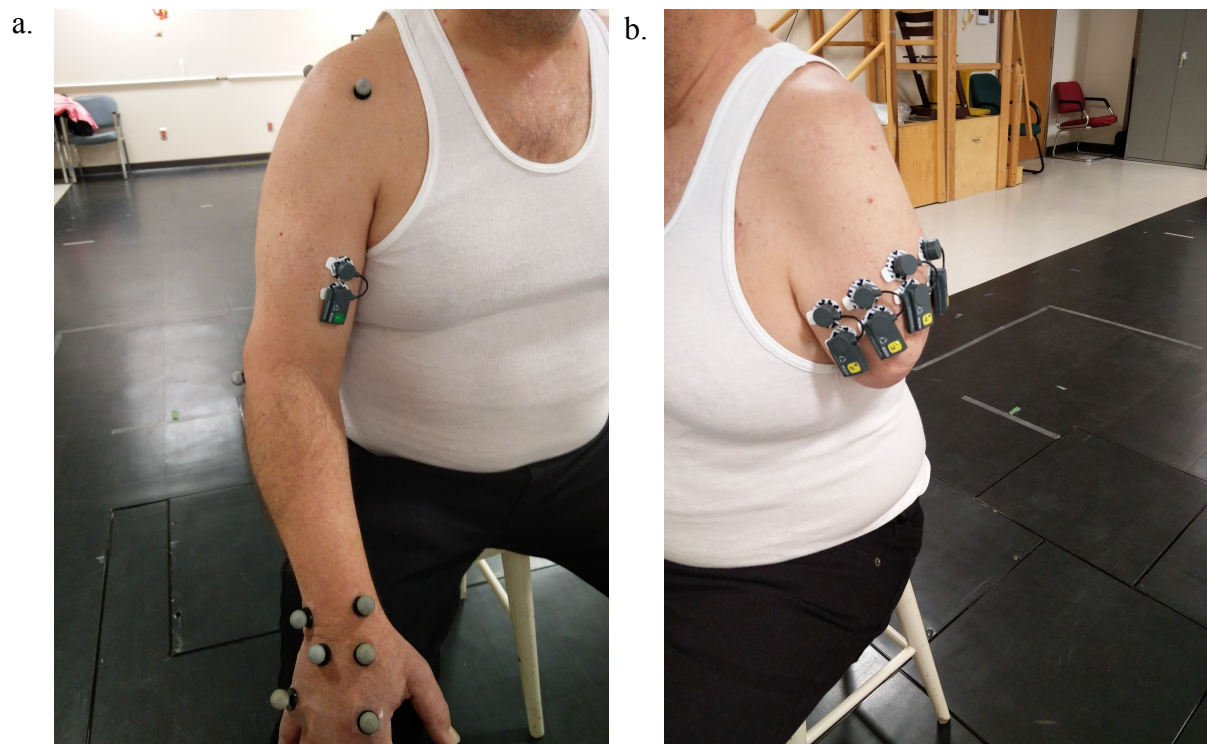
Participant 4

Figure B.15 Participant 4. a. Position des marqueurs cinématiques sur le bras sain. b. Position des électrodes EMG sur le membre amputé.

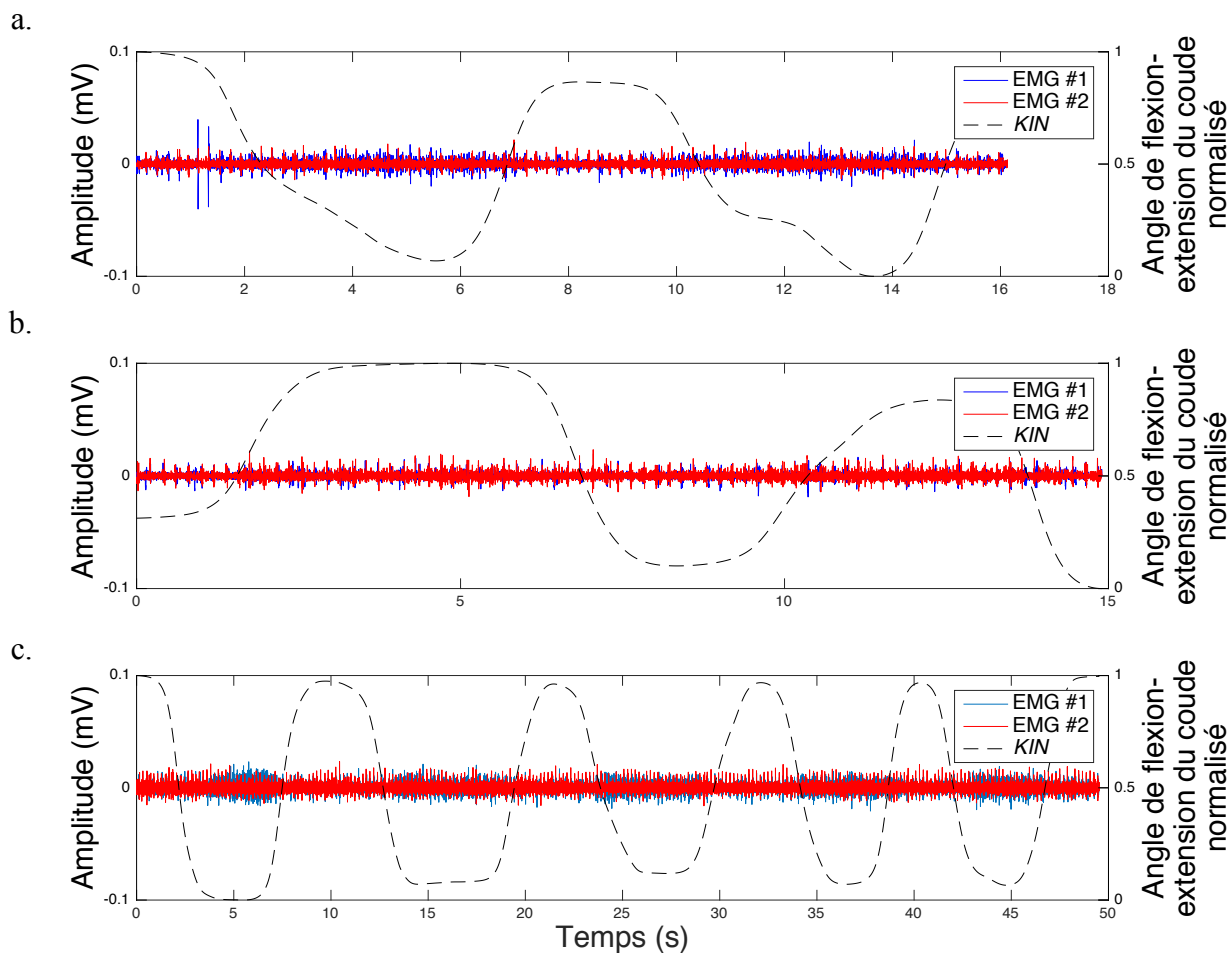


Figure B.16 Participant 4 : Activité EMG de deux sites antagonistes et angle normalisée de flexion-extension du coude lors des mouvements fantômes de a. flexion isométrique du coude b. extension isométrique du coude et c. flexion-extension continue du coude. Une flexion complète du coude correspond à une valeur normalisée de 0 alors qu'une extension complète du coude correspond à une valeur normalisée de 1.

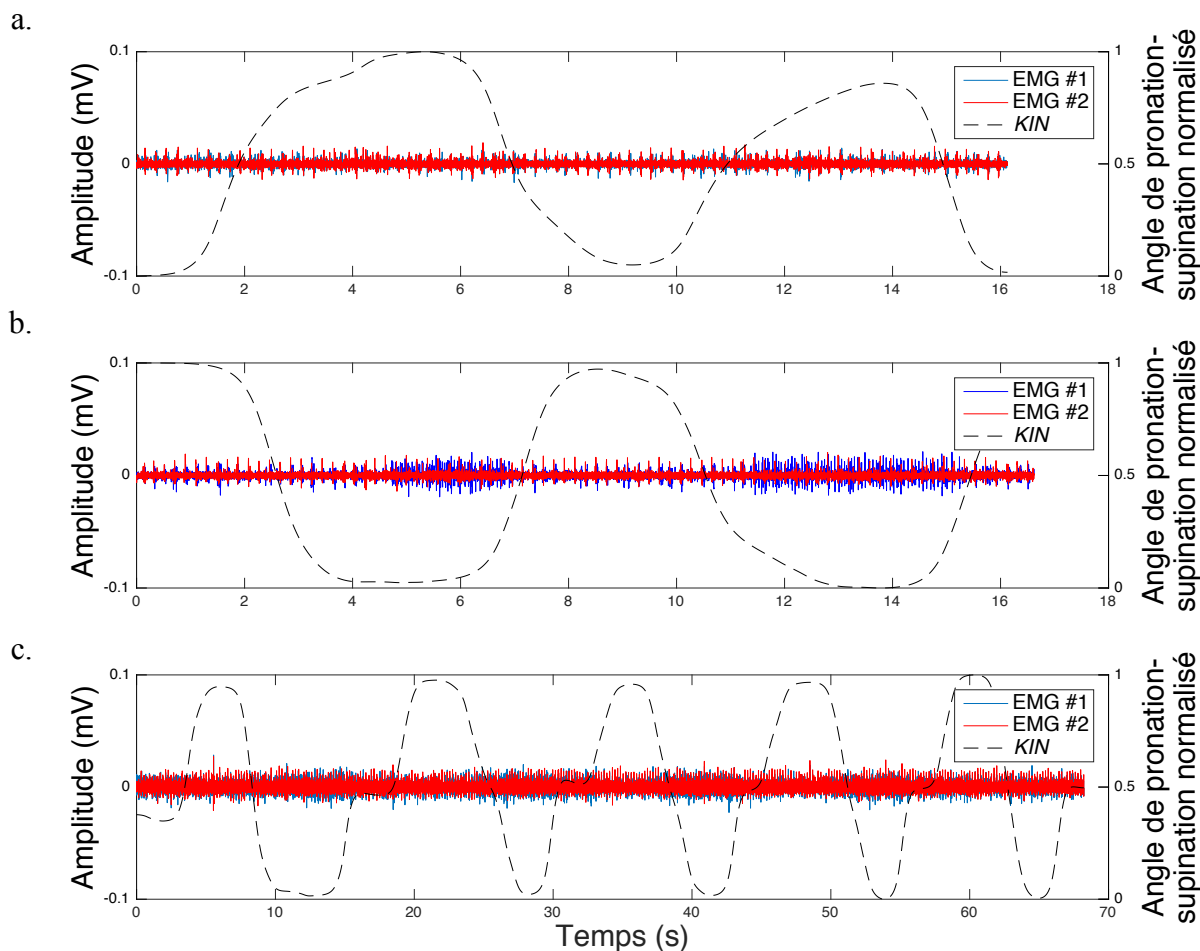


Figure B.17 Participant 4 : Activité EMG de deux sites antagonistes et angle normalisée de pronation-supination de l'avant-bras lors des mouvements fantômes de a. pronation isométrique de l'avant-bras b. supination isométrique de l'avant-bras et c. pronation-supination continue de l'avant-bras. Une pronation complète correspond à une valeur normalisée de 1 tandis qu'une supination complète correspond à une valeur normalisée de 0.

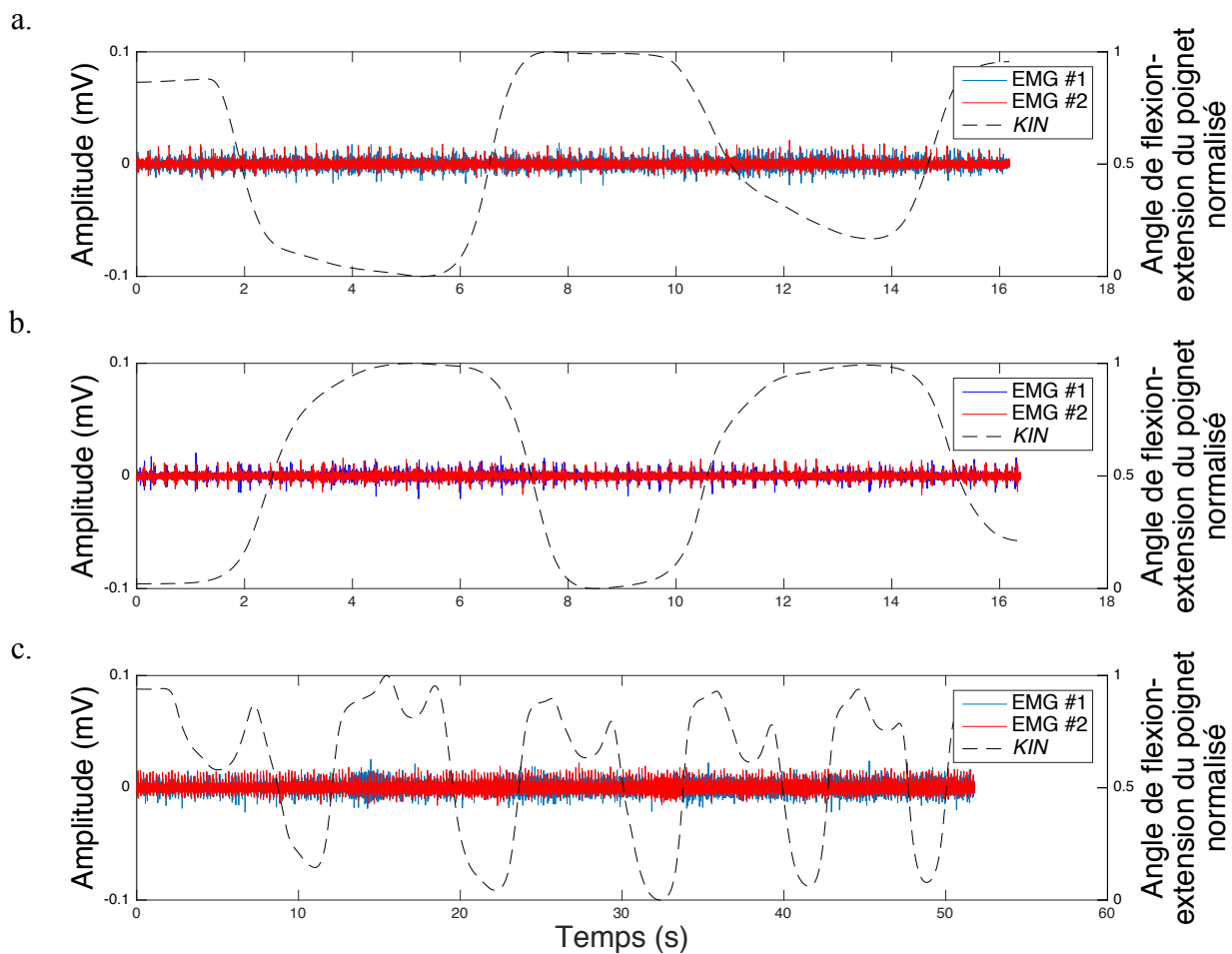


Figure B.18 Participant 4 : Activité EMG de deux sites antagonistes et angle normalisée de flexion-extension du poignet lors des mouvements fantômes de a. flexion isométrique du poignet b. extension isométrique du poignet et c. flexion-extension continue du poignet. Une extension complète correspond à une valeur normalisée de 1 tandis qu'une flexion complète correspond à une valeur normalisée de 0.

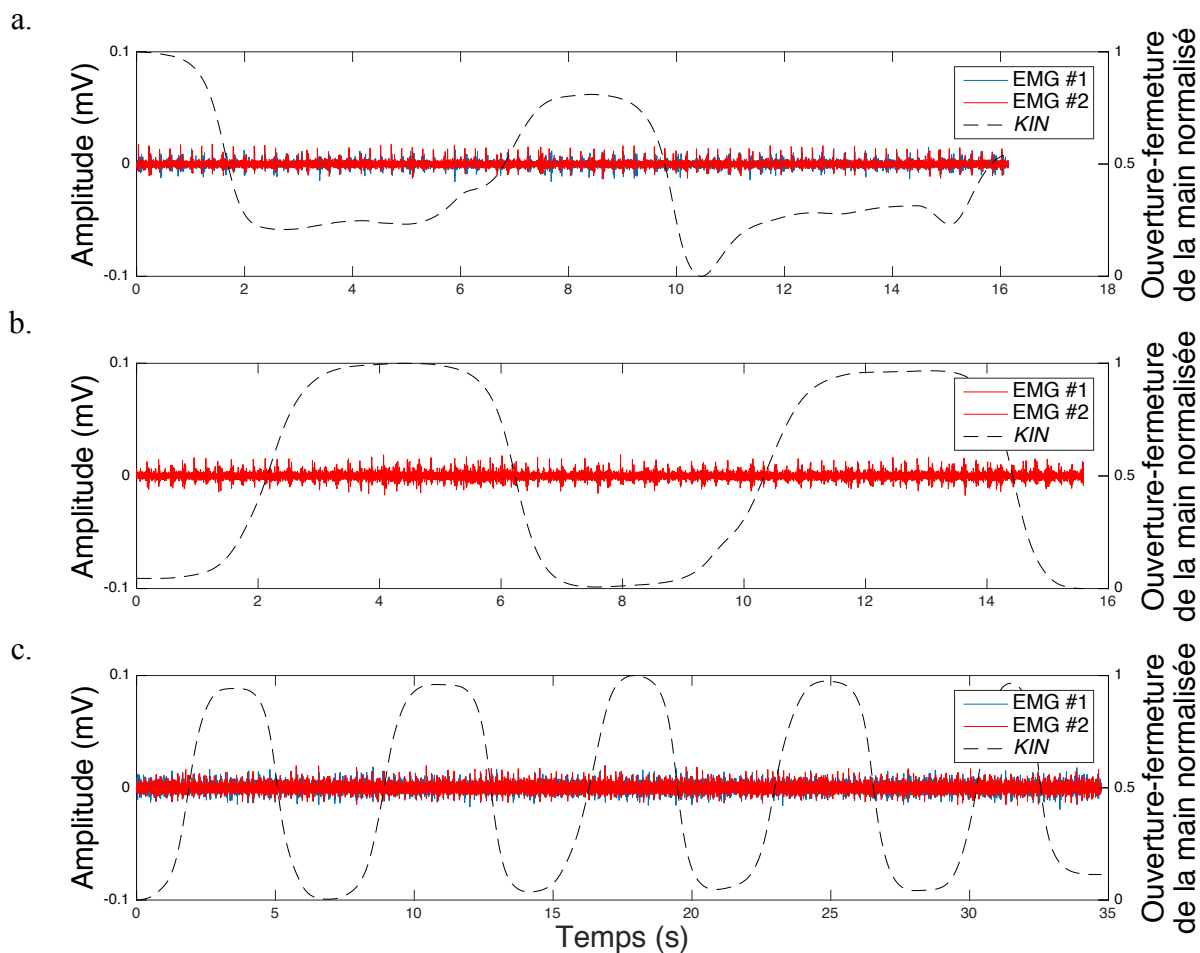


Figure B.19 Participant 4 : Activité EMG de deux sites antagonistes et valeur normalisée d'ouverture-fermeture de la main lors des mouvements fantômes de a. ouverture isométrique de la main b. fermeture isométrique de la main et c. ouverture-fermeture continue de la main. Une fermeture complète correspond à une valeur normalisée de 1 tandis qu'une ouverture complète correspond à une valeur normalisée de 0.

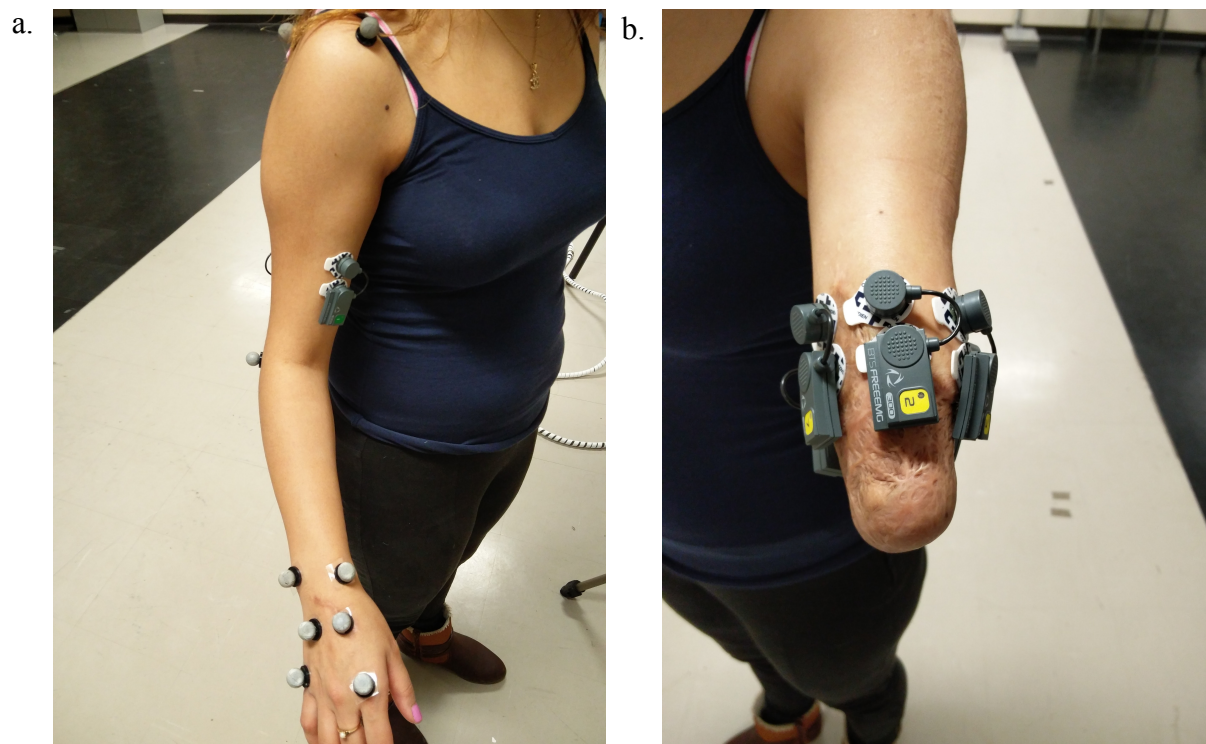
Participant 5

Figure B.20 Participant 5. a. Position des marqueurs cinématiques sur le bras sain. b. Position des électrodes EMG sur le membre amputé.

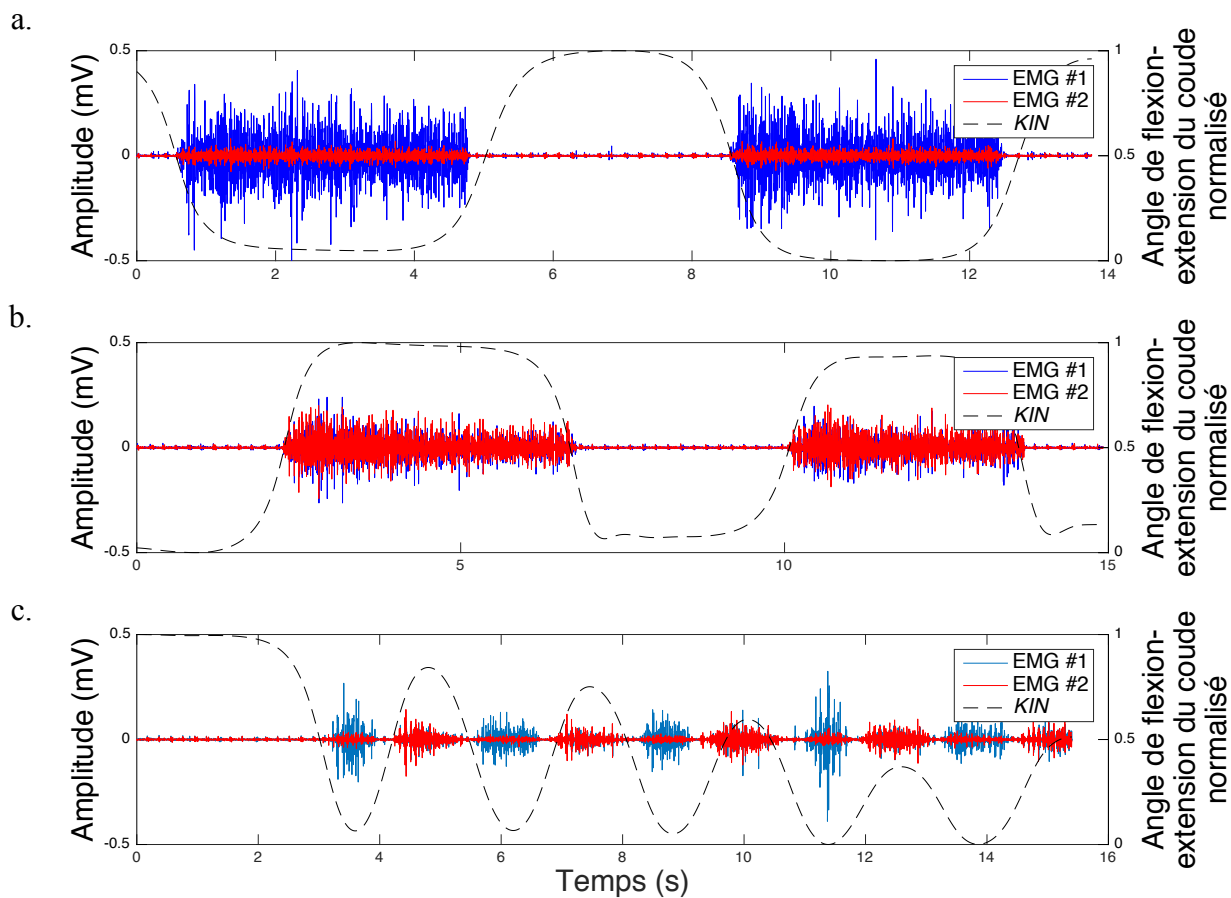


Figure B.21 Participant 5 : Activité EMG de deux sites antagonistes et angle normalisée de flexion-extension du coude lors des mouvements fantômes de a. flexion isométrique du coude b. extension isométrique du coude et c. flexion-extension continue du coude. Une extension complète correspond à une valeur normalisée de 1 tandis qu'une flexion complète correspond à une valeur normalisée de 0.

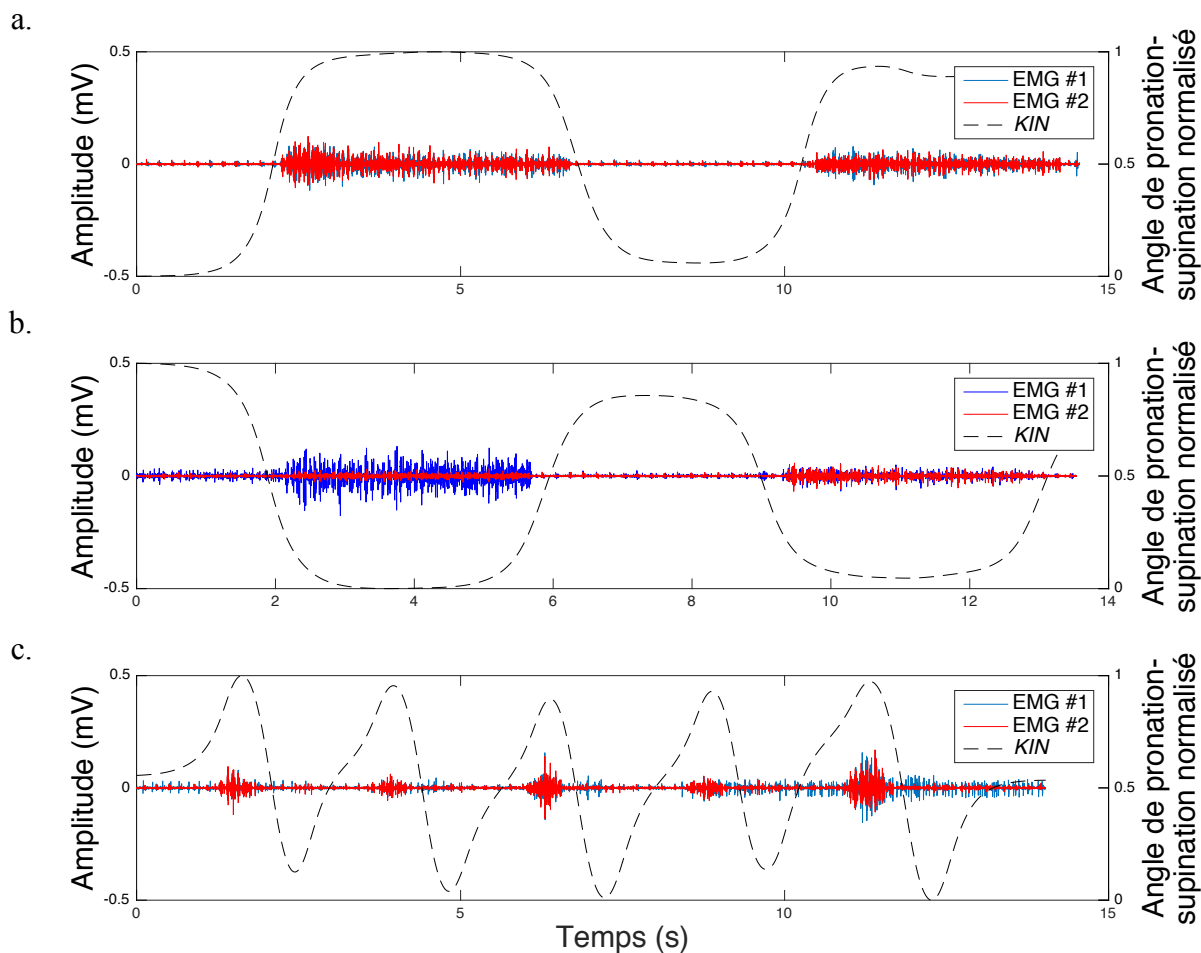


Figure B.22 Participant 5 : Activité EMG de deux sites antagonistes et angle normalisée de pronation-supination de l'avant-bras lors des mouvements fantômes de a. pronation isométrique de l'avant-bras b. supination isométrique de l'avant-bras et c. pronation-supination continue de l'avant-bras. Une pronation complète correspond à une valeur normalisée de 1 tandis qu'une supination complète correspond à une valeur normalisée de 0.

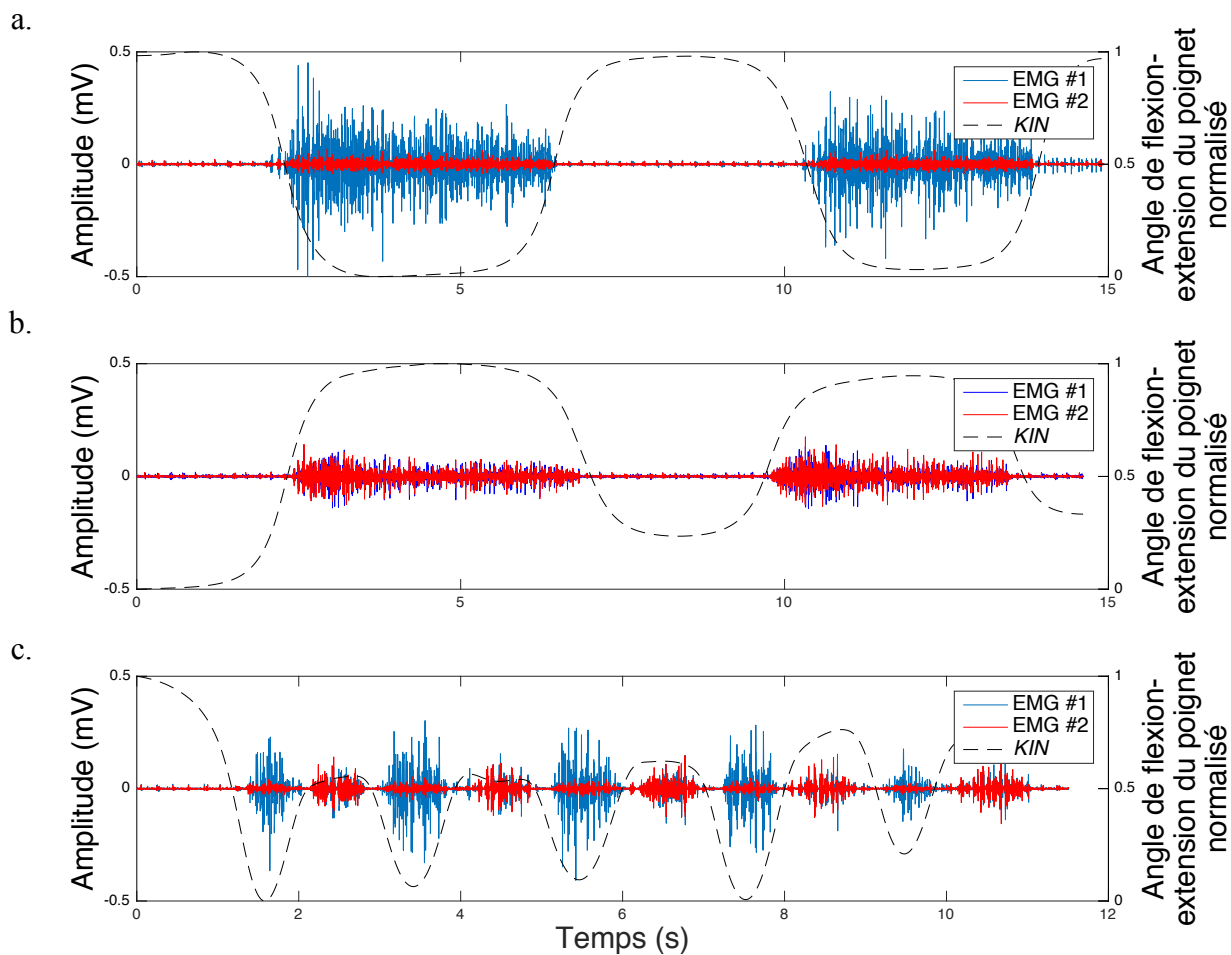


Figure B.23 Participant 5 : Activité EMG de deux sites antagonistes et angle normalisée de flexion-extension du poignet lors des mouvements fantômes de a. flexion isométrique du poignet b. extension isométrique du poignet et c. flexion-extension continue du poignet. Une extension complète correspond à une valeur normalisée de 1 tandis qu'une flexion complète correspond à une valeur normalisée de 0.

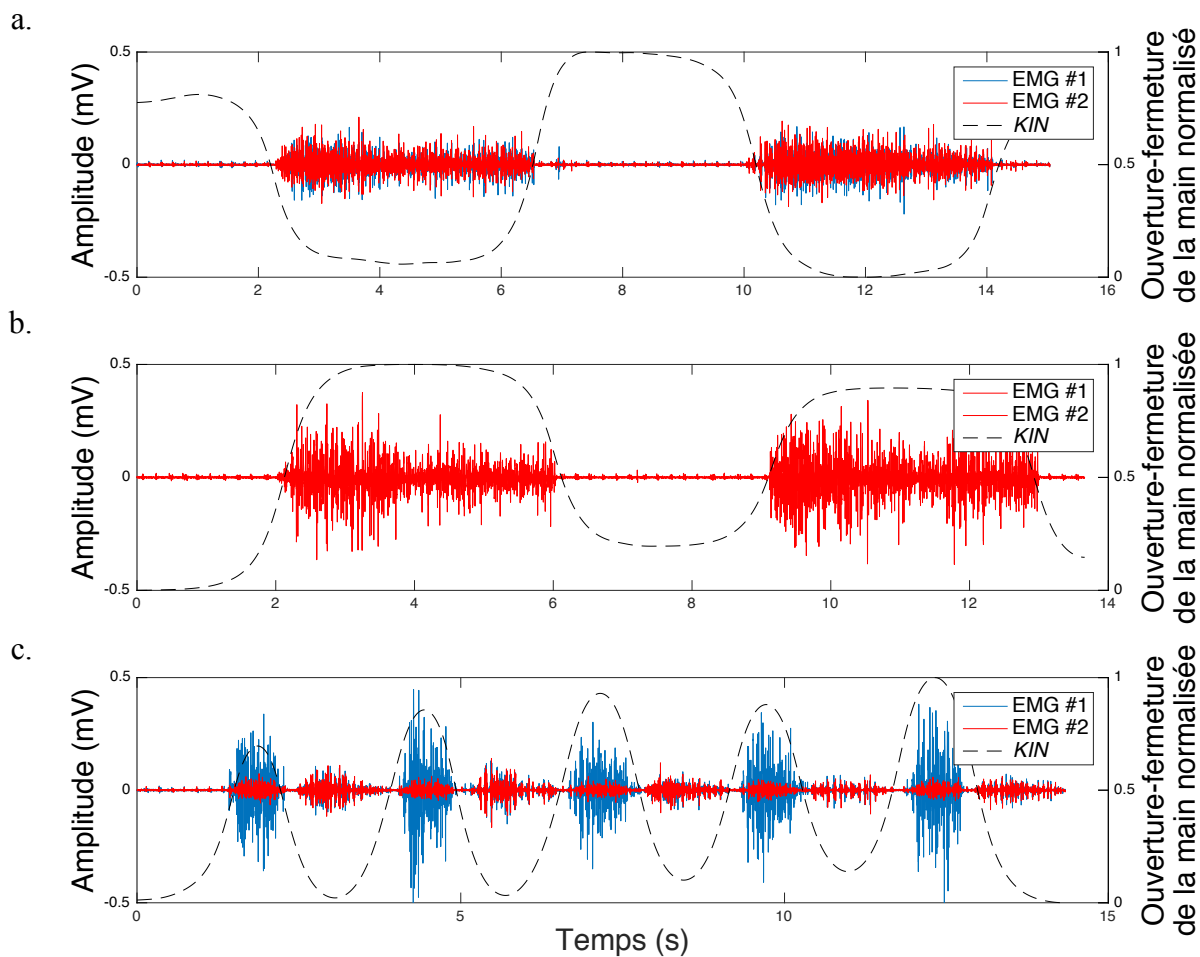


Figure B.24 Participant 5 : Activité EMG de deux sites antagonistes et valeur normalisée d'ouverture-fermeture de la main lors des mouvements fantômes de a. ouverture isométrique de la main b. fermeture isométrique de la main et c. ouverture-fermeture continue de la main. Une fermeture complète correspond à une valeur normalisée de 1 tandis qu'une ouverture complète correspond à une valeur normalisée de 0.