



**HAL**  
open science

# Développement et validation d'une méthodologie basée sur la mécanomyographie pour analyser les variations d'effort et la fatigue musculaire

Matthieu Correa

## ► To cite this version:

Matthieu Correa. Développement et validation d'une méthodologie basée sur la mécanomyographie pour analyser les variations d'effort et la fatigue musculaire. Anatomie, Histologie, Anatomopathologie [q-bio.TO]. Université Paris-Saclay, 2024. Français. NNT : 2024UPASW005 . tel-04741768

**HAL Id: tel-04741768**

**<https://theses.hal.science/tel-04741768v1>**

Submitted on 17 Oct 2024

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

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

# Développement et validation d'une méthodologie basée sur la mécanomyographie pour analyser les variations d'effort et la fatigue musculaire

*Development and validation of a methodology based on  
mechanomyography to analyze variations in effort and muscle fatigue*

## Thèse de doctorat de l'université Paris-Saclay

École doctorale n° 566 : sciences du sport, de la motricité et du mouvement humain  
(SSMMH)

Spécialité de doctorat : Sciences du sport et du mouvement humain

Graduate School : sport, mouvement et facteurs humains

Référent : Faculté des sciences du sport

Thèse préparée dans l'unité de recherche CIAMS (Université Paris Saclay), sous la direction d'**Isabelle SIEGLER**, professeure des Universités, le co-encadrement de **Nicolas VIGNAIS**, maître de conférences (HDR) le co-encadrement de **Maxime PROJETTI**, docteur

Thèse soutenue à Paris-Saclay, le 06 septembre 2024, par

**Matthieu CORREA**

## Composition du Jury

Membres du jury avec voix délibérative

**Pascal MADELEINE**

Full professor, Université d'Aalborg

Président & Rapporteur

**Émilie SIMONEAU**

PU, Université Polytechnique  
Hauts-de-France

Rapportrice & Examinatrice

**Sidney GROSPRÊTRE**

MCF - HDR, Université Franche-Comté

Examineur

**Frédérique HINTZY**

PU, Université Savoie Mont-Blanc

Examinatrice

**Titre :** Développement et validation d'une méthodologie basée sur la mécanomyographie pour analyser les variations d'effort et la fatigue musculaire

**Mots clés :** mécanomyographie; fatigue musculaire; ergonomie; électromyographie

**Résumé :** Aujourd'hui, la prévention des troubles musculo-squelettiques constitue un enjeu de santé publique majeur. Parmi les facteurs de risque d'apparition de ces troubles, la fatigue joue un rôle prépondérant. L'utilisation de l'électromyographie (EMG) sur le terrain est la méthode de référence pour la détection de la fatigue, mais présente plusieurs limites fonctionnelles pour une utilisation en routine dans le cadre professionnel. La mécanomyographie (MMG), qui mesure les vibrations des fibres musculaires actives, pourrait constituer une alternative pertinente pour mesurer l'activité musculaire et la fatigue associée. Cependant, les données de MMG intègrent les accélérations du mouvement, ce qui constitue sa principale limite. Dans ces travaux de thèse, nous avons tout d'abord comparé les données EMG et MMG en conditions isométriques.

Puis nous avons montré que la MMG était plus sensible aux variations d'efforts dynamiques que l'EMG lors de soulevés de charges contrôlés à vitesse constante. Nous avons également proposé une nouvelle méthode de filtrage adaptative des artefacts du mouvement qui a été comparée à une méthode de filtrage traditionnelle. Enfin, nous avons montré que la MMG, comme l'EMG, permettait de détecter la fatigue musculaire des membres supérieurs lors de manutentions de charges répétées. Certaines bandes de fréquence du signal MMG sont à considérer pour une détection optimale de la fatigue musculaire sur le terrain. L'ensemble de ces résultats ont été discutés et confrontés à la littérature, dans le but de définir le meilleur cadre d'utilisation de la méthode MMG dans le but de mieux prévenir les blessures au travail.

**Title :** Development and validation of a methodology based on mechanomyography to analyze variations in effort and muscle fatigue

**Keywords :** mechanomyography; ergonomics; peripheral fatigue; electromyography

**Abstract :** Today, the prevention of musculoskeletal disorders is a major public health challenge. Among the risk factors for the development of these disorders, fatigue plays a predominant role. Electromyography (EMG) is the reference method for detecting fatigue in the field, but it has several functional limitations for routine use in professional settings. Mechanomyography (MMG), which measures the vibrations of active muscle fibers, could be a relevant alternative for measuring muscle activity and associated fatigue. However, MMG data incorporate movement accelerations, which is its main limitation. In this thesis research, we first compared EMG and MMG data under isometric conditions.

Then, we demonstrated that MMG is more sensitive to variations in dynamic efforts than EMG during controlled, constant-velocity load lifting. We also proposed a new adaptive motion artifact filtering method, which was compared to a traditional filtering method. Finally, we showed that MMG, like EMG, could detect upper limb muscle fatigue during repetitive load handling. Certain frequency bands of the MMG signal should be considered for optimal detection of muscle fatigue in the field. All these results were discussed and compared with the literature to define the best framework for using the MMG method to better prevent workplace injuries.

## Remerciements

Tout d'abord, je tiens à remercier tous les membres du jury de m'avoir fait l'honneur de relire et d'expertiser mes travaux de thèse.

Isabelle, merci pour tes conseils toujours avisés et ta méthodologie, qui m'ont été d'une grande aide lorsque j'avais besoin de prendre du recul sur mon travail.

Nicolas, merci pour ta bienveillance, tes conseils et ton expertise, qui m'ont énormément apporté tout au long de cette thèse.

Grâce à vous, j'ai découvert ce que signifie être chercheur, et tous vos conseils me suivront tout au long de ma carrière. Vos qualités humaines, ainsi que vos compétences techniques et scientifiques, ont fait de ma thèse une période riche en apprentissages, non seulement sur mon sujet, mais surtout sur moi-même.

Maxime, merci pour la confiance que tu m'as accordée en me proposant ce projet de thèse il y a quatre ans. Ces années passées à tes côtés au quotidien ont été, sans aucun doute, les plus enrichissantes de ma vie. J'ai découvert de nouvelles passions et des vocations que je n'aurais jamais soupçonnées. Tu n'as pas seulement été un encadrant de thèse, tu as été un véritable collègue. Tu as su m'écouter, me faire confiance quand j'avais des convictions et me donner une grande liberté, ce qui m'a permis de m'exprimer et de m'épanouir. J'ai hâte de poursuivre cette aventure et de voir où l'avenir nous mènera, la MMG et Moten (qui sait, peut-être dans un ultra-marathon...)

Je tiens également à remercier tous les membres de la Mo-Team depuis sa création. Travailler avec vous toutes et tous au sein de cette équipe a été l'expérience professionnelle la plus incroyable qu'il m'ait été donné de vivre. Je suis fier d'être entouré de personnes aussi talentueuses et dévouées que vous. Au-delà d'être des collègues, vous êtes devenus des amis. Nous avons partagé tant de moments ensemble, et j'espère en vivre encore beaucoup d'autres à vos côtés.

Je remercie aussi chaleureusement tous les membres du CIAMS, et plus particulièrement "les glandeurs". Il y aurait tant à dire que je pourrais écrire un chapitre entier sur les memes pendant les soutenances de thèses, les PMU, les Ombzlimpiades, les fous rires, les sessions de travail... Malgré mes 2 points sur 100 de présence sur ma fiche du FC CIAMS, vous avez toujours été là pour moi. Mention spéciale à Dorian, Fabzouille, Ombeline, Lucas et Élodie : merci pour votre aide précieuse dans les setups expérimentaux, les traitements de données, les présentations orales... .

Un grand merci à tous mes amis du lycée Vaucanson, de STAPS, et de Villebon le S, vous avez toujours été là pour moi lorsque j'en avais besoin. J'ai beaucoup de chance de vous avoir à mes côtés et j'espère vous garder dans ma vie aussi longtemps que possible.

Merci à ma famille, mes parents et à ma sœur. Vous avez toujours cru en moi, quoi qu'il arrive. Vous avez toujours été à l'écoute et compréhensifs dans mes choix. Merci pour votre soutien et votre aide lorsque j'étais perdu. Si j'en suis là aujourd'hui, c'est entièrement grâce à vous. Je vous aime.

Iris, merci pour tes conseils, ta bienveillance et ta patience, qui m'ont été si précieuses au quotidien. Merci d'illuminer ma vie comme un soleil. Merci pour toi, je t'aime.

Enfin, je souhaite remercier vous, qui lisez ces lignes. Qui que vous soyez, où que vous soyez, vous donnez vie à ces mots à travers l'espace et le temps.

# Table des matières

Liste des abréviations	7
Liste des Figures	8
Liste des Tableaux	11
Introduction	12
<b>1 Revue de la littérature</b>	<b>16</b>
1.1 Les troubles musculo-squelettiques . . . . .	16
1.1.1 Les facteurs de risques biomécaniques . . . . .	17
1.1.2 Les méthodes d'évaluations des facteurs de risques . . . . .	17
1.1.3 Fatigue et apparition des TMS . . . . .	18
1.1.4 La mesure de l'activité musculaire pour détecter la fatigue . . . . .	19
1.2 La mécanomyographie, outil de mesure de l'activité musculaire . . . . .	20
1.2.1 Les différents capteurs MMG . . . . .	21
1.2.2 Les facteurs influençant la mesure . . . . .	25
1.2.3 Traitement du signal accélérométrique en MMG . . . . .	31
1.2.4 Extraction des paramètres MMG . . . . .	38
1.2.5 La MMG pour l'étude des variations d'effort . . . . .	49
1.2.6 La MMG et apparition de la fatigue musculaire . . . . .	50
1.3 Synthèse générale . . . . .	54
<b>2 Objectifs de la thèse</b>	<b>55</b>
<b>3 Validation d'une nouvelle mesure MMG accélérométrique en situation isométrique</b>	<b>57</b>
3.1 Introduction . . . . .	57
3.2 Matériel et Méthode . . . . .	58
3.2.1 Participants . . . . .	58
3.2.2 Capteurs . . . . .	59
3.2.3 Protocole expérimental . . . . .	60

3.2.4	Traitement du signal . . . . .	61
3.2.5	Analyse statistique . . . . .	62
3.3	Résultats . . . . .	63
3.3.1	Analyse temporelle . . . . .	63
3.3.2	Analyse fréquentielle . . . . .	65
3.4	Discussion . . . . .	67
3.4.1	Analyse temporelle . . . . .	67
3.4.2	Analyse fréquentielle . . . . .	68
3.5	Conclusion . . . . .	69
<b>4</b>	<b>Sensibilité de la MMG aux changements d'intensité d'effort lors de soulevés de charges.</b>	<b>70</b>
4.1	Introduction . . . . .	70
4.2	Matériel et Méthode . . . . .	72
4.2.1	Protocole expérimental . . . . .	72
4.2.2	Traitement du signal . . . . .	73
4.2.3	Analyse statistique . . . . .	75
4.3	Résultats . . . . .	75
4.3.1	Analyse du domaine temporel . . . . .	75
4.4	Discussion . . . . .	79
4.4.1	Analyse temporelle . . . . .	79
4.4.2	Analyse fréquentielle . . . . .	80
4.5	Limites . . . . .	81
4.6	Conclusions . . . . .	81
<b>5</b>	<b>Filtrage des artefacts du mouvement lors de manutentions de charges</b>	<b>83</b>
5.1	Introduction . . . . .	83
5.2	Matériel et Méthode . . . . .	85
5.2.1	Participants . . . . .	85
5.2.2	Capteurs . . . . .	86
5.2.3	Protocole expérimental . . . . .	86
5.2.4	Traitement du signal . . . . .	87
5.2.5	Analyse statistique . . . . .	95
5.3	Résultats . . . . .	96
5.3.1	Visualisation des signaux MMG filtrés. . . . .	96
5.3.2	Différences des PSD filtrés par rapport au signal brut . . . . .	97
5.3.3	Recompositions du mouvement . . . . .	98
5.4	Discussion . . . . .	100
5.4.1	Comparaison des méthodes dans les domaines temporels et fréquentiels . . . . .	100

5.4.2	Différences des PSD filtrées par rapport au signal brut . . . . .	101
5.4.3	Recompositions du mouvement . . . . .	101
5.5	Limites . . . . .	102
5.6	Conclusion . . . . .	104
<b>6</b>	<b>Détection de la fatigue musculaire avec la MMG lors de man-</b>	
	<b>tentions de charges répétées</b>	<b>105</b>
6.1	Introduction . . . . .	105
6.2	Matériel et Méthodes . . . . .	107
6.2.1	Participants . . . . .	107
6.2.2	Protocole expérimental . . . . .	108
6.2.3	Traitement du signal . . . . .	109
6.2.4	Analyse statistique . . . . .	110
6.3	Résultats . . . . .	111
6.3.1	Données de FMV . . . . .	111
6.3.2	Ressenti d'effort et FC . . . . .	112
6.3.3	Données dynamiques . . . . .	112
6.4	Discussion . . . . .	116
6.4.1	Données de FMV . . . . .	116
6.4.2	Perception de l'effort et FC . . . . .	116
6.4.3	Données EMG et MMG . . . . .	117
6.5	Limites . . . . .	119
6.6	Perspectives . . . . .	121
6.7	Conclusions . . . . .	121
<b>7</b>	<b>Discussion générale</b>	<b>122</b>
7.1	Le problème de la segmentation des données . . . . .	123
7.2	La MMG pour mesurer les variations d'effort sur le terrain . . . . .	125
7.3	Les problèmes actuels et perspectives sur la caractérisation du signal MMG . . . . .	127
7.4	Recommandations sur l'utilisation de la MMG sur le terrain . . . . .	129
7.5	Limites des travaux et perspectives . . . . .	130
	<b>Conclusion</b>	<b>132</b>
	<b>Bibliographie</b>	<b>134</b>



# Liste des abréviations

ANOVA	analyses de la variance (analyses of variance)
ApEn	entropie approximative (approximate entropy)
BB	biceps brachial
CEMDAN	décomposition en modes empiriques d'ensemble complète avec bruit blanc adaptatif (complete ensemble empirical mode decomposition with adaptative noise)
DEL	deltoïde latéral
DWT	transformée en ondelettes discrète (Discrete wavelet transform)
EEMD	décomposition en modes empiriques d'ensemble (ensemble empirical mode decomposition)
EMD	décomposition en modes empiriques (empirical mode decomposition)
EMG	électromyographie
ES	érecteurs spinaux
FC	fréquence cardiaque
FMV	force maximale volontaire
FT	fenêtre temporelle
FuzzEn	entropie floue (fuzzy entropy)

HF	haute-fréquence (high-frequency)
ICC	coefficients de corrélation intraclasse (intraclass correlation coefficient)
IMF	modes intrinsèques (intrinsic mode functions)
IMU	centrales inertielles (inertial measurement units)
LF	basse-fréquence (low-frequency)
MDF	fréquence médiane (median frequency)
MEMD	décomposition en modes empiriques multivariée (multivariate empirical mode decomposition)
MMG	mécanomyographie
MOT	mouvement (motion)
MPF	fréquence moyenne (mean power frequency)
NA-MEMD	décomposition en modes empiriques multivariée assistée par bruit blanc (noise assisted multivariate empirical mode decomposition)
PSD	densité spectrale de puissance (power spectrum density)
RMS	moyenne quadratique (root mean square)
SampEn	entropie d'échantillon (sample entropy)
STFT	transformée de Fourier à court terme (short time Fourier transform)
TMS	troubles musculo-squelettiques
TRI	triceps brachial
UM	unités motrices

# Liste des Figures

1	Photographie d'un accéléromètre et d'un capteur de contact piézo-électrique. . . . .	21
2	Photographie d'un microphone et d'un accéléromètre. . . . .	22
3	Photographie d'un dispositif laser MMG. . . . .	23
4	Valeurs MMG obtenues avec des capteurs de masses différentes. . . . .	26
5	RMS et MPF du signal MMG en fonction de l'intensité d'effort pour deux groupes d'âges différents. . . . .	28
6	Illustration du processus de tamisage de l'EMD. . . . .	34
7	Comparaison des décompositions entre l'EMD et ses améliorations. . . . .	36
8	Signaux MMG provenant d'une contraction isométrique sous-maximale. . . . .	41
9	Signaux MMG issus d'une contraction isométrique en rampe. . . . .	42
10	Représentations des résolutions temps-fréquence de la STFT et de la DWT. . . . .	44
11	Illustration schématique de l'ApEn. . . . .	46
12	Signaux MMG issus de contractions isométriques à différents niveaux d'intensité d'effort maintenues jusqu'à épuisement. . . . .	50
13	Variations de la MPF et du contenu HF du signal MMG en fonction du temps à différentes intensités d'effort. . . . .	51
14	Positionnement des capteurs EMG et MMG sur les muscles étudiés et visualisation des trois axes de l'accéléromètre. . . . .	59
15	Position anatomique pour les tests de MVC des muscles du membre supérieur. . . . .	60
16	Segmentation des contractions isométriques sous-maximales. . . . .	61

17	Relation entre $RMS_{EMG}$ et $RMS_{MMG}$ et intensité d'effort en situation isométrique. . . . .	65
18	Relation entre $MPF_{EMG}$ et intensité d'effort en situation isométrique.	66
19	Relation entre $MPF_{MMG}$ et intensité d'effort en situation isométrique pour chaque muscle étudié. . . . .	67
20	Postures du soulevé de charge. . . . .	73
21	Angle d'inclinaison du capteur positionné sur le BB lors du soulevé de charge . . . . .	73
22	$RMS_{MMG}$ et $RMS_{EMG}$ en fonction des différentes phases de soulevé de charge pour chaque intensité d'effort. . . . .	77
23	$RMS_{EMG}$ et $RMS_{MMG}$ en fonction de l'intensité d'effort pour chaque muscle étudié. . . . .	78
24	Angle d'inclinaison du tronc lors de trajets de manutentions. . . . .	88
25	Angle d'inclinaison du tronc et ses dérivées lors d'un trajet de manutention. . . . .	89
26	Segmentation des phases de manutention. . . . .	90
27	Décomposition par CEEMDAN d'un signal accélérométrique lors d'une manutention de charge. . . . .	91
28	amplitude RMS par IMF. . . . .	92
29	SampEn de chaque IMF. . . . .	93
30	FuzzEn spectrale de chaque IMF. . . . .	94
31	Visualisation temporelle des signaux MMG filtrés par $f_{ceemdan}$ et $f_{butter}$ . . . . .	96
32	PSD moyenne des signaux MMG filtrés par $f_{ceemdan}$ . . . . .	96
33	PSD moyenne des signaux MMG filtrés par $f_{butter}$ . . . . .	97
34	$\Delta P$ par bande de fréquence entre $f_{ceemdan}$ et $f_{butter}$ pour chaque muscle. . . . .	98
35	scores de recomposition du mouvement entre $f_{ceemdan}$ et $f_{butter}$ par muscle. . . . .	99
36	Signaux EMG filtrés provenant d'une répétition de manutention de charge. . . . .	103

37	Organisation spatiale de l'expérience et schéma du protocole de fatigue dynamique. . . . .	109
38	FMV moyenne pour chaque muscle entre les situations pré et post-fatigue. . . . .	111
39	Effet de la fatigue sur la perception de l'effort et sur la fréquence cardiaque. . . . .	112
40	Paramètres temporels EMG et MMG par muscle entre les situations pré et post-fatigue. . . . .	114
41	Paramètres fréquentiels EMG et MMG par muscle entre les situations pré et post-fatigue. . . . .	115

# Liste des Tableaux

2	Spécifications techniques du capteur MMG. . . . .	58
3	Résultats de l'ICC isométrique. . . . .	63
4	Tableau récapitulatif des ANOVA sur $RMS_{MMG}$ et $RMS_{EMG}$ . . . .	76
5	Tableau récapitulatif des ANOVA sur $MPF_{MMG}$ et $MPF_{EMG}$ . . . .	79
6	Tableau récapitulatif des ANOVA menées sur les paramètres temporels et fréquentiels EMG et MMG. . . . .	113

## Introduction

Depuis la révolution industrielle au 18<sup>ème</sup> siècle, la machine a pris une place importante dans l'environnement de travail. Les travailleurs ont dû s'adapter à la cadence des machines pour optimiser la productivité, souvent au détriment de leur propre santé. Les contraintes physiques importantes imposées par ces nouvelles conditions de travail entraînent des blessures parfois irréversibles, connues sous le nom de troubles musculo-squelettiques (TMS). En parallèle, l'âge légal de départ à la retraite est passé de 60 ans en 1982 à 64 ans aujourd'hui pour tous les français nés après 1968. Selon [Bonnet et al. \(2023\)](#), cette mesure impacte particulièrement les ouvriers, qui passent en moyenne deux ans de moins que les cadres à la retraite mais également 3,4 années de plus que les cadres au chômage ou en période d'inactivité. Selon l'assurance maladie en 2020, environ 30% des périodes d'inactivité et des arrêts de travail sont dues aux TMS. Les ouvriers ont également une espérance de vie à 35 ans plus faible de 6 ans par rapport aux cadres, c'est à dire qu'à 35 ans, un cadre vivra en moyenne encore 50 ans contre 44 ans pour un ouvrier. Il existe donc d'importantes d'inégalités sanitaires entre les catégories sociaux-professionnelles aujourd'hui. Ces chiffres témoignent des difficultés et contraintes subites par les ouvriers dans l'environnement de travail et montrent que l'amélioration de leur qualité de vie au travail est un enjeu majeur. En réponse à l'accroissement de ces contraintes, l'ergonomie, qui a pour objet de replacer l'humain au centre du travail en adaptant les activités, les outils et l'environnement de travail aux capacités et aux limites humaines, s'est démocratisée. La notion de bien-être entre progressivement dans l'environnement de travail, où le confort et la sécurité deviennent des enjeux importants. Récemment, le développement de nouvelles technologies, notamment pour analyser l'activité humaine, a permis d'améliorer notre compréhension des processus d'apparition des blessures et de fatigue musculaire. Comme nous allons le voir dans ces travaux de thèse, l'utilisation de données biomécaniques et physiologiques représente également une opportunité majeure pour prévenir les risques de TMS dans l'environnement de travail.

C'est dans ce contexte qu'a été fondée en 2018, l'entreprise Moten Technologies, un cabinet de conseil en Ergonomie qui développe également des capteurs mécanomyographiques afin de mesurer l'activité musculaire des travailleurs sur le

terrain. Souhaitant valider scientifiquement sa nouvelle mesure et vérifier si elle pouvait être utilisée sur le terrain, Moten a lancé cette thèse CIFRE en collaboration avec le laboratoire Complexité, innovation, activités motrices et sportives (CIAMS) de l'Université Paris-Saclay en 2020.

Dans le premier chapitre de cette thèse, nous définirons les TMS et leurs impacts économique et sanitaire sur les travailleurs. Nous énumérerons plusieurs facteurs de risques, notamment physiques et verrons en quoi la fatigue musculaire joue un rôle important dans l'apparition des TMS. Nous montrerons en quoi la détection de la fatigue musculaire par la mesure de l'activité musculaire représente un enjeu majeur de prévention des TMS. Nous examinerons les limites actuelles de la méthode de référence de mesure de l'activité musculaire, l'électromyographie (EMG), et en quoi la mécanomyographie (MMG) pourrait représenter une alternative prometteuse.

Nous définirons et présenterons la MMG en examinant les différents types de capteurs utilisés dans la littérature, les facteurs influençant la mesure, les différentes méthodes de traitement du signal et leur application pour l'étude des variations d'effort et pour la détection de la fatigue musculaire. Dans le deuxième chapitre, nous listerons les objectifs principaux de ces travaux de thèse en les rapportant aux limites actuelles de l'état de l'art.

Dans le troisième chapitre, nous présenterons la première expérience de thèse, ayant pour objectif de valider une nouvelle mesure MMG accélérométrique en situation contrôlée, lors d'un protocole de contractions isométriques à différentes intensités. Dans le quatrième chapitre, nous présenterons la seconde expérience de thèse, qui portait sur l'étude de la sensibilité des mesures EMG et MMG aux changements d'intensité d'effort lors de soulevés de charges à vitesse constante. Dans le cinquième chapitre, nous proposerons une nouvelle méthode de filtrage adaptatif du signal MMG accélérométrique lors de manutentions de charge. Dans le sixième chapitre, nous présenterons les résultats de notre dernière expérience, portant sur la détection de la fatigue musculaire lors de manutentions de charges répétées à l'aide de la MMG et de l'EMG. Dans le septième chapitre, nous discuterons des différentes études en effectuant une analyse critique des résultats par rapport à la littérature. Nous proposerons un cadre méthodologique pour l'utilisation de la



MMG sur le terrain afin d'en garantir la validité. Nous suggérerons également des perspectives de travaux futurs pour répondre aux limites actuelles identifiées. Enfin, nous concluons ce manuscrit par une synthèse générale.

# Chapitre 1

## Revue de la littérature

Cette revue de littérature est décomposée en deux parties principales : La première partie s'intéresse à la prévention des TMS. Nous verrons les stratégies mises en place pour évaluer et prévenir leurs facteurs de risques biomécaniques. Nous démontrerons en quoi la détection de la fatigue musculaire représente une opportunité majeure dans la prévention des TMS. Cependant nous montrerons que la méthode de référence actuelle, l'EMG, présente certaines limites techniques rendant peu accessible la mesure de l'activité musculaire sur le terrain.

Dans la deuxième partie de cette revue de littérature, nous présenterons la MMG, la contrepartie mécanique de l'EMG, qui pourrait constituer une alternative pertinente pour mesurer l'activité musculaire et détecter la fatigue associée sur le terrain. Nous présenterons les différentes méthodes de mesures du signal MMG pour finir avec la méthode de référence. Nous listerons les facteurs influençant la mesure, ainsi que les différentes méthodes de traitement du signal MMG permettant d'en extraire des paramètres utilisés pour mesurer les variations d'effort et l'apparition de la fatigue musculaire. Enfin, nous clôturerons ce chapitre par une synthèse générale.

### 1.1 Les troubles musculo-squelettiques

Les TMS sont des maladies qui touchent les articulations, les muscles, les tendons et les nerfs ([Bernard and Putz-Anderson, 1997](#)). Ils touchent les membres

supérieurs ainsi que le bas du dos, où 38% et 30% proviennent respectivement du poignet et de l'épaule. Les TMS représentent 87% des maladies professionnelles. Selon l'assurance maladie en 2020, pour les salariés, 45% des TMS entraînent des séquelles lourdes et irréversibles mais également des risques de désinsertion professionnelle. Pour les entreprises, le coût direct des TMS représente près de deux milliards d'euros en 2017. La prévention des TMS est donc un enjeu majeur de santé publique, à la fois pour les travailleurs comme pour les dirigeants d'entreprises.

### 1.1.1 Les facteurs de risques biomécaniques

Bien que l'origine des TMS soit multifactorielle, nous allons nous intéresser aux risques biomécaniques qui sont principalement responsables de leur apparition (HSE, 2023). Les principaux facteurs de risques de TMS sont les suivants : i) la répétition des gestes, qui peut entraîner une inflammation des tissus de l'articulation sollicitée et l'usure prématurée de celle-ci ; ii) le travail statique, car les fibres musculaires sont sollicitées de manière prolongée, entraînant des dommages structurels (Schoose, 2022) ; iii) les efforts excessifs, le port de charges lourdes ainsi que les positions articulaires extrêmes et iv) l'exposition aux vibrations, qui peut endommager les tissus conjonctifs (tendons, ligaments, cartilages, os) et les tissus mous (fibres musculaires).

Il est possible de regrouper les méthodes d'évaluation de ces facteurs de risques en trois groupes principaux : les auto-évaluations, les méthodes d'observation et les mesures directes (David, 2005).

### 1.1.2 Les méthodes d'évaluations des facteurs de risques

Les méthodes les plus simples à mettre en place sont les auto-évaluations, qui se basent généralement sur des rapports personnels, des entretiens et des questionnaires. Cependant elle sont associées à des inconvénients tels que la subjectivité qui entraîne des interprétations différentes à l'exposition des risques selon le travailleur. C'est pour cette raison que les méthodes basées sur l'observation ont été développées.

L'une des méthodes observationnelles la plus citée (Gómez-Galán et al., 2020) et utilisée dans l'industrie (Lowe et al., 2019) est le Rapid Upper Limb Assessment (RULA) qui repose sur l'analyse des postures pour fournir un score d'exposition aux TMS (McAtamney and Corlett, 1993). Ce score est basé sur les angles articulaires du haut du corps, la sollicitation des muscles, le poids des charges soulevées, la durée de la tâche et sa répétitivité.

Afin d'appuyer les méthodes observationnelles comme le RULA, il est possible d'utiliser des méthodes de mesures directes en équipant le participant de capteurs comme des centrales inertielles (inertial measurement units) (IMU). L'utilisation des IMU permet de mesurer avec une grande précision les angles articulaires pendant de longues durées (Lim and D'Souza, 2020). La principale limite des méthodes de mesures directes des angles articulaires pour appuyer la méthode RULA est qu'elles ne prennent pas en compte la sollicitation musculaire ni la fatigue.

### 1.1.3 Fatigue et apparition des TMS

Parmi les facteurs de risque, la fatigue participe à l'apparition des TMS (Rashedi, 2016; Gallagher and Schall, 2016; Côté, 2014). La fatigue se définit comme un phénomène complexe et multifactoriel impliquant une diminution de force ou de puissance induite par l'exercice (Rashedi, 2016) mais également à une augmentation de la perception d'un effort maintenu (Enoka and Stuart, 1992). La fatigue est un processus qui se développe au fil du temps, dont les mécanismes sous-jacents dépendent de la tâche effectuée (Enoka and Stuart, 1992). Elle peut être centrale, c'est-à-dire causée par une réduction de la motivation ou de la commande motoneuronale, ou bien périphérique lorsqu'elle est causée par une déficience au niveau ou au-delà du motoneurone, y compris au niveau de la jonction neuromusculaire et du muscle lui-même (Côté, 2014). Nous allons nous intéresser ici à la fatigue périphérique (ou fatigue musculaire) qui a été identifiée comme le principal facteur de risque d'apparition des TMS (Rashedi, 2016).

Si l'on en revient à la définition de la fatigue musculaire, il est possible de la détecter à l'aide d'un capteur de force, en observant la diminution progressive de celle-ci au cours du temps. Cependant, l'utilisation de tels capteurs nécessite des efforts isométriques ou dynamiques mono-articulaires qui ne correspondent pas

aux types d'efforts effectués sur le terrain. Lorsqu'il n'est pas possible de mesurer la force développée, l'alternative la plus fréquemment utilisée consiste à mesurer l'activité musculaire (Al-Mulla et al., 2011).

#### 1.1.4 La mesure de l'activité musculaire pour détecter la fatigue

La méthode de référence de la mesure de l'activité musculaire est l'EMG, qui se définit comme la mesure de l'activité électrique issue de la contraction musculaire (Al-Mulla et al., 2011). Bien que très répandue en laboratoire, l'EMG présente certaines limites la rendant peu adaptée aux situations de terrain (Woodward et al., 2019). Tout d'abord, l'EMG nécessite une préparation de la peau, par rasage et désinfection, afin d'éviter toute variation d'impédance provoquée par les poils et la sudation. Ensuite, l'EMG nécessite un placement précis des électrodes, ce qui requiert des connaissances anatomiques importantes pour des résultats reproductibles (Hermens et al., 2000; Woodward et al., 2019). Enfin, l'EMG est sensible aux interférences électriques et aux changements d'impédance provoqués essentiellement par la sudation (Laferriere et al., 2010). Sa sensibilité à la sudation rend complexe son utilisation lors d'efforts intenses et/ou prolongés, où un changement récurrent des électrodes serait nécessaire afin de garantir la qualité du signal dans le temps. Elle nécessite également une contraction maximale pour normaliser le signal, posant des problèmes de faisabilité et de sécurité sur le terrain (Zelik et al., 2022). Malgré ces différentes limites, l'EMG reste aujourd'hui la référence de la mesure de l'activité musculaire sur le terrain, notamment pour l'évaluation d'exosquelettes (Vignais, 2023).

Cependant, il existe une alternative à l'EMG, la mécanomyographie (MMG), qui est la mesure des vibrations émises par les fibres musculaires actives. Considérée comme la contrepartie mécanique de l'EMG (Beck et al., 2004b), elle présente plusieurs avantages, comme son insensibilité aux interférences électriques et à la sudation. De plus, elle est moins sensible au placement du capteur et ne nécessite aucune préparation de la peau en amont (Islam et al., 2013a). Ces éléments font de la MMG, une technique de mesure de l'activité musculaire beaucoup plus facile à mettre en place sur le terrain (Woodward et al., 2019). Cependant, très peu

d'études ont été menées en conditions dynamiques qui permettraient de valider la MMG dans des conditions de terrain.

Dans la prochaine partie de cette revue de littérature, nous présenterons la MMG, ses différentes méthodes de mesure et de traitement ainsi que ses applications, notamment pour la mesure des variations d'effort et la détection de la fatigue musculaire sur le terrain.

## 1.2 La mécanomyographie, outil de mesure de l'activité musculaire

Selon [Orizio \(1993\)](#), la MMG se définit comme la mesure des oscillations latérales des fibres musculaires actives. Ces oscillations sont générées par i) le déplacement latéral brut du muscle à l'initiation de la contraction, ii) les oscillations latérales ultérieures plus faibles se produisant à la fréquence de résonance du muscle et iii) les changements dimensionnels des fibres musculaires actives ([Beck et al., 2004b](#)). La contraction musculaire entraîne des vibrations dans les 3 dimensions : i) sur le plan latéral du muscle à l'initiation de la contraction, ii) sur le plan longitudinal des fibres, avec leur changement de longueur et iii) sur le plan transversal avec les changements d'épaisseur du muscle liés aux cycles de raccourcissement et d'élongation des fibres musculaires. Selon ([Orizio, 1993](#)), la majorité du signal MMG est située en dessous de 50 Hz avec une quantité négligeable au dessus de 100 Hz. Il peut être dissocié en deux composantes principales : le contenu basse-fréquence (low-frequency) (LF) (entre 5 et 15 Hz) correspondant à l'activité des fibres musculaires lentes et le contenu haute-fréquence (high-frequency) (HF) (entre 16 et 45 Hz) qui correspond à l'activité des fibres musculaires rapides ([Orizio, 1993](#)). [Zhang et al. \(2016\)](#) ont proposé de caractériser le contenu HF MMG jusqu'à 62 Hz en montrant que le contenu fréquentiel du signal MMG jusqu'à cette limite jouait un rôle majeur, notamment lors de situations de fatigue que nous évoquerons plus tard.

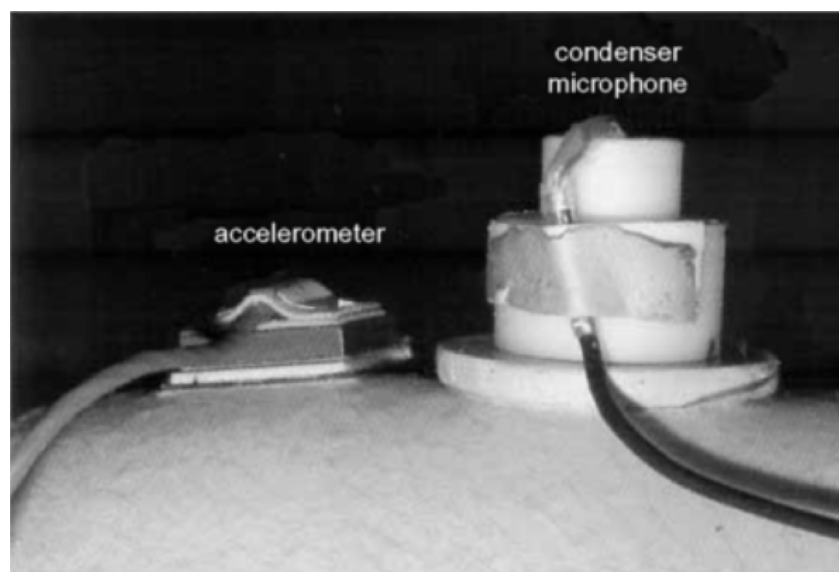
### 1.2.1 Les différents capteurs MMG

Il existe différentes méthodes de mesure de la MMG. Dans cette partie nous les présenterons, et comparerons leurs avantages et leurs inconvénients pour conclure sur la méthode la plus avantageuse pour une utilisation de la MMG sur le terrain. Le premier type de capteur MMG développé dans la littérature est le capteur piézoélectrique. Un capteur de contact piézoélectrique est constitué d'un cristal, comme le quartz, qui se charge électriquement lorsqu'il subit une déformation. Cette tension est proportionnelle à la contrainte mécanique appliquée au cristal (Pohanka, 2017). Dans le cas de la mesure MMG avec un cristal piézoélectrique, les vibrations produites par les fibres musculaires actives entraînent des déformations du cristal qui sont converties en signal électrique. Les principales limites du capteur de contact piézoélectrique sont sa masse ( $> 40\text{g}$ ) et sa taille qui limitent son utilisation (Beck et al., 2006; Watakabe et al., 1998; Bolton et al., 1989) mais également sa faible résolution et sensibilité (Krishnan et al., 2007). Pour ces différentes raisons, ce type de capteur MMG n'est plus utilisé aujourd'hui dans la littérature.



**FIGURE 1** – Photographie d'un accéléromètre et d'un capteur de contact piézoélectrique. L'accéléromètre (à gauche) est relié au fil et le capteur de contact piézoélectrique est positionné à sa droite. Image issue de l'étude de Beck et al. (2006)

Il est également possible de recueillir l'activité MMG à l'aide de microphones. Un microphone est un transducteur électro-acoustique qui convertit un signal acoustique en signal électrique. Les vibrations des unités motrices (UM) provoquent des ondes de pression à la surface de la peau qui peuvent être mesurées par un microphone. Une UM est un ensemble de fibres musculaires ayant un même motoneurone. Le microphone MMG est constitué d'une plaque de métal disposée directement sur la peau, d'une chambre à air permettant de convertir la vibration en onde de pression et d'un transducteur électro-acoustique (Watakabe et al., 2001). La principale limite du microphone MMG, bien qu'offrant la meilleure résolution du signal par rapport aux autres types de capteur MMG, est sa chambre à air. Son volume a un impact direct sur le signal (Watakabe et al., 2001) ce qui limite sa miniaturisation et augmente la sensibilité du microphone au bruit extérieur (Ma, 2009)(voir figure 2). De plus, la majorité du signal MMG faisant partie de la zone audible par les êtres humains (Bolton et al., 1989), son utilisation est donc restreinte aux conditions de laboratoire contrôlées.



**FIGURE 2** – Photographie d'un microphone et d'un accéléromètre. Image issue de l'étude de Watakabe et al. (2001)

Il est possible de détecter la MMG en mesurant le déplacement des fibres musculaires à la surface de la peau à l'aide d'un laser de déplacement. Ce type de mesure applique le principe de l'interférométrie. Elle se base sur la caractéristique



ondulatoire de la lumière et de ses interférences lorsqu'elle deux faisceaux issues d'une même source de lumière cohérente subissent une différence de phase. Un faisceau de lumière est réfracté par un prisme sur un miroir à une distance de référence connue et sur une zone où la distance est variable, le muscle. Il est possible de quantifier très précisément la variation de cette distance en comparant les spectres lumineux des deux faisceaux de lumière obtenus. Les dispositifs lasers sont notamment beaucoup utilisés lors de contractions musculaires électro-stimulées où leur utilisation permet de mesurer des propriétés contractiles du muscle telles que le déplacement maximal, la vitesse de contraction, le temps de contraction et le temps de relaxation (Seidl et al., 2017). Cependant, leur grande sensibilité au mouvement et la complexité de leur mise en place limitent leurs applications uniquement à des protocoles contrôlés en laboratoire (voir figure 3).



**FIGURE 3** – Photographie d'un dispositif laser MMG. Image issue de l'étude de [Than et al. \(2016\)](#)

Enfin, l'activité MMG peut être mesurée à l'aide d'accéléromètres capacitifs. Ils sont généralement constitués d'une masse vibrante, attachée par un ressort à un boîtier en métal (posée sur la peau dans le cas de la MMG) et entourée de deux électrodes formant deux condensateurs électriques à capacité variable. Les déplacements de la masse d'épreuve en réponse aux accélérations du boîtier font varier les capacités des deux condensateurs (Krishnan et al., 2007). Un amplificateur de charge permet de convertir les variations de capacité en tension électrique. Les accéléromètres sont les capteurs MMG les plus utilisés dans la littérature ([Islam](#)

et al., 2013a). Il a été prouvé que par rapport à des accéléromètres uni-axiaux, les accéléromètres tri-axiaux permettent la meilleure résolution du signal, car ils rendent compte des oscillations en trois dimensions des UM (Nogueira-Neto et al., 2008). Les accéléromètres sont très bons marchés, légers et ont un fort potentiel de miniaturisation. Néanmoins, leur grande sensibilité aux artefacts du mouvement en situation dynamique est le frein principal à leur utilisation dans ces conditions.

Watakabe et collaborateurs ont mené une série d'études sur les aspects techniques de la mesure MMG et ont montré que les signaux MMG provenant de capteurs piézoélectriques, de microphones et de lasers correspondaient à la double intégrale du signal MMG accélérométrique (Watakabe et al., 1998, 2001, 2003). Selon les auteurs, les signaux provenant de ces trois premiers types de capteurs correspondent donc à la mesure du déplacement des fibres musculaires. (Beck et al., 2006) ont montré dans leur étude de comparaison entre un capteur piézoélectrique et un accéléromètre capacitif que les schémas de variation de l'amplitude et la fréquence du signal MMG dépendait du type de capteur utilisé. Ils n'ont relevé aucune association entre la fréquence moyenne du signal MMG piézoélectrique et la force isométrique et isocinétique. À l'inverse pour l'accéléromètre, l'augmentation de la force déployée était associée à une diminution de la fréquence moyenne du signal MMG. Le signal MMG rendant compte des stratégies d'activation des UM, on s'attend à observer une relation entre la fréquence moyenne du signal et la force déployée. La résolution et la sensibilité relativement plus faible du capteur piézoélectrique par rapport à l'accéléromètre capacitif expliquerait ces divergences de réponses. Le choix du type de capteur est donc crucial dans l'interprétation des stratégies d'activation des UM (Beck et al., 2006).

Nous avons vu qu'il est possible de mesurer l'activité MMG avec différents types de capteur, ayant chacun leurs avantages et inconvénients. Cependant, dans une optique d'utiliser la mesure MMG sur le terrain, les accéléromètres capacitifs semblent les capteurs les plus pertinents. En effet, leurs faibles coûts, tailles et masses ainsi que leurs capacités de résolution et de sensibilité sont des avantages significatifs pour ce genre d'application. Ces propriétés expliquent également leur utilisation majoritaire dans la littérature (Islam et al., 2013b).

### 1.2.2 Les facteurs influençant la mesure

La mesure MMG est sensible à plusieurs paramètres : environnementaux, expérimentaux et techniques. Parmi ces paramètres, la sensibilité de la MMG au mouvement est un enjeu majeur. Dans cette partie, nous énumérerons ces paramètres et quantifierons leur impact sur la mesure MMG.

#### Les facteurs environnementaux et expérimentaux

Une étude a été menée afin de déterminer l'impact de la température ambiante sur l'activité MMG (McKay et al., 2013). Les auteurs ont montré que l'amplitude du signal MMG augmente significativement lorsque la température diminue en dessous de  $21.5$  °C. Ils ont également relevé une augmentation de l'activité EMG et de la consommation d'oxygène. Les auteurs ont conclu que l'augmentation de l'activité MMG joue un rôle dans le maintien de la température centrale en condition de froid léger (McKay et al., 2013).

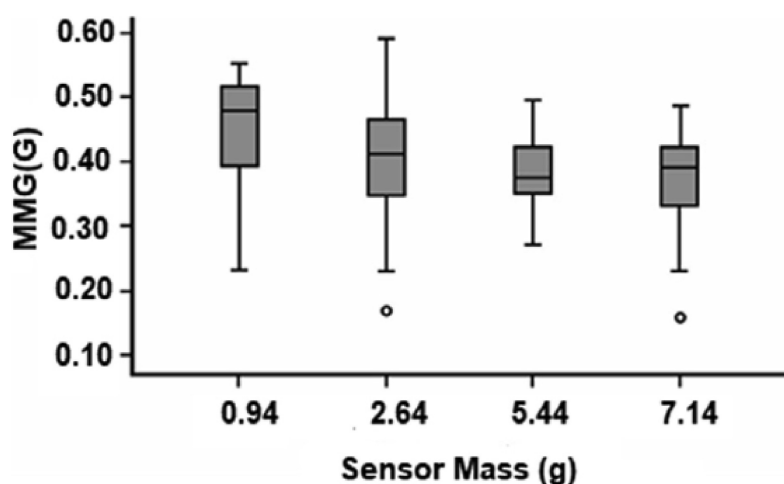
Le placement du capteur MMG a un impact significatif sur le signal mesuré (Zuniga et al., 2010; Cescon et al., 2004, 2008, 2007; Zuniga et al., 2010). Certains auteurs ont suggéré l'utilisation d'un rang de capteurs MMG disposés le long du muscle étudié car le signal MMG dépend de l'architecture musculaire locale et de la distribution spatiale des UM (Cescon et al., 2004). Cependant cette pratique a été peu utilisée car elle est complexe à mettre en place et il existe une relation entre la masse du (des) capteur(s) sur la peau et la qualité du signal MMG. La pratique généralement retenue par les expérimentateurs est de positionner le capteur sur le ventre du muscle étudié où la qualité du signal est optimale (Cescon et al., 2008, 2004). Madeleine et al. (2006) ont cependant montré que l'intensité d'effort influence la distribution spatiale du signal MMG à la surface du muscle. Selon les auteurs, ce résultat serait dû à la distribution spatiale des UM. À ce jour, il n'existe pas de consignes précises et de consensus scientifique sur la standardisation du placement des capteurs MMG (Talib et al., 2018), comme cela a été fait pour l'EMG avec le SENIAM (Hermens et al., 2000).

Il a été montré que la pression de contact entre le capteur et la peau était un facteur important, à la fois pour la répétabilité (Posatskiy and Chau, 2012), mais

aussi pour la sensibilité de la mesure MMG (Smith and Stokes, 1993; Sogaard et al., 2006). Cependant, il n'existe encore à ce jour, aucune recommandation sur la pression à exercer sur le capteur contre la peau, bien que cette dernière ait un impact sur la mesure MMG.

### Les facteurs techniques

Plusieurs auteurs ont montré que l'augmentation de la masse du capteur atténue l'amplitude et la fréquence du signal MMG (voir Figure 4). La masse du capteur agit comme un filtre passe-bas, pouvant entraîner une fausse interprétation des données lorsque l'on compare des mesures effectuées avec des capteurs MMG du même type mais avec des masses différentes (Santos et al., 2021; Ahn et al., 2016). Watakabe et al. (2003) ont recommandé que la masse du capteur MMG ne doit pas excéder 5 grammes pour des muscles relativement larges comme le quadriceps et qu'elle devait être adaptée en fonction de la taille du muscle étudié. Plus tard, dans leur étude sur le quadriceps, Than et al. (2016) ont recommandé que la masse du capteur MMG ne doit pas excéder 13 grammes. Aucune étude n'a été menée sur l'effet de la répartition de la masse du capteur sur le signal MMG, qui pourrait également influencer la mesure (Santos et al., 2021).



**FIGURE 4** – Valeurs MMG obtenues avec des capteurs de masses différentes ( $G = 9,81m/s^2$ ). Graphique issue de l'étude de Santos et al. (2021)

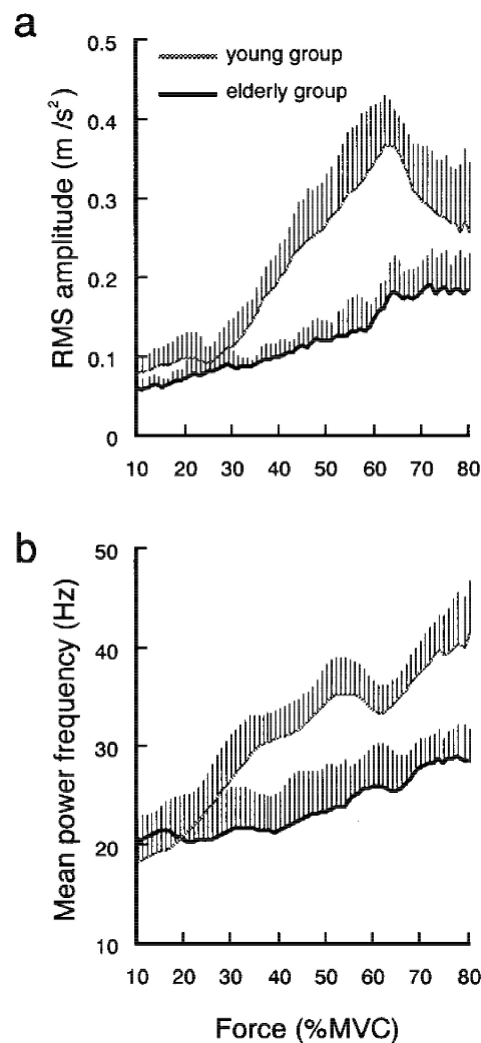
Afin de mesurer un signal avec un capteur sensible, il est nécessaire de pa-

ramétrer sa fréquence d'acquisition au moins deux fois supérieure à la fréquence maximale du phénomène mesuré (Shannon, 1949). Pour la MMG, la majorité des capteurs utilisés ont une fréquence d'échantillonnage de 1 KHz, ce qui correspond à dix fois la fréquence maximale de la MMG (100 Hz). Cela permet de détecter tous les événements avec suffisamment de points afin d'interpréter correctement le signal.

### Les paramètres physiologiques

Il existe un lien entre l'épaisseur du tissu adipeux sous-cutané l'amplitude du signal MMG (Krueger et al., 2013; Scheeren et al., 2017; Santos et al., 2021). Comme la masse du capteur, l'épaisseur du tissu adipeux sous-cutané agit comme un filtre passe-bas sur le signal MMG. Il s'agit donc d'un facteur important à prendre en compte et à contrôler lors de mesures impliquant des participants ayant des taux de masse grasse différents.

Une étude s'est intéressée à comparer les réponses MMG d'un groupe de jeunes hommes (21 - 26 ans) par rapport à des hommes âgés (66 - 79 ans) lors de contractions isométriques du biceps brachial en rampe (Akataki et al., 2002). Les auteurs ont montré que les relations entre la force déployée et l'amplitude ainsi que la force déployée et la fréquence moyenne du signal MMG étaient différentes (voir Figure 5). Pour le groupe d'hommes âgés, l'augmentation de la force était associée à des valeurs d'amplitude et de fréquence moyenne du signal MMG plus faibles par rapport au groupe d'hommes jeunes. Les auteurs en ont conclu que le vieillissement modifie la stratégie d'activation des UM en se traduisant par un rôle prédominant des UM lentes et d'un tétanos musculaire plus important (Akataki et al., 2002). Une autre étude menée avec deux groupes d'âge a montré les mêmes tendances lors de contractions isotoniques du quadriceps (Tian et al., 2010). Une des limites de ces études est que le taux de masse grasse des participants n'a pas été contrôlé, et pourrait expliquer ces différences de réponses MMG entre les groupes. En effet, l'épaisseur du tissu adipeux sous cutané, qui est plus importante chez les personnes âgées (Janssen et al., 2000), diminue l'amplitude et la fréquence du signal MMG.



**FIGURE 5** – RMS et MPF du signal MMG en fonction de l'intensité d'effort pour deux groupes d'âge différents. a) RMS ; b) MPF. Graphique issu de l'étude de [Akataki et al. \(2002\)](#)

Il a été montré que lors de contractions isocinétiques, la force déployée ainsi que l'amplitude MMG absolue (mV) étaient significativement supérieures chez les hommes par rapport aux femmes ([Evetovich et al., 1998b](#)). Ces auteurs ont associé ce résultat à une plus grande masse musculaire et une épaisseur du tissu adipeux sous-cutané plus fine chez les hommes. [Cramer et al. \(2004\)](#) ont mené une expérience similaire où ils ont montré que le sexe n'avait pas d'effet sur l'amplitude MMG normalisée. La normalisation de la MMG joue donc un rôle primordial en présence de participants masculins et féminins. Il est important de noter que

les taux de masse grasse et musculaire n'ont pas été renseignés dans ces études. De plus, la comparaison homme/femme a été effectuée à des niveaux de vitesse équivalents, mais jamais à force relative équivalente.

Les résultats de la littérature à propos de l'effet de l'entraînement sur le signal MMG sont divergeant. [Cerquiglioni et al. \(1973\)](#) ont montré qu'après un entraînement en résistance, le contenu fréquentiel du signal MMG avait augmenté vers les hautes fréquences ( $> 70$  Hz). Une autre étude a montré une augmentation de l'amplitude MMG par rapport à un groupe sédentaire et à un groupe ayant suivi un entraînement en endurance ([Trevino and Herda, 2016](#)). À l'inverse, une étude menée sur l'activation du trapèze d'un groupe de femmes atteintes de myalgie n'a montré aucune différence d'activité MMG suite à l'intervention ([Søgaard et al., 2012](#)). Lors de ce protocole, la charge de travail utilisée n'a pas changé entre le début et la fin de l'étude. Selon les auteurs, cela aurait pu expliquer qu'aucun changement n'ait été relevé.

Lors de deux études menées par [Evetovich et al. \(1998a\)](#) et [Evetovich et al. \(2000\)](#), issues du même protocole expérimental, dans lequel les participants ont suivi un entraînement en résistance isocinétique de 12 semaines du quadriceps, aucune différence d'activité MMG aussi bien dans le domaine temporel que fréquentiel n'a été relevée par rapport à un groupe témoin. Selon les auteurs, ce résultat serait dû à la faible augmentation de la force maximale suite à l'entraînement (14 %) contre  $\approx 40$  % dans l'étude de [Cerquiglioni et al. \(1973\)](#), où une augmentation du contenu fréquentiel avait été observée. Les auteurs ont également émis l'hypothèse que l'hypertrophie musculaire entraînerait une augmentation de la pression intramusculaire, ayant pour conséquence la diminution de l'amplitude et de la fréquence du signal MMG. Ces phénomènes contradictoires, compenseraient leurs effets sur le signal MMG et rendraient complexe la quantification de l'effet de l'entraînement.

Ces différences de résultats entre les études peuvent également être expliquées par des matériels de mesures différents (capteurs piézoélectriques, microphones, accéléromètres), des protocoles différents (contractions isocinétiques, isotoniques) avec des durées d'intervention variables (8-12 semaines).

## Le mouvement

Quel que soit le type de capteur utilisé, la principale limite de la MMG réside dans sa sensibilité aux mouvements et chocs. De plus, la mesure MMG accélérométrique est plus sensible aux artefacts du mouvement que les autres types de capteurs (Watakabe et al., 2003; Posatskiy and Chau, 2012). Le verrou technique principal de la mesure MMG lors de tâches dynamiques est que les artefacts du mouvement partagent une bande de fréquence importante, située entre 5 et 15 Hz (Posatskiy and Chau, 2012), rendant leur filtrage complexe dans ces conditions.

Lors de situations avec des chocs comme la marche, Castillo and Lieberman (2018) ont montré que les accélérations liées au mouvement peuvent être catégorisées en trois parties : i) les accélérations basses-fréquences ( $< 10$  Hz) qui correspondent aux mouvements actifs des membres, ii) les accélérations moyennes-fréquences (entre 10 et 30 Hz) qui composent les impacts et les chocs et iii) les accélérations hautes-fréquences ( $> 30$  Hz) qui reflètent des vibrations des tissus mous. Ces trois composantes des accélérations du mouvement constituent ce que l'on appelle les artefacts du mouvement. Il apparaît clairement ici que le filtrage de la mesure MMG dans de telles conditions est un défi majeur. Afin de contourner l'impact du mouvement sur la mesure MMG, la grande majorité des études a été menée lors de protocoles contrôlés, majoritairement en situations isométriques et isocinétiques (Posatskiy and Chau, 2012).

Cependant, lors de tâches dynamiques fonctionnelles telles que la marche, des soulevés et déposés de charges ou d'autres mouvements polyarticulaires, la validité de la mesure MMG reste encore à prouver. En effet, très peu d'études ont été menées dans de telles conditions.

Dans cette partie, nous avons énuméré les différents facteurs influençant la mesure MMG. Le contrôle de ces facteurs garantit la répétabilité et la reproductibilité des signaux MMG entre les études. Nous avons également vu que la sensibilité de la MMG au mouvement est un enjeu majeur qui a été souvent été écarté dans la littérature, où très peu d'études ont été menées lors de tâches fonctionnelles complexes, notamment où des chocs sont présents. Le traitement et filtrage du signal MMG est donc une étape cruciale pour l'interprétation et l'intégrité du signal MMG. C'est cette étape que nous allons aborder dans la prochaine section.



### 1.2.3 Traitement du signal accélérométrique en MMG

Dans cette section, nous allons détailler les deux étapes permettant d'obtenir un signal MMG depuis un accéléromètre : le choix des axes de l'accéléromètre et le filtrage des artefacts du mouvement.

#### Le choix des axes

Il existe deux grands types d'accéléromètres utilisés dans la littérature pour la mesure MMG : les accéléromètres uni-axiaux et tri-axiaux. Là où les accéléromètres uni-axiaux permettent de mesurer uniquement les vibrations transversales (axe Z), les accéléromètres tri-axiaux permettent leurs mesures en trois dimensions (axes X-Y-Z). Historiquement, les accéléromètres uni-axiaux, moins complexes et accessibles, étaient systématiquement utilisés dans la littérature jusqu'en 2008 avec l'étude de [Nogueira-Neto et al. \(2008\)](#) où la première utilisation d'un accéléromètre tri-axial MMG a été documentée. Depuis, les accéléromètres tri-axiaux ont été de plus en plus utilisés jusqu'à devenir la norme aujourd'hui. L'avantage principal des accéléromètres tri-axiaux, est de pouvoir caractériser toutes les composantes du signal MMG et de les sommer à travers la norme du vecteur accélération notée  $\|\vec{a}c\|$  selon l'équation suivante :

$$\|\vec{a}c\| = \sqrt{X^2 + Y^2 + Z^2} \quad (1)$$

Où  $X$ ,  $Y$  et  $Z$  représentent les trois composantes de l'accéléromètre.

L'utilisation de la norme considère la totalité de l'information vibratoire à travers les trois axes et permet donc une meilleure résolution du signal MMG dans le domaine temporel ([Krueger et al., 2013](#)). Cependant, il est impossible de mener une analyse dans le domaine fréquentiel suite à l'altération du signal avec la sommation des axes.

[Shin et al. \(2016\)](#) ont proposé une méthode de projection en deux dimensions des vibrations MMG selon les plans X-Y (longitudinal-médial/latéral, X-Z (longitudinal-inférieur/supérieur) et Y-Z (médial/latéral-supérieur-inférieur) et ont montré que la projection la plus efficace pour analyser l'activité MMG était sur le plan X-Z. Les projections portant significativement le moins d'information

sur le signal MMG étaient les plans X-Y et Y-Z. Les auteurs ont expliqué ce résultat par les variations de longueur du muscle dans le plan longitudinal liées au raccourcissement et à l’allongement des fibres musculaires, qui entraîne également une variation de l’épaisseur et de la section transversale du muscle. Il semblerait donc que les vibrations sur le plan latéral ne soient pas une composante majeure du signal MMG, étant donné qu’elles n’interviennent qu’au début et à la fin de la contraction.

Malgré l’importance du choix des axes dans le traitement du signal MMG triaxial, peu d’auteurs indiquent cette étape dans leurs méthodes. Lorsque celui-ci n’est pas spécifié, il semblerait que les auteurs utilisent l’axe Z par défaut. En effet, ce dernier était l’unique composante mesurée avec les accéléromètres uni-axiaux.

### **Filtrage des artefacts du mouvement**

Pour les accéléromètres, les artefacts du mouvement sont la cause principale de pollution du signal en situation dynamique. Il a été prouvé qu’ils partagent une bande de fréquence commune avec le signal MMG. Historiquement, les scientifiques ont utilisé des filtres passe-haut avec une fréquence de coupure à 5 Hz afin de rejeter les artefacts du mouvement (Ibitoye et al., 2014b). Cependant, il a été prouvé qu’en situation dynamique, les accélérations liées au mouvement ont un contenu fréquentiel bien supérieur à 5 Hz. En effet, Posatskiy and Chau (2012) ont montré que les artefacts du mouvement peuvent aller jusqu’à 15 Hz, voire même 30 Hz selon Castillo and Lieberman (2018) lors de la marche. L’utilisation d’un filtre avec une coupure passe-haut à 5 Hz n’est donc pas adaptée aux conditions dynamiques car le signal MMG resterait pollué par les artefacts du mouvement. Le filtrage de ces artefacts n’est donc pas une tâche triviale car l’utilisation d’un filtre passe-haut à 15 Hz filtrerait la totalité du signal MMG dans la bande de fréquence entre 5 et 15 Hz, qui caractérise l’activité des fibres musculaires lentes (Orizio, 1993).

Afin de répondre à cet enjeu majeur, plusieurs études ont été publiées sur l’application de méthodes de décomposition en modes empiriques (empirical mode decomposition) (EMD) du signal accélérométrique pour en filtrer les artefacts du mouvement (Torres et al., 2007; Wang et al., 2019a; Li et al., 2022). Dans cette

partie nous allons nous intéresser et détailler les méthodes de filtrage développées à partir de l'EMD, qui est l'approche la plus étudiée dans la littérature. Elle a été introduite et développée par [Huang et al. \(1998\)](#). Les explications de l'EMD et les équations qui suivent sont basées sur l'article original de [Huang et al. \(1998\)](#) et des travaux de [Di Palma et al. \(2018\)](#).

L'EMD est un algorithme itératif permettant de décomposer une série temporelle non-stationnaire et non-linéaire notée  $S(t)$  en somme de modes intrinsèques (intrinsic mode functions) (IMF) :

$$S(t) = \sum_{i=1}^n IMF_i(t) + r(t) \quad (2)$$

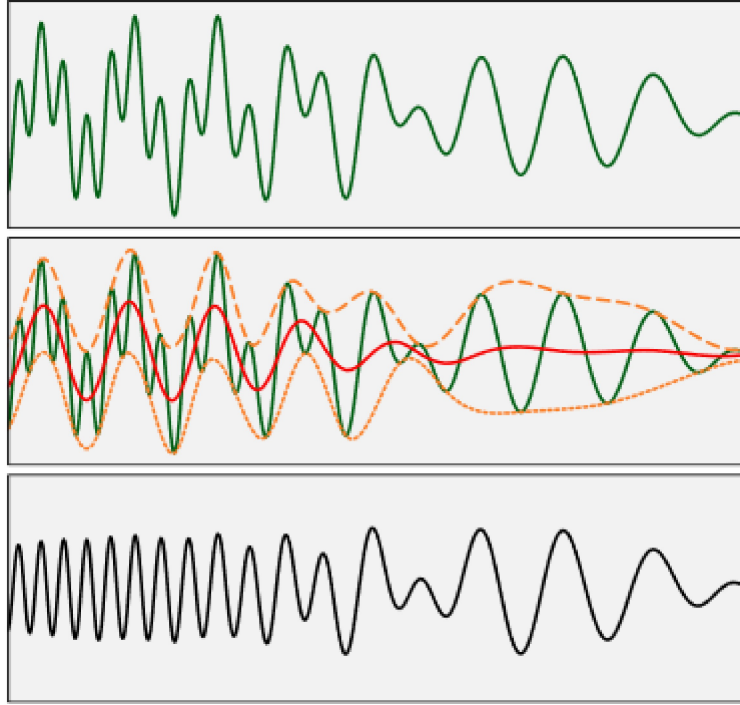
où  $r(t)$  est le résidu de la décomposition et  $n$  est le nombre total d'IMF. Pour être mathématiquement valide, la famille des IMF doit être complète et orthogonale. La complétude de la décomposition est assurée par l'équation 2 et l'orthogonalité de chaque IMF par les critères suivants :

1. avoir une moyenne nulle
2. avoir autant d'extremas que de zéros (la différence entre le nombre d'extremas et de zéros est nulle ou au plus égale à 1)

Pour obtenir chaque IMF, une seconde boucle itérative est requise : le processus de tamisage que nous allons détailler à présent. Dans les explications qui vont suivre, le signal d'origine  $S(t)$  sera noté  $r_1(t)$ . L'indice  $i$  sera utilisé pour les itérations sur la boucle principale relative à l'obtention d'une  $IMF_i(t)$  et l'utilisation de l'indice  $k$  pour les étapes du tamisage. Les fonctions obtenues à l'itération  $k$  du calcul de l' $IMF_i(t)$  sont ainsi indicées  $i, k$ . Le processus de tamisage est constitué de quatre grandes étapes :

1. la détermination des maximas et des minimas du signal
2. l'interpolation des maximas par spline cubique pour obtenir l'enveloppe supérieure du signal et l'obtention de l'enveloppe inférieure par une procédure similaire sur les minimas
3. le calcul de la moyenne  $m_{i,1}(t)$  des enveloppes supérieures et inférieures
4. l'obtention du composant  $h_{i,1}(t)$  résultant de la soustraction entre le signal d'origine  $r_1(t)$  et  $m_{i,1}(t)$ .

Un exemple d'une itération de tamisage est illustré dans la Figure 6.



**FIGURE 6** – Première itération du processus de tamisage du signal  $S(t)$  (en vert). Dans le graphique central nous pouvons observer les enveloppes supérieures et inférieures de  $r_1(t)$  (en orange) et leurs moyenne (en rouge). Le signal tracé dans le graphique inférieur correspond à la première composante  $h_{i,1}(t)$ , obtenue par la soustraction entre  $r_1(t)$  et  $m_{i,1}(t)$ . Figure issue de l'étude de Di Palma et al. (2018)

Après obtention de  $h_{i,1}(t)$ , deux scénarios sont possibles :

1.  $h_{i,1}(t)$  respecte les deux critères définissant une IMF, auquel cas  $IMF_i(t) = h_{i,1}(t)$
2.  $h_{i,1}(t)$  ne respecte pas les deux critères de définition d'une IMF, auquel cas le processus de tamisage est répété jusqu'à ce que  $h_{i,k}(t)$  soit l' $IMF_i(t)$ .

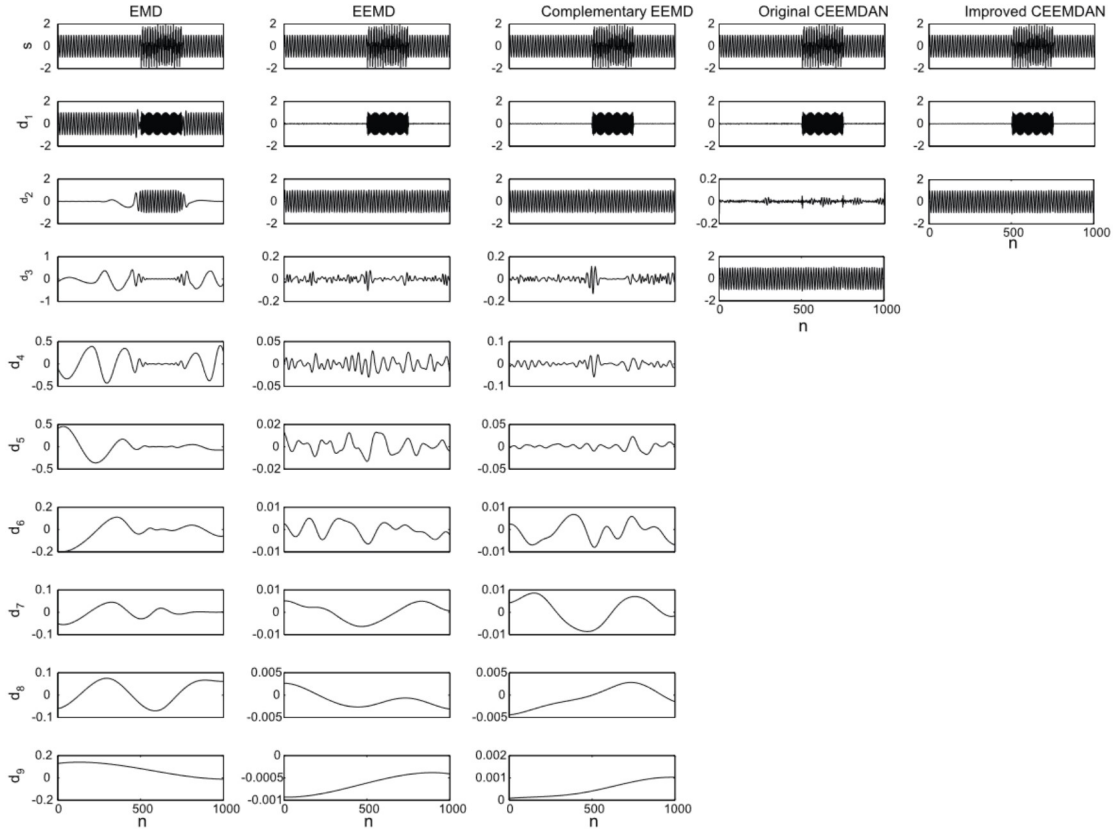
Les deux critères de définition d'une IMF sont généralement traduits par un critère global noté  $\sigma$ , qui permet d'arrêter le processus de tamisage en satisfaisant les critères d'obtention d'une IMF. Sans rentrer dans les détails de calcul, la valeur usuelle de  $\sigma$  pour déterminer si  $h_{i,k}(t)$  est l' $IMF_i(t)$  est  $0,2 < \sigma < 0,3$ . Lorsque l' $IMF_1(t)$  est obtenue, le résidu suivant est calculé en faisant la soustraction entre le signal d'origine  $r_1(t)$  avec l' $IMF_1(t)$ . La boucle principale avance ( $i = 2$ ) pour

obtenir l'IMF suivante à partir de  $r_2(t)$  comme nouvelle base. Le processus de tamisage recommence sur  $r_2(t)$  jusqu'à ce que  $IMF_2(t) = h_{2,k}(t)$ . La base suivante est obtenue par la soustraction entre  $r_2(t)$  et l' $IMF_2(t)$ . Le processus se poursuit jusqu'à  $i = n$  pour obtenir successivement toutes les IMF et s'arrête lorsque  $r_n(t)$  est une fonction monotone, c'est à dire lorsqu'aucune autre composante oscillante ne peut en être extraite. Dans ce cas,  $r_n(t)$  est noté  $r(t)$ . La complétude de la décomposition est vérifiée par l'équation 2 où la somme des IMF et du résidu final  $r(t)$  permet de recomposer exactement le signal d'origine.

l'EMD présente plusieurs avantages par rapports aux méthodes de décompositions en séries de Fourier ou par les ondelettes, qui la rendent particulièrement pertinente pour la MMG :

1. elle permet une décomposition adaptative et sans a priori
2. elle n'admet pas la linéarité et la stationnarité du signal, qui sont des propriétés en pratique impossibles à respecter avec des signaux MMG réels
3. elle est complète, c'est à dire qu'il n'y a aucune perte d'information entre le produit de la décomposition et le signal d'origine.

En revanche, sa principale limite réside dans le mélange des modes. Ce dernier signifie qu'une composante peut se trouver dans plusieurs IMF à la fois. Par exemple dans la Figure 7, on remarque que pour l'EMD (à gauche), la composante basse fréquence du signal  $s$  est présente dans les IMF  $d_1$  (au début et à la fin) et  $d_2$  (vers le milieu).



**FIGURE 7** – Décomposition d’un signal artificiel  $s$  avec l’EMD, l’EEMD, l’EEMD complémentaire, la CEEMDAN originale et la CEEMDAN améliorée. Figure issue de l’étude de Colominas et al. (2014)

Afin de remédier à ce problème, plusieurs chercheurs ont proposé des améliorations, notamment en utilisant du bruit blanc gaussien. Sans rentrer dans les détails mathématiques, en ajoutant du bruit blanc avec une amplitude contrôlée (par le paramètre  $\epsilon$ ) au signal d’origine, on limite significativement le mélange des modes. Selon l’étude de Colominas et al. (2013), la valeur optimale d’ $\epsilon$  est 0,2.

La première approche développée consiste à effectuer l’EMD sur un ensemble de réalisations de bruits blancs de mêmes amplitudes, on parle de décomposition en modes empiriques d’ensemble (ensemble empirical mode decomposition) (EEMD) (Wu and Huang, 2009). Pour obtenir la décomposition finale, on calcule la moyenne pour chaque niveau d’ $IMF_i$  entre tous les ensembles. Le bruit blanc s’annule statistiquement avec le calcul de la moyenne si le nombre d’ensemble est suffisamment grand. La limite principale de l’EEMD réside dans le désalignement

des modes entre les ensembles. Comme la décomposition du bruit blanc peut entraîner aléatoirement un nombre d'IMF différents, le calcul de la moyenne par niveau d'IMF entre les ensembles perd son sens. En effet, il est possible de moyenner deux modes ayant des composantes différentes car ils sont dans le même niveau  $i$  d'IMF.

Afin de palier à cette limite, tout en profitant de l'effet du bruit blanc gaussien pour limiter le mélange des modes, [Torres et al. \(2011\)](#) ont proposé la décomposition en modes empiriques d'ensemble complète avec bruit blanc adaptatif (complete ensemble empirical mode decomposition with adaptative noise) (CEMDAN). Le principe de la CEEMDAN est identique à l'EEMD, à la différence que la détermination des IMF finales se fait niveau par niveau, en moyennant chaque ensemble au fur et à mesure de l'extraction des IMF. De cette manière, la moyenne par niveau d'IMF conserve son sens initial. De plus, comme le bruit blanc est injecté au fur et à mesure de la décomposition, il s'adapte à l'amplitude du signal (ou du résidu) traité. Par rapport à l'EEMD, le nombre d'itérations est également considérablement diminué. [Colominas et al. \(2014\)](#) ont proposé une version améliorée de la CEEMDAN qui utilise le signal d'origine (non bruité) comme référence dans le processus d'extraction des IMF au lieu du signal bruité. Cela a pour conséquence de limiter d'avantage les résidus de bruit blanc dans la décomposition. Comme nous pouvons le voir dans la [Figure 7](#), la CEEMDAN améliorée permet de décomposer le signal artificiel et de retrouver exactement ses deux composants d'origines sans résidus. Cela n'est pas le cas pour les autres méthodes où des résidus et artefacts sont présents.

La limite principale de l'EEMD et de la CEEMDAN est l'injection directe du bruit blanc dans le signal d'origine. Un grand nombre d'ensemble est donc nécessaire pour que la présence de bruit blanc soit négligeable dans la décomposition finale. En ce sens, il est recommandé par les différents auteurs d'utiliser un nombre d'ensemble au moins supérieure à 100 sans précision supplémentaire. En pratique, des résidus de bruit blanc persistent malgré tout dans la décomposition, notamment dans les premières IMFs ([Colominas et al., 2014](#)). Cela est problématique pour l'application de la CEEMDAN au signal accélérométrique, où le signal MMG est situé dans les hautes fréquences et donc dans les premières IMF.

[Rehman and Mandic \(2010\)](#) ont proposé une méthode basée sur la décomposi-

tion en modes empiriques multivariée (multivariate empirical mode decomposition) (MEMD) avec une assistance par bruit blanc. Cette méthode est nommée décomposition en modes empiriques multivariée assistée par bruit blanc (noise assisted multivariate empirical mode decomposition) (NA-MEMD). Brièvement, le principe de la NA-MEMD est de constituer une matrice composée du signal à traiter (un vecteur) et de  $m$  vecteurs de bruits-blanc, tous de même longueur. On projette cette matrice dans un espace multidimensionnel et on procède à la décomposition EMD "classique". L'avantage principal avec la NA-MEMD est que le signal d'origine n'a jamais été altéré par le bruit blanc, ce qui rend sa présence dans la décomposition négligeable (Rehman and Mandic, 2010). Comme la NA-MEMD ne s'effectue pas sur un ensemble, le nombre d'itérations effectué est également considérablement réduit par rapport à l'EEMD et la CEEMDAN. Les auteurs ont tout de même préconisé de l'utiliser sur un ensemble pour améliorer sa robustesse, car plusieurs réalisations de bruit blanc peuvent entraîner un nombre d'IMF différent.

En termes d'application au signal MMG, Wang et al. (2019a) ont montré que le filtrage des artefacts du mouvement avec la NA-MEMD était amélioré par rapport au filtrage classique (passe-bande entre 5 et 100 Hz), en obtenant une meilleure re-composition du mouvement. Dans leur étude, les coefficients de corrélation moyens entre la re-composition du mouvement par la NA-MEMD et la référence du mouvement était de 0,86 contre 0,70 avec le filtrage classique en situation isométrique et de 0,78 contre 0,72 en situation isométrique. Li et al. (2022) ont appliqué la CEEMDAN pour une tâche similaire de filtrage, mais n'ont pas comparé leur méthode avec le filtrage classique. Pour les auteurs, l'utilisation de filtres basés sur des méthodes de Fourier (comme le filtre passe-bande) n'est méthodologiquement pas correcte et adaptée au signal MMG qui n'est pas stationnaire.

#### 1.2.4 Extraction des paramètres MMG

Après avoir converti le signal accélérométrique en signal MMG et en avoir extrait la ou les composantes d'intérêt, il est nécessaire d'en extraire des paramètres afin d'en faire l'analyse. Il existe deux grandes catégories d'analyses : i) l'analyse par les méthodes traditionnelles qui est la plus répandue. Elle permet de rattacher le signal MMG à des grandeurs physiques comme l'amplitude et la fréquence, et ii)



l'analyse par des méthodes dynamiques non-linéaires, qui a récemment démontré son potentiel. Elle permet de quantifier la complexité du signal. Dans cette partie, nous allons présenter ces deux méthodes et leurs paramètres respectifs principalement utilisés dans la littérature.

### i) Méthode traditionnelle

La méthode traditionnelle de traitement du signal MMG comprend les analyses dans les domaines temporels, fréquentiels et en temps-fréquence. Dans cette section, nous allons les détailler et montrer à quels processus physiologiques elles sont reliées.

#### Analyse temporelle

La méthode principalement utilisée pour caractériser l'amplitude du signal MMG est l'utilisation de la moyenne quadratique (root mean square) (RMS) (Ibitoye et al., 2014b; Talib et al., 2018). Pour un signal  $x$  de longueur  $N$ , elle se calcule selon l'équation suivante :

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=0}^N x_i^2} \quad (3)$$

L'amplitude RMS permet de quantifier le nombre de fibres musculaires actives (Ibitoye et al., 2014b).

#### Analyse fréquentielle

Il existe différentes méthodes d'analyse du signal MMG dans le domaine fréquentiel. Les deux principales méthodes sont par la transformée de Fourier et par la décompositions en ondelettes. Ces méthodes permettent de calculer la densité spectrale de puissance (power spectrum density) (PSD). À partir de cette PSD, il est possible d'en calculer sa fréquence moyenne (mean power frequency) (MPF) et sa fréquence médiane (median frequency) (MDF) qui sont les paramètres les plus utilisés dans la littérature (Ibitoye et al., 2014b). La MPF et la MDF donnent une indication sur la fréquence de décharge globale des UM actives. Cependant, bien qu'elle soit la plus souvent utilisée, la MPF présente certaines limites mé-

thodologiques car elle nécessite une distribution normale pour être correctement interprétable, alors que le signal MMG a plutôt tendance à être bimodal (Orizio, 1993).

Une autre manière de caractériser la PSD du signal MMG est de quantifier la proportion du signal contenu dans les basses (%LF) et hautes fréquences (%HF), respectivement entre 5 et 15 Hz et 16 et 45 Hz, par rapport à la distribution de la PSD entre 5 et 45 Hz (Orizio, 1993). Cette méthode permet de mettre en évidence l'activité des UM lentes (5-15 Hz) et rapides (16-45 Hz). Orizio (1993) a montré que %HF et %LF étaient des paramètres plus sensibles aux variations d'effort que la MPF.

### **Le choix de la fenêtre temporelle**

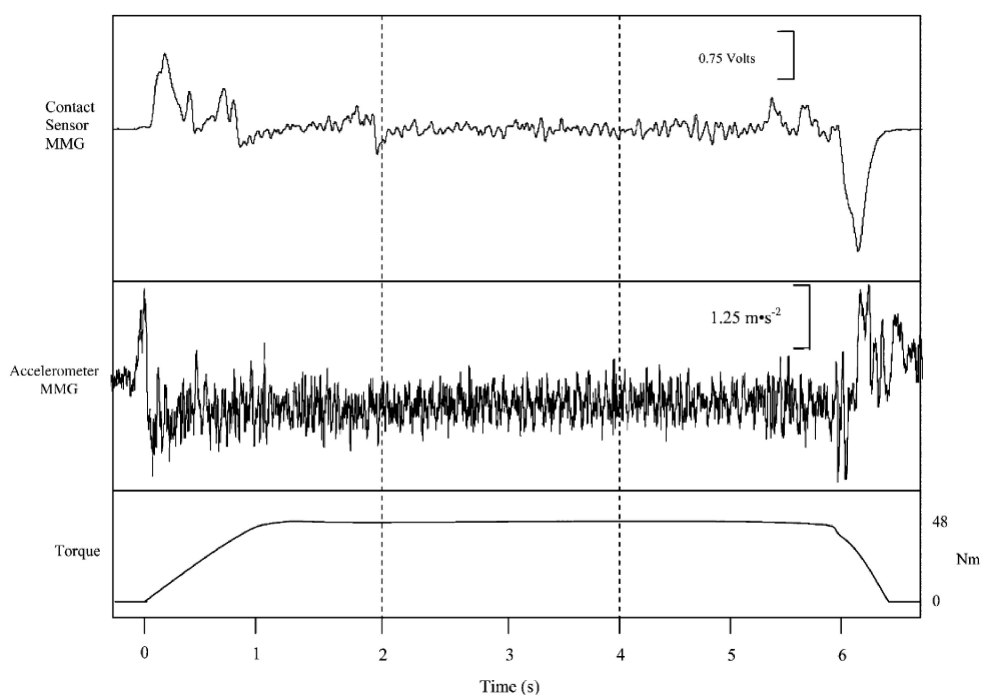
Afin de quantifier le contenu temporel et fréquentiel d'un signal, il est nécessaire de le découper en fenêtres de même unité de temps, longueur, angle etc. L'enjeu de cette étape est le rapport entre la résolution temporelle et fréquentielle. Si la fenêtre temporelle (FT) est trop grande, la résolution fréquentielle sera excellente mais il sera impossible de détecter un évènement bref. À l'inverse, si la FT est trop petite, il y aura une très bonne résolution temporelle des évènements courts mais la résolution de la fréquence sera faible. Dans le cadre de la MMG, plusieurs paramétrages de la FT sont possibles en fonction de la tâche réalisée. Pour les contractions isométriques, les FT varient généralement entre 0,5 et deux secondes (Beck et al., 2005b). Les auteurs se sont tournés assez tôt vers une FT d'une seconde dans leurs analyses car celle-ci est une unité physique de référence (Harba and Goh Eng Chee, 1997). Il a également été montré que l'utilisation d'une FT d'une seconde était le paramétrage optimal entre la résolution temporelle et fréquentielle du signal MMG (Krueger et al., 2013).

Pour les contractions isocinétiques, de nombreux auteurs ont utilisé des fenêtres angulaires du mouvement afin de pouvoir comparer des amplitudes de contractions similaires à des vitesses différentes (Beck et al., 2005a). Par exemple, Cramer et al. (2004) ont étudié l'impact de la vitesse de contraction sur l'activité MMG du quadriceps fémoral lors de contractions isocinétiques. Ils ont fixé l'amplitude angulaire du mouvement à étudier aux 90° médians de l'amplitude angulaire totale de la contraction. Ce faisant, pour des vitesses de contractions de 60°/s et

de  $120^\circ/\text{s}$ , les fenêtres temporelles correspondantes étaient d'environ 1,5 et 0,75 secondes respectivement. Pour les mouvements dynamiques polyarticulaires, très peu étudiés, il n'y a pas encore de recommandations de taille de FT bien qu'un intervalle d'une seconde ait déjà été utilisée (Woodward et al., 2019).

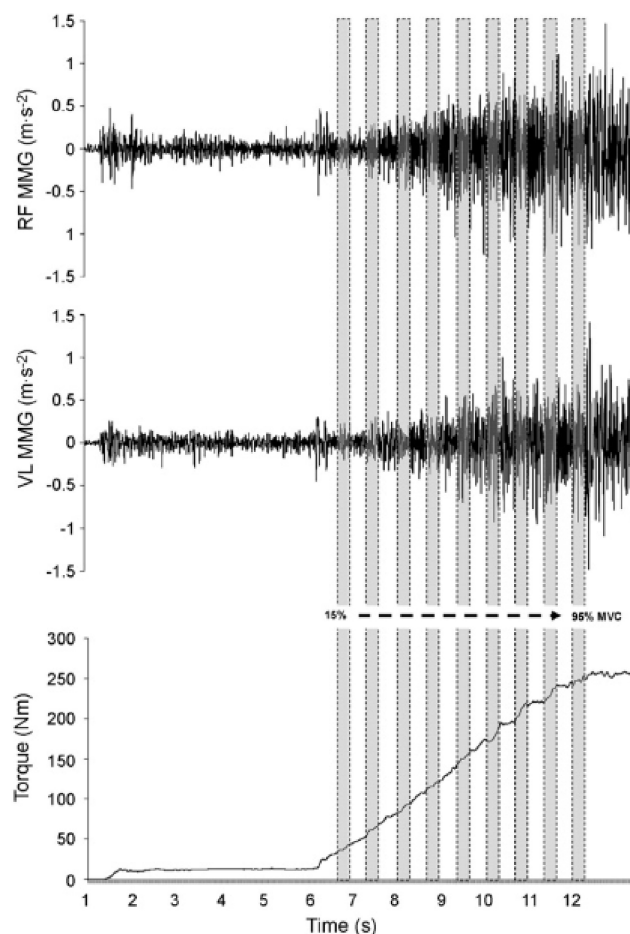
### Analyse en temps-fréquence

La limite principale de l'analyse fréquentielle telle que nous l'avons présentée est sa résolution en fonction du temps. Dans la plupart des études, où les protocoles expérimentaux étaient basés sur des contractions isométriques à intensité fixe contrôlée, cela ne posait pas de problème car le signal était stationnaire (sa structure restait la même), (voir la Figure 8). Les variations de signal au cours du temps sont négligeables et la PSD calculée est représentative de la totalité de l'échantillon étudié.



**FIGURE 8** – Exemples de signaux MMG brutes issus du biceps brachial obtenus avec un capteur de contact piézoélectrique (en haut) et un accéléromètre (au milieu) lors d'une contraction isométrique sous maximale à 80% de la FMV (courbe de force correspondante en bas). La portion des signaux MMG et de la force entre les lignes pointillées était retenue pour l'analyse. Graphique issue de l'étude de Beck et al. (2006).

Cependant, lors de contractions où la structure du signal MMG varie en fonction du temps, comme pendant des contractions isométriques en rampe, isocinétiques, lors de mouvements fonctionnels et de situations de fatigue (voir Figure 9), estimer le contenu fréquentiel de la MMG sur la durée totale de la contraction ne rend pas compte de la variation du contenu fréquentiel en fonction du temps.



**FIGURE 9** – Exemple de signaux MMG du muscle droit fémoral (RF - en haut) et du muscle vaste latéral (VL - au milieu) pendant une contraction isométrique en rampe des extenseurs de la jambe (en bas). Les boîtes verticales ombrées représentent les neuf portions de données de 0,3 secondes analysées par incréments de 10% de 15 à 95% de la FMV. Graphique issue de l'étude de [Ryan et al. \(2008\)](#)

C'est pour cette principale raison que des méthodes de traitement temps-fréquence ont été appliquées à l'analyse de la MMG, notamment lors de contractions dynamiques. Ces méthodes permettent d'analyser le contenu fréquentiel de

la MMG en fonction du temps, et donc d'identifier les instants où le contenu fréquentiel varie. Il existe deux méthodes principalement utilisées dans la littérature : la transformée de Fourier à court terme (short time Fourier transform) (STFT) et la transformée en ondelettes discrète (Discrete wavelet transform) (DWT) (Ibitoye et al., 2014b).

La STFT consiste à diviser le signal en différents segments de même longueur et appliquer une Transformé de Fourier classique à chacun d'eux pour calculer une PSD. La STFT  $X$  d'un signal  $x(t)$  se calcule à partir de l'équation suivante (Ibitoye et al., 2014b).

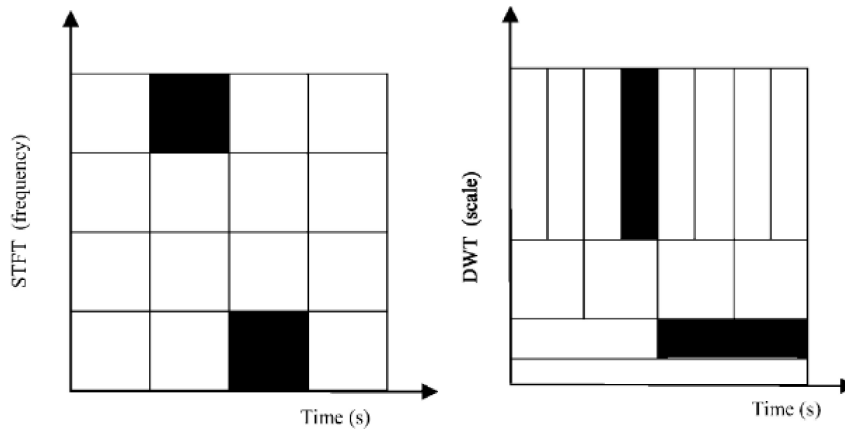
$$X(t, f) = \int_{-\infty}^{\infty} x(\tau)w(t - \tau)e^{-j\pi f\tau} d\tau \quad (4)$$

où  $t$  représente l'index temporel,  $f$  la fréquence,  $w(t - \tau)$  représente la fonction fenêtre et  $\tau$  la variable glissante à travers la série temporelle. La principale limite de la STFT est le compromis entre sa résolution temporelle et fréquentielle. En effet la STFT requiert un paramétrage a priori de la fenêtre temporelle, la rendant peu flexible (Ibitoye et al., 2014b).

La deuxième méthode, la DWT, projette des signaux, appelées ondelettes, dans le plan orthogonal du signal. Le principal avantage de la DWT est qu'elle ne nécessite aucun paramétrage de fenêtre temporelle (Ibitoye et al., 2014b). Il a également été montré qu'elle était plus appropriée que la STFT pour étudier des signaux non stationnaires telles que la MMG (Hostens et al., 2004) (voir Figure 10). Cependant, elle nécessite une connaissance a priori du signal pour déterminer la sélection du type d'ondelette approprié, le nombre de couches de décomposition et le choix du seuil (Li et al., 2022). L'équation générale de la DWT est la suivante (Ibitoye et al., 2014b).

$$W(a, b) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \frac{1}{\sqrt{|a|}} \psi * \left( \frac{t - b}{a} \right) dt \quad (5)$$

Où  $x(t)$  représente le signal d'entrée,  $\psi$  est la fonction de sonde (ou ondelette), et  $s$  est la variable d'échelle temporelle de la fonction de sonde, tandis que  $\tau$  agit pour translater la fonction à travers le signal d'entrée  $x(t)$ .



**FIGURE 10** – Mosaïques des plans temps-fréquence pour la STFT et temps-échelle pour la DWT. Ces dernières montrent clairement une meilleure résolution temps-fréquence pour la DWT. Graphique issu de l'étude de [Hostens et al. \(2004\)](#)

Nous avons vu dans cette section qu'il est possible de représenter le signal MMG dans le domaine temporel et fréquentiel, qui donnent des informations complémentaires sur le nombre de fibres musculaires actives et leurs fréquences de décharges. Avec des méthodes en temps-fréquence, il est possible d'analyser conjointement ces paramètres, permettant de mieux caractériser le signal MMG lors de situations plus complexes. Dans la prochaine partie nous allons voir comment l'étude de ces différents paramètres MMG peuvent être appliqués pour détecter des variations d'effort ou la fatigue musculaire.

## ii) Analyses dynamiques non-linéaires

Le signal MMG est un signal non-linéaire et non-stationnaire qui est produit de manière aléatoire par nature ([Lozano-García et al., 2018](#)). En effet, le signal MMG reflète de la sommation non-linéaire des vibrations émises par les UM actives. De ce fait, les analyses dynamiques non-linéaires sont adaptées et permettent d'en étudier la complexité. Ces dernières reposent sur le concept de l'*entropie*, qui permet de quantifier le désordre et le chaos d'un phénomène physique ([Richman et al., 2004](#)). Dans le cas de la MMG, la quantité d'entropie est positivement corrélée au nombre d'UM actives. L'utilisation de l'entropie pour la MMG a principalement été appliquée aux muscles respiratoires afin de détecter des pathologies comme la bronchopneumopathie chronique obstructive ([Jin et al., 2017](#)), mais aussi pour fil-

trer les battements cardiaques qui polluent le signal MMG (Lozano-García et al., 2018). Elle a également été utilisée pour détecter la fatigue musculaire (Jiang et al., 2019). Dans cette partie, nous allons détailler l'utilisation de l'entropie dans les domaines temporels et fréquentiels et leurs significations physiologiques par rapport à la MMG.

### L'entropie dans le domaine temporel

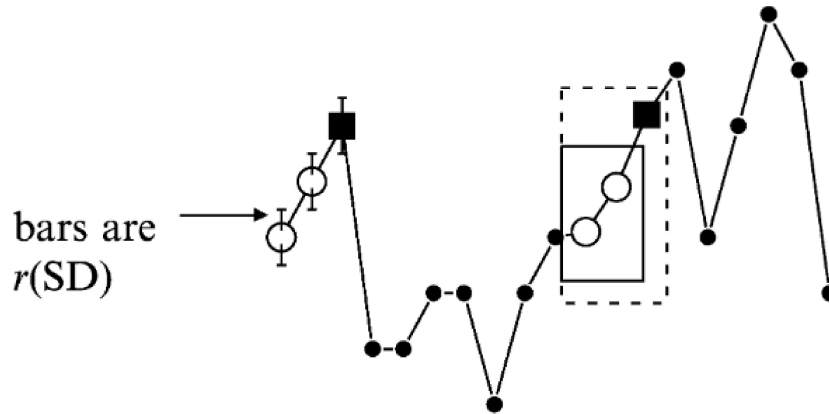
Introduite par Claude Shannon en 1948, l'entropie a largement été utilisée pour analyser des signaux physiologiques, dont la MMG depuis l'étude de Madeleine et al. (2006). L'entropie de Shannon d'un signal  $X$  peut être calculée à partir de sa fonction de masse (sa distribution) avec l'équation suivante :

$$H(X) = - \sum_i P(X_i) \log P(X_i) \quad (6)$$

où  $P(x_i)$  correspond à la probabilité d'un état  $i$  de  $X$ . Les principales limites de l'entropie de Shannon sont sa sensibilité à la taille de l'échantillon analysé et sa faible application aux signaux physiologiques. Pour remédier à ces limites, l'entropie approximative (approximate entropy) (ApEn) a été développée. Brièvement, elle repose sur l'identification de schémas se répétant au cours du temps dans la donnée. Elle prend deux paramètres principaux en entrée,  $m$  et  $r$ , qui jouent respectivement sur la longueur des schémas et sur la tolérance autour de chaque point de mesure pour améliorer leur identification. l'ApEn d'une série temporelle est calculée par l'équation suivante (Richman et al., 2004) :

$$ApEn \approx \sum -\log \left( \frac{1 + A_i}{1 + B_i} \right) \quad (7)$$

où  $A_i$  correspond au nombre de correspondances total du modèle  $i$  avec une longueur  $m+1$  et  $B_i$  correspond au nombre de correspondances total pour le modèle  $i$  avec une longueur  $m$ . Une illustration schématique de l'ApEn est présentée en Figure 11.



**FIGURE 11** – Illustration schématique de l'ApEn. Dans cet exemple,  $m = 2$ . La tolérance pour l'acceptation des correspondances est représentée par les barres d'erreurs. Ici, il y a une correspondance du modèle (1<sup>er</sup> et 2<sup>ème</sup> point) aux 11<sup>ème</sup> et 12<sup>ème</sup> points mais également avec le point  $m + 1$ . Dans ce cas,  $A$  et  $B$  sont incrémentés de 1. Graphique issu de l'étude de [Richman et al. \(2004\)](#)

Si les grandeurs  $A$  et  $B$  sont identiques, c'est à dire si l'ajout d'un point supplémentaire ( $m + 1$ ) entraîne le même nombre de correspondances que pour une longueur de modèle  $m$ , alors le signal est ordonné et l'ApEn sera nulle car  $A/B = 1$  et  $-\log(1) = 0$ . À l'inverse, si l'ajout d'un point supplémentaire ( $m + 1$ ) entraîne un nombre de correspondance plus faible qu'avec une longueur de modèle  $m$ , alors le signal présente du désordre et l'ApEn  $> 0$  car  $0 < A/B < 1$  et  $-\log(A/B) > 0$ . Bien qu'il soit conseillé de paramétrer  $m$  et  $r$  en fonction de la donnée analysée ([Richman et al., 2004](#)), la majorité des études utilisent des valeurs de  $m = 2$  et  $r = 0,2$ . L'avantage principal de l'entropie approximative par rapport à l'entropie de Shannon est l'analyse des schémas qui rend cette métrique significativement moins sensible à la taille de l'échantillon. De plus, l'ajout d'une tolérance autour de chaque valeur permet une meilleure estimation de l'entropie des signaux, notamment physiologiques. Bien que plus robuste et performante par rapport à l'entropie de Shannon, l'ApEn reste tout de même sensible à la taille d'échantillon mais également aux effets de bords, rendant son application aux signaux de courte durée limitée. De plus, s'il n'y a aucune correspondance d'aucun modèle  $i$  de longueur  $m$ , l'ApEn sera nulle (signifiant un signal déterministe) alors que le signal est en réalité totalement aléatoire. Ce résultat est contradictoire et empêche l'utilisation de l'ApEn aux signaux très bruités ([Richman et al., 2004](#)).



Pour palier à ces limites, [Richman and Moorman \(2000\)](#) ont développé l'entropie d'échantillon (sample entropy) (SampEn), qui repose sur les mêmes concepts. La SampEn d'une série temporelle est calculée par l'équation suivante ([Richman et al., 2004](#)) :

$$SampEn = \log \left( \frac{\sum A_i}{\sum B_i} \right) = -\log(A/B) \quad (8)$$

Les différences avec l'ApEn sont i) la comparaison de chaque modèle  $i$  avec le reste de la donnée comprend sa propre comparaison, ce qui permet d'éviter toute probabilité égale à zéro et donc un résultat contradictoire en présence de signaux totalement aléatoires et ii), la somme des correspondance s'effectue par niveau  $i$  contrairement à l'ApEn. Ces modifications rendent la SampEn plus robuste à la taille d'échantillon mais également aux signaux très bruités. La limite principale de l'ApEn et de la SampEn et qu'elles utilisent des comparaisons logiques pour faire correspondre les modèles, n'ayant pour valeurs possibles que 0 ou 1. En réalité, la détermination des correspondances de différents modèles dans la donnée est plus complexe et vague que deux valeurs discrètes.

Pour répondre à cette limite, l'entropie floue (fuzzy entropy) (FuzzEn) a été introduite sur le concept des *ensembles flous*. Brièvement, au lieu de contraindre la correspondance entre un modèle  $i$  et le reste de la donnée à 0 ou 1 (0 étant la non-correspondance et 1 la correspondance), on utilise une fonction exponentielle permettant d'obtenir une valeur "continue" entre 0 et 1, correspondant à la distance du modèle par rapport au reste de la donnée ([Azami et al., 2019](#)). Cette approche de l'entropie est plus adaptée aux signaux physiologiques, notamment à l'EMG et la MMG, où l'utilisation de la FuzzEn a des applications majeures, notamment pour la détection de la fatigue musculaire comme nous allons le voir dans la section [1.2.6](#).

Comme dit précédemment au début de cette section sur les méthodes d'analyses non-linéaires, l'entropie du signal MMG est liée au nombre d'UM active ([Torres et al., 2007](#)). En effet, l'augmentation du nombre de fibres musculaires recrutées avec l'intensité entraîne l'augmentation de la complexité du signal et donc de son entropie. L'entropie et l'amplitude RMS sont donc des paramètres fortement corrélés. Cependant, il a été rapporté dans l'étude de [Torres et al. \(2007\)](#) que

l'entropie était plus robuste que la RMS pour prédire l'intensité d'effort d'une contraction, notamment par sa robustesse aux battements cardiaques.

[Madeleine et al. \(2006\)](#) ont utilisé l'entropie de Shannon pour étudier l'homogénéité de propagation du signal MMG obtenu avec une matrice d'accéléromètres à différentes intensités d'effort. Une entropie élevée signifiait que le signal MMG était uniformément reparté entre les accéléromètres, et à l'inverse, une entropie faible signifiait que le signal était hétérogènement reparté entre les capteurs. Ils ont montré que l'entropie du signal MMG était proche de son maximum, mais qu'elle diminuait avec l'augmentation de l'intensité d'effort. Pour les auteurs, ce résultat est expliqué par i) la sommation non-linéaire des vibrations des UM qui entraîne une augmentation du tétanos musculaire, et ii) par la localisation spatiale des UM qui influe sur la distribution du signal MMG à la surface du muscle. Bien que ces résultats soient aux premiers abords contradictoires avec ceux de [Torres et al. \(2007\)](#), l'entropie a une signification très différente dans les deux études. Dans l'étude de [Torres et al. \(2007\)](#), l'entropie est utilisée pour mesurer la complexité du signal MMG alors qu'elle quantifie l'uniformité de propagation du signal à la surface du muscle dans l'étude de [Madeleine et al. \(2006\)](#).

### **L'entropie dans le domaine fréquentiel**

Le concept d'entropie peut également être utilisé dans le domaine fréquentiel pour mesurer le chaos d'une PSD, on parle d'entropie spectrale. Bien qu'elle n'ait pas été utilisée dans le cadre de la MMG pour l'instant, l'entropie spectrale a été utilisée dans le cadre de l'EEG ([Inouye et al., 1991](#)). Elle pourrait servir à détecter la fatigue musculaire, étant donné que l'entropie s'est avérée être un paramètre plus sensible à l'apparition de la fatigue musculaire que la MPF ou la MDF du signal MMG ([Jiang et al., 2019](#)). Elle pourrait également être appliquée au filtrage du signal MMG accélérométrique, en permettant de différencier les spectres de signaux MMG typiques de ceux des artefacts du mouvement.

Dans cette section, nous avons vu qu'il est possible d'extraire plusieurs paramètres du signal MMG. Ces derniers rendent compte des différentes stratégies d'activation des UM et présentent chacun des avantages et inconvénients. Dans la section suivante, nous allons voir comment ces différents paramètres du signal

MMG permettent de quantifier les variations d'effort et de détecter l'apparition de la fatigue musculaire.

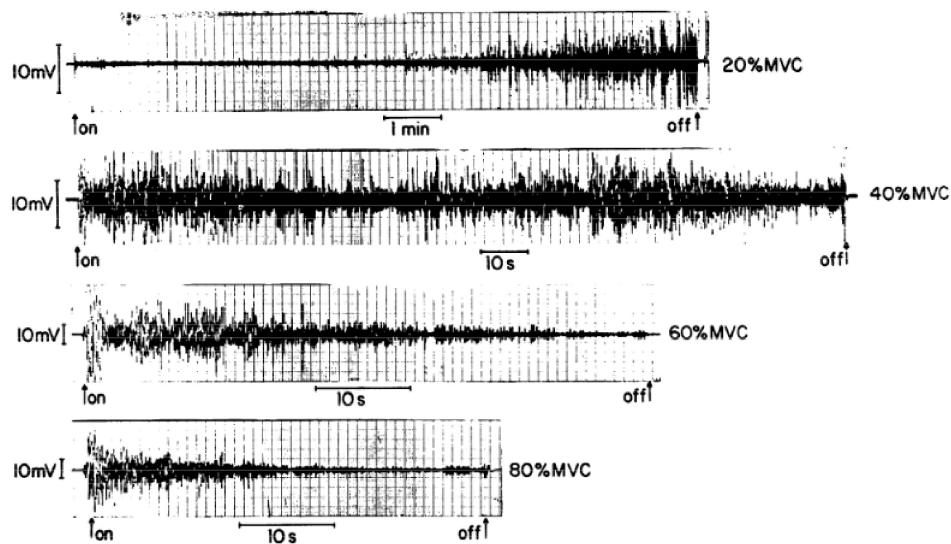
### 1.2.5 La MMG pour l'étude des variations d'effort

Un grand nombre d'études a été mené sur les réponses du signal MMG en fonction de l'intensité de la contraction. Dans leur revue de la littérature, [Talib et al. \(2018\)](#) ont montré que l'amplitude RMS du signal MMG du biceps brachial augmentait linéairement avec l'intensité de l'effort jusqu'à 80% de la force maximale volontaire (FMV) et plafonnait ou diminuait jusqu'à 100% de la FMV en condition isométrique. Ils ont également montré que le contenu fréquentiel diminuait progressivement avec l'intensité d'effort jusqu'à 100% de la FMV lors de contractions isométriques par palier. L'augmentation de l'amplitude RMS avec l'intensité de l'effort jusqu'à environ 80% de la FMV est due à l'augmentation du nombre d'UM recrutées. Cependant, le plateau ou la baisse du RMS entre 80 et 100% serait dû à deux phénomènes : i) l'augmentation de la fréquence de décharges des UM, qui a pour effet d'augmenter la fusion de leur secousses et donc de diminuer l'amplitude du signal et ii) l'augmentation de la raideur musculaire, qui a pour effet de diminuer l'élasticité musculaire et donc de diminuer l'amplitude du signal ainsi que son contenu fréquentiel ([Talib et al., 2018](#)).

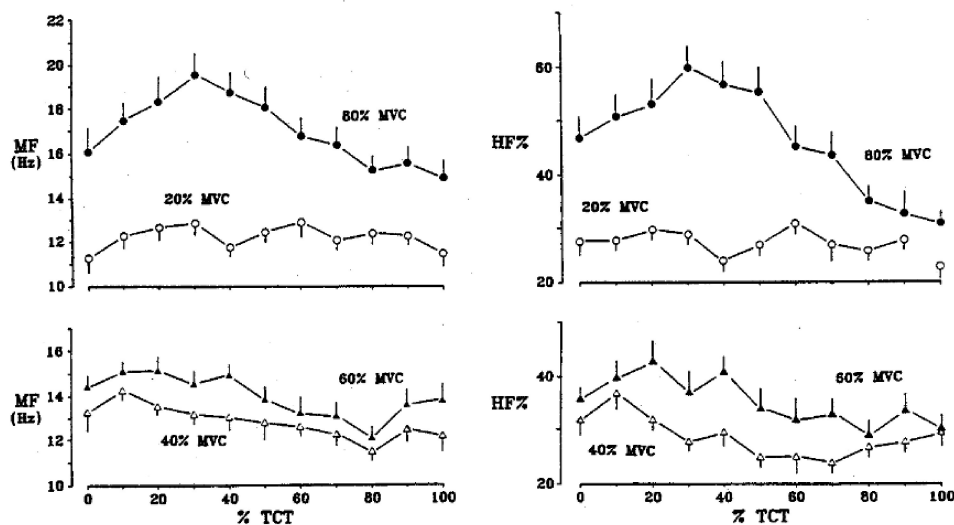
En revanche, lors de contractions isométriques en rampe de 5 à 90-95% de la FMV, plusieurs chercheurs ont observé une augmentation du contenu fréquentiel de la MMG du quadriceps et du biceps brachial en fonction de l'intensité de l'effort ([Ryan et al., 2008](#); [Qi et al., 2011](#)). Ce résultat correspondrait à l'augmentation de la fréquence de décharge des UM actives avec l'intensité d'effort. Selon les auteurs, ces différences de réponses MMG entre les deux modes de contractions s'expliqueraient par des différences de stratégies de contrôle des UM ([Ryan et al., 2008](#)). Selon [De Luca et al. \(1982\)](#) "les fréquences de décharge des UM générées lors de contractions isométriques augmentant linéairement différeront de celles générées lors de contractions isométriques augmentant par pallier". Bien que ce phénomène ne soit toujours pas bien compris, il semblerait que la variation de force lors d'une contraction joue un rôle dans la stratégie de contrôle des UM actives.

### 1.2.6 La MMG et apparition de la fatigue musculaire

Comme l'ont montré [Orizio et al. \(1989\)](#), la fatigue musculaire induit des variations en fonction du temps du signal MMG. Ces variations sont visibles dans le domaine temporel et fréquentiel. Dans un premier temps, le schéma de variation dépend du niveau d'intensité de l'effort. En effet, les auteurs ont montré que lors de contractions isométriques du biceps brachial à 20% de la FMV, l'amplitude du signal MMG augmente progressivement jusqu'à épuisement mais son contenu fréquentiel reste stable. À 40% de FMV, l'amplitude MMG reste stable avec une compression du contenu fréquentiel vers les basses fréquences. À 60 et 80% de FMV, l'amplitude MMG et le contenu fréquentiel diminuent progressivement jusqu'à épuisement (voir Figures 12, et 13).



**FIGURE 12** – Signaux MMG d'un sujet représentatif lors de contractions isométriques du biceps brachial maintenues jusqu'à épuisement entre 20 et 80% de la FMV. Remarquez l'augmentation d'amplitude à 20% de la FMV, et la diminution marquante à 60% et 80% de la FMV. Figure issue de l'étude de [Orizio et al. \(1989\)](#)



**FIGURE 13** – Variations en fonction du temps des valeurs moyennes de la fréquence moyenne et de %HF du signal MMG acquis lors de contractions isométriques du biceps brachial à différentes intensités maintenues jusqu'à épuisement. Le comportement des paramètres spectraux correspond bien aux changements de stratégie d'activation des UM lors de la contraction. Figure issue de l'étude de [Orizio \(1993\)](#)

Les auteurs en ont conclu que ces différentes variations rendent compte des stratégies d'activation des UM. À des intensités faibles à modérées, l'augmentation de l'amplitude MMG correspond au recrutement progressif d'UM plus rapides. À des intensités élevées, la baisse d'amplitude et de fréquence MMG correspond au i) dé-recrutement progressif des UM rapides, ii) une augmentation de la pression intramusculaire et iii) une baisse globale de la fréquence de décharge des UM ([Orizio, 1993](#)). [Zhang et al. \(2016\)](#) ont mené une expérience sur le muscle fléchisseur radial du carpe en situation isométrique à 60% de la FMV où les sujets devaient maintenir cet effort jusqu'à épuisement. Les auteurs ont observé une baisse du contenu fréquentiel de la MMG au cours du temps, où la bande de fréquence entre 15 et 62 Hz était majoritairement responsable du décalage vers les basses fréquences. Cette bande de fréquence correspond au contenu HF introduit par [Orizio \(1993\)](#) qui permet de caractériser l'activité des UM rapides. Ce résultat prouve qu'il y a eu un dé-recrutement des UM rapides au cours du temps à cette intensité d'effort. De plus dans cette même étude, les auteurs ont déterminé que la bande de fréquence entre 32 et 54 Hz était la plus sensible à la fatigue musculaire.

Lors de contractions maximales isocinétiques du biceps brachial répétées jusqu'à épuisement, Beck et collaborateurs ont montré une réduction du couple de 70% entre le début et la fin de l'expérience ( $R^2 = 0.99$ ) qui était accompagnée d'une baisse linéaire de l'amplitude RMS ( $R^2 = 0.77$ ) et de la MPF ( $R^2 = 0.24$ ) du signal MMG (Beck et al., 2004a). Les auteurs ont confirmé que les baisses progressives du RMS et de la MPF étaient principalement dues au dé-recrutement des UM rapides. Ils ont également émis l'hypothèse que la baisse de l'élasticité musculaire induite lors d'efforts statiques ou dynamiques prolongés aurait pu altérer les oscillations des fibres musculaires actives (Beck et al., 2004a).

Deuxièmement, le schéma de variation de la MMG en fonction du temps dépend de la vitesse de contraction. En effet, lors de contractions isocinétiques maximales du quadriceps à plusieurs vitesses ( $60^\circ \cdot s^{-1}$ ,  $180^\circ \cdot s^{-1}$  et  $300^\circ \cdot s^{-1}$ ), (Perry-Rana et al., 2002) ont montré une baisse plus raide de l'amplitude RMS du signal MMG en fonction des répétitions avec l'augmentation de la vitesse de contraction. Il a été montré que l'augmentation de la vitesse de contraction entraîne une augmentation du recrutement des UM plus rapides et/ou l'augmentation globale de leur fréquence de décharge (Cramer et al., 2000). Cela signifie que lors de contractions isocinétiques à grande vitesse ( $300^\circ \cdot s^{-1}$ ), la part d'UM rapides recrutée est importante. la baisse plus raide de l'amplitude MMG à grandes vitesses, s'explique donc par le dé-recrutement progressif des UM rapides au fur et à mesure des répétitions.

Troisièmement, le schéma de variation de la MMG en fonction du temps dépend du muscle étudié et de sa composition en fibres musculaires. Dans l'étude de Perry-Rana et al. (2002) sur le quadriceps en situation isocinétique, les auteurs ont montré que le muscle droit fémoral avait la baisse d'activité MMG la plus importante par rapport au vaste interne et au vaste externe en fonction du nombre de répétitions. Les auteurs ont expliqué ce résultat par la plus grande proportion de fibres de type II (rapides) dans le droit fémoral. La baisse plus raide de l'amplitude MMG pour le droit fémoral s'explique donc par un dé-recrutement plus important des UM rapides.

Récemment, plusieurs auteurs se sont intéressés à l'application de l'entropie au signal MMG pour détecter la fatigue musculaire. Dans leur étude, Jiang et al. (2019) ont étudié l'activité MMG du trapèze supérieur. Les auteurs ont montré que

pendant une contraction isométrique à 50% de la FMV maintenue jusqu'à épuisement l'entropie de la MMG diminuait significativement en fonction du temps. Les auteurs ont également observé une baisse de la MPF et de la MDF, mais avec des  $R^2$  plus faibles par rapport aux métriques d'entropie utilisées. La baisse d'entropie du signal MMG avec l'apparition de la fatigue va dans le sens d'un dé-recrutement des UM rapides. En effet, le signal MMG étant chaotique par nature (Xie et al., 2010a; Lozano-García et al., 2018), son énergie et sa complexité diminuent lorsqu'il y a un dé-recrutement des UM actives. Selon ces résultats, l'entropie serait un paramètre plus sensible à la fatigue car elle s'adapterait à la nature non-linéaire et non-stationnaire du signal MMG, comparé aux méthodes de Fourier traditionnelles utilisées pour calculer la MPF et la MDF.

### 1.3 Synthèse générale

Dans cette revue de la littérature, nous avons vu que la prévention des TMS constitue un enjeu de santé publique majeur. Les stratégies de prévention des TMS reposent principalement sur l'évaluation des facteurs de risques biomécaniques, qui représentent la cause principale d'apparition des TMS. Nous avons vu qu'il existe plusieurs méthodes d'évaluations des risques biomécaniques, basées sur l'analyse des postures. Cependant ces méthodes ne donnent pas d'informations sur la fatigue musculaire, qui est un facteur de risque important dans l'apparition des TMS. Il est possible de détecter la fatigue musculaire avec l'EMG, qui est aujourd'hui la méthode de référence de mesure de l'activité musculaire. Cependant, cette dernière est difficile à mettre en place et est inadaptée aux conditions de terrain. Ces limites techniques font que l'activité musculaire est une ressource très peu utilisée sur le terrain, malgré son application dans la prévention des TMS. Il existe une alternative à l'EMG, la MMG, qui mesure les vibrations des fibres musculaires actives. Elle présente plusieurs avantages techniques sur l'EMG, la rendant plus facile à mettre en place sur le terrain.

Nous avons montré qu'il est possible d'acquérir le signal MMG avec différents capteurs, dont les accéléromètres, qui sont la méthode de référence de la mesure MMG. Nous avons vu que la MMG est sensible à plusieurs facteurs, comme le mouvement, qui représente la limite principale dans l'application de la MMG sur le terrain. Enfin, nous avons vu comment des techniques de traitement du signal permettent de convertir le signal accélérométrique en signal MMG pour en extraire des paramètres qui rendent compte des variations d'efforts et qui permettent de détecter la fatigue musculaire. Il reste néanmoins de nombreux enjeux à répondre avant de pouvoir utiliser la MMG sur le terrain. C'est dans ce contexte socio-économique et scientifique que ces travaux de thèse CIFRE s'inscrivent.



# Chapitre 2

## Objectifs de la thèse

Nous avons vu que les accéléromètres sont la mesure de référence de l'activité MMG. De nombreuses références d'accéléromètres MMG ont été utilisés dans la littérature, ayant des caractéristiques de sensibilité et de masse différentes. Or, nous avons vu que ces paramètres, notamment la masse, influence la mesure MMG. De ce fait le premier objectif de ces travaux était de valider une nouvelle mesure MMG accélérométrique en répliquant un protocole expérimental en condition isométrique, qui est la condition la plus simple et la plus étudiée dans la littérature.

Dans notre revue de la littérature MMG, nous avons vu que l'étude des tâches dynamiques fonctionnelles était très limitée, malgré un enjeu d'application important. La principale cause de ce manque dans la littérature est due à la sensibilité de la MMG aux artefacts du mouvement. Afin de limiter l'impact des artefacts du mouvement sur le signal MMG acquis en situation dynamique, les études précédemment menées dans la littérature ont majoritairement été réalisées lors de protocoles isocinétiques de flexion et d'extension des articulations du coude et du genou. Ces mouvements mono-articulaires et guidés ont permis de caractériser la MMG lors de situations dynamiques contrôlées mais sont très éloignées des mouvements fonctionnels réalisés au quotidien, notamment dans le milieu professionnel. De plus il n'existe à ce jour aucune étude ayant analysé la relation entre le signal MMG et l'augmentation de l'intensité d'effort lors de tâches fonctionnelles comme le soulevé de charge. De telles études permettraient d'améliorer notre compréhension de l'activité MMG dans ces conditions. Dans ce contexte, le deuxième objectif

de ces travaux était d'étudier la MMG et l'EMG lors d'un soulevé de charge à différentes intensité d'effort. Afin de limiter l'impact des artefacts du mouvement, la tâche a été réalisée à vitesse lente et constante, sans chocs. Cette approche constitue une première étape vers l'analyse de situations dynamiques plus complexes.

Contrôler le mouvement pour étudier la MMG lors de conditions dynamiques est insuffisant et ne permet pas d'appliquer la MMG lors de situations écologiques, où les activités réalisées sont variées. Afin de répondre à cette problématique, plusieurs auteurs ont développé des méthodes de filtrage des artefacts du mouvement basées sur l'EMD qui ont montré une plus grande efficacité que la méthode de référence dans la littérature. Cependant, ces méthodes ont été testées lors de situations contrôlées (isométriques et isocinétiques) sans chocs. De plus, elles se basent sur des méthodes de recomposition du signal "indirectes" qui ne sont valables que dans les conditions testées. Le troisième objectif de nos travaux était de proposer et de tester l'efficacité d'une nouvelle méthode de filtrage basée sur la CEEMDAN pour décomposer le signal accélérométrique et une méthode de recomposition directe du signal MMG basée sur l'entropie. Cette étude a été menée lors de manutentions de charges avec impacts.

Enfin, nous avons vu que la fatigue musculaire joue un rôle majeur dans l'apparition des TMS. La MMG pourrait être un candidat sérieux pour détecter l'apparition de la fatigue musculaire sur le terrain car elle a montré une sensibilité à l'apparition de la fatigue en situations contrôlées. L'objectif final de cette thèse était de tester si la MMG permettrait de détecter la fatigue musculaire lors de tâches dynamiques fonctionnelles comme la manutention de charge. En plus des méthodes classiques d'extraction de paramètres, les métriques d'entropies temporelles et spectrales ont été utilisées afin de comparer leur sensibilité à l'apparition de la fatigue musculaire. L'EMG a également été utilisée en combinaison avec la MMG afin d'avoir une référence.

# Chapitre 3

## Validation d'une nouvelle mesure MMG accélérométrique en situation isométrique

### 3.1 Introduction

Bien que de nombreuses études aient été menées sur la MMG en situation isométrique (notamment en comparaison avec l'EMG) il était important de vérifier la validité d'une nouvelle mesure MMG accélérométrique. À la différence des précédents accéléromètres utilisés dans la littérature, où l'accéléromètre était directement fixé sur la peau, l'accéléromètre utilisé dans cette étude est intégré et fixé dans un boîtier avec d'autres composants électroniques, comme une centrale inertielle, la batterie etc. pour une masse totale de 16 grammes. Les différentes spécifications du capteur sont présentées dans le Tableau 2.

TABLEAU 2 – Spécifications techniques du capteur MMG.

Type	accéléromètre triaxial capacitif avec sortie digital
Masse	16 grammes
Fréquence de résonance	2,4 kHz
Pleine échelle	$\pm 2$ g
Non linéarité	0,1% de pleine échelle
Facteur d'échelle	3,9 $\mu$ g / LSB (less significant bit)
Échelle dynamique	98 dB

Plusieurs études ont montré un impact significatif de la masse du capteur sur la mesure MMG (Santos et al., 2021; Ahn et al., 2016) et ont recommandé que la masse du capteur ne doit pas excéder 13 grammes (Ahn et al., 2016). En prenant en compte tous ces éléments, une vérification de la validité de cette nouvelle mesure MMG accélérométrique était requise. Dans le but de pouvoir comparer nos résultats avec la littérature, nous avons choisi d'étudier le signal MMG lors d'un protocole à contractions isométriques par palier sous-maximaux. Ce type de protocole est le plus simple à mettre en place et également le plus documenté dans la littérature. Cette étude a fait l'objet d'une publication scientifique (Correa et al., 2023) en septembre 2023 dans le journal *Sensors*.

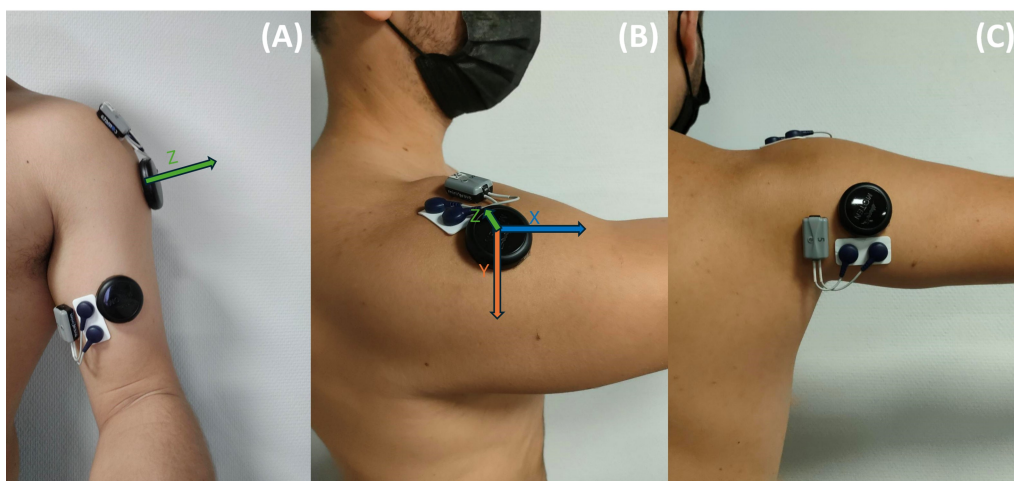
## 3.2 Matériel et Méthode

### 3.2.1 Participants

Seuls des sujets de sexe masculin ont été sélectionnés pour cette étude pour ne pas induire de différence de mesure liée au sexe (Evetovich et al., 1998b). Les participants ne devaient pas avoir souffert de TMS dans les 6 mois précédant l'étude. Vingt-deux hommes actifs (âge :  $25,5 \pm 5,3$  ans; taille :  $1,79 \pm 0,07$  m; poids :  $75,7 \pm 11,9$  kg), tous droitiers, ont participé à cette étude. Les participants ont fourni leur consentement éclairé par écrit avant de participer à cette expérience. Cette étude a été approuvée par le Comité d'éthique de la recherche académique (Université Paris-Saclay, 2021-287).

### 3.2.2 Capteurs

Le signal EMG a été enregistré à l'aide de capteurs (Miniwave, Cometa, Italie) échantillonnés à 2000 Hz et positionnés selon les recommandations du SENIAM (Hermens et al., 2000). Avant le placement des capteurs EMG, la peau a été rasée et désinfectée avec des lingettes imbibées d'alcool à 70%. Le signal MMG a été enregistré à l'aide de capteurs accélérométriques (Moten Technologies, Puteaux, France) à 1000 Hz (voir Tableau 2 pour les spécifications techniques). Chaque capteur a été placé sur le ventre du muscle selon les recommandations de la littérature (Ibitoye et al., 2014b; Cescon et al., 2004). Un capteur de force a été utilisé pour mesurer la force externe au niveau du poignet avec une fréquence d'échantillonnage de 2000 Hz (2715-ISO, Sensy, Jumet, Belgique). Les capteurs ont été placés uniquement sur le bras dominant de chaque participant (voir Figure 14 pour l'emplacement des capteurs EMG et MMG). Pour l'EMG, les électrodes ont été positionnées dans le sens longitudinal par rapport aux fibres musculaires. Pour la MMG, étant donné que le capteur était un accéléromètre tri-axial, le sens de positionnement de celui-ci n'avait pas d'effet.

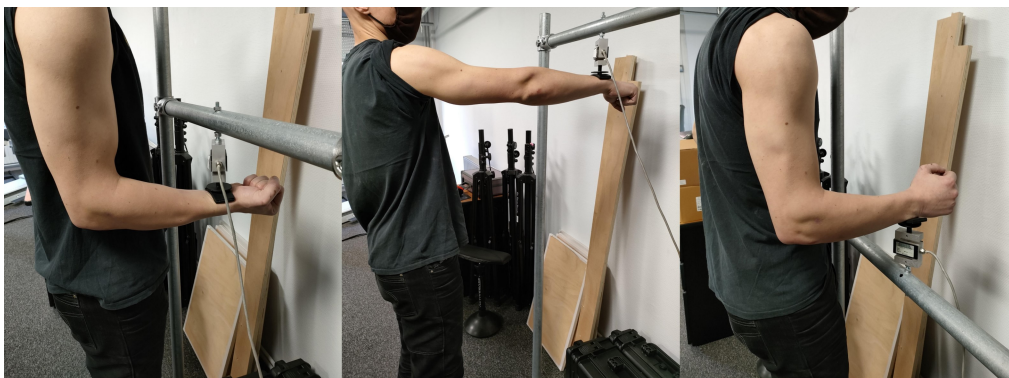


**FIGURE 14** – Emplacement des capteurs EMG et MMG et visualisation des trois axes de l'accéléromètre pour la portion longue du Biceps Brachii (A), du Deltoïde latéral (B) et de la tête longue du Triceps Brachii (C).

### 3.2.3 Protocole expérimental

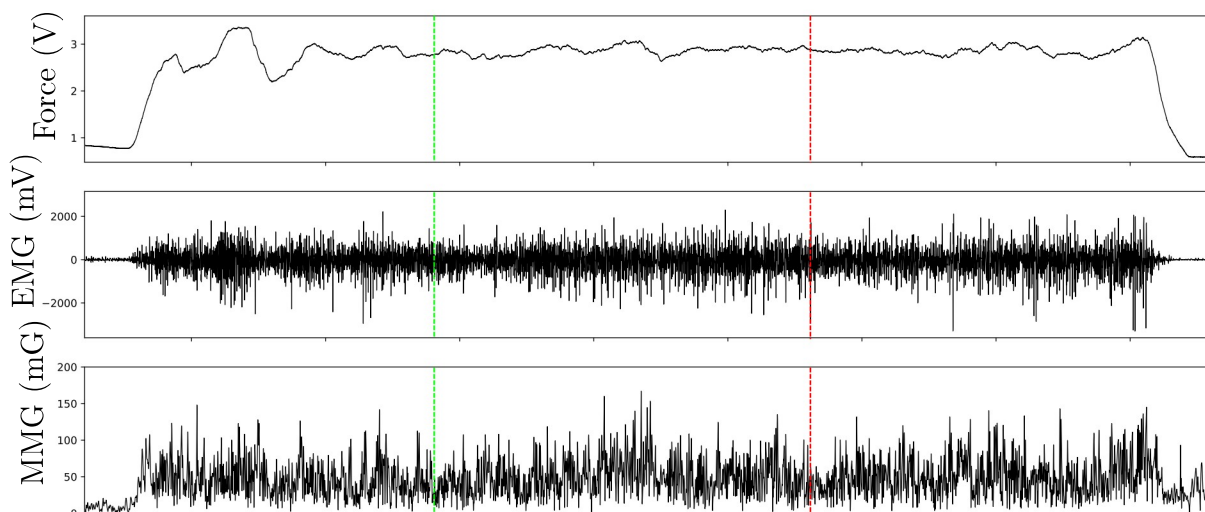
Le protocole comprenait deux parties : (i) la mesure de la FMV des muscles biceps brachial (BB), triceps brachial (TRI) et deltoïde latéral (DEL), et (ii) les contractions sous-maximales à 25%, 50% et 75% de la FMV pour chaque muscle.

Pour les mesures de FMV, les participants devaient effectuer trois contractions maximales de 3 secondes sur le capteur de force fixé à une structure métallique réglable. Les essais étaient séparés par des périodes de repos de deux minutes. Pour le muscle BB et le muscle TRI, le participant avait le coude fléchi à 90° contre le corps et le capteur de force était placé sur le poignet. Le capteur de force était orienté vers le bas pour le BB et vers le haut pour le TRI. Pour le muscle DEL, le bras était tendu vers l'avant parallèlement au sol avec le capteur de force sur le dessus du poignet orienté vers le bas (voir Figure 15).



**FIGURE 15** – Position anatomique pour les tests de MVC du Biceps Brachii (A), du Deltoïde latéral (B) et du Triceps Brachii (C).

Pour chaque muscle, la valeur de FMV a été définie comme la valeur la plus élevée obtenue parmi les trois essais (Ebersole et al., 1999). Le participant devait ensuite maintenir des contractions sous-maximales à 25, 50 et 75% de la FMV pendant 15 secondes, grâce à une rétroaction visuelle du niveau de force affiché sur un écran. Chaque contraction sous-maximale était répétée trois fois, avec une période de repos d'une minute et trente secondes. Si la force moyenne obtenue lors de la portion médiane du palier de contraction (33 - 66%) ne se situait pas à  $\pm 5\%$  du niveau requis, l'essai n'était pas validé et était recommencé.



**FIGURE 16** – Illustration de la segmentation des données de force (supérieur) EMG (milieu) et MMG (inférieur) pour le biceps brachii. Le signal MMG affiché correspond à la norme des 3 composantes de l'accéléromètre et n'a été utilisé qu'à des fins de visualisation.

### 3.2.4 Traitement du signal

Les signaux EMG et de force ont été recueillis via le logiciel QTM (Qualisys, Göteborg, Suède), permettant leur synchronisation. Le signal MMG a été acquis à l'aide d'un autre logiciel (Moten Technologies, Puteaux, France) et synchronisé avec les données EMG et de force par horodatage à partir de l'Epoch. Les signaux EMG et MMG ont été filtrés par un filtre Butterworth passe-bande d'ordre 4 entre 20 et 500 Hz (De Luca et al., 2010) et entre 5 et 100 Hz (Ibitoye et al., 2014b) respectivement. Chaque essai a été segmenté pour ne sélectionner que le tiers médian (33 - 66%) du temps de contraction selon des études précédentes (Ebersole et al., 1999; Evetovich et al., 2003; Beck et al., 2006, 2004b) (voir Figure 16).

L'amplitude des signaux EMG et MMG a été calculée en prenant la RMS de la portion segmentée. Les valeurs RMS des signaux EMG et MMG pour chaque

muscle ont été normalisées à partir des valeurs RMS moyennes obtenues lors des trois essais de FMV (Coburn et al., 2004). Les variables étudiées sont désignées par  $RMS_{EMG}$  et  $RMS_{MMG}$ . Pour estimer le contenu fréquentiel du signal, une FFT a été effectuée sur les données segmentées et la MPF était calculée. Les variables étudiées sont désignées par  $MPF_{EMG}$  et  $MPF_{MMG}$ . Malgré la non-stationnarité des signaux EMG et MMG lors des contractions isométriques et dynamiques, il a été démontré que les méthodes basées sur la transformée de Fourier étaient acceptables lors d'actions statiques ou à vitesse modérée pour estimer leur contenu fréquentiel (Beck et al., 2005b).

$RMS_{MMG}$  et  $MPF_{MMG}$  ont été calculés selon les équations 9 et 10 respectivement (Krueger et al., 2013) :

$$RMS_{MMG} = \sqrt{RMS_X^2 + RMS_Y^2 + RMS_Z^2} \quad (9)$$

$$MPF_{MMG} = \sqrt{MPF_X^2 + MPF_Y^2 + MPF_Z^2} \quad (10)$$

où X, Y et Z représentent les 3 axes de l'accéléromètre.

### 3.2.5 Analyse statistique

Un test de répétabilité des valeurs absolues de  $RMS_{EMG}$  et  $RMS_{MMG}$  entre les intensités sous maximales et les muscles ont été réalisés en se basant sur les coefficients de corrélation intraclasse (intraclass correlation coefficient) (ICC) (3, k) sur les trois essais pour chaque muscle, selon les recommandations méthodologiques (Shrout and Fleiss, 1979). Étant donnée que seuls les essais sous maximaux dont la valeur moyenne de la force pendant le tiers médian de la contraction était au maximum à  $\pm 5\%$  du niveau requis, il n'a pas été nécessaire d'effectuer une analyse de la répétabilité des valeurs de force. Des analyses de la variance (analyses of variance) (ANOVA) à mesures répétées à deux facteurs ont été réalisées pour étudier les effets combinés des muscles (BB/TRI/DEL) et des intensités (25/50/75/100% de la FMV) sur  $RMS_{EMG}$ ,  $RMS_{MMG}$ ,  $MPF_{EMG}$  et  $MPF_{MMG}$  indépendamment.



### 3.3 Résultats

Les résultats ont été divisés en deux parties principales, i) l'analyse temporelle, basée sur l'amplitude RMS des signaux EMG et MMG et les niveaux de forces moyens en fonction des paliers de contractions isométriques et ii) l'analyse fréquentielle, basée sur la MPF des signaux EMG et MMG.

#### 3.3.1 Analyse temporelle

L'analyse temporelle a permis de vérifier les trois hypothèses suivantes i) les données EMG et MMG sont répétables, quel que soit le niveau d'intensité d'effort ; ii) la force moyenne entre chaque palier de contraction est significativement différente ; iii) les amplitudes RMS EMG et MMG varient significativement entre chaque niveau d'intensité.

#### Répétabilité des données EMG et MMG

Les valeurs d'ICC des amplitude RMS absolues EMG et MMG ainsi que leur intervalle de confiance à 95% inférieurs et supérieurs, étaient systématiquement supérieurs à 0,9 (voir Tableau 3). Il n'y avait pas d'effet significatif du niveau d'intensité sur les scores d'ICC.

**TABLEAU 3** – Scores ICC isométriques pour chaque capteur, muscle et niveau d'intensité. Les ICC sont affichés avec le score - intervalle de confiance à 95% inférieur.

Capteur	Muscle	Intensité (% FMV)		
		25%	50%	75%
EMG	BB	0,96 - 0,93	0,97 - 0,94	0,99 - 0,98
	TRI	0,98 - 0,97	0,99 - 0,98	0,99 - 0,99
	DEL	0,99 - 0,98	0,99 - 0,98	0,99 - 0,98
MMG	BB	0,97 - 0,94	0,96 - 0,93	0,97 - 0,95
	TRI	0,95 - 0,90	0,97 - 0,94	0,95 - 0,91
	DEL	0,98 - 0,97	0,98 - 0,96	0,97 - 0,94

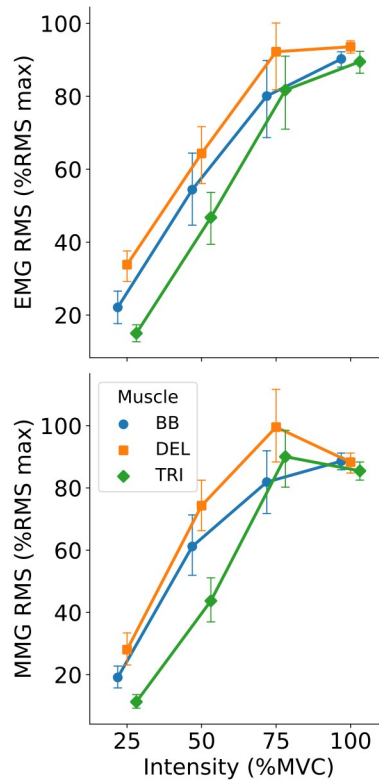
### Force vs intensité d'effort

L'ANOVA à mesures répétées à deux facteurs a révélé un effet significatif du niveau d'intensité sur les données de force normalisées ( $F(3, 63) = 1855, p < 0,001, \eta^2=0,98$ ). L'analyse post-hoc a montré que tous les niveaux de force étaient significativement différents les uns des autres ( $p < 0,001$ ).

### EMG et MMG vs intensité d'effort

L'ANOVA à mesures répétées sur  $RMS_{EMG}$  a révélée un effet significatif du facteur muscle ( $F(2, 42) = 7.65, p < 0.001, \eta^2 = 0.03$ ), intensité ( $F(3, 63) = 270, p < 0.001, \eta^2 = 0.75$ ) et de leur interaction ( $F(6, 126) = 2.29, p = 0.039, \eta^2 = 0.01$ ).

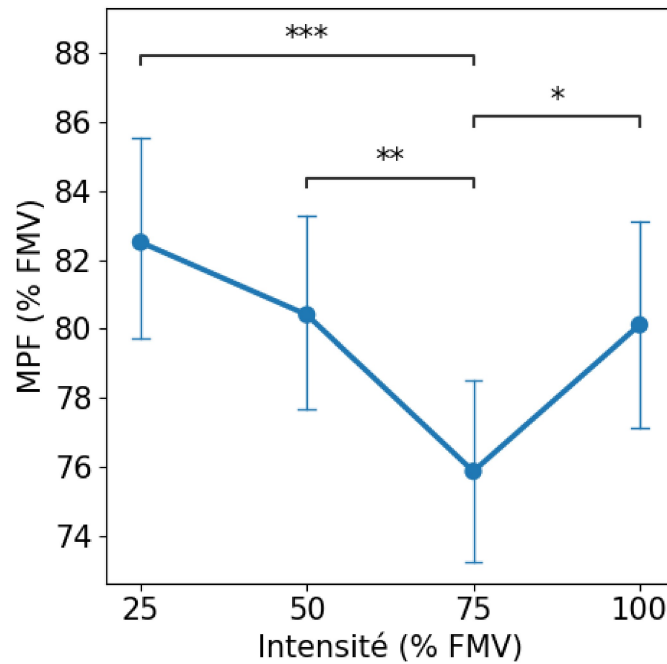
De même, l'ANOVA à mesures répétées sur  $RMS_{MMG}$  a montré un effet significatif du facteur muscle ( $F(2, 42) = 6.98, p = 0.001, \eta^2 = 0.03$ ), intensité ( $F(3, 63) = 333, p < 0.001, \eta^2 = 0.74$ ), de leur interaction ( $F(6, 126) = 7.6, p < 0.001, \eta^2 = 0.02$ ). Les comparaisons par paires ont mis en évidence que, pour tous les muscles, toutes les valeurs de  $RMS_{EMG}$  et  $RMS_{MMG}$  étaient significativement différentes les unes des autres, sauf entre 75% et 100% de la FMV (voir Figure 17).



**FIGURE 17** – Amplitudes RMS EMG (supérieur) et MMG (inférieur) normalisées en fonction de l'intensité d'effort isométrique pour chaque muscle étudié.

### 3.3.2 Analyse fréquentielle

L'ANOVA à deux facteurs sur  $MPF_{EMG}$  a révélé un effet significatif du facteur muscle ( $F(2, 42) = 4, p = 0.024, \eta^2 = 0.11$ ) et intensité ( $F(3, 63) = 9.7, p < 0.001, \eta^2 = 0.06$ ) sur  $MPF_{EMG}$ . L'analyse post-hoc, qui a été menée sur tous les muscles confondus, a révélé que  $MPF_{EMG}$  à 75% de la FMV était inférieur au MPF aux autres intensités (voir Figure 18).



**FIGURE 18** – MPF EMG moyenne (tous muscles confondus) en fonction de l'intensité d'effort.  
 \*\*\* :  $p < 0,001$ ; \*\* :  $p < 0,01$ ; \* :  $p < 0,05$

L'ANOVA sur  $MPF_{MMG}$  a révélé des effets significatifs du facteur muscle ( $F(2, 42) = 4.2, p < 0.021, \eta^2 = 0.07$ ) intensité ( $F(3, 63) = 11.3, p < 0.001, \eta^2 = 0.11$ ) et de leur interaction ( $F(6, 126) = 3,42, p = 0.003, \eta^2 = 0.04$ ). Pour le BB et le TRI, la MPF à 100% de FMV était significativement plus faible qu'à 25% et 50% de la FMV ( $p < 0,001$ ). Pour le TRI, la MPF à 25% de FMV était également plus élevée qu'à 75% de la FMV ( $p < 0,05$ ) (voir Figure 19).

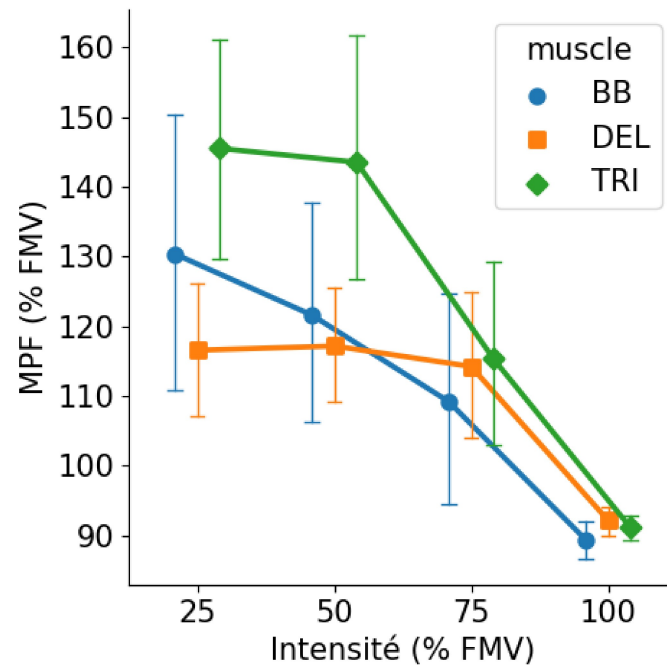


FIGURE 19 – MPF MMG en fonction de l'intensité d'effort pour chaque muscle.

## 3.4 Discussion

L'objectif de cette étude était de vérifier la validité d'une nouvelle mesure MMG accélérométrique lors de contractions isométriques à différentes intensités. Vingt-deux participants masculins ont pris part à cette étude, comprenant des contractions isométriques sous-maximales à 25%, 50% et 75% de la FMV des muscles BB, TRI et DEL. Les signaux EMG et MMG ont été recueillis uniquement sur le bras dominant.

### 3.4.1 Analyse temporelle

Dans l'ensemble, les scores de répétabilité de la MMG obtenus dans cette étude sont considérés comme excellents (Koo and Li, 2016) et étaient plus élevés que les résultats précédemment obtenus dans la littérature (Akataki et al., 1998; Herda et al., 2008). Une étude relativement récente a rapporté un score d'ICC d'amplitude RMS de 0,79 avec un microphone MMG, qui bénéficie généralement d'une

résolution du signal plus élevée qu'un accéléromètre (Meagher et al., 2020).

Les résultats sur le  $RMS_{MMG}$  obtenus dans cette étude sont en accord avec les études précédentes et l'article de revue le plus récent sur la MMG (Talib et al., 2018). Dans cette revue, il a été démontré que le  $RMS_{MMG}$  augmente avec la force jusqu'à environ 80% de la FMV et atteint un plateau ou même diminue jusqu'à 100% de la FMV en condition isométrique. Les auteurs ont suggéré qu'une augmentation du  $RMS_{MMG}$  avec la force serait due à l'augmentation du nombre d'UM actives pour la production de force. Cependant, à des intensités plus élevées (environ 80% de FMV), la totalité des UM serait recruté, expliquant un plateau d'amplitude RMS (Orizio and Gobbo, 2006). Il a également été suggéré qu'à des niveaux d'intensités élevés, l'augmentation de la rigidité musculaire, qui est une fonction des ponts de filaments d'actine et de myosine et de la fusion des secousses des UM, provoquerait une diminution de l'amplitude RMS (Talib et al., 2018). Cependant, l'hypothèse selon laquelle l'augmentation de la rigidité intramusculaire atténuerait l'amplitude MMG aurait été infirmée par (Søgaard et al., 2006) qui n'ont montré aucun impact de la variation de la rigidité musculaire sur l'amplitude MMG jusqu'à 60% de la FMV.

Un résultat similaire a été obtenu avec l'EMG, où l'amplitude RMS a augmenté jusqu'à 75% de la FMV et a atteint un plateau. Ces résultats sont également en accord avec des études et des revues précédentes (Madeleine et al., 2001; Talib et al., 2018) et confirment qu'à environ 75% de la FMV, la partie majeure des UM est recrutée. L'évolution de l'amplitude de la MMG et de l'EMG en fonction du niveau de force s'est révélée spécifique au muscle, comme l'ont montré (Ebersole et al., 1999), mais n'a représenté qu'une très faible partie de la variance totale dans notre étude ( $\eta^2 = 0,02$  et  $\eta^2 = 0,01$  pour la MMG et l'EMG, respectivement).

### 3.4.2 Analyse fréquentielle

Dans notre étude, la  $MPF_{EMG}$  a diminué entre 25% et 75% de FMV avant d'augmenter à nouveau à 100% de FMV. Ce résultat concorde avec de précédentes études en contraction isométrique par palier pour lesquelles les auteurs ont trouvé une tendance similaire à la diminution de  $MPF_{EMG}$  de 20% à 80% de la FMV (Bilodeau et al., 1991).  $MPF_{MMG}$  a diminué des basses intensités (25-50% de la

FMV) aux hautes intensités (75%-100% de la FMV). Pour l'EMG et la MMG, le MPF rend compte de la fréquence de décharge des UM. Comme la MPF a diminué avec l'augmentation de l'intensité, nous pouvons conclure que l'augmentation de la force a été modulée par l'augmentation du nombre d'UM actives et par la diminution de la fréquence globale de décharge des UM. Il est également possible que l'augmentation de la rigidité musculaire et/ou la pression intramusculaire induite par l'augmentation de l'intensité, ait pu altérer la fréquence de décharge des UM, se répercutant par un plateau ou une baisse de la  $MPF_{MMG}$  lors de contractions isométriques par palier (Beck et al., 2007).

Enfin, il est possible que la baisse de la  $MPF_{MMG}$  et  $MPF_{EMG}$  avec l'augmentation de l'intensité d'effort soit dû à l'apparition de la fatigue musculaire au cours du palier de contraction. Étant donnée que la portion du signal sélectionnée pour chaque palier correspondait aux cinq secondes médianes de la durée total du palier, il est possible que la fatigue apparaisse déjà durant cet intervalle temporel, lors d'intensité modérées à élevées (50% et 75% de FMV) (Orizio et al., 1989).

### 3.5 Conclusion

Dans cette étude, nous avons validé une nouvelle mesure MMG accélérométrique en montrant des scores de répétabilité excellents et une sensibilité aux changements d'intensité d'effort similaires à l'EMG en condition isométrique. Les résultats obtenus dans cette étude sont en accord avec ceux de la littérature.

De futures études en conditions dynamiques sont nécessaires afin d'étendre le champ de validité de cette mesure hors du laboratoire. Cette perspective fera l'objet de l'étude suivante de ces travaux de thèse.

# Chapitre 4

## Sensibilité de la MMG aux changements d'intensité d'effort lors de soulevés de charges.

### 4.1 Introduction

Aujourd'hui, mesurer l'activité musculaire dans des situations écologiques est une problématique majeure. Cela pourrait permettre une meilleure compréhension du système neuromusculaire et de ses adaptations à l'environnement par rapport aux contractions isolées en laboratoire. Cela pourrait également avoir des applications significatives : i) en sciences du sport, afin d'évaluer la charge musculaire et d'améliorer les stratégies d'optimisation des performances, la prévention des blessures et la rééducation ; ii) en ergonomie physique, où la mesure de l'activité musculaire peut aider à réduire les TMS liés au travail grâce à l'évaluation et à la re-conception de l'environnement de travail ([Gazzoni et al., 2016](#)) ; iii) dans la conception d'interfaces homme-machine, où l'enregistrement de l'activité musculaire en temps réel peut être utile pour contrôler des dispositifs d'assistance physique tels que les exosquelettes actifs, les cobots et les prothèses myoélectroniques.

Pour mesurer efficacement l'activité musculaire lors de tâches fonctionnelles et en situation écologique, la méthode utilisée doit être facile à mettre en place et à



utiliser, robuste dans tous les environnements et lors d'acquisitions prolongées. La MMG, la contrepartie mécanique de l'EMG, semble être une méthode prometteuse pour une telle application. Les accéléromètres, qui sont la méthode de référence de la MMG présentent un avantage par rapport à l'EMG car ils peuvent être utilisés de manière "2 en 1", à la fois pour mesurer l'activité musculaire (grâce au contenu haute-fréquence situé dans le bande de fréquence 5-100 Hz) et segmenter les postures ainsi que les mouvements (grâce au contenu basse-fréquence dans la bande de fréquence 0-5 Hz). Cependant, malgré un grand nombre d'études concernant les contractions isométriques et isocinétiques, peu d'études caractérisent la MMG lors d'activités fonctionnelles polyarticulaires. Dans leur étude, [Woodward et al. \(2017\)](#) ont utilisé la MMG du muscle gastrocnémien latéral lors de la marche afin de classer différentes démarches (typiques et atypiques), notamment entre un participant atteint d'une paralysie cérébrale et un participant sain. Ils ont également utilisé la MMG du gastrocnémien latéral de sujets sains afin d'améliorer l'efficacité d'un algorithme à différencier la marche de la course. La limite de cette étude et de ces résultats est qu'ils ont été obtenus à partir d'échantillons très faibles. [Yu et al. \(2020\)](#) ont utilisé l'activité MMG du quadriceps fémoral et de l'ischio-jambier afin de différencier plusieurs activités dynamiques : marcher, monter et descendre des escaliers et courir où une précision de 98,2% a été obtenue avec un modèle de Markov caché (un algorithme statistique). Enfin, [Woodward et al. \(2019\)](#) ont utilisé une IMU afin de segmenter les différentes phases d'un squat (entrée, maintien, sortie). Ils ont montré que l'activité MMG des muscles du quadriceps fémoral était différente en fonction des phases et qu'il était donc possible de l'utiliser afin de segmenter différentes phases d'un mouvement dynamique polyarticulaire comme le squat.

À notre connaissance, aucune autre étude sur la MMG n'a été effectuée lors de tâches de soulevé de charges, bien qu'elles soient omniprésentes dans le sport, le travail manuel et les activités quotidiennes. Tout d'abord, de telles recherches pourraient évaluer la validité des mesures de MMG dans ces conditions. De plus, elles pourraient fournir des informations significatives sur les synergies musculaires et les réponses neuromusculaires lors de situations fonctionnelles. Ainsi, l'objectif de cette étude est d'analyser une tâche de soulevé de charges à la fois avec la MMG et l'EMG pour explorer les applications de la MMG lors de conditions dynamiques

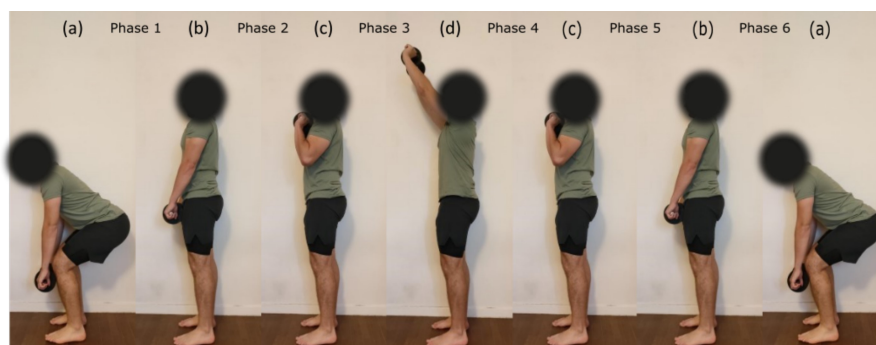
complexes.

## 4.2 Matériel et Méthode

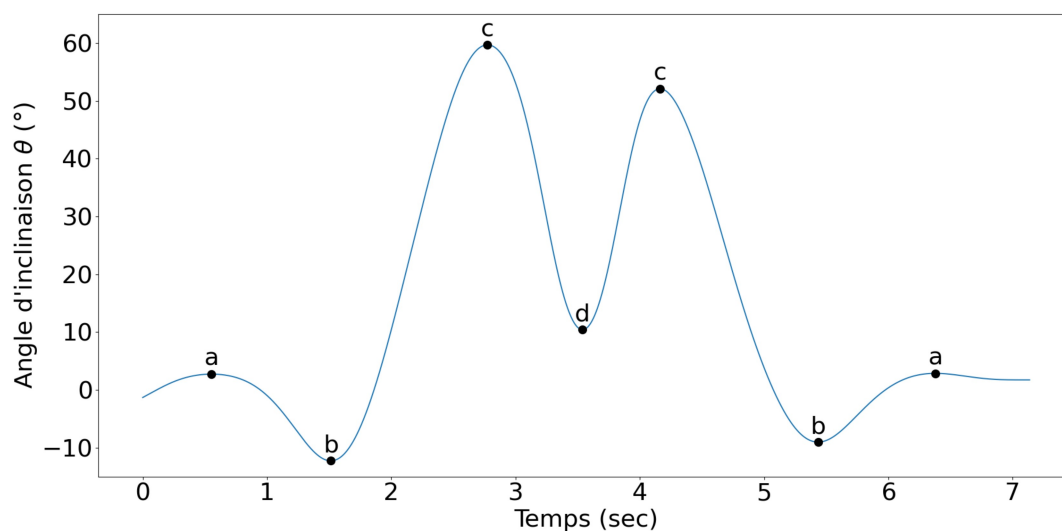
Étant donné que cette étude et la précédente faisaient partie de la même campagne d'expérimentation, les participants ainsi que le matériel utilisé étaient les mêmes (voir section 3.2.1).

### 4.2.1 Protocole expérimental

Le protocole consistait en 10 répétitions de soulevé de charge au-dessus du niveau des épaules avec les deux mains. Les différents poids ont été dérivés de la FMV obtenue pour le muscle BB en condition isométrique. Plus précisément, la force obtenue lors de la FMV a été convertie en une masse à soulever (25%, 50% et 75% de la FMV). Le muscle BB a été choisi par rapport aux muscles TRI et DEL comme référence car il était le plus fort des trois et permettait ainsi d'avoir les plus grandes différences de charge entre les intensités. Chaque répétition débutait par le soulevé de la charge du milieu du tibia jusqu'au dessus des épaules et de revenir à la position initiale (voir Figure 20). Pour limiter au maximum les différences cinématiques et de stratégies d'activation musculaire, Le participant était tenu de maintenir une vitesse constante ainsi que le dos droit tout au long de chaque répétition, afin d'avoir la même technique entre les différentes masses soulevées. Le rythme des répétitions était fixé à six secondes à l'aide d'un métronome. Avant l'expérience, chaque participant a eu une session d'entraînement avec une barre vide (2 kg) pour pratiquer le mouvement, la technique et le rythme requis.



**FIGURE 20** – Exemple de la tâche de soulevé de charge réalisée lors de la procédure de test dynamique. Une répétition consistait à passer de la posture (a) à la posture (d) et à revenir à la posture initiale. Les postures étaient séparées d'une seconde les unes des autres à l'aide d'un métronome. Les participants étaient invités à maintenir une vitesse constante tout au long de chaque répétition.



**FIGURE 21** – Angle d'inclinaison du capteur accélérométrique positionné sur BB en fonction du temps lors d'une répétition complète de soulevé de charge. Chaque lettre correspond à chaque posture de la Figure 20 (l'alignement temporel entre les deux figures est respecté).

#### 4.2.2 Traitement du signal

Les signaux EMG et de force ont été recueillis via le logiciel QTM (Qualisys, Göteborg, Suède), permettant leur synchronisation. Le signal MMG a été obtenu à l'aide d'un autre logiciel (Moten Technologies, Puteaux, France). Les signaux

EMG et MMG ont été filtrés en bande passante entre 20 et 500 Hz (De Luca et al., 2010) et entre 5 et 100 Hz (Ibitoye et al., 2014b) respectivement.

L'amplitude des signaux EMG et MMG a été calculée en prenant la RMS de la portion segmentée. Les valeurs RMS des signaux EMG et MMG pour chaque muscle ont été normalisées à partir des valeurs RMS moyennes obtenues lors des trois essais de FMV (Coburn et al., 2004). Les variables étudiées sont désignées par  $RMS_{EMG}$  et  $RMS_{MMG}$ . Pour estimer le contenu fréquentiel du signal, une FFT a été effectuée sur les données segmentées et la MPF a été calculée. Les variables étudiées sont désignées par  $MPF_{EMG}$  et  $MPF_{MMG}$ .

$RMS_{MMG}$  et  $MPF_{MMG}$  ont été calculés selon les équations 9 et 10 respectivement Krueger et al. (2013).

Les données accélérométriques ont d'abord été filtrées en passe-bas à 5 Hz pour ne conserver que les données de mouvement (motion) (MOT), qui sont composées d'accélération à basse fréquence (Posatskiy and Chau, 2012). Le signal MOT de l'accéléromètre situé sur le muscle BB a été utilisé pour calculer l'angle de tangage  $\theta$  exprimé en degrés du capteur en utilisant l'équation 11 :

$$\theta = \arctan_2(Z, \sqrt{X^2 + Y^2}) \quad (11)$$

où X, Y et Z représentent les 3 composantes de l'accéléromètre.

l'angle de tangage correspond à l'angle d'inclinaison du capteur par rapport à l'axe de la gravité.  $\theta$  a été utilisé pour segmenter les phases de (1) traction de la charge du milieu du tibia au niveau de la hanche (de la posture a à b), (2) soulevé de la charge de la hanche au niveau des épaules (de la posture b à c), (3) poussée de la charge au-dessus des épaules (de la posture c à d), (4) abaissement de la charge au épaules (de la posture d à c), (5) abaissement de la charge à la hanche (de la posture c à b) et (6) abaissement de la charge jusqu'au milieu du tibia (de la posture b à a) (voir Figure 20 et 21). La RMS et la MPF ont été utilisés pour calculer l'amplitude du signal et le contenu fréquentiel sur les données segmentées. Les données EMG et MMG n'ont pas été normalisées car il n'y avait pas de mesures de FMV dynamiques.

### 4.2.3 Analyse statistique

Un test d'ICC (3, k) a été réalisé afin de quantifier la répétabilité des données MOT sur les niveaux d'intensité pour chaque muscle. Des ANOVA à mesures répétées à deux facteurs (intensité  $\times$  phase) ont été effectuées pour  $RMS_{EMG}$ ,  $RMS_{MMG}$ ,  $MPF_{EMG}$  et  $MPF_{MMG}$  séparément pour chaque muscle. Nous avons exclu les phases 1 et 6 de l'analyse car le recrutement des trois muscles du membre supérieur pendant ces phases était négligeable. Lorsque cela était requis, les analyses post-hoc ont été réalisées en utilisant la correction de Bonferroni. Lorsqu'une interaction intensité  $\times$  phase était significative, nous nous sommes concentrés sur les comparaisons appariées uniquement entre les phases concentrique et excentrique du mouvement où chaque muscle était le plus recruté. Pour le muscle BB, les phases 2 et 5 ont été identifiées comme les phases concentrique et excentrique respectivement (voir Figure 20). Pour les muscles TRI et DEL, les phases 3 et 4 ont été identifiées comme les phases concentrique et excentrique respectivement (voir Figure 20). Les amplitudes RMS moyennes de MMG et EMG en fonction de % FMV ont été examinées à l'aide d'un modèle de régression linéaire et du test de corrélation de Pearson pour chaque muscle et sujet. Des t-tests indépendants ont été réalisés pour comparer les coefficients de détermination  $R^2$  obtenus de l'EMG et du MMG. Toutes les analyses statistiques ont été effectuées sur JASP version 0,17. Un alpha de 0,05 a été considéré comme significatif pour toutes les comparaisons et corrélations. Toutes les données sont présentées sous forme de moyenne  $\pm$  écart-type.

## 4.3 Résultats

### 4.3.1 Analyse du domaine temporel

Les résultats ICC pour évaluer la répétabilité des données MOT entre les niveaux d'intensité pour chaque muscle étaient les suivants : 0,96 pour le BB, 0,99 pour le DEL et 0,98 pour le TRI. Toutes les ANOVA à mesures répétées à deux facteurs sur  $RMS_{MMG}$  et  $RMS_{EMG}$  ont révélé un effet significatif de l'intensité, de la phase et une interaction significative entre l'intensité et la phase pour chaque

muscle (voir Tableau 4).

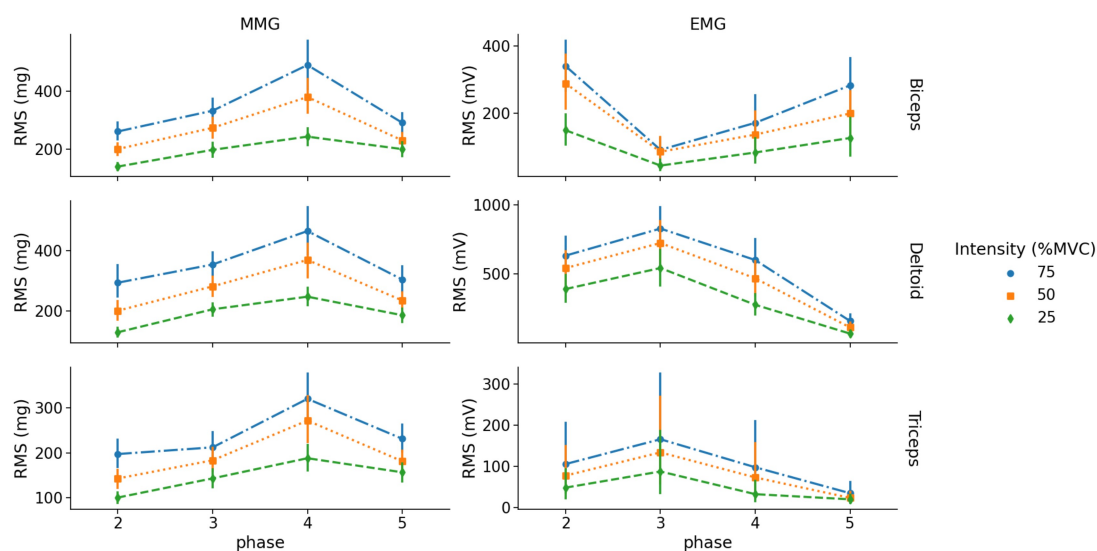
**TABLEAU 4** – Résultats des ANOVA à mesures répétées à deux facteurs des amplitudes RMS MMG et EMG pour chaque muscle.

Capteur	Muscle	Facteur	df	F	p	$\eta^2$
MMG	BB	Intensité	(2, 36)	96	<0,001	0,40
		Phase	(3, 54)	36	<0,001	0,29
		Intensité x Phase	(6, 108)	5,5	<0,001	0,02
	TRI	Intensité	(2, 36)	84	<0,001	0,30
		Phase	(3, 54)	33	<0,001	0,35
		Intensité x Phase	(6, 108)	7,8	<0,001	0,02
	DEL	Intensité	(2, 36)	96	<0,001	0,40
		Phase	(3, 54)	36	<0,001	0,29
		Intensité x Phase	(6, 108)	5,5	<0,001	0,02
EMG	BB	Intensité	(2, 36)	37	<0,001	0,16
		Phase	(3, 54)	21	<0,001	0,32
		Intensité x Phase	(6, 108)	5,5	<0,001	0,04
	TRI	Intensité	(2, 36)	5,2	0,01	0,05
		Phase	(3, 54)	3,8	0,015	0,13
		Intensité x Phase	(6, 108)	4,58	<0,001	0,01
	DEL	Intensité	(2, 36)	32	<0,001	0,12
		Phase	(3, 54)	58	<0,001	0,59
		Intensité x Phase	(6, 108)	13	<0,001	0,02

### Niveaux d'intensités

pour le BB, l'analyse post-hoc a mis en évidence des valeurs de  $RMS_{MMG}$  significativement différentes entre les niveaux d'intensité, sauf entre 25% et 50% de la FMV dans la phase 5 (contraction excentrique). Pour le muscle TRI, les valeurs de  $RMS_{MMG}$  étaient différentes entre les intensités, sauf entre 50% et 75% de la FMV dans la phase 3 (contraction concentrique). Pour le muscle DEL, les valeurs de  $RMS_{MMG}$  étaient différentes entre toutes les intensités pour les phases concentriques et excentriques de la contraction.

Pour l'EMG, les valeurs RMS du muscle BB étaient différentes entre 25% et 75% de la FMV pour la phase 2 et 5 (contractions concentrique et excentrique), cependant il n'y avait pas de différences RMS entre 50% et 75% de la FMV pour la phase 2 et entre 25% et 50% de la FMV pour la phase 5. Pour le muscle TRI, les



**FIGURE 22** – Valeurs absolues des  $RMS_{EMG}$  et  $RMS_{MMG}$  en fonction de la phase du mouvement (entre 2 et 5) pour chaque intensité et chaque muscle.

valeurs RMS étaient uniquement différentes entre 25% et 75% de la FMV pour la phase 3 (contraction concentrique). Pour le muscle DEL, les valeurs RMS étaient différentes les unes des autres, sauf entre 50% et 75% de la FMV pour la phase 3 (contraction concentrique) (voir Figure 22).

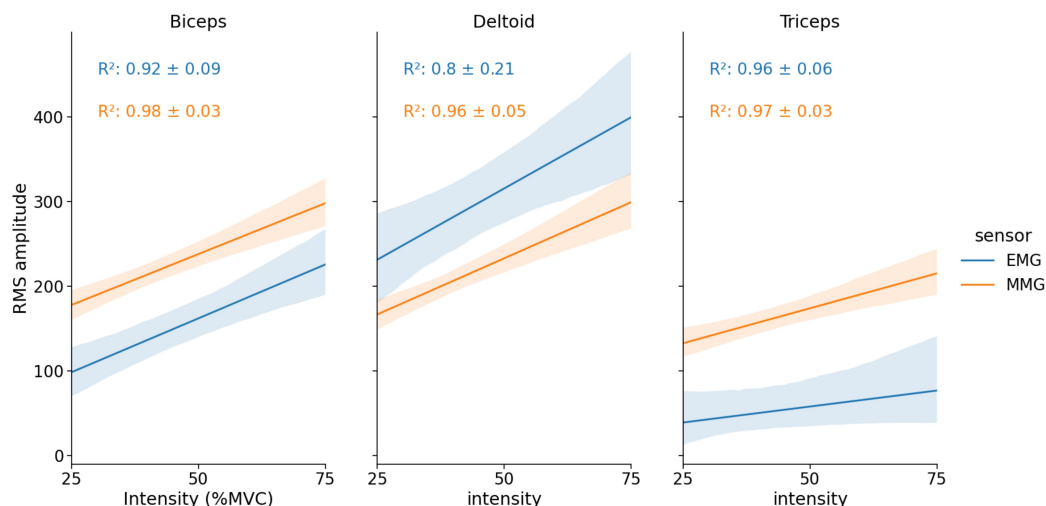
### Phase concentrique vs excentrique

Pour la MMG, il n'y avait aucune différence dans les RMS entre les phases concentrique et excentrique pour le muscle BB pour tous les niveaux d'intensité. Pour les muscles TRI et DEL, les RMS pendant la contraction concentrique (phase 3) étaient inférieurs à la partie excentrique (phase 4) pour 50% et 75% de la FMV.

Pour l'EMG, il n'y avait aucune différence dans les RMS entre les phases concentrique et excentrique pour les muscles BB et TRI pour tous les niveaux d'intensité. Pour le muscle DEL, les valeurs RMS pendant sa contraction concentrique étaient supérieures à la contraction excentrique pour tous les niveaux d'intensité ( $p < 0.001$ ).

## Relation entre RMS et % FMV

Pour les muscles BB et TRI, les  $R^2$  du MMG étaient significativement supérieurs à ceux de l'EMG ( $p = 0.015$  et  $p < 0.01$  respectivement). Pour le muscle DEL, il n'y avait aucune différence entre les coefficients de détermination moyens de l'EMG et du MMG (voir Figure 23).



**FIGURE 23** – Relations linéaires moyennes et valeurs moyennes des  $R^2$  entre les amplitudes RMS EMG et MMG et l'intensité d'effort pour chaque muscle pendant la tâche de soulevé de charge. L'unité d'amplitude RMS sur l'axe des ordonnées est en mV pour l'EMG et en mg pour la MMG. Quel que soit le muscle étudié, la variance du modèle MMG est plus faible que celle de l'EMG, expliquant les valeurs de  $R^2$  plus élevées pour la MMG

## Analyse du domaine fréquentiel

tous les résultats des ANOVA à mesures répétées à deux facteurs sur les  $MPF_{MMG}$  et  $MPF_{EMG}$  sont présentées dans le Tableau 4.

## Niveaux d'intensité

L'analyse post-hoc a indiqué que pour la MMG, la MPF du TRI a diminué avec l'augmentation de la charge. La MPF à 75% de la FMV était significativement plus basse que à 25% et 50% de la FMV. La MPF de l'EMG pour le TRI et le DEL a



**TABLEAU 5** – Résultats de l’ANOVA à mesures répétées à deux facteurs sur la MPF MMG et EMG pour chaque muscle. Seuls les effets significatifs sont affichés.

Capteur	Muscle	Facteur	df	F	p	$\eta^2$
MMG	BB	Intensité	(2, 36)	-	-	-
		Phase	(3, 54)	61	<0,001	0,67
		Intensité x Phase	(6, 108)	-	-	-
	TRI	Intensité	(2, 36)	14	<0,001	0,04
		Phase	(3, 54)	53	<0,001	0,61
		Intensité x Phase	(6, 108)	10	<0,001	0,04
	DEL	Intensité	(2, 36)	-	-	-
		Phase	(3, 54)	-	-	-
		Intensité x Phase	(6, 108)	4	<0,001	0,05
EMG	BB	Intensité	(2, 36)	-	-	-
		Phase	(3, 54)	9	<0,001	0,24
		Intensité x Phase	(6, 108)	-	-	-
	TRI	Intensité	(2, 36)	56	<0,001	0,20
		Phase	(3, 54)	17	<0,001	0,28
		Intensité x Phase	(6, 108)	7	<0,001	0,04
	DEL	Intensité	(2, 36)	14	<0,001	0,05
		Phase	(3, 54)	37	<0,001	0,55
		Intensité x Phase	(6, 108)	-	-	-

également montré des résultats similaires où la MPF diminuait significativement entre tous les niveaux d’intensité.

## 4.4 Discussion

### 4.4.1 Analyse temporelle

Grâce à l’analyse de la répétabilité des données MOT et aux scores ICC, il a été vérifié a posteriori qu’il n’y avait pas de différences cinématiques significatives entre les essais avec différentes charges qui pourraient conduire à des interprétations erronées des signaux MMG et EMG. Dans la présente étude, nous avons observé un effet significatif de l’intensité, où  $RMS_{EMG}$  et  $RMS_{MMG}$  augmentaient de manière linéaire avec la charge. Ce résultat est en accord avec ceux obtenus lors des tests isométriques et dans des recherches antérieures pendant des conditions

isocinétiques mono-articulaires (Beck et al., 2006, 2004a,b). Comme dans l'étude précédente, ces résultats mettent en évidence le recrutement progressif de nouvelles UM avec l'augmentation de la charge soulevée. Nous avons constaté que le  $EMG_{RMS}$  du muscle sollicité était plus grand dans la partie concentrique de la contraction que dans la partie excentrique, bien qu'un comportement inverse ait été trouvé pour le RMS MMG. Ces résultats sont conformes à ceux obtenus précédemment en condition isocinétique, où les auteurs ont conclu que le tremblement musculaire était plus important pendant la partie excentrique de la contraction (Qi et al., 2011). Ces résultats sont également cohérents avec ceux obtenus lors d'une tâche de squat non chargée, pour laquelle le  $RMS_{MMG}$  du muscle droit fémoral était plus important en entrée (phase excentrique) qu'en sortie du squat (phase concentrique) (Woodward et al., 2019).

Enfin, le principal résultat de cette étude concerne le fait que la MMG était plus sensible aux changements de charge que l'EMG en condition dynamique. L'amplitude du MMG présentait des tailles d'effet d'intensité systématiquement plus importantes dans les ANOVA et des corrélations significativement plus importantes avec la charge pour les muscles BB et TRI. Un résultat similaire a été trouvé lors du cyclisme incrémentiel, pour lequel les auteurs ont montré que "l'amplitude du MMG reflète plus étroitement les changements de puissance" (Perry et al., 2001).

#### 4.4.2 Analyse fréquentielle

Dans cette étude, la  $MPF_{EMG}$  a diminué de manière significative avec l'augmentation de la charge pour les muscles TRI et DEL. La même relation entre MPF et charge a été trouvée pour la MMG, mais uniquement pour le muscle TRI. Ces résultats sont conformes avec ceux obtenus en condition isométrique, où la MPF à 75% de la FMV était inférieur à 25% de la FMV. De plus, les réponses MPF vs force sont spécifiques au muscle, car il n'y avait ni augmentation ni diminution significative pour le BB, la fois pour l'EMG et la MMG. Ce résultat est en accord avec des études précédentes en condition isocinétique (Beck et al., 2006, 2004a,b).

## 4.5 Limites

Une des limites de cette étude est l'absence de normalisation des signaux EMG et MMG en conditions dynamiques. Comme l'amplitude MMG est plus élevée en condition dynamique qu'en condition isométrique (Beck et al., 2004b), nous n'aurions pas pu normaliser les signaux MMG dynamiques par rapport aux signaux obtenus lors des FMV isométriques. Une autre limite est que, en condition dynamique, la MMG peut être polluée par des artefacts de mouvement malgré un filtrage passe-bas au-dessus de 5 Hz (Posatskiy and Chau, 2012). Bien qu'une vérification ultérieure a été menée sur la cinématique entre les niveaux d'intensité, des artefacts, tels que le tremblement musculaire ou les harmoniques du mouvement de fréquences plus élevées pourraient avoir altéré le signal MMG (Posatskiy and Chau, 2012). Dans de futures recherches, pour résoudre ces limites, nous pourrions améliorer le traitement du signal MMG pour mieux filtrer les artefacts de mouvement en conditions dynamiques. Une piste prometteuse, ayant fait ses preuves en situation isométrique et isocinétique, serait d'utiliser des algorithmes basés sur l'EMD (voir section 1.2.3) pour filtrer le signal accélérométrique de manière adaptative (Wang et al., 2019a; Li et al., 2022).

## 4.6 Conclusions

À notre connaissance, cette étude est la première à examiner la MMG et l'EMG lors d'une tâche de soulevé de charge à différentes intensités. Cette étude élargit le champ de connaissance de la MMG dans le contexte des activités fonctionnelles. Le RMS du signal MMG était plus sensible aux changements de charge que le signal EMG. En revanche, la MPF du signal EMG était plus sensible aux changements de charge. Dans l'ensemble, ces résultats soutiennent la faisabilité de l'utilisation de la mesure de la MMG lors d'activités fonctionnelles complexes, telles que le soulevé et la manutention de charges. De plus, les signaux EMG et MMG peuvent être utilisés ensemble pour fournir des informations complémentaires sur les stratégies de recrutement des unités motrices, à la fois dans les domaines temporel et fréquentiel. Cette étude a souligné que le signal MMG peut être utilisé pour

des applications pratiques telles que dans la science du sport ou l'évaluation de l'ergonomie physique.

De futures études en termes de traitement du signal sont nécessaires afin d'améliorer la fiabilité et la robustesse du signal MMG aux artefacts du mouvement, dans le but d'applications écologiques. Cette perspective fait l'objet de la prochaine étude de ces travaux de thèse.

# Chapitre 5

## Filtrage des artefacts du mouvement lors de manutentions de charges

### 5.1 Introduction

Le frein principal pour l'application de la MMG en situations dynamiques fonctionnelles et sur le terrain est sa sensibilité au mouvement. En effet, les accélérations du mouvement partagent une bande de fréquence importante avec le signal MMG (Posatskiy and Chau, 2012), limitant actuellement les applications de la MMG au laboratoire (Li et al., 2022). Posatskiy and Chau (2012) ont montré que le filtrage classique entre 5 et 100 Hz ne filtrait pas la totalité des artefacts du mouvement dont la fréquence peut aller jusqu'à 15 Hz. Woodward et al. (2017) ont proposé une méthode adaptative basée sur une référence du mouvement pour filtrer les artefacts du mouvement du signal MMG lors de la marche. Tout d'abord, ils ont utilisé un microphone pour acquérir le signal MMG et un accéléromètre tri-axial comme référence du mouvement. Leur méthode consistait à ; i) filtrer le signal MMG entre 10 et 100 Hz, ii) calculer la norme du vecteur accélération de l'accéléromètre, iii) normaliser la norme entre zero et un pour obtenir la magnitude de l'accélération, iii) diviser le signal MMG filtré par la magnitude de l'accélération pour obtenir un signal MMG "dé-bruité". Lorsque la magnitude de l'accélération est élevée ( $\approx 1$ ), le signal MMG filtré est peu altéré alors qu'il est amplifié lors que la magnitude de l'accélération est faible. Cela à pour effet de réduire l'am-

plitude du signal MMG lors des impacts au sol qui augmentent artificiellement son amplitude. Cette approche a plusieurs limites : i) on perd le sens physique du signal MMG dé-bruité, qui ne correspond plus à celui du signal d'origine (exprimé en Volt) car on divise une onde de pression par une accélération (on se retrouve avec un signal sans unité) ii), cette division terme à terme entre le signal MMG filtré et la magnitude de l'accélération altère le contenu fréquentiel du signal MMG dé-bruité" de sortie qui ne peut être traité que dans le domaine temporel et iii), l'utilisation d'un filtre avec une coupure passe-haut à 10 Hz supprime une partie du signal MMG basse fréquence caractérisant l'activité des UM lentes (Orizio, 1993). Enfin, bien que l'utilisation d'un microphone MMG ne soit pas une limite méthodologique, l'application de cette méthode de filtrage n'est pas adaptée pour un capteur MMG accélérométrique.

Afin de répondre à la problématique de paramétrer a priori une coupure passe-haut, plusieurs études ont été menées pour proposer des méthodes de traitement du signal capables d'extraire le signal MMG du signal accélérométrique de manière adaptative (Wang et al., 2019b; Li et al., 2021, 2022). Cependant, ces études ont été menées uniquement lors de situations contrôlées (isométriques et isocinétiques). Les méthodes utilisées dans ces études sont basées sur l'EMD qui permet de décomposer un signal non-stationnaire et non-linéaire en IMF. Depuis son introduction par Huang et al. (1998), l'EMD a subi plusieurs améliorations, notamment la CEEMDAN qui est actuellement la plus avancée et la plus efficace (Torres et al., 2011). Une description générale de l'EMD et de la CEEMDAN est faite dans la 1.2.3. Elle a récemment été utilisée par Li et al. (2022) en condition isométrique pour filtrer les artefacts du mouvement. La limite principale des méthodes employées par Wang et al. (2019a) et Li et al. (2022) réside dans la recombinaison des IMF. Appliquée à la décomposition du signal accélérométrique, les IMF obtenues par la CEEMDAN peuvent être classées en trois catégories : bruit-blanc, MMG et mouvement (dans l'ordre décroissant de fréquence). L'objectif générale de la phase de recombinaison est de conserver les IMF du signal MMG et rejeter les autres. Cependant, les méthodes employées jusqu'à maintenant sont "indirectes" et consistent à caractériser les IMF du bruit-blanc et des artefacts du mouvement plutôt qu'à caractériser celles du signal MMG directement. La principale limite de cette approche est qu'elle est sensible au paramétrage du bruit-blanc de la

CEEMDAN et surtout aux caractéristiques des accélérations du mouvement, qui dépendent des conditions expérimentales. Ces méthodes de recompositions du signal MMG ne peuvent donc pas être généralisées à d'autres conditions, notamment en situations dynamiques non contrôlées comme nous allons le voir dans la section 5.2.4 de ce chapitre.

Aucune étude n'a tenté de recomposer le signal en définissant un critère d'inclusion des IMF à partir des caractéristiques intrinsèques du signal MMG. Cette approche serait plus robuste aux différents modes de contractions (isométriques ou dynamiques) car elle se baserait directement sur les propriétés du signal MMG et non celles des artefacts du mouvement. Étant donné la nature chaotique du signal MMG il est possible d'utiliser cette propriété pour faire une sélection des IMF du signal MMG. Li et al. (2022) ont récemment proposé une méthode de recomposition des IMF basée sur l'entropie d'échantillon des IMF dans le domaine temporel. Cependant, dans leur étude, celle-ci est utilisée pour isoler les IMF des artefacts du mouvement et non pour sélectionner celles du signal MMG.

Le but de cette étude est de proposer une nouvelle méthode de filtrage basée sur la CEEMDAN pour décomposer le signal accélérométrique et une recomposition directe des IMF du signal MMG basée sur l'entropie. Cette nouvelle méthode de filtrage sera appliquée à une tâche dynamique fonctionnelle, la manutention de charge, où des chocs liés à la marche seront présents. Afin d'évaluer l'efficacité de la méthode proposée, elle sera comparée avec la méthode de filtrage MMG de référence (filtre Butterworth passe-bande d'ordre 4 entre 5 et 100 Hz (Ibitoye et al., 2014b)).

## 5.2 Matériel et Méthode

### 5.2.1 Participants

Vingt-et-un participants (9 femmes et 12 hommes) ont participé à cette étude (âge :  $27,7 \pm 3,9$  ans ; taille :  $175,6 \pm 8,6$  cm ; masse :  $71,2 \pm 10,9$  kg). Les participants n'étaient participant à aucuns troubles musculosquelettiques durant les 6 mois précédant cette expérience. Avant de participer, chaque participant a donné à l'écrit son consentement éclairé. Cette expérience a été approuvée par le Co-

mité d'éthique de la Recherche des Sciences et Techniques des Activités Physiques et Sportives (CERSTAPS) et a eu lieu au laboratoire CIAMS de la Faculté des Sciences du Sport de l'Université Paris-Saclay.

### 5.2.2 Capteurs

Le signal EMG a été enregistré à l'aide de capteurs (Miniwave, Cometa, Italie) échantillonnés à 2000 Hz et positionnés suivant les recommandations du SENIAM (Hermens et al., 2000). Avant le placement des électrodes EMG, la peau a été rasée et désinfectée à l'aide de lingettes imbibées d'alcool à 70%. Le signal MMG et les accélérations du mouvement ont été enregistrés par un capteur constitué d'un accéléromètre triaxial et d'une IMU (Moten Technologies, Puteaux, France) échantillonnés respectivement à 1000 et 100 Hz. Chaque capteur MMG était placé sur le ventre du muscle selon les recommandations de la littérature (Ibitoye et al., 2014a). Les capteurs ont été placés uniquement sur le côté dominant de chaque participant. L'activité musculaire du BB, du DEL et des érecteurs spinaux (ES) a été mesurée dans cette étude.

### 5.2.3 Protocole expérimental

#### Mesures des FMV

Un échauffement articulaire et musculaire de cinq minutes était réalisé avant le début de l'expérience. À la suite de cet échauffement, trois mesures de la FMV de trois secondes chacune ont été effectuées pour chaque muscle. Chaque répétition était séparée d'une minute de repos passif. Pour la FMV du BB, le coude était fléchi à 90° avec le bras le long du corps et le poignet en position neutre. Pour le DEL, le bras était fléchi avec le coude en extension, parallèle au sol. Le capteur de force était positionné au niveau du poignet. Pour les ES, le participant était allongé sur le ventre sur une table de manipulation, et devait effectuer une extension maximale de tronc. Le capteur de force portable était positionné entre les scapulas du participant.



## Manutention de charge

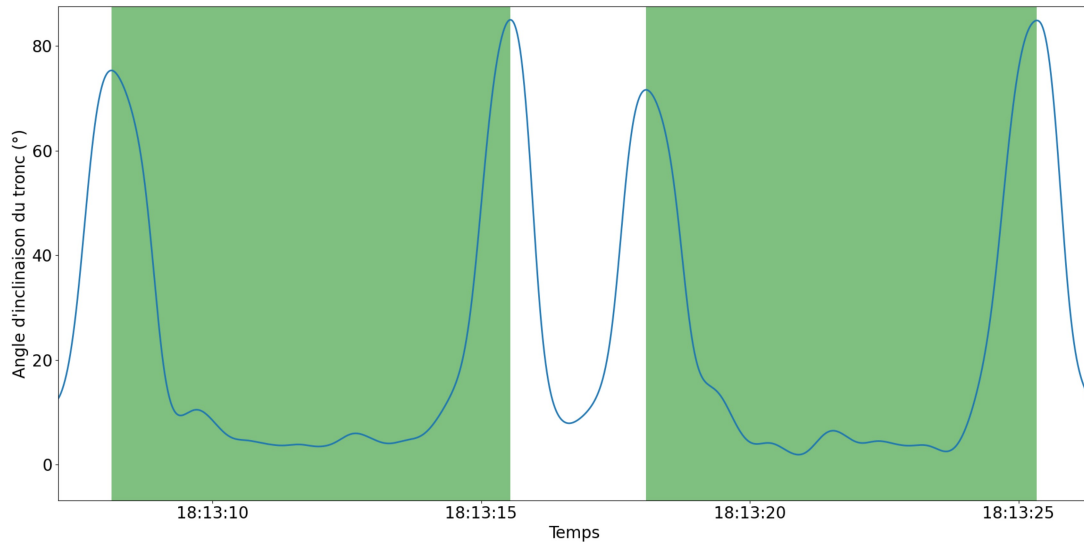
La tâche dynamique consistait en la répétition de manutentions de charge entre un point A et B séparés par 10 pas. Un trajet de manutention était constitué de trois phases : i) une phase de soulevé de charge où le participant partait en position baissée, ii) une phase de manutention de charge en marchant où le participant était redressé et portait la charge avec les deux mains, les coudes près du corps et fléchis à 90°, iii) une phase de dépose de charge au sol. Le temps d'un trajet de manutention était fixé à 7 secondes. après avoir posé la charge au sol, le participant avait 3 secondes pour effectuer un demi-tour et répéter la tâche dans l'autre sens. Chaque participant devait répéter cette tâche pendant 4 minutes, soit effectuer 24 trajets de manutentions sans interruption (6 trajets/minute pendant 4 minutes). Les informations sonores nécessaires au respect de la consigne temporel étaient données au participant à l'aide de l'application mobile Tabata Timer. La masse à soulever était fixée à 50% de la FMV des ES.

### 5.2.4 Traitement du signal

#### Segmentation des données

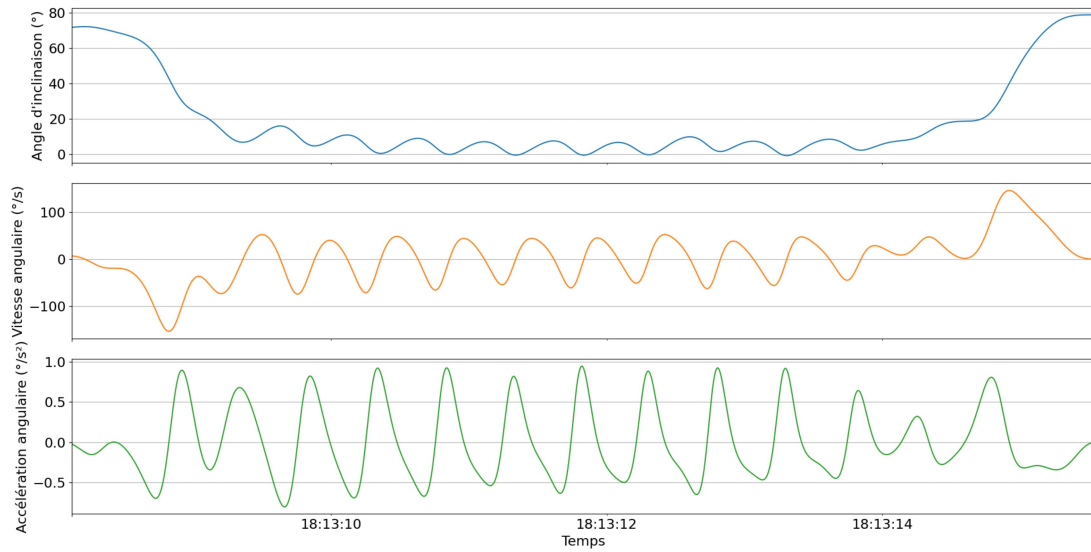
Le premier enjeu du traitement du signal était de segmenter l'activité afin de ne conserver que les phases du mouvement où le participant effectuait la manutention de charge. Pour segmenter ces différentes phases, nous avons utilisé l'accéléromètre positionné sur les érecteurs spinaux du participant. Nous avons appliqué un filtre Butterworth passe-bas d'ordre 4 à 2 Hz sur les données brutes afin de ne récupérer que les accélérations basses fréquences liées au mouvement (Ji and Pachi, 2005). Ensuite, nous avons calculé l'angle d'inclinaison  $\theta$  du capteur par rapport à l'axe de la gravité selon la formule 11 précédemment utilisée. l'angle  $\theta$  nous a permis de déterminer lorsque le participant était en position baissée (lors du soulever et du dépôt de charge) ou en position debout (lors de la marche). les pics d'angle  $\theta$  correspondait aux moments où le participant était en position baissée. Un trajet complet de manutention de charge correspondait à l'intervalle de temps entre deux pics d'inclinaison du tronc (voir Figure 24). Greene et al. (2019) ont montré qu'un seuil de 40° d'inclinaison du tronc permettait de différencier la position debout de

la position baissée ou d'un squat. Dans cette étude, nous avons utilisé un seuil minimum de  $30^\circ$  afin d'inclure la totalité des trajets de manutentions.



**FIGURE 24** – Exemple de l'angle d'inclinaison du tronc à partir de l'accéléromètre posé sur les érecteurs spinaux lors de deux répétitions de manutentions de charges. Chaque zone coloriée en vert correspond à un trajet complet de manutention de charge.

Après avoir identifié les débuts et fins des trajets de manutention, il a fallu séparer les 3 phases du mouvement (soulevé, marche, dépôt). La phase de soulevé de charge correspondait à l'intervalle de temps où l'angle d'inclinaison du tronc diminue et le dépôt de charge correspondait au moment où l'angle d'inclinaison du tronc augmente. La phase de marche (manutention) correspondait au temps restant entre les deux phases, où l'angle d'inclinaison du capteur oscille autour de sa valeur minimale locale. Pour segmenter ces différentes phases, nous avons calculé les dérivées successives de l'angle d'inclinaison pour en déduire la vitesse et l'accélération angulaire (voir Figure 25).

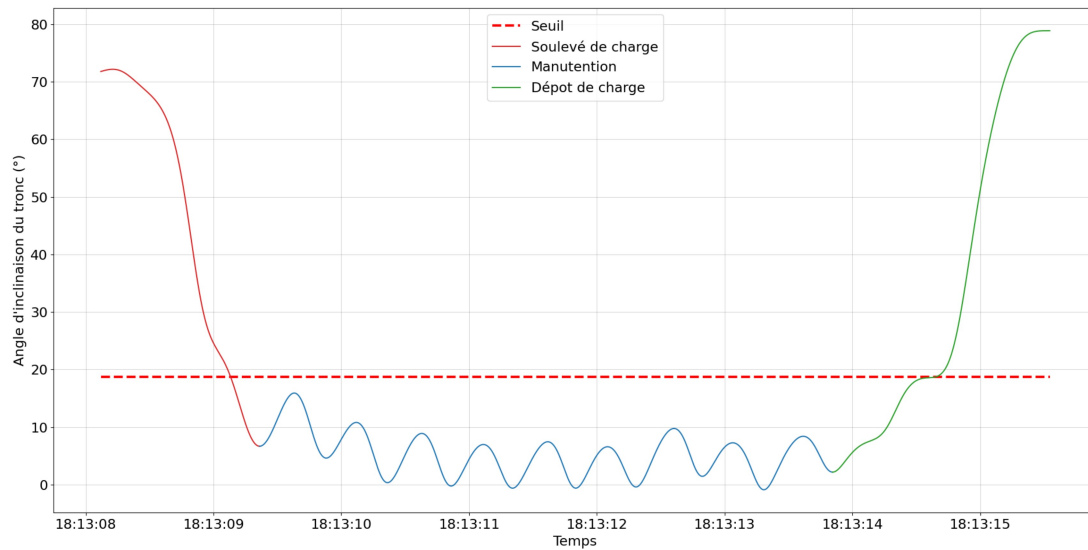


**FIGURE 25** – Exemple de l’angle d’inclinaison du tronc (graphique supérieur) et de ses dérivées du premier (graphique central) et du second ordre (graphique inférieur) lors d’un trajet de manutention de charge.

Le début et la fin de la marche correspondaient à la première et à la dernière occurrence de la combinaison des conditions suivantes :

- l’angle d’inclinaison à l’instant  $t$  est inférieure à sa moyenne sur la durée totale du trajet
- la vitesse angulaire change de signe
- l’accélération angulaire est positive.

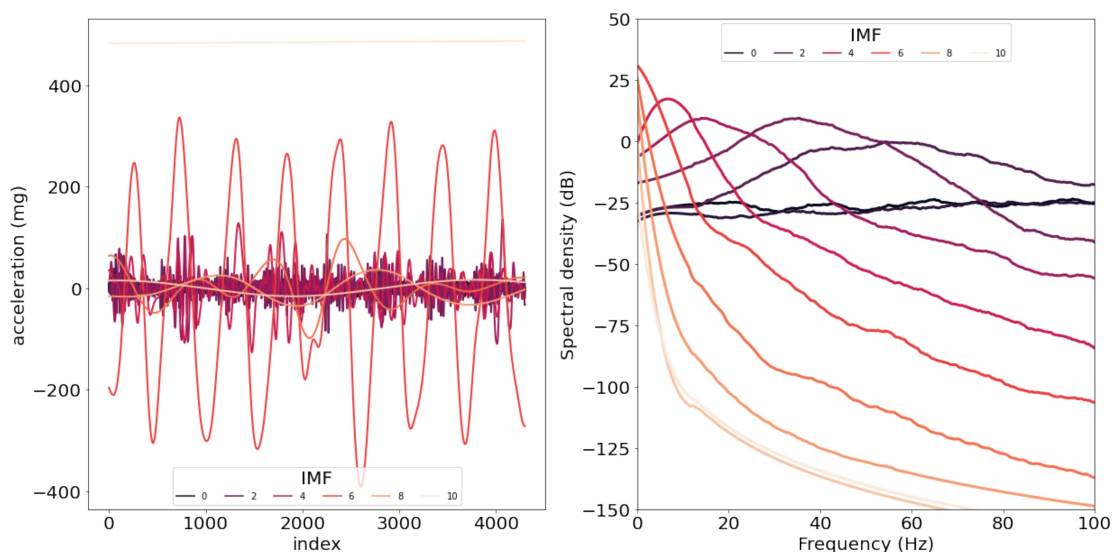
En respectant ces trois règles simples que nous avons établies, nous avons segmenté la totalité des trajets de manutention. Un exemple de segmentation des trois phases d’un trajet de manutention est illustré en Figure 26. Dans cette étude, nous n’avons traité que la phase de marche, que nous nommerons à présent *manutention de charge*. Seules les accélérations transversales au plan du capteur (axe  $Z$ ) ont été utilisées pour le reste de l’analyse.



**FIGURE 26** – Exemple de segmentation de l’angle d’inclinaison du tronc en fonction du temps. La courbe rouge correspond à l’angle d’inclinaison lors de la phase de soulevé de charge, la bleue représente la phase de marche et la verte la phase de dépôt de charge. Les pointillés correspondent à la valeur seuil, calculée à partir de la moyenne de l’angle d’inclinaison sur la durée totale du trajet.

### Filtrage des artefacts du mouvement

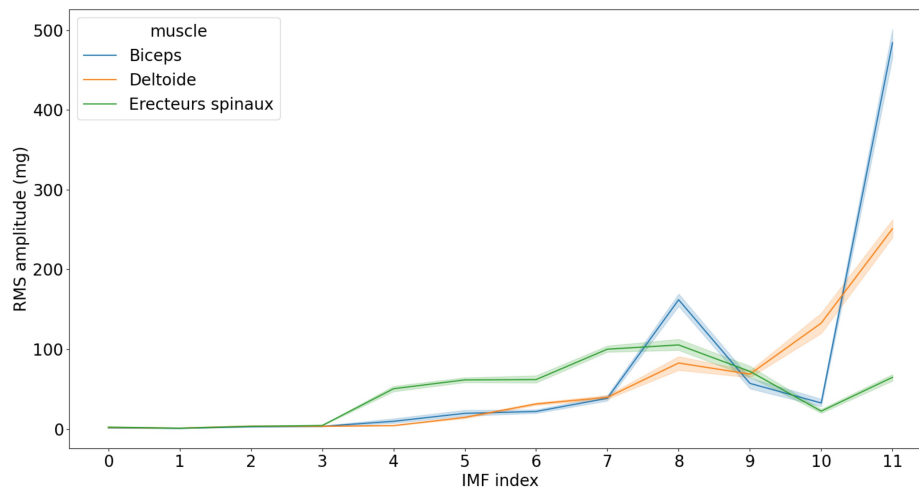
Le deuxième enjeu de traitement était le filtrage des artefacts du mouvement pour extraire le signal MMG lors des manutentions de charge. Le filtrage était basé sur la CEEMDAN pour décomposer le signal accélérométrique. La CEEMDAN a été présentée en détail dans la section 1.2.3 de la revue de la littérature. Nous avons paramétré la CEEMDAN avec  $\epsilon = 0,2$  (permet de contrôler l’amplitude du bruit blanc) selon les recommandations de Colominas et al. (2013) et un nombre d’itérations de 500. Une exemple de décomposition pour un trajet de manutention est illustré en Figure 27.



**FIGURE 27** – Exemple de la décomposition du signal accélérométrique du BB lors de la phase de marche par la CEEMDAN en fonction du temps (graphique de gauche) et dans le domaine fréquentiel (graphique de droite) où les PSD ont été lissées à l’aide d’un filtre de Savitzky-Golay d’ordre 3 avec une fenêtre de 100 points pour une meilleure représentation. On remarque bien que plus l’index des IMF augmente, plus l’amplitude des IMF augmente et leur fréquence diminue.

La complexité d’une méthode de filtrage basée sur une décomposition modale réside dans la recombinaison du signal d’intérêt. Dans le cadre de l’application de la CEEMDAN pour filtrer le signal MMG accélérométrique, plusieurs méthodes de recombinaison des IMF ont été proposées (Wang et al., 2019a; Li et al., 2022). Cependant, ces dernières ne permettent qu’une recombinaison indirecte du signal MMG, en isolant les IMF du bruit blanc et du mouvement.

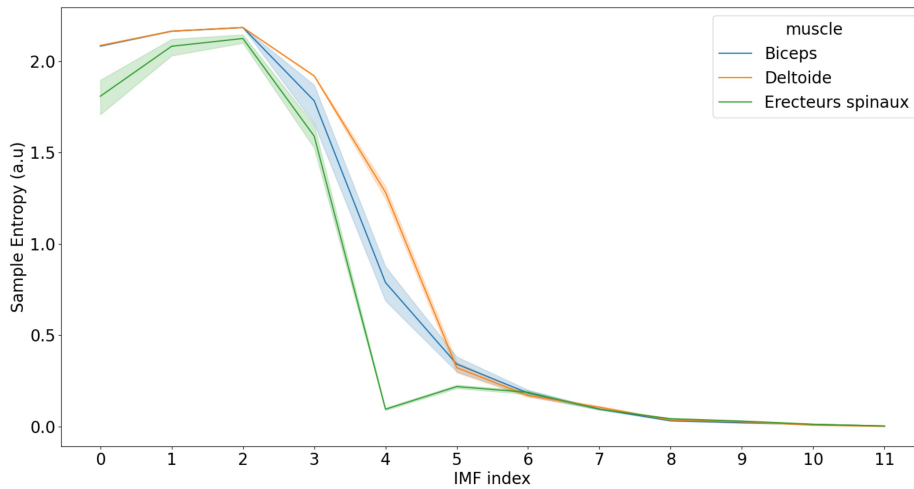
Dans leur étude, Wang et al. (2019a) ont utilisé l’énergie (l’amplitude RMS) des IMF pour identifier les IMF correspondant aux accélérations du mouvement. Appliquée à notre tâche dynamique, l’utilisation de cette méthode est inadaptée car la variabilité d’énergie des IMF entre plusieurs muscles est trop importante du fait de leur inclinaison différente par rapport à la gravité et des différents chocs auxquels ils sont soumis (voir Figure 28).



**FIGURE 28** – Exemple de l’amplitude RMS moyenne  $\pm$  écart-type pour chaque IMF et chaque muscle d’un participant représentatif sur 24 phases de marche.

On remarque une grande différence d’amplitudes RMS en fonction des IMF entre chaque muscle. Cela rend impossible l’utilisation d’une méthode commune de recombinaison entre les muscles se basant sur l’énergie des IMF comme critère de sélection.

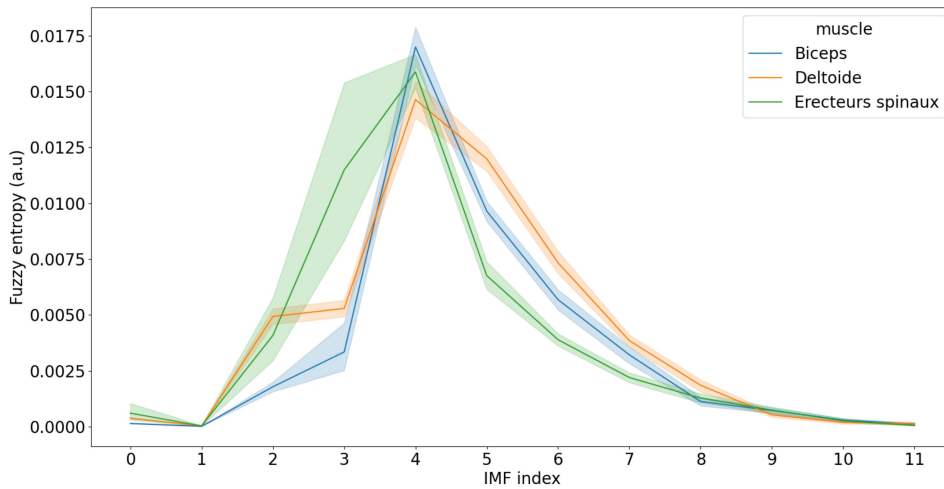
Li et al. (2022) ont proposé une méthode de recombinaison des IMF basée sur la SampEn. Cependant comme on peut le voir dans la Figure 29, il est complexe de déterminer les trois catégories d’IMF, notamment pour les érecteurs spinaux où l’on observe que deux niveaux d’entropie distincts entre les IMF de 0 à 3 et les IMF de 4 à 11. Ce constat est également valable pour les autres muscles dans une moindre mesure. Pour rappel, plus la SampEn est faible, plus le signal est ordonné et plus elle est élevée, plus le signal est chaotique.



**FIGURE 29** – Exemple de la SampEn moyenne  $\pm$  écart-type pour chaque IMF et chaque muscle pour un participant représentatif sur 24 phases de marche. la SampEn a été calculée avec  $m = 2$ .

Li et al. (2022) ont utilisé l'écart-type de la SampEn de toutes les IMF pour proposer un seuil nommé  $St$  (pour SampEn threshold). Si la SampEn d'une IMF est comprise dans l'intervalle  $[0.25*St; St]$ , l'IMF est considérée comme pertinente. L'utilisation de ce seuil pris à  $0.25*St$  est arbitraire et a été proposée sans justification physique ni physiologique de la part des auteurs. Nous proposons une méthode de sélection des IMF basée sur la FuzzEn appliquée à la PSD de chaque IMF.

Comme nous pouvons le voir dans la Figure 30, les premières IMF (0 et 1) présentent une FuzzEn spectrale faible. Cela s'explique par le fait que le bruit blanc est distribué uniformément sur toutes les fréquences, entraînant une faible variation de la PSD et donc une entropie spectrale faible. Il en va de même pour les dernières IMF (8, 9, 10, 11, 12). Cela s'explique par le fait que la majorité de l'énergie des PSD de ces IMF est concentrée dans une bande de fréquence étroite ( $< 10$  Hz)(voir le graphique de droite sur la Figure 27). En revanche, l'IMF 4 semble détenir, dans la majorité des cas, la plus grande valeur de FuzzEn spectrale. Comme le signal MMG est chaotique par nature et est distribué dans une bande de fréquence relativement large par rapport au mouvement (majoritairement entre 5 et 60 Hz) cette IMF concentrerait la majeure partie du signal MMG. En sélectionnant les



**FIGURE 30** – Exemple de FuzzEn moyenne  $\pm$  écart-type appliquée à la PSD des IMF et chaque muscle pour un participant représentatif sur 24 phases de marche. La FuzzEn a été calculée avec  $m = 2$ .

IMF adjacentes (3 et 5 pour l'exemple de la Figure 30) on maximiserait la quantité de signal MMG reconstruite, tout en limitant au maximum l'impact du bruit blanc et des artefacts du mouvement.

Par rapport aux autres méthodes proposées dans la littérature, celle-ci permet de recomposer le signal MMG directement, en se basant sur une de ses propriétés intrinsèques, l'entropie (Xie et al., 2010a). Pour recomposer les artefacts du mouvement, il suffit de faire la somme des IMF d'index supérieur (de 6 à 11 pour l'exemple de la Figure 30).

### Méthode d'évaluation des techniques de filtrage

Afin d'évaluer l'efficacité de cette nouvelle méthode de filtrage ( $f_{ceemdan}$ ), une comparaison avec la méthode de filtrage classique par un filtre Butterworth passe-bande d'ordre 4 entre 5 et 100 Hz ( $f_{butter}$ ) a été effectuée. Plus précisément, pour chaque essai, nous avons calculé la différence entre la PSD du signal brut et celle du signal filtré ( $\Delta P$ ) pour chaque méthode, puis calculé la moyenne de la différence  $\Delta P$  pour les bandes de fréquences suivantes : 0 - 2,5 Hz ; 2,5 - 5 Hz ; 5 - 7,5 Hz ; 7,5 - 10 Hz ; 10 - 15 Hz et 15 - 20 Hz (Wang et al., 2019a). La PSD a été obtenue



par FFT. Cette analyse permet de mettre en évidence la quantité de signal filtré entre les méthodes pour chaque bande de fréquence.

Afin de quantifier la recombinaison du mouvement entre les deux méthodes, nous avons également calculé les coefficients de détermination de Pearson ( $R^2$ ) entre la référence du mouvement (signal de l'IMU) et les signaux du mouvement recomposé respectivement par  $f_{ceemdan}$  et  $f_{butter}$ . Pour  $f_{butter}$ , la recombinaison du mouvement correspondait à la différence entre le signal brut et le signal filtré (Wang et al., 2019a). Pour effectuer ces corrélations, une décimation des signaux de 1000 Hz à 100 Hz a été effectuée par une méthode de Fourier afin d'obtenir des tailles d'échantillon identiques entre l'accéléromètre utilisé pour mesurer la MMG et celui de l'IMU. Plus le  $R^2$  obtenu est élevé, plus la recombinaison du mouvement de la méthode de filtrage est fidèle à celle de la référence.

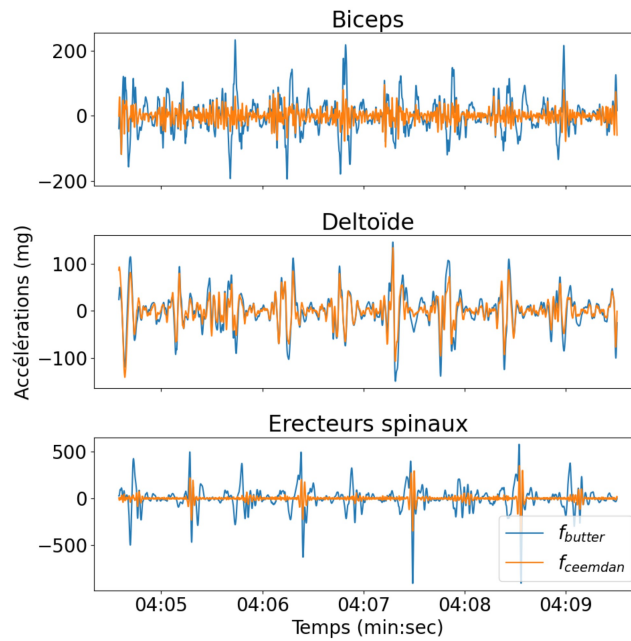
### 5.2.5 Analyse statistique

Afin de comparer les  $\Delta P$  entre les deux méthodes de filtrage pour chaque muscle et pour chaque bande de fréquence, une ANOVA à mesures répétées à deux facteurs (méthode  $\times$  bande de fréquence) a été menée pour chaque muscle indépendamment. Pour comparer les  $R^2$  des deux méthodes de filtrage pour chaque muscle avec le signal de l'IMU, une ANOVA à deux facteurs (méthode  $\times$  muscle) a été menée. Lorsque c'était nécessaire, une analyse post-hoc a été menée avec le HSD de Tukey. un seuil  $\alpha = 0,05$  était utilisé pour les tests statistiques. Les données ont été présentées en moyenne  $\pm$  écart-type.

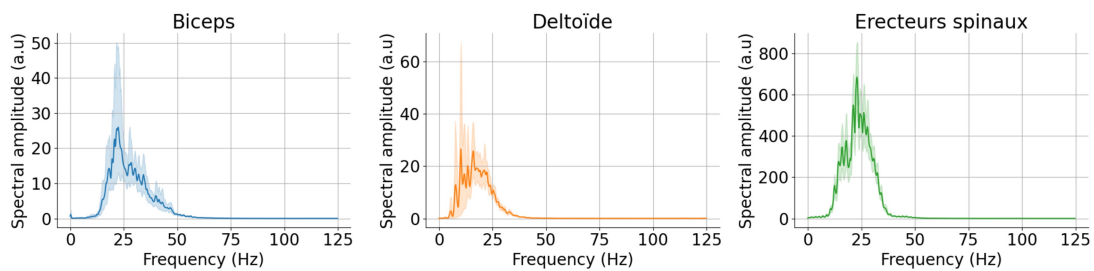
## 5.3 Résultats

### 5.3.1 Visualisation des signaux MMG filtrés.

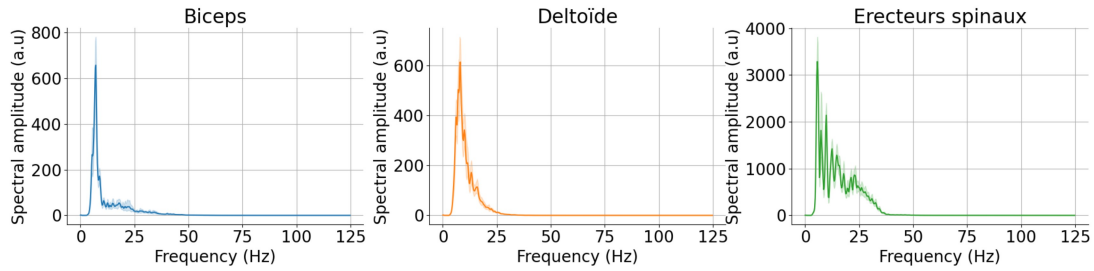
Une visualisation dans le domaine temporel de signaux accélérométriques filtrés avec  $f_{ceemdan}$  et  $f_{butter}$  est présentée dans la Figure 31.



**FIGURE 31** – Visualisation temporelle des signaux MMG filtrés par  $f_{ceemdan}$  et  $f_{butter}$  pour chaque muscle étudié lors d'un trajet de manutention représentatif.



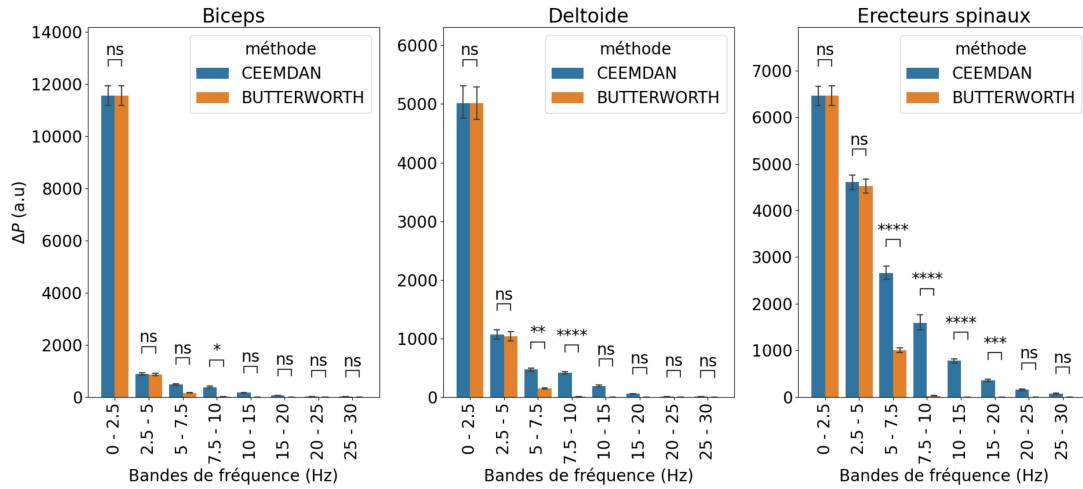
**FIGURE 32** – Exemple de PSD moyenne  $\pm$  écart-type issues du signal MMG filtré par  $f_{ceemdan}$  de chaque muscle sur 24 phases de marche d'un participant représentatif



**FIGURE 33** – Exemple de PSD moyenne  $\pm$  écart-type issues du signal MMG filtré par  $f_{butter}$  de chaque muscle sur 24 phases de marche d'un participant représentatif

### 5.3.2 Différences des PSD filtrés par rapport au signal brut

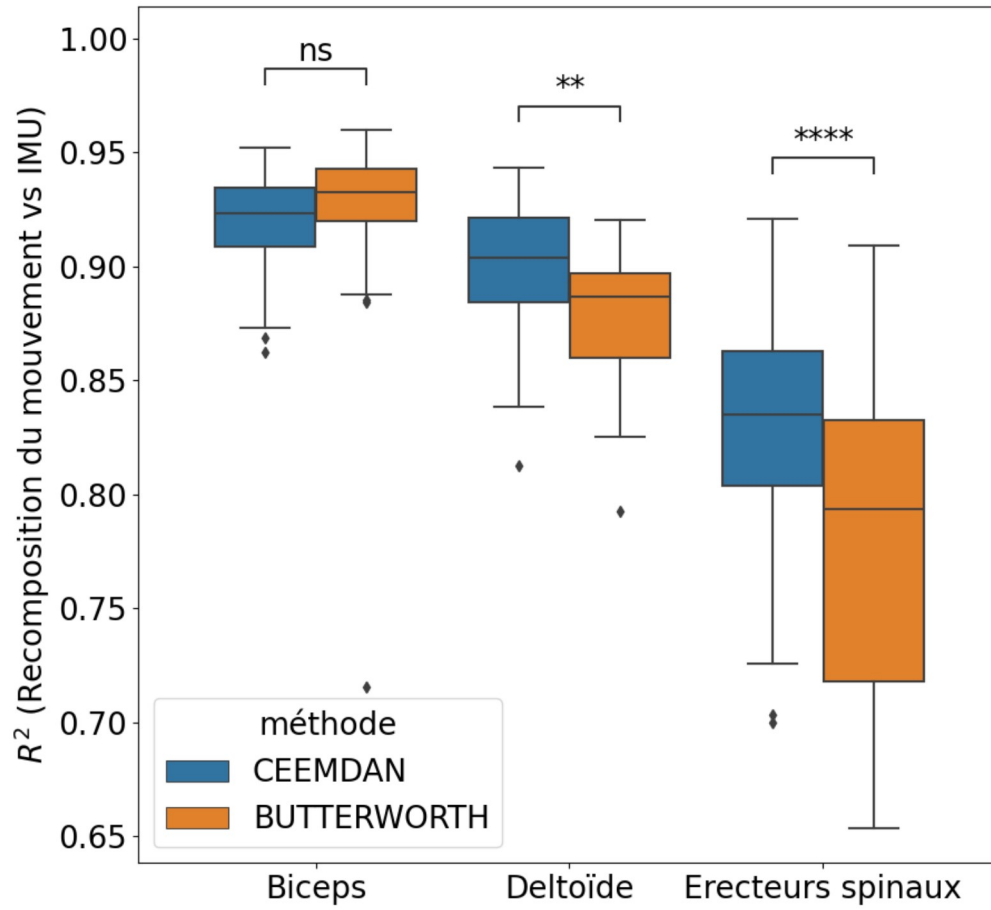
Les ANOVA à mesures répétées à deux facteurs (méthode  $\times$  bande de fréquence) ont révélé un effet significatif des deux facteurs ainsi qu'une interaction significative ( $p < 0,0001$ ) sur la variance de  $\Delta P$  pour les trois muscles étudiés. L'analyse post-hoc a montré que pour le biceps, le  $\Delta P$  de  $f_{ceemdan}$  était significativement supérieur à celui de  $f_{butter}$  dans la bande de fréquence 7,5 - 10 Hz. Pour le deltoïde, le  $\Delta P$  de  $f_{ceemdan}$  était significativement supérieur à celui de  $f_{butter}$  sur les bandes de fréquences 5 - 7,5 Hz et 7,5 - 10 Hz. Enfin pour les érecteurs spinaux, le  $\Delta P$  de  $f_{ceemdan}$  était significativement supérieur à celui de  $f_{butter}$  sur toutes les bandes de fréquences entre 5 et 20 Hz (voir Figure 34). Pour les trois muscles, il n'y avait pas de différence significative de  $\Delta P$  entre les deux méthodes de filtrage pour les bandes de fréquences 0 - 2,5 Hz et 2,5 - 5 Hz. De même, au delà de 20 Hz, le  $\Delta P$  entre les méthodes de filtrage n'était pas significativement différent.



**FIGURE 34** – différences entre la PSD du signal brut de l'accéléromètre et celles des signaux filtrés des deux méthodes ( $\Delta P$ ) en fonction des bandes de fréquence choisies pour chaque muscle. (ns : non-significatif ; \* :  $p < 0,05$  ; \*\* :  $p < 0,01$  ; \*\*\* :  $p < 0,001$  ; \*\*\*\* :  $p < 0,0001$ )

### 5.3.3 Reconstitutions du mouvement

L'ANOVA à mesures répétées à deux facteurs a montré un effet significatif des facteurs *muscle* ( $F(2, 40) = 108, p < 0,0001$ ) et *méthode* ( $F(1, 20) = 42, p < 0,0001$ ) ainsi que leur interaction ( $F(2, 40) = 28, p < 0,0001$ ) sur la variance des  $R^2$ . L'analyse post-hoc a révélé que les  $R^2$  obtenus avec  $f_{ceemdan}$  étaient plus élevés qu'avec  $f_{butter}$  pour le deltoïde et les érecteurs spinaux ( $p = 0,004$  et  $p < 0,0001$  respectivement) mais pas pour le biceps ( $p = 0,85$ ). En revanche, pour le biceps, les reconstitutions du mouvement n'étaient pas différentes.



**FIGURE 35** – Comparaison des  $R^2$  entre la reconstitution du mouvement et le signal de l'IMU pour chaque méthode de filtrage et pour chaque muscle (ns : non-significatif; \*\* :  $p < 0,01$ ; \*\*\*\* :  $p < 0,0001$ ).

## 5.4 Discussion

Le but de cette étude était de proposer une nouvelle méthode de filtrage des artefacts du mouvement basée sur la CEEMDAN ( $f_{ceemdan}$ ) pour décomposer le signal accélérométrique et la FuzzEn spectrale des IMF pour recomposer le signal MMG lors de manutentions de charge. 21 participants ont participé à cette étude et on effectué 24 trajets de manutentions avec une charge correspondant à 50% de la FMV des érecteurs spinaux. Afin d'évaluer l'efficacité de notre nouvelle méthode de filtrage, elle a été comparée avec la méthode de filtrage classique ( $f_{butter}$ ).

### 5.4.1 Comparaison des méthodes dans les domaines temporels et fréquentiels

Tout d'abord, En comparant les signaux MMG entre les différentes méthodes (Figure 31), on remarque que l'amplitude du signal est plus élevée avec  $f_{butter}$ . On remarque également que la fréquence du signal MMG semble plus élevée pour  $f_{ceemdan}$ . Ces observations sont vérifiées en comparant les PSD issues des figures 32 et 33 où il y a quasiment un ordre de magnitude de différence sur les échelles des PSD entre les méthodes. Les PSD provenant de  $f_{butter}$  ont également une énergie concentrée autour d'environ 10 Hz avec un contenu fréquentiel après 25 Hz faible pour les érecteurs spinaux, et négligeable pour le biceps brachial et le deltoïde. Or ces PSD ne sont pas représentatives d'un signal MMG typique, qui doit avoir un contenu fréquentiel centré autour de 25 Hz, qui est la fréquence dominante du signal MMG, et avoir la majorité de son énergie spectrale distribuée en dessous de 50 Hz (Orizio, 1993). Les artefacts du mouvement allant jusqu'à 10 Hz (Castillo and Lieberman, 2018) voire 15 Hz (Posatskiy and Chau, 2012),  $f_{butter}$  n'est pas efficace dans le contexte de tâches dynamiques telles que la marche car elle ne filtre pas la totalité des artefacts du mouvement.

En revanche,  $f_{ceemdan}$  permet d'obtenir un signal répondant aux caractéristiques attendues d'un signal MMG typique, à savoir une fréquence dominante d'environ 25 Hz et un signal majoritairement distribué en dessous de 50 Hz. Ces résultats montrent la plus grande efficacité de notre méthode à filtrer les artefacts du mouvement lors de situations dynamiques telles que la marche. L'utilisation

d'un filtre passe-bande avec une coupure passe-haut plus élevée (par exemple à 10 Hz) permettrait de mieux filtrer les artefacts du mouvement. Cependant, son paramétrage semble complexe car il est influencé par l'activité effectuée et le muscle étudié. Cela engendrerait également la perte totale du signal MMG situé en dessous de cette coupure.

### 5.4.2 Différences des PSD filtrées par rapport au signal brut

Nos résultats montrent que les deux méthodes permettent de filtrer de manière similaire les artefacts du mouvement jusqu'à 5 Hz quel que soit le muscle. Le filtrage dans cette bande de fréquence représente la majorité de l'effet des deux méthodes. Pour  $f_{butter}$ , on remarque qu'au delà de 5 Hz, le  $\Delta P$  est très faible voire négligeable, ce qui signifie que les artefacts du mouvement ne sont plus filtrés au delà de 5 Hz. En revanche avec notre méthode, les artefacts du mouvement continuent d'être filtrés au delà de 5 Hz, et ce de manière différente entre les muscles (entre 7,5 et 10 Hz pour le biceps, 5 et 10 Hz pour le deltoïde et entre 5 et 20 Hz pour les érecteurs spinaux). En effet, le biceps étant le muscle le moins soumis aux artefacts du mouvement de la marche, le  $\Delta P$  est plus faible au delà de 5 Hz car il y a moins d'artefacts du mouvement. En revanche, pour les deltoïdes et les érecteurs spinaux, qui sont les muscles étudiés les plus soumis aux artefacts du mouvement,  $f_{ceemdan}$  permet de filtrer de manière adaptative ces artefacts liés à la marche.

### 5.4.3 Reconstitutions du mouvement

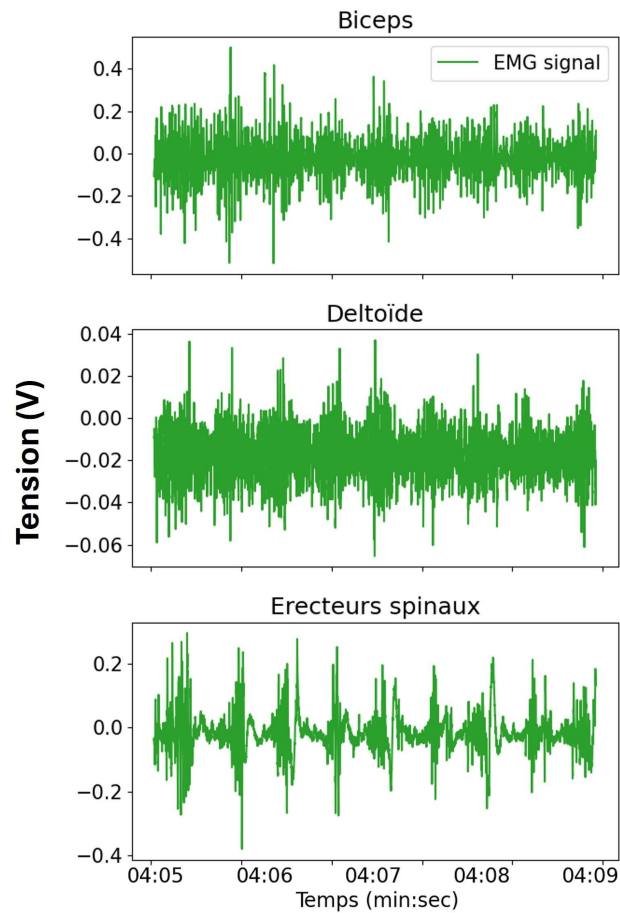
L'efficacité de notre méthode de filtrage par rapport à la méthode classique est également visible au niveau de la reconstitution du mouvement. En effet, pour le deltoïde et les érecteurs spinaux, la reconstitution du mouvement avec notre méthode est significativement plus corrélée avec la référence du mouvement mesurée par l'IMU. Cela montre bien qu'une plus grande quantité d'artefacts du mouvement a été filtrée du signal MMG. Pour le biceps, nous avons vu que le filtrage des artefacts du mouvement au delà de 5 Hz était relativement faible avec notre méthode par rapport aux autres muscles, ce qui explique qu'il n'y ait pas de différence significative de reconstitution du mouvement entre les deux méthodes.

## 5.5 Limites

Dans notre étude, nous avons comparé notre méthode de filtrage par la CEEM-DAN avec la méthode de filtrage standard de la littérature des artefacts du mouvement. Les résultats que nous avons présentés confirment que la méthode de filtrage classique n'est pas adaptée à de telles conditions et que la méthode proposée est plus efficace. Cependant il n'est pas possible de donner un indicateur de qualité du signal MMG et de la quantité des artefacts du mouvement restants. En effet, comme l'on montré [Castillo and Lieberman \(2018\)](#), Les artefacts du mouvement et le signal MMG partagent une bande de fréquence importante, notamment entre 10 et 30 Hz qui correspond aux impacts et aux chocs de la marche.

Comme nous pouvons le voir sur les figures [31](#) et [32](#), les échelles d'amplitudes temporelles et spectrales des signaux MMG filtrés sont plus élevées pour les érecteurs spinaux par rapport au biceps et au deltoïde. Cependant lors de la phase de marche, les bras étaient fléchis à  $90^\circ$  pour soulever la charge, entraînant ainsi le recrutement des biceps. Les érecteurs spinaux, qui sont des muscles stabilisateurs durant la marche, n'étaient en réalité que très peu sollicités. Les signaux EMG rendent compte de cette réalité biomécanique, car l'amplitude du signal EMG filtré est plus élevée pour le biceps comparée aux érecteurs spinaux (voir [Figure 36](#)).





**FIGURE 36** – Signaux EMG filtrés provenant d’une répétition de manutention de charge d’un participant représentatif. On remarque que l’amplitude du signal pour le BB est plus élevée que celle des érecteurs spinaux.

Cela s’explique par le fait que l’EMG est significativement moins sensible aux artefacts du mouvement par la MMG. Ces résultats montrent que, quel que soit la méthode de filtrage utilisée, les signaux MMG des érecteurs-spinaux étaient encore pollués par les impacts et les chocs de la marche.

Il est également possible que les signaux MMG du biceps et du deltoïde soient eux aussi pollués par les impacts et les chocs de la marches. Dans ce sens, de futures études sont nécessaires afin de tester la fiabilité de la mesure MMG, notamment pour les érecteurs spinaux, mais aussi dans d’autres zones du tronc et pour les membres inférieurs dans le cadre de la manutentions de charge, ou tout autre activité dynamique fonctionnelle.

## 5.6 Conclusion

Dans cette étude, nous avons proposé une nouvelle méthode de filtrage adaptative basée sur la CEEMDAN pour décomposer le signal accélérométrique et l'utilisation de la FuzzEn spectrale des IMF pour recomposer le signal MMG. Lors d'une activité fonctionnelle avec impacts, cette méthode est plus efficace que la méthode de filtrage classique. Néanmoins, pour les érecteurs spinaux, nous avons montré la présence encore importante d'impacts liés à la marche après filtrage, quelle que soit la méthode employée. De ce fait, des études sur la mesure MMG dans certaines zones du corps, comme le bas du dos ou les membres inférieurs, doivent être menées afin de tester leur validité lors de tâches dynamiques fonctionnelles. Pour le haut du corps et les membres supérieurs, où les chocs de la marche sont absorbés (Castillo and Lieberman, 2018), la méthode proposée est valide.

# Chapitre 6

## Détection de la fatigue musculaire avec la MMG lors de manutentions de charges répétées

### 6.1 Introduction

La prévention des TMS est un enjeu économique et de santé majeur. Les TMS apparaissent à la suite d'expositions à des facteurs de risques, notamment physiques, qui en sont les facteurs principaux (HSE, 2023). Il a été démontré que la fatigue jouait un rôle important dans l'apparition des TMS (Gallagher and Schall, 2016). Parmi ces facteurs de risques, la répétitivité des gestes a été identifiée comme l'un des facteurs de risque principal (Gallagher and Schall, 2016), notamment lors de manutentions de charges qui ont été reconnues comme tâches à haut risque d'apparition de TMS (Bonato et al., 2003). Afin de quantifier la fatigue musculaire, la mesure de l'activité musculaire est l'approche la plus utilisée dans la littérature, dont la référence est l'EMG (Al-Mulla et al., 2011).

Bonato et al. (2003) ont mené une étude dynamique lors de cycles de manutentions de charges répétées entre deux niveaux de hauteurs relatifs au participant (hanches et niveau médial des tibias) pendant 4,5 minutes. Les auteurs ont montré une diminution de la MDF du signal EMG des érecteurs spinaux (L5), une augmentation de la perception de l'effort ainsi qu'un changement de stratégie bio-

mécanique (diminution de la flexion du tronc et une augmentation de la flexion des genoux). La principale limite de cette étude est sa durée relativement courte (moins de cinq minutes), le manque d'information concernant la méthode de détermination de la masse à porter et la tâche qui était très contrôlée. [Kazemi et al. \(2021\)](#) ont mené une étude lors d'un protocole expérimental similaire mais effectué jusqu'à épuisement du participant. Dans leur étude, la masse à soulever correspondait à 10% d'un test maximal de soulevé de charge. Les auteurs ont relevé une diminution des paramètres fréquentiels ainsi que de la complexité du signal EMG des érecteurs spinaux et une diminution de l'angle d'inclinaison du tronc moyen au fur et à mesure des essais. Ces résultats sont en accord avec l'étude précédemment citée et montrent que la répétition de soulevés de charges entraîne une fatigue musculaire localisée des érecteurs spinaux. Ce phénomène de fatigue entraîne à son tour un changement de stratégie biomécanique, qui se traduit par une augmentation de la flexion du genou par rapport à celle du tronc afin de réduire le recrutement musculaires des érecteurs spinaux. Comme l'étude de [Bonato et al. \(2003\)](#), la limite principale de cette étude réside dans le choix et le contrôle de la tâche réalisée qui n'est pas représentative de celle effectuée sur le terrain. [Goubault et al. \(2022\)](#) ont mené une étude lors de manutentions de charges répétées avec différentes masses (6, 10 et 12 kg) et ont étudié l'activité EMG des muscles des membres supérieurs. Ils ont montré que les deltoïdes, les biceps et les trapèzes présentaient les diminutions de contenu fréquentiel et de complexité du signal EMG les plus importantes et étaient donc les muscles des membres supérieurs les plus affectés par la fatigue.

Malgré ces différents résultats qui prouvent que l'EMG peut être utilisée pour détecter l'apparition de la fatigue musculaire lors de tâches dynamiques fonctionnelles, son utilisation sur le terrain est contraignante et limite fortement son application. En effet, elle nécessite une préparation de la peau en amont et un placement précis des électrodes afin de garantir des résultats reproductibles ([Woodward et al., 2019](#)). L'EMG est également sensible à la sudation ([Laferrriere et al., 2010](#)), ce qui rend complexe son utilisation lors d'efforts intenses et/ou prolongés. Dans le cadre des études en laboratoires précédemment citées, les zones du corps mesurées étaient volontairement exposées directement à l'air libre. Cette pratique, visant à limiter le phénomène de sudation en optimisant le transfert de chaleur corporelle vers l'extérieur par convection, est acceptable en laboratoire mais pas dans l'envi-

ronnement de travail où des équipements de sécurité sont requis (Abdoli-Eramaki et al., 2012). Selon les mêmes auteurs, la sudation altère l'adhésion de l'électrode sur la peau et entraîne la dérive progressive du signal.

La MMG, la contrepartie mécanique de l'EMG, serait une alternative prometteuse, notamment grâce à sa plus grande facilité de mise en place. Elle est insensible à la sudation, permettant de longues acquisitions sans subir d'altération. Cependant, le frein principal de l'utilisation de la MMG sur le terrain est sa sensibilité aux artefacts du mouvement (Posatskiy and Chau, 2012). Dans le chapitre précédent nous avons proposé une nouvelle méthode de filtrage plus efficace que la méthode classique, et ce, lors de manutentions de charges. L'utilisation de cette nouvelle méthode de filtrage permettrait d'ouvrir les perspectives de l'utilisation de la MMG lors de tâches manuelles comme la manutention de charge. De plus, il n'existe aucune étude ayant été menée sur l'analyse de la fatigue musculaire lors de manutentions de charges à partir du signal MMG à notre connaissance.

Le but de cette étude était de déterminer si la MMG filtrée avec la méthode de filtrage précédemment proposée et décrite dans la section 5.2.4, permettrait de détecter l'apparition de la fatigue musculaire des muscles des membres supérieurs (biceps brachial et deltoïde) et des érecteurs spinaux lors de manutentions de charges répétées jusqu'à épuisement. Afin de comparer nos résultats avec la référence, nous avons également mesuré le signal EMG des muscles étudiés.

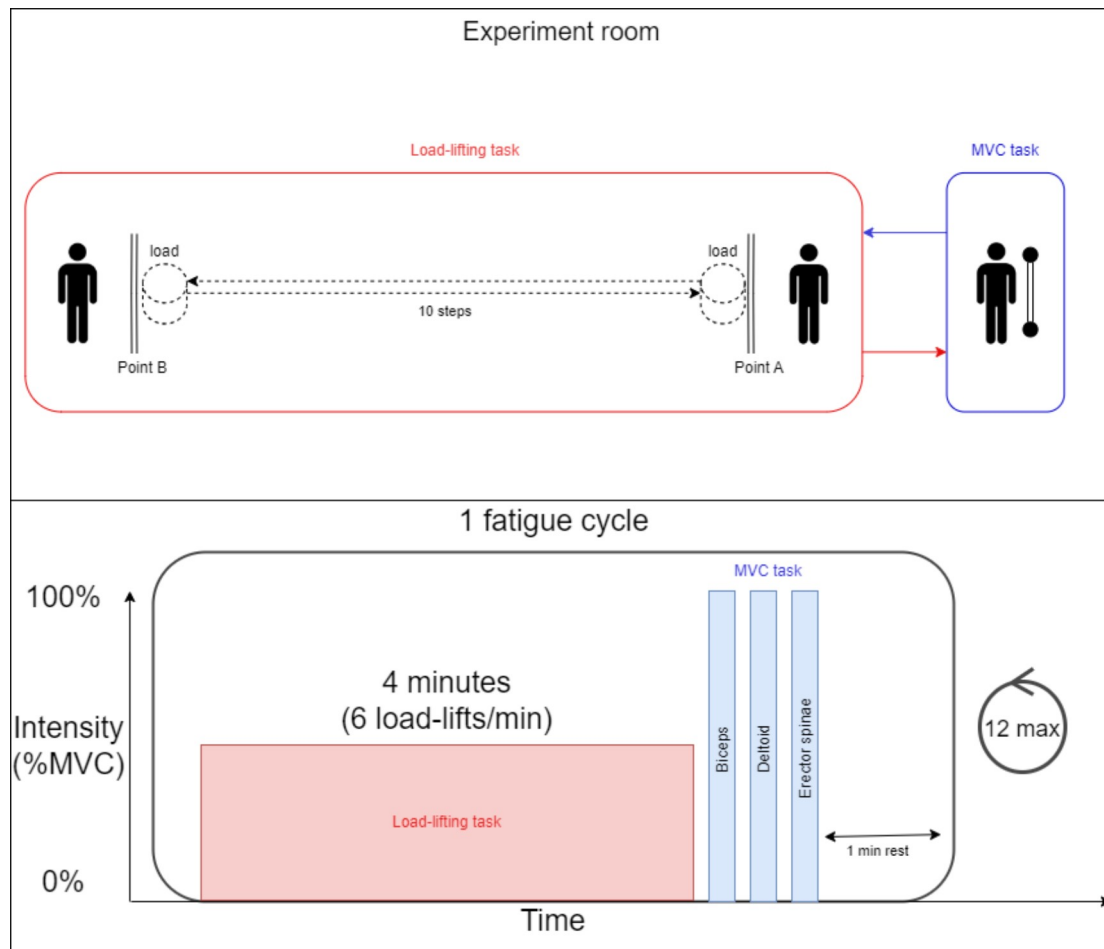
## 6.2 Matériel et Méthodes

### 6.2.1 Participants

Étant donné que cette étude et la précédente ont été réalisées lors de la même expérimentation, les participants, le matériel utilisé, les méthodologies de mesure des FMV et des consignes techniques pour effectuer les manutentions de charges étaient les mêmes (voir section 5.2.1). La FC était mesurée au poignet à l'aide d'une montre cardiofréquence-mètre (Garmin, USA) (Kazemi et al., 2021). Cette expérience a été approuvée par le Comité d'éthique de la Recherche des Sciences et Techniques des Activités Physiques et Sportives (CERSTAPS) et a eu lieu au laboratoire CIAMS de la Faculté des Sciences du Sport de l'Université Paris-Saclay.

### 6.2.2 Protocole expérimental

Le protocole de fatigue consistait en la répétition de cycles de manutentions. Un cycle de manutentions était constitué des quatre minutes de manutentions suivies directement d'une seule FMV des trois muscles effectuée dans un ordre randomisé entre chaque cycle et d'une minute de repos passif (voir Figure 37). À la fin de chaque cycle de manutention, le participant devait donner sa perception de l'effort sur l'échelle de Borg (CR10). L'utilisation de l'échelle de Borg permet d'avoir une indication subjective de l'intensité d'effort et de la fatigue musculaire et cardio-vasculaire (Williams, 2017). Les critères d'arrêt de l'expérience étaient : i) Être en retard de plus de deux secondes sur deux trajets consécutifs, ii) avoir une perception d'effort maximale (10), iii) ne plus pouvoir soulever la charge ou fléchir les bras à 90° durant la manutention, et iv) avoir effectué douze cycles de manutentions. Chaque participant était libre d'arrêter l'expérience lorsqu'il le souhaitait sans justification. Avant de commencer le protocole de fatigue, une session de familiarisation était effectuée avec une charge de deux kg. Pour un participant ayant effectué le maximum de cycles de manutentions, le nombre total de manutentions de charge était de 288.



**FIGURE 37** – Organisation spatiale de l'expérience (graphique supérieur) et protocole de fatigue dynamique (graphique inférieur).

### 6.2.3 Traitement du signal

Pour toutes les mesures de FMV, les signaux du capteur de force étaient filtrés avec un filtre passe-bas d'ordre 4 avec une coupure à 15 Hz. Le tiers médian de la durée totale contraction à FMV était retenu pour l'analyse. Les données dynamiques de cette étude et de l'étude précédente provenant de la même expérience, les méthodes de segmentation et de filtrage des signaux MMG étaient identiques (voir section 5.2.4 et 5.2.4 respectivement). Les signaux EMG obtenus pendant les trajets de manutentions étaient filtrés entre 20 et 450 Hz à l'aide d'un filtre passe-bande Butterworth d'ordre 4 (De Luca et al., 2010).

## Extraction des paramètres

La valeur maximale de la force déployée ( $FORCE_{max}$ ) lors du segment retenu à FMV était utilisée. La fréquence cardiaque (FC) moyenne a été calculée pour chaque phase de marche. De même pour l'EMG et la MMG, seule la phase de marche était analysée dans cette étude. Pour l'EMG et la MMG, la RMS et l'entropie floue temporelle (TFE pour Time FuzzEn) ont été retenues comme paramètres temporels. Le contenu fréquentiel de l'EMG et la MMG a été calculé par FFT. La MPF, la MDF ainsi que la FuzzEn spectrale (SFE pour Spectral FuzzEn) ont été calculées à partir de la PSD obtenue. Les variables étudiées sont nommées comme l'exemple suivant :  $EMG_{RMS}$ . TFE et SFE ont été calculées avec les paramètres  $m = 2$  et  $r = 0, 2$ .

Pour les FMV, la valeur maximale  $FORCE_{max}$  obtenue lors des 3 premiers essais était retenue comme référence. Pour les données dynamiques, chacun des paramètres calculés (sauf pour la perception de l'effort) étaient normalisés en fonction de la valeur obtenue lors de la première répétition (Madeleine et al., 2002b,a).

## Quantification de la fatigue

Pour les données de FMV, l'essai effectué à l'issu du premier cycle de fatigue était considéré comme la situation de pré-fatigue et le dernier essai de FMV, la situation de post-fatigue. Pour les données dynamiques, toutes les répétitions correspondant aux premiers 10 % et aux derniers 10% du nombre de répétitions total étaient moyennées et retenues respectivement comme situations de pré et post-fatigue.

### 6.2.4 Analyse statistique

Pour les données de FMV isométriques et de manutentions de charge (EMG et MMG), une ANOVA à mesures répétées à deux facteurs : muscle (biceps, deltoïde, érecteurs spinaux)  $\times$  situation (pré-fatigue, post-fatigue) a été menée de manière indépendante pour chaque paramètre extrait. Lorsque cela était nécessaire, une analyse post-hoc a été menée entre les situations pré et post-fatigue à l'aide de t-tests appariés en appliquant la correction de Bonferroni (en multipliant la valeur

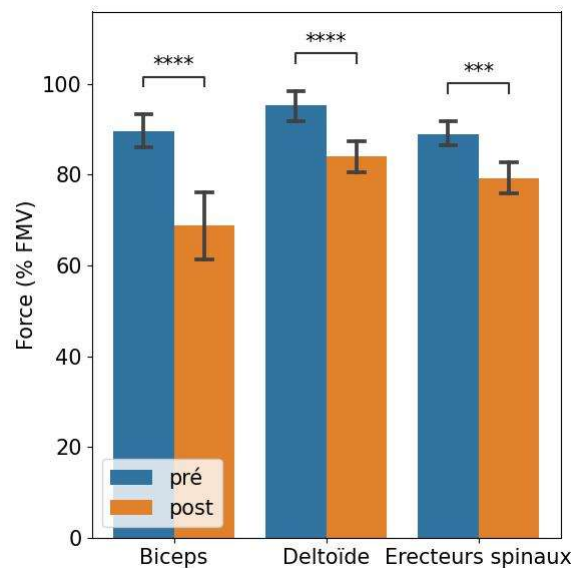


de  $p$  par le nombre de comparaisons par paire). Pour les données de fréquence cardiaque et d'échelle de Borg, un t-test apparié entre les situations pré et post-fatigue a été mené. Une p-value inférieure au seuil  $\alpha = 0,05$  après la correction de Bonferroni était considérée comme significative.

## 6.3 Résultats

### 6.3.1 Données de FMV

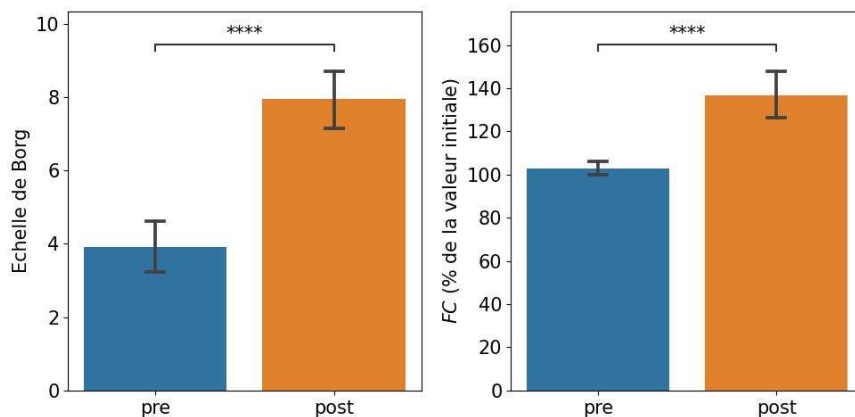
L'ANOVA à mesure répétée à deux facteurs sur la  $FORCE_{max}$  a montré que les facteurs situation, muscle et leur interaction avaient un impact significatif sur la variance (situation :  $F(1, 20) = 61,3$ ,  $p < 0,001$  et  $\eta^2 = 0,3$ ; muscle :  $F(2, 40) = 9,04$ ,  $p < 0,001$  et  $\eta^2 = 0,14$ ; situation  $\times$  muscle :  $F(2, 40) = 6,05$ ,  $p < 0,001$  et  $\eta^2 = 0,05$ ). L'analyse post-hoc a révélé que la FMV a diminué significativement entre le premier et le dernier cycle de fatigue pour les trois muscles. La baisse de FMV était également plus importante pour le biceps brachial comparée aux deltoïde et aux érecteurs spinaux (voir Figure 38).



**FIGURE 38** – FMV moyenne pour chaque muscle entre les situations pré et post-fatigue. (\*\*\*\* :  $p < 0,0001$ ; \*\*\* :  $p < 0,001$ ; \* :  $p < 0,05$ )

### 6.3.2 Ressenti d'effort et FC

Entre le début et la fin du protocole de fatigue dynamique, le ressenti de l'intensité d'effort ainsi que la *FC* ont significativement augmenté (voir Figure 39).



**FIGURE 39** – Ressentis moyens de l'effort selon l'échelle de Borg et fréquences cardiaques moyennes normalisées en fonction de la valeur initiale entre les situations pré et post-fatigue. (\*\*\*\* :  $p < 0,0001$ )

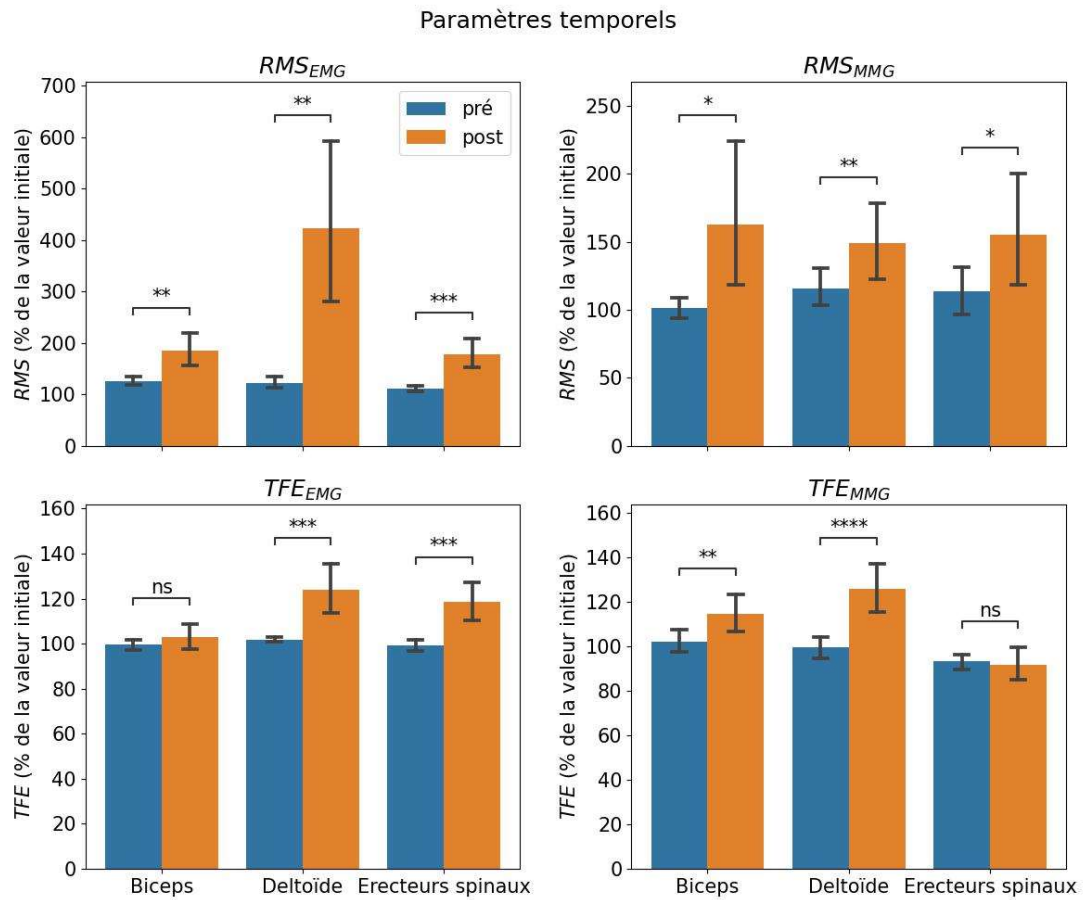
### 6.3.3 Données dynamiques

Les ANOVA à mesures répétées à deux facteurs ont montré que tous les paramètres EMG et MMG étaient significativement influencés par la fatigue. Pour le  $RMS_{MMG}$ ,  $SFE_{MMG}$  et la  $MPF_{EMG}$  le muscle étudié n'influait pas la variance. Pour l'EMG et la MMG, le paramètre qui expliquait le plus la variance était la  $TFE$  avec  $\eta^2 = 0,20$  et  $\eta^2 = 0,20$  respectivement (voir Tableau 6).

**TABLEAU 6** – Tableau récapitulatif des ANOVA menées sur les paramètres temporels et fréquentiels EMG et MMG.

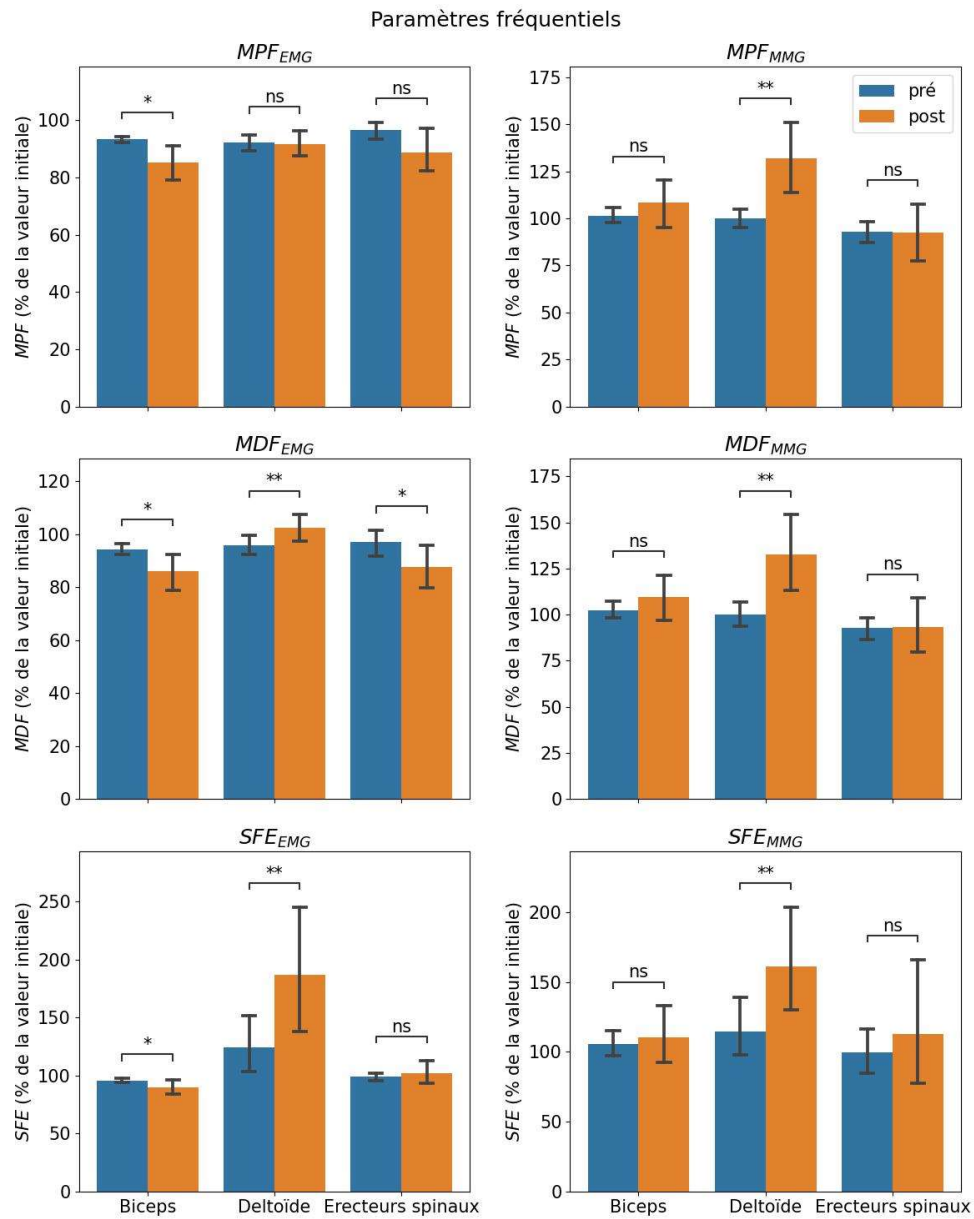
Métrique	Facteur	df	F		p		$\eta^2$	
			EMG	MMG	EMG	MMG	EMG	MMG
RMS	Situation	(1, 20)	23,87	19,59	< 0,0001	<0,001	0,17	0,09
	Muscle	(2, 40)	9,05	0,01	<0,01	0,98	0,12	-
	Situation $\times$ Muscle	(2, 40)	7,90	0,56	<0,01	0,51	0,11	-
TFE	Situation	(1, 20)	30,90	37,39	< 0,0001	<0,0001	0,20	0,12
	Muscle	(2, 40)	6,84	11,58	< 0,01	<0,0001	0,10	0,22
	Situation $\times$ Muscle	(2, 40)	5,78	14,91	< 0,01	<0,0001	0,07	0,11
MPF	Situation	(1, 20)	10,81	8,58	< 0,01	< 0,01	0,06	0,05
	Muscle	(2, 40)	0,93	6,00	0,40	< 0,01	-	0,11
	Situation $\times$ Muscle	(2, 40)	1,87	6,18	0,17	< 0,01	-	0,06
MDF	Situation	(1, 20)	5,19	9,67	< 0,05	< 0,01	0,02	0,05
	Muscle	(2, 40)	3,68	5,28	< 0,05	< 0,01	0,08	0,10
	Situation $\times$ Muscle	(2, 40)	6,39	5,69	< 0,01	< 0,01	0,08	0,06
SFE	Situation	(1, 20)	7,29	8,28	< 0,05	< 0,01	0,03	0,02
	Muscle	(2, 40)	9,26	2,08	< 0,01	0,15	0,20	-
	Situation $\times$ Muscle	(2, 40)	10,43	2,20	< 0,01	0,14	0,07	-

Pour les paramètres temporels EMG et MMG, l'analyse post-hoc a révélé une augmentation significative des  $RMS_{EMG}$  et  $RMS_{MMG}$  de chaque muscle entre les situations pré et post-fatigue. Pour l'EMG, une augmentation significative de  $TFE$  a été relevée pour le deltoïde et les érecteurs spinaux et pour le biceps et le deltoïde pour la MMG (voir Figure 40).



**FIGURE 40** – Valeurs moyennes normalisées des paramètres EMG et MMG temporels entre le début et la fin du protocole de fatigue pour chaque muscle. (\*\*\*\* :  $p < 0,0001$ ; \*\*\* :  $p < 0,001$ ; \*\* :  $p < 0,01$ ; \* :  $p < 0,05$ )

Pour les paramètres fréquentiels EMG et MMG, l'analyse post-hoc a révélé une diminution significative de la  $MPF_{EMG}$ ,  $MDF_{EMG}$  et  $SFE_{EMG}$  du biceps. Pour le deltoïde, une augmentation de la  $MDF_{EMG}$  et  $MDF_{MMG}$ , de  $SFE_{EMG}$  et  $SFE_{MMG}$  et de la  $MPF_{MMG}$  a été observée entre les situations pré et post-fatigue. Pour les érecteurs spinaux, seul une baisse significative de la  $MDF_{EMG}$  a été relevée (voir Figure 41).



**FIGURE 41** – Valeurs moyennes normalisées des paramètres EMG et MMG fréquentiels entre le début et la fin du protocole de fatigue pour chaque muscle. (\*\*\*\* :  $p < 0,0001$ ; \*\* :  $p < 0,01$ ; \* :  $p < 0,05$ )

## 6.4 Discussion

Cette étude avait pour but de tester si le signal MMG permettait de détecter la fatigue musculaire du biceps brachial, du deltoïde latéral et des érecteurs spinaux lors de manutentions de charges répétées jusqu'à épuisement. Vingt-et-un participants ont participé à cette étude et étaient équipés de capteurs MMG et EMG placés sur les muscles étudiés et d'une montre cardiofréquence-mètre au poignet. La masse à soulever était fixée à 50% de la FMV des érecteurs spinaux. A la fin de chaque cycle de manutentions (4 minutes) les participants devaient donner leur perception de l'effort sur l'échelle de Borg CR10 et effectuer une FMV des trois muscles étudiés.

### 6.4.1 Données de FMV

Pour les trois muscles étudiés, la FMV a significativement diminué entre le début et la fin du protocole. Ce résultat confirme la présence d'une fatigue se traduisant par une diminution de force ou de puissance induite par l'exercice ([Rashedi, 2016](#)). La baisse de force maximale était également plus marquée pour le biceps brachial comparée aux autres muscles. Ce résultat est cohérent par rapport à la tâche réalisée, car la flexion des coudes à 90° sollicitait les biceps brachiaux pendant le port de charge.

### 6.4.2 Perception de l'effort et FC

Dans notre étude, la FC ainsi que la perception de l'effort ont significativement augmenté entre le début et la fin du protocole alors que la masse à porter et la vitesse d'exécution demeuraient constantes. Tout d'abord, l'augmentation combinée de la FC et de la perception de l'effort est cohérente par rapport à la littérature, où il a été montré une association forte entre ces deux paramètres ([Williams, 2017](#)). Selon [Enoka and Stuart \(1992\)](#), la fatigue se traduit par une augmentation de la perception d'un effort maintenu. Nos résultats sont en accord ceux de l'étude de [Goubault et al. \(2022\)](#) qui ont rapporté une augmentation générale de la perception de l'effort lors de manutentions de charges répétées pendant 45 minutes. Ces

résultats prouvent que le protocole expérimental a bien induit une fatigue, qui peut être cardio-vasculaire et/ou musculaire (Williams, 2017).

### 6.4.3 Données EMG et MMG

Étant donné que, i) les muscles étudiés étaient sollicités de manières différentes pendant la manutention de charge et que, ii) la fatigue musculaire se traduit par des variations combinées des paramètres temporels et fréquentiel, nous allons discuter des réponses de chaque muscle indépendamment dans un premier temps.

#### Biceps brachial

Lors de la phase de marche, les participants devaient porter la charge en ayant les coudes fléchis à 90°. Cette position entraînait la contraction constante du biceps brachial entre le début et la fin de la phase de marche étant donné qu'il est fléchisseur du coude. De manière générale, la fatigue musculaire se traduit à la fois par une augmentation de l'amplitude temporelle et une baisse du contenu fréquentiel de l'EMG (Hägg et al., 2000). Pour l'EMG et la MMG, l'augmentation de l'amplitude correspond à l'augmentation du nombre d'UM recrutées tandis que la diminution du contenu fréquentiel correspond à une baisse globale de la fréquence de décharge des UM. Selon Orizio (1993) le contenu fréquentiel de l'EMG est d'avantage lié à la vitesse de conduction des UM plutôt que leur fréquence de décharge. Au niveau du signal MMG, lors d'efforts peu intenses (< 50% de la FMV) maintenues jusqu'à épuisement comme c'était le cas dans notre étude, la fatigue musculaire se traduit par une augmentation de l'amplitude et un maintien du contenu fréquentiel en fonction du temps (Orizio, 1993).

Dans notre étude, nous avons observé une augmentation significative du RMS des signaux EMG et MMG et une augmentation de la complexité du signal MMG entre le début et la fin du protocole de fatigue. Parallèlement dans le domaine fréquentiel, tous les paramètres EMG étudiés ont subi une baisse significative, mais sont restés stables pour la MMG. Cela rend compte à la fois d'une augmentation du nombre d'UM recrutées et d'une diminution de leur vitesse de conduction et d'une possible baisse globale de leur fréquence de décharge, qui n'a pas été observée avec les données MMG. Dans leur étude, Madeleine et al. (2002b) ont montré que

les changements du contenu fréquentiel de la MMG étaient moins marqués par rapport à ceux de l'EMG lors de contractions intermittentes à basses intensités (10-30% de la FMV) comme c'était le cas dans notre étude. Ces différences entre l'EMG et la MMG seraient expliquées par la sensibilité de la MMG à d'autres paramètres musculaires liés à l'apparition de la fatigue comme les tremblements musculaires (Madeleine et al., 2002a). Talib et al. (2018) ont également rapporté lors de contractions intermittentes à basses intensités que l'amplitude du signal MMG augmentait tandis que le contenu fréquentiel MMG restait stable. Selon eux, cela serait expliqué par l'apparition plus rapide de la fatigue centrale par rapport à la fatigue périphérique. Contenu de la diminue globale des paramètres fréquents EMG, cette hypothèse peut-être écartée. Une explication possible, également soutenue par Talib et al. (2018), serait que lors d'efforts intermittents fatigables du biceps brachial, la stratégie d'activation des UM reposerait d'avantage sur la variation du nombre de fibres recrutées plutôt que la modulation de leur fréquence de décharge (Talib et al., 2018). Les résultats obtenus dans notre étude vont dans le sens de la littérature et sont cohérents par rapport à la tâche réalisée, étant donné le recrutement intermittent des biceps tout au long du protocole.

## **Deltoïde**

Les résultats des données EMG et MMG dans les domaines temporels et fréquents convergent, où nous avons observé une augmentation de tous les paramètres. Ces résultats mettent en évidence i) l'augmentation globale du nombre d'UM actives, ii) une augmentation globale de leurs fréquence de décharge et de leur vitesse de conduction et iii) une augmentation du recrutement des UM rapides. Ces variations ne correspondent pas à un phénomène de fatigue musculaire, mais plutôt à une augmentation de la force produite par les deltoïde pendant la tâche de manutention entre le début et la fin du protocole (Hägg et al., 2000). L'augmentation globale de l'activité musculaire des deltoïdes résulte donc d'une stratégie d'adaptation biomécanique d'optimisation de répartition de la charge sur les membres supérieurs afin de limiter l'apparition de la fatigue. En ce sens, le protocole effectué n'a pas entraîné de fatigue musculaire localisée du deltoïde lors de la tâche de manutention de charge. En ce sens, la baisse significativement de



la FMV isométrique du deltoïde entre le début et la fin du protocole serait due à l'apparition d'une fatigue centrale plutôt que périphérique.

### Érecteurs spinaux

Anatomiquement, les érecteurs spinaux participent à l'extension du tronc par rapport au bassin. Lors de la manutention de charge, les érecteurs spinaux sont sollicités pendant les phases de soulevé et de dépôt de charges (de manière concentrique et excentrique) et pendant la marche comme muscles stabilisateurs. Les données EMG et MMG vont dans le sens d'une fatigue musculaire localisée, étant donné l'augmentation des paramètres temporels et la baisse de la fréquence médiane du signal EMG entre le début et la fin du protocole. Ces résultats sont en accord avec ceux obtenus par [Kazemi et al. \(2021\)](#) où l'amplitude RMS du signal EMG des érecteurs spinaux augmentait et la fréquence médiane diminuait. Cependant, les mêmes auteurs ont rapporté une baisse de l'entropie du signal EMG tandis que l'on en observe une augmentation dans notre étude. Comme l'augmentation de l'entropie du signal EMG correspond à l'augmentation du nombre d'UM recrutées, la fatigue musculaire induite dans notre étude s'est répercutée par une augmentation du nombre d'UM recrutées et une baisse globale de leur vitesse de conduction.

## 6.5 Limites

Dans notre expérimentation, nous nous sommes uniquement intéressés à la phase de marche, qui était la seule phase générant des impacts. Il serait intéressant d'analyser les autres phases afin d'avoir une indication plus globale sur l'apparition de la fatigue mais également d'en déterminer leur impact. Par rapport au signal MMG, la limite principale réside dans le protocole et son impact sur la validité des données. Malgré le fait que les résultats obtenus convergent vers l'apparition d'une fatigue musculaire pour les biceps et les érecteurs spinaux, le signal MMG (particulièrement celui des érecteurs spinaux) est encore pollué par les artefacts du mouvement. [Castillo and Lieberman \(2018\)](#) ont montré que les impacts produits par la marche sont distribués entre 10 et 30 Hz qui est une bande de fréquence

partagée avec la MMG. Comme nous l'avons précisé dans le chapitre précédent, le recouvrement des bandes de fréquences des impacts et du signal MMG rend complexe leur dissociation et leur filtrage. A notre connaissance, il n'existe aucune méthode de traitement du signal pour filtrer parfaitement ces artefacts du signal MMG accélérométrique.

Une preuve supplémentaire de la présence encore importante des artefacts du mouvement dans le signal MMG des érecteurs spinaux est la divergence de variation entre son amplitude RMS et son entropie. En effet, on s'attend à observer une augmentation conjointe de ces paramètres, car ils sont tous les deux corrélés au nombre d'UM actives alors que ce n'est pas le cas ici. [Lozano-García et al. \(2018\)](#) ont montré, pour l'activité MMG des muscles respiratoires, que l'entropie était significativement moins sensible aux battements cardiaques que la RMS. En effet, les vibrations des battements cardiaques, qui sont réguliers et prédictibles, ont une entropie plus faible que le signal MMG qui lui est chaotique. Tout comme les accélérations des battements cardiaques, les accélérations liés aux impacts des pas ont une entropie plus faible que le signal MMG car leur cadence a été contrôlée afin de rester identique tout au long du protocole. De plus, les accélérations des impacts de la marche sont environ dix fois plus importantes que l'amplitude du signal MMG ( $< 2g$  contre  $< 0,2g$ ). Cela expliquerait que l'entropie ainsi que l'ensemble des paramètres fréquentiels n'aient pas évolué entre le début et la fin du protocole pour les érecteurs spinaux.

L'apparition de la fatigue musculaire entraîne l'augmentation de la pression intramusculaire qui se répercute par une augmentation de sa raideur ([Beck et al., 2007](#)). Avec l'augmentation de la raideur musculaire, les chocs et les impacts liés à la marche pourraient être moins absorbés par le système musculaire, ce qui expliquerait l'augmentation de l'amplitude RMS du signal accélérométrique filtré des érecteurs spinaux sans pour autant augmenter sa complexité. De ce point de vue, il serait donc difficile de caractériser l'activité MMG des érecteurs spinaux lors d'activités de marche dans le cadre d'une mesure accélérométrique.

## 6.6 Perspectives

Cette étude a été menée en laboratoire lors d'un protocole semi-contrôlé où seule la cadence des manutentions a été fixée. Il serait intéressant de mener des études similaires lors de situations écologiques pour valider ces résultats. Nous avons vu qu'il est difficile de caractériser l'activité MMG des érecteurs spinaux lors de la marche, étant donné la quantité trop importante d'artefacts du mouvement. En ce sens, des études sont nécessaires afin de i) quantifier la part des artefacts du mouvement et du signal MMG lors de tâches dynamiques fonctionnelles, ii) développer ou appliquer des méthodes de filtrage permettant d'isoler l'activité MMG des impacts liés au mouvement, notamment pour les muscles des membres inférieurs et du bas du dos. Ces études permettront de valider la mesure MMG accélérométrique dans ces zones du corps lors de tâches dynamiques fonctionnelles avec impacts.

## 6.7 Conclusions

Dans cette étude nous avons montré que les trois muscles étudiés ont subi un phénomène de fatigue entre le début et la fin du protocole, mis en évidence par la baisse de force maximale volontaire isométrique. Dans ce sens, nous avons rapporté une augmentation de la perception de l'effort et une augmentation de la fréquence cardiaque au cours du protocole. Nous avons également montré que la MMG donne un niveau d'information similaire à l'EMG concernant le niveau d'activation et de fatigue des muscles des membres supérieurs. Cependant, les signaux accélérométriques issus des érecteurs spinaux restent fortement pollués par le mouvement, et ce, malgré le filtrage. L'EMG quant à elle a mis en évidence l'apparition de la fatigue musculaire pour les érecteurs spinaux. Des études sont nécessaires afin de valider la mesure MMG au niveau du bas du dos et des membres inférieurs lors de tâches dynamiques fonctionnelles avec impacts. En effet, ces zones du corps sont particulièrement sujettes aux impacts étant donné leur proximité avec le sol.

# Chapitre 7

## Discussion générale

Le sujet principal de ces travaux de thèse était d'éprouver le signal MMG pour détecter la fatigue musculaire sur le terrain. Afin de répondre à cette question, nous avons posé les problématiques suivantes :

i) Est-ce que le capteur accélérométrique développé par Moten Technologies permet de mesurer l'activité MMG ? Pour y répondre, nous avons mené une étude métrologique de validation de cette nouvelle mesure MMG accélérométrique lors de contractions isométriques sous-maximales de trois muscles du membre supérieur. Nous avons montré que les données obtenues sont conformes et que les résultats sont en accord avec les précédentes études de la littérature.

ii) La MMG est-elle sensible aux variations d'effort lors de soulevés de charges ? Pour répondre à cette question, nous avons effectué une expérience en condition dynamique lors de soulevés de charges à différentes intensités en étudiant l'activité EMG et MMG de trois muscles du membre supérieur. Nous avons démontré que la MMG était plus sensible que l'EMG aux variations d'effort.

iii) La CEEMDAN peut-elle être appliquée au filtrage des artefacts du mouvement provenant d'un signal accélérométrique en condition dynamique avec impacts ? Afin de répondre à cette problématique, nous avons proposé une nouvelle méthode de filtrage basée sur la CEEMDAN et l'avons comparée avec la méthode de filtrage classique lors de manutentions de charges. Nous avons conclu que la méthode proposée était plus efficace que la méthode classique mais qu'elle ne permettait pas de filtrer la totalité des impacts et chocs liés à la marche, en particulier

pour les érecteurs spinaux.

iv) Est-il possible de détecter l'apparition de la fatigue musculaire lors d'une tâche fonctionnelle avec la MMG ? Pour répondre à cette question, qui était l'enjeu principal de la thèse, nous avons mené une expérience lors de manutentions de charges répétées jusqu'à épuisement. Afin de comparer nos résultats avec la référence, nous avons également mesuré l'activité EMG des muscles étudiés. Les résultats obtenus lors de cette étude confirment que i) le protocole effectué a induit une fatigue musculaire des muscles fléchisseurs du coude et des érecteurs spinaux, et ii) la MMG, comme l'EMG, permet de détecter la fatigue musculaire en situation dynamique avec impact. Cependant, la MMG étant plus sensible aux artefacts du mouvement que l'EMG, les résultats obtenus pour les érecteurs spinaux sont moins robustes.

## 7.1 Le problème de la segmentation des données

Comme nous l'avons vu dans toutes les études de ces travaux de thèse, l'étude de l'activité musculaire nécessite une autre source de donnée afin de la segmenter. Lors de contractions isométriques ou isocinétiques, la segmentation des données s'effectuent en utilisant les données des capteurs de force pour identifier les débuts et les fins de contractions (Beck et al., 2004b). Sur le terrain, les capteurs de force ne sont pas adaptés aux situations dynamiques et ne peuvent donc pas être utilisés pour segmenter l'activité.

Lors d'activités dynamiques fonctionnelles polyarticulaires comme des squats (Woodward et al., 2019), la marche (Woodward et al., 2017) ou d'autres activités comme la course ou monter/descendre des escaliers (Yu et al., 2020), de nouvelles méthodes ont été employées pour en segmenter le contenu. Ces dernières sont basées sur l'utilisation de données inertielles, obtenues généralement à l'aide de centrales inertielles ou d'accéléromètres posés stratégiquement sur les membres sollicités. Grâce à ces données inertielles, il est possible de classer différentes activités fonctionnelles en entraînant des algorithmes d'apprentissage supervisés comme l'on fait Woodward et al. (2017) et Yu et al. (2020) ou en se basant sur des seuils précédemment établis dans la littérature comme dans l'étude de Greene et al. (2019). Une des limites principales de l'utilisation de valeurs seuils provenant d'études pré-

cédentes est le taux d'erreur lié principalement aux différences inter-individuelles et aux différences de protocoles expérimentales. Par exemple, les différences de vitesse d'exécution ou d'amplitude du mouvement rendent complexes l'établissement de seuils universels pour une tâche fonctionnelle spécifique.

Une autre approche de segmentation basée uniquement sur l'activité MMG a déjà été utilisée dans la littérature : la méthode de l'énergie moyenne (Zhang et al., 2020, 2023). Cette méthode consiste à diviser le signal musculaire en fenêtres temporelles avec un recouvrement temporel de 50% entre elles et de comparer les valeurs moyennes du RMS de chaque fenêtre à une valeur seuil. Si la valeur moyenne de la RMS est supérieure au seuil, alors le muscle est sollicité et la fenêtre temporelle est identifiée comme pertinente. Ce processus est encore plus efficace et robuste si plusieurs canaux MMG sont utilisés simultanément (mesure des trois chefs superficiels du quadriceps fémoral lors d'une extension du genou par exemple). L'inconvénient de cette méthode est qu'elle requiert une mesure de la FMV pour déterminer la valeur seuil (20% de la FMV appliquée au signal EMG selon Su et al. (2016)). Comme les valeurs d'amplitude MMG dépendent du type de contraction réalisée, cette méthode nécessite un test de FMV dans la même situation que la tâche à étudier. À notre connaissance, aucune étude de la littérature MMG n'a clairement rapporté leur méthode de détermination de la valeur seuil. Il existe plusieurs études ayant classé des activités fonctionnelles simples comme la flexion du genou, du coude et de la cheville (Zhang et al., 2020; Mohamed et al., 2022; Zhang et al., 2023) à l'aide de modèles supervisés. Ces résultats, bien que prometteurs sont limités et ne peuvent pas être appliqués aux tâches plus complexes effectuées sur le terrain. À notre connaissance, l'étude de Yu et al. (2020) est la seule à avoir étudié la segmentation d'activités polyarticulaires avec la MMG. Des futurs travaux sont nécessaires afin d'appliquer de telles méthodes à d'autres activités fonctionnelles comme le soulevé, le développé et le dépôt de charge.

Nous avons vu que la segmentation des données est un enjeu majeur dans l'utilisation de la MMG et plus généralement de l'activité musculaire en situation dynamique, en particulier sur le terrain. Plusieurs méthodes ont été développées mais se confrontent aujourd'hui à deux limites principales : i) La segmentation des données par la MMG permet uniquement de déterminer des occurrences où l'activité musculaire est au dessus d'une valeur seuil (qui n'est pas clairement définie

jusqu'à présent), ce qui rend encore nécessaire l'identification et la labélisation de l'activité réalisée afin d'interpréter les résultats, et ii) l'utilisation d'algorithmes d'apprentissage de reconnaissance de gestes nécessite l'intervention humaine pour la labélisation des données d'entraînement. En effet, un modèle de classification de gestes doit avoir une base de donnée labélisée sur laquelle il va baser son apprentissage (Cunningham et al., 2008). Cette labélisation est faite manuellement et sa qualité influence fortement l'efficacité du modèle en sortie.

L'utilisation de modèles supervisés de classification de tâches fonctionnelles basés sur la MMG est malgré tout prometteur et permettrait d'appliquer la MMG à plus grande échelle. En effet, un des points majeurs d'amélioration de son utilisation est la segmentation des données qui est faite manuellement par les ergonomes, généralement en re-visionnant les images ou les vidéos prises sur le terrain. La recherche sur le développement de méthodes de segmentation automatiques ou semi-automatiques permettrait d'accélérer la phase de segmentation de la donnée MMG et permettrait donc d'améliorer le processus d'analyse ergonomique en diminuant les biais de segmentation et en faisant gagner du temps aux ergonomes.

## 7.2 La MMG pour mesurer les variations d'effort sur le terrain

La MMG rend compte des stratégies d'activations des unités motrices. Elle permet de quantifier le nombre d'unités motrices recrutées ainsi que leurs fréquences de décharge. La modulation de ces paramètres reflète la force déployée par le muscle et permet de donner une indication sur l'intensité de l'effort. Historiquement, l'une des applications principales de la MMG était de modéliser sa relation avec la force déployée (Islam et al., 2013a). Nous avons vu dans le chapitre trois que la MMG est sensible aux variations d'effort, même lors de soulevés de charges. À notre connaissance, c'est la seule étude disponible dans la littérature MMG qui traite des variations d'efforts lors d'une tâche dynamique fonctionnelle des membres supérieurs. Cette étude ouvre les perspectives d'application de la MMG sur le terrain, notamment en ergonomie, où la mesure de l'activité musculaire bénéficierait à la prévention des troubles musculo-squelettiques. Étant donné

que les efforts excessifs et le port de charges lourdes ont été identifiés comme facteurs de risques biomécaniques d'apparition des troubles musculo-squelettiques, la MMG permettrait d'étudier l'impact des charges de travail sur le système musculaire en situation réelle afin de mieux les dimensionner. Une autre application, qui a déjà fait ses preuves avec l'EMG, serait d'objectiver les effets de dispositifs d'assistance physique comme les exosquelettes sur l'activité musculaire (Vignais, 2023). La MMG étant moins contraignante à mettre en place sur le terrain que l'EMG, notamment par rapport au positionnement du capteur (Islam et al., 2013a), elle pourrait être plus largement utilisée dans ce cadre d'utilisation.

Avec l'EMG, il est possible de normaliser un signal dynamique avec un signal issu d'une force maximale volontaire isométrique (Burden and Bartlett, 1999; Hägg et al., 2000). Avec la MMG, cela n'est pas possible car elle est sensible au type de contraction effectuée. Dans leur étude, Beck et al. (2004b) ont comparé l'activité MMG lors de contractions sous-maximales isométriques et isocinétiques à 30°/s et ont rapporté une différence d'amplitude RMS absolue d'environ 20% pour un niveau de force déployé équivalent. Cette différence n'a pas été expliquée par les auteurs mais pourrait être due à la pollution des artefacts du mouvement, aux tremblements physiologiques plus importants, et au changement de longueur des fibres musculaires qui a un impact sur l'amplitude du signal MMG (Ebersole et al., 1998). Étant donné que l'amplitude MMG est sensible à la vitesse de contraction (Smith et al., 1998; Evetovich et al., 1998a; Ebersole et al., 2000), il est très complexe de corriger ce décalage afin de comparer des contractions isométriques et dynamiques. Cela signifie que les signaux MMG ne sont comparables entre eux qu'à des niveaux de vitesse équivalents, ce qui n'est pas le cas pour l'EMG. Dans le cadre de l'activité MMG des muscles respiratoires, il a été prouvé que l'entropie était significativement moins sensible aux battements cardiaques que la RMS (Jin et al., 2017). Une piste d'investigation serait de vérifier si l'entropie du signal MMG varie entre différents types de contractions et différentes vitesses pour des niveaux d'effort relatifs équivalents. Cette étude permettrait de vérifier si l'entropie du signal MMG peut être utilisée pour caractériser le signal MMG, quelle que soit la tâche effectuée.



### 7.3 Les problèmes actuels et perspectives sur la caractérisation du signal MMG

Afin d'interpréter un signal MMG accélérométrique, notamment en situation dynamique, la phase de filtrage est la plus importante. La méthode de filtrage la plus utilisée dans la littérature, notamment pour les contractions isométriques et isocinétiques, est par un filtrage passe-bande entre 5 et 100 Hz. Le but de ce traitement est de filtrer les artefacts du mouvement qui sont principalement concentrés en dessous de 5 Hz ([Angeloni et al., 1994](#)) et de filtrer le bruit haute-fréquence lié au système de mesure. En condition isométrique, les mouvements du membre étudié étant très faibles, la fonction principale du filtrage est d'annuler l'effet de la gravité qui peut décaler l'amplitude du signal jusqu'à 1g si l'accéléromètre est orienté perpendiculairement à l'axe de la gravité. L'utilisation de métriques basées sur des méthodes linéaires comme la RMS était donc valide et adaptée à cette situation. En condition dynamique, notamment lors de contractions isocinétiques, le filtrage des artefacts du mouvement est plus important étant donné les mouvements subis par le ou les membres étudiés à cause des changements de longueur et d'épaisseur des fibres musculaires mais également aux à-coups liés aux changements de direction brusques. C'est pour cette raison que toutes les études menées lors de protocoles isocinétiques ne traitent que le tiers médian de l'amplitude articulaire totale pour ne pas prendre en compte ces perturbations. Dans leur étude, [Posatskiy and Chau \(2012\)](#) ont montré qu'un mouvement unique et passif de l'avant-bras généré à une amplitude de 13 mm et 1,5 Hz provoquait des perturbations significatives dans le signal accélérométrique du fléchisseur superficiel des doigts jusqu'à 15 Hz, soit jusqu'à la dixième harmonique. Malgré le filtrage jusqu'à 5 Hz, le signal MMG reste donc significativement impacté par les artefacts du mouvement. Selon les auteurs, lorsque les mouvements sont générés volontairement lors de contractions dynamiques, leur caractérisation et leur filtrage sont beaucoup plus complexes car leurs contenus correspondent à la somme non linéaire de plusieurs composantes. Ces résultats sont majeurs pour l'application de la MMG en condition dynamique car jusqu'alors, les auteurs assumaient que le signal de sortie du filtre était représentatif du signal MMG ([Posatskiy and Chau, 2012](#)).

Dans l'étude portant sur le filtrage des artefacts du mouvement, nous avons montré qu'il est possible d'améliorer le processus de filtrage du signal accélérométrique en condition dynamique avec impacts en utilisant la CEEMDAN pour décomposer le signal et l'entropie floue spectrale des modes intrinsèques pour recomposer le signal MMG. Cette méthode permet de filtrer de manière adaptative le signal accélérométrique en mettant à profit la nature chaotique du signal MMG pour différencier les modes intrinsèques du mouvement de celles de la MMG. L'utilisation de l'entropie pour caractériser le signal MMG s'est avérée efficace et plus robuste face aux artefacts du mouvement que les méthodes classiques comme la RMS, qui sont plus sensibles à ces perturbations (Torres et al., 2007). De plus, l'entropie est également moins influencée par les variations de longueur des fenêtres temporelles par rapport aux méthodes classiques (Xie et al., 2010b). L'entropie a principalement été appliquée aux muscles respiratoires pour quantifier la force déployée, notamment pour diagnostiquer des pathologies, car elle est significativement moins sensible aux battements cardiaques que la RMS (Jin et al., 2017). Comme démontré dans l'étude portant sur la détection de la fatigue musculaire, l'entropie du signal MMG peut également être utilisée pour détecter l'apparition de la fatigue musculaire de manière plus efficace que la fréquence moyenne et la fréquence médiane du signal. Aux vues de ces différents résultats obtenus et des diverses applications de l'entropie, son utilisation devrait être privilégiée et systématisée par rapport à la RMS pour caractériser le signal MMG dans les futures études, en particulier lors de tâches dynamiques. Cela permettrait d'obtenir des résultats comparables entre les études, notamment entre différents types de capteurs MMG. En ce sens, l'entropie pourrait également servir d'indicateur de "qualité" du signal MMG en situation dynamique.

Une piste d'investigation prometteuse concernant le filtrage des artefacts du mouvement du signal MMG accélérométrique serait l'utilisation d'un accéléromètre sur une zone non-musculaire comme référence du mouvement. Cette méthode permettrait de filtrer le signal de manière adaptative en exploitant la redondance des accélérations du mouvement entre les accéléromètres. Cependant, cette méthode nécessiterait l'utilisation d'une zone non-musculaire pour chaque muscle étudié, étant donné que l'exposition aux artefacts du mouvement est différente en fonction du muscle étudié et de la tâche réalisée (comme nous l'avons dans l'étude 3).

Cela augmenterait également la complexité de traitement du signal et de mise en place car un plus grand nombre de capteur serait utilisés. À notre connaissance, aucune méthode de ce type n'a été étudiée dans la littérature MMG.

## 7.4 Recommandations sur l'utilisation de la MMG sur le terrain

La MMG est une technologie prometteuse qui a montré son efficacité par rapport à l'EMG dans des situations isométriques et dynamiques sans chocs ni impacts, comme démontré dans les chapitres deux et trois. Cependant, lors de tâches dynamiques avec impacts comme la marche, l'utilisation de la MMG est limitée en raison de sa sensibilité aux artefacts du mouvement (Posatskiy and Chau, 2012). Dans l'étude de filtrage des artefacts du mouvement, nous avons constaté que lors de phases de marche avec manutention, les muscles des membres inférieurs et des érecteurs spinaux étaient fortement pollués par les artefacts du mouvement. Avant de pouvoir quantifier la proportion de bruit persistant dans le signal MMG filtré et de démontrer la possibilité de filtrer de tels artefacts, que ce soit par le développement de nouvelles méthodes de filtrage ou par l'utilisation de métriques non-linéaires, il est nécessaire d'établir un cadre méthodologique sur l'utilisation de la MMG sur le terrain afin d'en garantir l'intégrité.

Tout d'abord, les situations isométriques peuvent être analysées normalement sans limitations musculaires, en utilisant un filtre passe-bande classique entre 5 et 100 Hz. Les situations dynamiques sans impacts peuvent être étudiées avec la MMG, à condition que tous les échantillons comparés aient été obtenus à des vitesses d'exécution similaires. Il n'y a pas de restrictions concernant les muscles à mesurer, et nous recommandons d'employer la méthode de filtrage proposée dans ces travaux pour optimiser cette étape. En ce qui concerne les tâches dynamiques avec impacts, l'analyse est limitée. Pour toutes les activités de locomotion chargées telles que la manutention, la mesure MMG des membres supérieurs est valide si la méthode de filtrage est adaptée. Cependant, celle des muscles du tronc et des membres inférieurs est à éviter quelle que soit la méthode de filtrage utilisée. Toutes les activités impliquant des chocs plus importants que ceux de la marche, comme la

course à pied ou toute autre activité de sauts, doivent être évitées. Les analyses des tâches impliquant des outils émettant des vibrations doivent également être évitées. Enfin, les phases de dépôt de charge doivent être analysées avec précaution, surtout si la charge a été déposée brusquement. Lorsque cela est possible, il est recommandé d'exclure la portion temporelle du signal MMG acquise lors de l'impact.

## 7.5 Limites des travaux et perspectives

Dans la première étude, nous avons choisi d'étudier la MMG lors de contractions sous-maximales par paliers, car de nombreuses études antérieures avaient adopté ce protocole. Il aurait été intéressant d'ajouter une contraction isométrique en rampe de 10% à 90% de la FMV au protocole expérimental, car les réponses de la MMG, notamment au niveau du contenu fréquentiel, peuvent différer par rapport aux contractions par paliers (Ryan et al., 2008). Cette extension aurait permis d'obtenir une étude métrologique plus complète dans ces conditions et de vérifier si l'augmentation progressive de la force isométrique entraînait une augmentation correspondante de la fréquence de décharge des unités motrices, comme rapporté dans la littérature (Ryan et al., 2008; Qi et al., 2011; Talib et al., 2018).

Pour étudier les manutentions de charge dans les chapitres trois et quatre qui portaient respectivement sur le filtrage des artefacts du mouvement et la détection de la fatigue lors de manutentions de charges, nous avons choisi de déterminer la masse à porter en nous basant sur la FMV des érecteurs spinaux. Il aurait été méthodologiquement préférable d'utiliser le biceps brachial ou le deltoïde, ou bien de réaliser un test maximal de soulevé (Kazemi et al., 2021) afin d'éviter tout biais de mesure de la FMV, étant donné que le capteur de force était fixé sur une structure en métal. Bien que toutes les précautions aient été prises, il est possible que l'utilisation d'un capteur de force fixe ait introduit un biais dans la mesure de la FMV, car l'expérimentateur devait appliquer une pression constante entre les scapulas du participant pour obtenir une mesure valide.

Nous avons montré le potentiel de l'entropie pour caractériser la MMG, notamment en situation dynamique, car elle semble moins sensible aux artefacts du mouvement que les métriques classiques telles que la RMS ou la fréquence moyenne. Il aurait été intéressant d'incorporer l'entropie aux indicateurs utilisés

dans les études menées en situation isométrique et de soulevé de charge à vitesse constante afin de vérifier si : i) elle était sensible aux variations d'effort, comme démontré pour les muscles respiratoires (Torres et al., 2007), et ii) de comparer ses valeurs entre situation isométrique et dynamique. À notre connaissance, aucune étude n'a abordé ce sujet, ce qui aurait permis de confirmer la robustesse de l'entropie face aux artefacts du mouvement.

Bien que le chapitre quatre ait apporté une contribution significative à la question du filtrage du signal MMG en condition dynamique avec impact, la conception de l'expérience ne permettait pas de quantifier complètement l'impact des artefacts du mouvement. Une comparaison avec une situation de référence, comme celle réalisée par Posatskiy and Chau (2012), aurait été pertinente. De plus, le passage de l'étude des variations d'effort en situation dynamique sans impact à l'étude de la fatigue en situation dynamique avec impact représente un saut significatif. Une expérience combinant un port de charge statique et dynamique sur un tapis roulant, menée à différentes intensités d'effort et vitesses, aurait permis d'étudier à la fois les variations d'effort et l'impact des artefacts du mouvement sur le signal MMG des membres supérieurs et des muscles du tronc en situation dynamique avec impacts. L'utilisation de l'entropie en comparaison aux métriques classiques aurait également constitué une contribution significative à la lumière des points mentionnés précédemment. La comparaison avec l'EMG aurait également renforcé la validité des résultats.

Pour l'étude portant sur la détection de la fatigue musculaire dynamique, nous avons opté pour un protocole divisé en cycles de manutentions, comprenant quatre minutes de manutentions, une FMV par muscle étudié et une minute de repos passif. Avec le recul, il aurait été préférable d'effectuer un test de FMV avant et après le protocole de fatigue dynamique réalisé sans interruption jusqu'à épuisement. Un tel protocole aurait induit une fatigue musculaire plus importante en réduisant le repos passif par rapport au protocole mis en œuvre. Comme le soulignent Madeleine et al. (2002b); Talib et al. (2018), les effets de la fatigue musculaire sont plus marqués lors de contractions prolongées que lors de contractions intermittentes. Cependant, un tel protocole aurait été moins représentatif des conditions de travail réelles, où des pauses sont prises régulièrement.

# Conclusion

La prévention des TMS représente un enjeu sanitaire et économique majeur. Elle repose principalement sur l'identification de facteurs de risques biomécaniques à l'aide de méthodes d'évaluation subjectives et objectives. Les méthodes objectives se basent sur des grilles de cotation de la posture à travers l'analyse des angulations articulaires. Cependant, l'analyse de la posture ne rend pas compte de la sollicitation ni de la fatigue musculaire qui jouent un rôle dans l'apparition de la fatigue. L'EMG, la méthode de référence de mesure de l'activité et de la fatigue musculaire, bien que largement utilisée en laboratoire, présente certaines limites la rendant complexe à mettre en place sur le terrain. La contrepartie mécanique de l'EMG, la MMG, serait une alternative prometteuse grâce à sa facilité de mise en place. Cependant, sa sensibilité aux artefacts du mouvement limite son application à des situations dynamiques contrôlées. L'analyse de la MMG en condition dynamique et le développement de nouvelles méthodes de filtrage des artefacts du mouvement représentent une opportunité d'application de la MMG sur le terrain pour détecter la fatigue musculaire et prévenir l'apparition des TMS.

La première étape de ces travaux était de valider un nouveau capteur MMG accélérométrique lors de contractions isométriques par palier et de le comparer à la référence EMG. La haute répétabilité des mesures, la sensibilité similaire aux changements d'intensité d'effort par rapport à l'EMG ainsi que la concordance de nos résultats par rapport aux études précédentes nous ont permis de valider cette nouvelle mesure MMG accélérométrique.

La deuxième étape de ces travaux était d'étudier la sensibilité des mesures EMG et MMG aux variations d'effort lors de soulevés de charges. Cette étude était la première à notre connaissance à étudier l'activité MMG lors d'une tâche dynamique

fonctionnelle des membres supérieurs à différentes intensités. Nous avons montré que la MMG était plus sensible aux variations d'effort que l'EMG.

La troisième étape de nos travaux avait pour objectif de proposer une nouvelle méthode de filtrage des artefacts du mouvement du signal MMG accélérométrique lors de manutentions de charge. Nous avons montré que la méthode proposée est plus efficace que la méthode classique dans ces conditions. Cependant, les impacts et les chocs, qui partagent une bande de fréquence commune avec la MMG, persistent dans le signal MMG filtré, notamment celui des muscles du bas du tronc et des membres inférieurs.

Enfin la dernière étape de nos travaux était de déterminer si la MMG permettait de détecter la fatigue musculaire des muscles des membres supérieurs et des érecteurs spinaux lors de manutentions de charges répétées jusqu'à épuisement. Nous avons montré qu'elle permettait de rendre compte des stratégies d'activations des UM des muscles des membres supérieurs et de l'apparition de la fatigue musculaire comme l'EMG. Cependant, l'impact encore significatif des artefacts du mouvement dans la zone du bas du tronc rend la mesure MMG des érecteurs spinaux difficilement interprétable.

# Bibliographie

- Abdoli-Eramaki, M., Damecour, C., Christenson, J., and Stevenson, J. (2012). The effect of perspiration on the sEMG amplitude and power spectrum. *Journal of Electromyography and Kinesiology*, 22(6) :908–913. Publisher : Elsevier.
- Ahn, S., Shin, I., and Kim, Y. (2016). The effect of accelerometer mass in mechanomyography measurements. *Journal of Vibroengineering*, 18(7) :4736–4742. Number : 7 Publisher : JVE International Ltd.
- Akataki, K., Mita, K., and Itoh, Y. (1998). Repeatability of mechanomyogram (MMG) from voluntary isometric contraction of biceps brachii muscles. *Japanese Journal of Physical Fitness and Sports Medicine*, 47(5) :489–497.
- Akataki, K., Mita, K., Watakabe, M., and Ito, K. (2002). Age-related change in motor unit activation strategy in force production : a mechanomyographic investigation. *Muscle & Nerve*, 25(4) :505–512.
- Al-Mulla, M. R., Sepulveda, F., and Colley, M. (2011). A review of non-invasive techniques to detect and predict localised muscle fatigue. *Sensors (Basel, Switzerland)*, 11(4) :3545–3594.
- Angeloni, C., Riley, P., and Krebs, D. (1994). Frequency content of whole body gait kinematic data. *IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering*, 2(1) :40–46. Conference Name : IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering.
- Azami, H., Li, P., Arnold, S. E., Escudero, J., and Humeau-Heurtier, A. (2019). Fuzzy Entropy Metrics for the Analysis of Biomedical Signals : Assessment and Comparison. *IEEE Access*, 7 :104833–104847.



- Beck, T. W., Housh, T. J., Cramer, J. T., Weir, J. P., Johnson, G. O., Coburn, J. W., Malek, M. H., and Mielke, M. (2005a). Mechanomyographic amplitude and frequency responses during dynamic muscle actions : a comprehensive review. *Biomedical Engineering Online*, 4 :67.
- Beck, T. W., Housh, T. J., Johnson, G. O., Cramer, J. T., Weir, J. P., Coburn, J. W., and Malek, M. H. (2007). Does the frequency content of the surface mechanomyographic signal reflect motor unit firing rates? A brief review. *Journal of Electromyography and Kinesiology : Official Journal of the International Society of Electrophysiological Kinesiology*, 17(1) :1–13.
- Beck, T. W., Housh, T. J., Johnson, G. O., Weir, J. P., Cramer, J. T., Coburn, J. W., and Malek, M. H. (2004a). *Mechanomyographic and electromyographic amplitude and frequency responses during fatiguing isokinetic muscle actions of the biceps brachii*. PhD Thesis, University of Nebraska–Lincoln.
- Beck, T. W., Housh, T. J., Johnson, G. O., Weir, J. P., Cramer, J. T., Coburn, J. W., and Malek, M. H. (2004b). Mechanomyographic and electromyographic time and frequency domain responses during submaximal to maximal isokinetic muscle actions of the biceps brachii. *European Journal of Applied Physiology*, 92(3) :352–359.
- Beck, T. W., Housh, T. J., Johnson, G. O., Weir, J. P., Cramer, J. T., Coburn, J. W., and Malek, M. H. (2005b). Comparison of Fourier and wavelet transform procedures for examining the mechanomyographic and electromyographic frequency domain responses during fatiguing isokinetic muscle actions of the biceps brachii. *Journal of Electromyography and Kinesiology*, 15(2) :190–199.
- Beck, T. W., Housh, T. J., Johnson, G. O., Weir, J. P., Cramer, J. T., Coburn, J. W., and Malek, M. H. (2006). Comparison of a piezoelectric contact sensor and an accelerometer for examining mechanomyographic amplitude and mean power frequency versus torque relationships during isokinetic and isometric muscle actions of the biceps brachii. *Journal of Electromyography and Kinesiology*, 16(4) :324–335.

- Bernard, B. P. and Putz-Anderson, V. (1997). Musculoskeletal disorders and workplace factors : a critical review of epidemiologic evidence for work-related musculoskeletal disorders of the neck, upper extremity, and low back. Technical report, National Institute for Occupational Safety and Health.
- Bilodeau, M., Arsenault, A. B., Gravel, D., and Bourbonnais, D. (1991). EMG power spectra of elbow extensors during ramp and step isometric contractions. *European Journal of Applied Physiology and Occupational Physiology*, 63(1) :24–28.
- Bolton, C. F., Parkes, A., Thompson, T. R., Clark, M. R., and Sterne, C. J. (1989). Recording sound from human skeletal muscle : Technical and physiological aspects. *Muscle & Nerve*, 12(2) :126–134. \_eprint : <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/pdf/10.1002/mus.880120207>.
- Bonato, P., Ebenbichler, G. R., Roy, S. H., Lehr, S., Posch, M., Kollmitzer, J., and Della Croce, U. (2003). Muscle Fatigue and Fatigue-Related Biomechanical Changes During a Cyclic Lifting Task. *Spine*, 28(16) :1810.
- Bonnet, F., Camarda, C.-G., Cambois, E., and Merville, O. (2023). Les ouvriers vivent moins longtemps que les cadres : combien de temps passent-ils à la retraite et en (in)activité ? *Population & Sociétés*, 611(5) :1–4. Place : Paris Publisher : Ined Éditions.
- Burden, A. and Bartlett, R. (1999). Normalisation of EMG amplitude : an evaluation and comparison of old and new methods. *Medical Engineering & Physics*, 21(4) :247–257.
- Castillo, E. R. and Lieberman, D. E. (2018). Shock attenuation in the human lumbar spine during walking and running. *Journal of Experimental Biology*, 221(9) :jeb177949. Publisher : The Company of Biologists Ltd.
- Cerquiglini, S., Figura, F., Marchetti, M., and Salleo, A. (1973). Evaluation of Athletic Fitness in Weight-Lifters through Biomechanical, Bioelectrical and Bioacoustical Data. *Medicine and Sport Science*.

- Cescon, C., Farina, D., Gobbo, M., Merletti, R., and Orizio, C. (2004). Effect of accelerometer location on mechanomyogram variables during voluntary, constant-force contractions in three human muscles. *Medical and Biological Engineering and Computing*, 42(1) :121–127.
- Cescon, C., Madeleine, P., and Farina, D. (2008). Longitudinal and transverse propagation of surface mechanomyographic waves generated by single motor unit activity. *Medical & Biological Engineering & Computing*, 46(9) :871–877. Publisher : Springer Nature.
- Cescon, C., Madeleine, P., Graven-Nielsen, T., Merletti, R., and Farina, D. (2007). Two-dimensional spatial distribution of surface mechanomyographical response to single motor unit activity. *Journal of Neuroscience Methods*, 159(1) :19–25.
- Coburn, J. W., Housh, T. J., Weir, J. P., Malek, M. H., Cramer, J. T., Beck, T. W., and Johnson, G. O. (2004). Mechanomyographic responses of the vastus medialis to isometric and eccentric muscle actions. *Medicine and Science in Sports and Exercise*, 36(11) :1916–1922.
- Colominas, M. A., Schlotthauer, G., and Torres, M. E. (2014). Improved complete ensemble EMD : A suitable tool for biomedical signal processing. *Biomedical Signal Processing and Control*, 14 :19–29. Publisher : Elsevier.
- Colominas, M. A., SCHLOTTHAUER, G., TORRES, M. E., and FLANDRIN, P. (2013). Noise assisted EMD methods in action. *Advances in Adaptive Data Analysis*. Publisher : World Scientific Publishing Company.
- Correa, M., Projetti, M., Siegler, I. A., and Vignais, N. (2023). Mechanomyographic Analysis for Muscle Activity Assessment during a Load-Lifting Task. *Sensors*, 23(18) :7969. Number : 18 Publisher : Multidisciplinary Digital Publishing Institute.
- Cramer, J. T., Housh, T. J., Johnson, G. O., Ebersole, K. T., Perry, S. R., and Bull, A. J. (2000). Mechanomyographic amplitude and mean power output during maximal, concentric, isokinetic muscle actions. *Muscle & Nerve*, 23(12) :1826–1831.

- Cramer, J. T., Housh, T. J., Weir, J. P., Johnson, G. O., Berning, J. M., Perry, S. R., and Bull, A. J. (2004). Gender, muscle, and velocity comparisons of mechanomyographic and electromyographic responses during isokinetic muscle actions. *Scandinavian Journal of Medicine & Science in Sports*, 14(2) :116–127.
- Cunningham, P., Cord, M., and Delany, S. J. (2008). Supervised Learning. In Cord, M. and Cunningham, P., editors, *Machine Learning Techniques for Multimedia*, pages 21–49. Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg. Series Title : Cognitive Technologies.
- Côté, J. N. (2014). Adaptations to Neck/Shoulder Fatigue and Injuries. In Levin, M. F., editor, *Progress in Motor Control*, pages 205–228, New York, NY. Springer.
- David, G. C. (2005). Ergonomic methods for assessing exposure to risk factors for work-related musculoskeletal disorders. *Occupational Medicine*, 55(3) :190–199.
- De Luca, C. J., Donald Gilmore, L., Kuznetsov, M., and Roy, S. H. (2010). Filtering the surface EMG signal : Movement artifact and baseline noise contamination. *Journal of Biomechanics*, 43(8) :1573–1579.
- De Luca, C. J., LeFever, R. S., McCue, M. P., and Xenakis, A. P. (1982). Behaviour of human motor units in different muscles during linearly varying contractions. *The Journal of Physiology*, 329(1) :113–128.
- Di Palma, N., Batailly, A., and Legrand, M. (2018). Méthodes de traitement du signal par décomposition en modes empiriques. Research Report, Université McGill.
- Ebersole, K., Housh, T., Weir, J., Johnson, G., Evetovich, T., and Smith, D. (2000). The effect of leg angular velocity on mean power frequency and amplitude of the mechanomyographic signal. *Electromyography and clinical neurophysiology*, 40 :49–55.
- Ebersole, K. T., Housh, T. J., Johnson, G. O., Evetovich, T. K., Smith, D. B., and Perry, S. R. (1998). The effect of leg flexion angle on the mechanomyographic

- responses to isometric muscle actions. *European Journal of Applied Physiology and Occupational Physiology*, 78(3) :264–269.
- Ebersole, K. T., Housh, T. J., Johnson, G. O., Evetovich, T. K., Smith, D. B., and Perry, S. R. (1999). MMG and EMG responses of the superficial quadriceps femoris muscles. *Journal of Electromyography and Kinesiology*, 9(3) :219–227.
- Enoka, R. M. and Stuart, D. G. (1992). Neurobiology of muscle fatigue. *Journal of Applied Physiology*, 72(5) :1631–1648. Publisher : American Physiological Society.
- Evetovich, T. K., Housh, T. J., Johnson, G. O., Housh, D. J., Ebersole, K. T., and Smith, D. B. (1998a). The effects of concentric isokinetic strength training of the quadriceps femoris on mechanomyography and muscle strength. *Isokinetics and Exercise Science*, 7(3) :123–128. Publisher : IOS Press.
- Evetovich, T. K., Housh, T. J., Johnson, G. O., Smith, D. B., Ebersole, K. T., and Perry, S. R. (1998b). Gender comparisons of the mechanomyographic responses to maximal concentric and eccentric isokinetic muscle actions. *Medicine and science in sports and exercise*, 30(12) :1697–1702.
- Evetovich, T. K., Housh, T. J., Weir, J. P., Housh, D. J., Johnson, G. O., Ebersole, K. T., and Smith, D. B. (2000). The effect of leg extension training on the mean power frequency of the mechanomyographic signal. *Muscle & Nerve*, 23(6) :973–975.
- Evetovich, T. K., Nauman, N. J., Conley, D. S., and Todd, J. B. (2003). Effect of static stretching of the biceps brachii on torque, electromyography, and mechanomyography during concentric isokinetic muscle actions. *Journal of Strength and Conditioning Research*, 17(3) :484–488.
- Gallagher, S. and Schall, M. C. (2016). Musculoskeletal disorders as a fatigue failure process : evidence, implications and research needs. In *New Paradigms in Ergonomics*, pages 105–119. Routledge.

- Gazzoni, M., Afsharipour, B., and Merletti, R. (2016). Surface EMG in Ergonomics and Occupational Medicine. In *Surface Electromyography : Physiology, Engineering, and Applications*, pages 361–391. John Wiley & Sons, Ltd.
- Goubault, E., Martinez, R., Bouffard, J., Dowling-Medley, J., Begon, M., and Dal Maso, F. (2022). Shoulder electromyography-based indicators to assess manifestation of muscle fatigue during laboratory-simulated manual handling task. *Ergonomics*, 65(1) :118–133.
- Greene, R. L., Hu, Y. H., Difranco, N., Wang, X., Lu, M.-L., Bao, S., Lin, J.-H., and Radwin, R. G. (2019). Predicting Sagittal Plane Lifting Postures From Image Bounding Box Dimensions. *Human Factors*, 61(1) :64–77. Publisher : SAGE Publications Inc.
- Gómez-Galán, M., Callejón-Ferre, A.-J., Pérez-Alonso, J., Díaz-Pérez, M., and Carrillo-Castrillo, J.-A. (2020). Musculoskeletal risks : RULA bibliometric review. *International journal of environmental research and public health*, 17(12) :4354. Publisher : MDPI.
- Harba, M. I. A. and Goh Eng Chee (1997). Muscle mechanomyographic and electromyographic signals compared with reference to action potential average propagation velocity. In *Proceedings of the 19th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. 'Magnificent Milestones and Emerging Opportunities in Medical Engineering' (Cat. No.97CH36136)*, volume 3, pages 1282–1285 vol.3. ISSN : 1094-687X.
- Herda, T. J., Ryan, E. D., Beck, T. W., Costa, P. B., DeFreitas, J. M., Stout, J. R., and Cramer, J. T. (2008). Reliability of mechanomyographic amplitude and mean power frequency during isometric step and ramp muscle actions. *Journal of Neuroscience Methods*, 171(1) :104–109.
- Hermens, H. J., Freriks, B., Disselhorst-Klug, C., and Rau, G. (2000). Development of recommendations for SEMG sensors and sensor placement procedures. *Journal of Electromyography and Kinesiology : Official Journal of the International Society of Electrophysiological Kinesiology*, 10(5) :361–374.

- Hostens, I., Seghers, J., Spaepen, A., and Ramon, H. (2004). Validation of the wavelet spectral estimation technique in Biceps Brachii and Brachioradialis fatigue assessment during prolonged low-level static and dynamic contractions. *Journal of Electromyography and Kinesiology*, 14(2) :205–215.
- HSE (2023). Work-related musculoskeletal disorders statistics in Great Britain, 2023. Technical report, Health and Safety Executive.
- Huang, N. E., Shen, Z., Long, S. R., Wu, M. C., Shih, H. H., Zheng, Q., Yen, N.-C., Tung, C. C., and Liu, H. H. (1998). The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis. *Proceedings of the Royal Society of London. Series A : Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, 454(1971) :903–995.
- Hägg, G. M., Luttmann, A., and Jäger, M. (2000). Methodologies for evaluating electromyographic field data in ergonomics. *Journal of electromyography and kinesiology*, 10(5) :301–312. Publisher : Elsevier.
- Ibitoye, M. O., Hamzaid, N. A., Zuniga, J. M., and Abdul Wahab, A. K. (2014a). Mechanomyography and muscle function assessment : a review of current state and prospects. *Clinical Biomechanics (Bristol, Avon)*, 29(6) :691–704.
- Ibitoye, M. O., Hamzaid, N. A., Zuniga, J. M., Hasnan, N., and Wahab, A. K. A. (2014b). Mechanomyographic parameter extraction methods : an appraisal for clinical applications. *Sensors*, 14(12) :22940–22970. Publisher : MDPI.
- Inouye, T., Shinosaki, K., Sakamoto, H., Toi, S., Ukai, S., Iyama, A., Katsuda, Y., and Hirano, M. (1991). Quantification of EEG irregularity by use of the entropy of the power spectrum. *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, 79(3) :204–210.
- Islam, M. A., Sundaraj, K., Ahmad, R. B., and Ahamed, N. U. (2013a). Mechanomyogram for muscle function assessment : a review. *PloS One*, 8(3) :e58902.
- Islam, M. A., Sundaraj, K., Ahmad, R. B., Ahamed, N. U., and Ali, M. A. (2013b). Mechanomyography sensor development, related signal processing, and applica-

- tions : a systematic review. *IEEE Sensors Journal*, 13(7) :2499–2516. Publisher : IEEE.
- Janssen, I., Heymsfield, S. B., Wang, Z., and Ross, R. (2000). Skeletal muscle mass and distribution in 468 men and women aged 18–88 yr. *Journal of Applied Physiology*, 89(1) :81–88. Publisher : American Physiological Society.
- Ji, T. and Pachi, A. (2005). Frequency and velocity of people walking. *Struct. Eng*, 84(3) :36–40.
- Jiang, W., Xia, C., Zhang, Y., Xie, J., and Feng, W. (2019). Research on Muscle Fatigue Trend via Nonlinear Dynamic Feature Analysis of Mechanomyography Signal. In *2019 IEEE 4th International Conference on Signal and Image Processing (ICSIP)*, pages 669–673.
- Jin, Y., Chen, C., Cao, Z., Sun, B., Lo, I. L., Liu, T.-M., Zheng, J., Sun, S., Shi, Y., and Zhang, X. D. (2017). Entropy change of biological dynamics in COPD. *International Journal of Chronic Obstructive Pulmonary Disease*, Volume 12 :2997–3005.
- Kazemi, Z., Mazloumi, A., Arjmand, N., Keihani, A., Karimi, Z., Ghasemi, M., and Kordi, R. (2021). A Comprehensive Evaluation of Spine Kinematics, Kinetics, and Trunk Muscle Activities During Fatigue-Induced Repetitive Lifting. *Human Factors : The Journal of the Human Factors and Ergonomics Society*, 64 :001872082098362.
- Koo, T. K. and Li, M. Y. (2016). A Guideline of Selecting and Reporting Intra-class Correlation Coefficients for Reliability Research. *Journal of Chiropractic Medicine*, 15(2) :155–163.
- Krishnan, G., Kshirsagar, C. U., Ananthasuresh, G. K., and Bhat, N. (2007). Micromachined high-resolution accelerometers. *Journal of the Indian Institute of Science*, 87(3) :333.
- Krueger, E., Scheeren, E. M., Nogueira-Neto, G. N., Neves, E. B., Button, V. L. S. N., and Nohama, P. (2013). Influence of Skinfold Thickness in Mechanomyography Features. In Long, M., editor, *World Congress on Medical Physics*



- and Biomedical Engineering May 26-31, 2012, Beijing, China*, volume 39, pages 2030–2033. Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg. Series Title : IFMBE Proceedings.
- Laferriere, P., Chan, A. D. C., and Lemaire, E. D. (2010). Surface electromyographic signals using a dry electrode. In *2010 IEEE International Workshop on Medical Measurements and Applications*, pages 77–80, Ottawa, ON, Canada. IEEE.
- Li, Z., Gao, L., Lu, W., Wang, D., Cao, H., and Zhang, G. (2022). A Novel Noise Suppression and Artifact Removal Method of Mechanomyography Based on RLS, IGWO-VMD, and CEEMDAN. *Journal of Sensors*, 2022 :e4239211. Publisher : Hindawi.
- Li, Z., Gao, L., Lu, W., Wang, D., Xie, C., and Cao, H. (2021). Estimation of Knee Joint Extension Force Using Mechanomyography Based on IGWO-SVR Algorithm. *Electronics*, 10(23) :2972. Number : 23 Publisher : Multidisciplinary Digital Publishing Institute.
- Lim, S. and D’Souza, C. (2020). A narrative review on contemporary and emerging uses of inertial sensing in occupational ergonomics. *International Journal of Industrial Ergonomics*, 76 :102937.
- Lowe, B. D., Dempsey, P. G., and Jones, E. M. (2019). Ergonomics assessment methods used by ergonomics professionals. *Applied ergonomics*, 81 :102882. Publisher : Elsevier.
- Lozano-García, M., Sarlabous, L., Moxham, J., Rafferty, G. F., Torres, A., Jané, R., and Jolley, C. J. (2018). Surface mechanomyography and electromyography provide non-invasive indices of inspiratory muscle force and activation in healthy subjects. *Scientific Reports*, 8(1) :16921. Publisher : Nature Publishing Group.
- Ma, M. (2009). *MMG sensor for muscle activity detection : low cost design, implementation and experimentation*. Masters degree, 10.1109/IC\_ASET49463.2020.9318283, Auckland, New Zealand.

- Madeleine, P., Bajaj, P., Sogaard, K., and Arendt-Nielsen, L. (2001). Mechanomyography and electromyography force relationships during concentric, isometric and eccentric contractions. *Journal of Electromyography and Kinesiology*, 11(2) :113–121.
- Madeleine, P., Cescon, C., and Farina, D. (2006). Spatial and force dependency of mechanomyographic signal features. *Journal of Neuroscience Methods*, 158(1) :89–99.
- Madeleine, P., Farina, D., Merletti, R., and Arendt-Nielsen, L. (2002a). Upper trapezius muscle mechanomyographic and electromyographic activity in humans during low force fatiguing and non-fatiguing contractions. *European Journal of Applied Physiology*, 87(4-5) :327–336.
- Madeleine, P., Jørgensen, L. V., Sogaard, K., Arendt-Nielsen, L., and Sjøgaard, G. (2002b). Development of muscle fatigue as assessed by electromyography and mechanomyography during continuous and intermittent low-force contractions : effects of the feedback mode. *European Journal of Applied Physiology*, 87(1) :28–37.
- McAtamney, L. and Corlett, E. (1993). RULA : a survey method for the investigation of work-related upper limb disorders. *Applied Ergonomics*, 24(2) :91–99.
- McKay, W. P., Vargo, M., Chilibeck, P. D., and Daku, B. L. (2013). Effects of ambient temperature on mechanomyography of resting quadriceps muscle. *Applied Physiology, Nutrition, and Metabolism*, 38(3) :227–233. Publisher : NRC Research Press.
- Meagher, C., Franco, E., Turk, R., Wilson, S., Steadman, N., McNicholas, L., Vaidyanathan, R., Burridge, J., and Stokes, M. (2020). New advances in mechanomyography sensor technology and signal processing : Validity and intrarater reliability of recordings from muscle. *Journal of Rehabilitation and Assistive Technologies Engineering*, 7 :205566832091611.
- Mohamed, T. M. M. S., Abdullah, M. A., Alqaraghuli, H., Musa, R. M., Nasir, A. F. A., Mohd Razman, M. A., Bajuri, M. Y., and P. P. Abdul Majeed, A.

- (2022). The Identification of Significant Mechanomyography Time-Domain Features for the Classification of Knee Motion. In Ab. Nasir, A. F., Ibrahim, A. N., Ishak, I., Mat Yahya, N., Zakaria, M. A., and P. P. Abdul Majeed, A., editors, *Recent Trends in Mechatronics Towards Industry 4.0*, Lecture Notes in Electrical Engineering, pages 313–319, Singapore. Springer.
- Nogueira-Neto, G. N., Muller, R. W., Salles, F. A., Nohama, P., and Da Silveira Nantes Button, V. L. (2008). Mechanomyographic Sensor-A Triaxial Accelerometry Approach. In *BIODEVICES 2008-Proceedings of the 1st International Conference on Biomedical Electronics and Devices*.
- Orizio, C. (1993). Muscle sound : bases for the introduction of a mechanomyographic signal in muscle studies. *Critical Reviews in Biomedical Engineering*, 21(3) :201–243.
- Orizio, C. and Gobbo, M. (2006). Mechanomyography. In Akay, M., editor, *Wiley Encyclopedia of Biomedical Engineering*, page ebs0731. John Wiley & Sons, Inc., Hoboken, NJ, USA.
- Orizio, C., Perini, R., and Veicsteinas, A. (1989). Changes of muscular sound during sustained isometric contraction up to exhaustion. *Journal of Applied Physiology*.
- Perry, S. R., Housh, T. J., Weir, J. P., Johnson, G. O., Bull, A. J., and Ebersole, K. T. (2001). Mean power frequency and amplitude of the mechanomyographic and electromyographic signals during incremental cycle ergometry. *Journal of Electromyography and Kinesiology*, 11(4) :299–305.
- Perry-Rana, S. R., Housh, T. J., Johnson, G. O., Bull, A. J., Berning, J. M., and Cramer, J. T. (2002). MMG and EMG responses during fatiguing isokinetic muscle contractions at different velocities. *Muscle & Nerve*, 26(3) :367–373.
- Pohanka, M. (2017). The Piezoelectric Biosensors : Principles and Applications. *Int. J. Electrochem. Sci*, 12 :496–506.

- Posatskiy, A. O. and Chau, T. (2012). The effects of motion artifact on mechanomyography : A comparative study of microphones and accelerometers. *Journal of Electromyography and Kinesiology*, 22(2) :320–324.
- Qi, L., Wakeling, J. M., and Ferguson-Pell, M. (2011). Spectral properties of electromyographic and mechanomyographic signals during dynamic concentric and eccentric contractions of the human biceps brachii muscle. *Journal of electromyography and kinesiology*, 21(6) :1056–1063. Publisher : Elsevier.
- Rashedi, E. (2016). *Localized Muscle Fatigue : Theoretical and Practical Aspects in Occupational Environments*. PhD Thesis, Virginia Tech.
- Rehman, N. and Mandic, D. P. (2010). Multivariate empirical mode decomposition. *Proceedings of the Royal Society A : Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, 466(2117) :1291–1302. Publisher : Royal Society.
- Richman, J. S., Lake, D. E., and Moorman, J. R. (2004). Sample Entropy. In *Methods in Enzymology*, volume 384 of *Numerical Computer Methods, Part E*, pages 172–184. Academic Press.
- Richman, J. S. and Moorman, J. R. (2000). Physiological time-series analysis using approximate entropy and sample entropy. *American Journal of Physiology-Heart and Circulatory Physiology*, 278(6) :H2039–H2049. Publisher : American Physiological Society.
- Ryan, E. D., Beck, T. W., Herda, T. J., Hartman, M. J., Stout, J. R., Housh, T. J., and Cramer, J. T. (2008). Mechanomyographic amplitude and mean power frequency responses during isometric ramp vs. step muscle actions. *Journal of Neuroscience Methods*, 168(2) :293–305.
- Santos, E., Fernandes Vara, M. d. F., Ranciaro, M., Strasse, W., Nunes Nogueira Neto, G., and Nohama, P. (2021). Influence of sensor mass and adipose tissue on the mechanomyography signal of elbow flexor muscles. *Journal of Biomechanics*, 122 :110456.
- Scheeren, E. M., Mineiro, L., Neves, E. B., Krueger, E., Nogueira Neto, G. N., and Nohama, P. (2017). Influence of subcutaneous fat on mechanomyographic

- signals at three levels of voluntary effort. *Research on Biomedical Engineering*, 32 :307–317. Publisher : Sociedade Brasileira de Engenharia Biomédica.
- Schoose, C. (2022). *De l'ébarbage traditionnel à l'usage d'un cobot : analyse du geste professionnel dans un objectif de prévention des troubles musculo-squelettiques*. PhD Thesis, Université Grenoble Alpes.
- Seidl, L., Tosovic, D., and Brown, J. M. (2017). Test-Retest Reliability and Reproducibility of Laser- versus Contact-Displacement Sensors in Mechanomyography : Implications for Musculoskeletal Research. *Journal of Applied Biomechanics*, 33(2) :130–136.
- Shannon, C. (1949). Communication in the Presence of Noise. *Proceedings of the IRE*, 37(1) :10–21. Conference Name : Proceedings of the IRE.
- Shin, I., Ahn, S., Choi, E., Ryu, J., Park, S., Son, J., and Kim, Y. (2016). Fatigue analysis of the quadriceps femoris muscle based on mechanomyography. *International Journal of Precision Engineering and Manufacturing*, 17(4) :473–478.
- Shrout, P. E. and Fleiss, J. L. (1979). Intraclass Correlations : Uses in Assessing Rater Reliability. *Psychological bulletin*.
- Smith, D. B., Housh, T. J., Johnson, G. O., Evetovich, T. K., Ebersole, K. T., and Perry, S. R. (1998). Mechanomyographic and electromyographic responses to eccentric and concentric isokinetic muscle actions of the biceps brachii. *Muscle & Nerve*, 21(11) :1438–1444.
- Smith, T. G. and Stokes, M. J. (1993). Technical aspects of acoustic myography (AMG) of human skeletal muscle : contact pressure and force/AMG relationships. *Journal of Neuroscience Methods*, 47(1) :85–92.
- Su, R., Chen, X., Cao, S., and Zhang, X. (2016). Random Forest-Based Recognition of Isolated Sign Language Subwords Using Data from Accelerometers and Surface Electromyographic Sensors. *Sensors*, 16(1) :100. Number : 1 Publisher : Multidisciplinary Digital Publishing Institute.

- Søgaard, K., Blangsted, A. K., Nielsen, P. K., Hansen, L., Andersen, L. L., Vedsted, P., and Sjøgaard, G. (2012). Changed activation, oxygenation, and pain response of chronically painful muscles to repetitive work after training interventions : a randomized controlled trial. *European Journal of Applied Physiology*, 112(1) :173–181.
- Søgaard, K., Orizio, C., and Sjøgaard, G. (2006). Surface mechanomyogram amplitude is not attenuated by intramuscular pressure. *European Journal of Applied Physiology*, 96(2) :178–184.
- Talib, I., Sundaraj, K., Lam, C. K., and Sundaraj, S. (2018). A systematic review of muscle activity assessment of the biceps brachii muscle using mechanomyography. *Journal of Musculoskeletal & Neuronal Interactions*, 18(4) :446. Publisher : International Society of Musculoskeletal and Neuronal Interactions (ISMNI).
- Than, C., Tosovic, D., Seidl, L., and Mark Brown, J. (2016). The effect of exercise hypertrophy and disuse atrophy on muscle contractile properties : a mechanomyographic analysis. *European Journal of Applied Physiology*, 116(11-12) :2155–2165.
- Tian, S.-L., Liu, Y., Li, L., Fu, W.-J., and Peng, C.-H. (2010). Mechanomyography is more sensitive than EMG in detecting age-related sarcopenia. *Journal of Biomechanics*, 43(3) :551–556.
- Torres, A., Jané, R., Fiz, J. A., Laciari, E., Gáldiz, J. B., Gea, J., and Morera, J. (2007). Analysis of respiratory mechanomyographic signals by means of the empirical mode decomposition. *Journal of Physics : Conference Series*, 90 :012078.
- Torres, M. E., Colominas, M. A., Schlotthauer, G., and Flandrin, P. (2011). A complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise. In *2011 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*, pages 4144–4147. ISSN : 2379-190X.
- Trevino, M. A. and Herda, T. J. (2016). The effects of chronic exercise training status on motor unit activation and deactivation control strategies. *Journal of Sports Sciences*, 34(3) :199–208. Publisher : Routledge \_eprint : <https://doi.org/10.1080/02640414.2015.1046396>.

- Vignais, N. (2023). *From sensors to biofeedback and exoskeletons : How biomechanics may support ergonomics*. Habilitation à Diriger des Recherches, Université Paris-Saclay.
- Wang, D., Wu, H., Xie, C., and Gao, L. (2019a). Suppression of Motion Artifacts in Multichannel Mechanomyography Using Multivariate Empirical Mode Decomposition. *IEEE Sensors Journal*, 19(14) :5732–5739. Conference Name : IEEE Sensors Journal.
- Wang, D., Xie, C., Wu, H., Hu, D., Zhang, Q., and Gao, L. (2019b). Estimation of Knee Extension Force Using Mechanomyography Signals Detected Through Clothing. In Yu, H., Liu, J., Liu, L., Ju, Z., Liu, Y., and Zhou, D., editors, *Intelligent Robotics and Applications*, Lecture Notes in Computer Science, pages 3–14, Cham. Springer International Publishing.
- Watakabe, M., Itoh, Y., Mita, K., and Akataki, K. (1998). Technical aspects of mechnomyography recording with piezoelectric contact sensor. *Medical and Biological Engineering and Computing*, 36(5) :557.
- Watakabe, M., Mita, K., Akataki, K., and Ito, K. (2003). Reliability of the mechnomyogram detected with an accelerometer during voluntary contractions. *Medical and Biological Engineering and Computing*, 41(2) :198–202.
- Watakabe, M., Mita, K., Akataki, K., and Itoh, Y. (2001). Mechanical behaviour of condenser microphone in mechanomyography. *Medical & Biological Engineering & Computing*, 39(2) :195–201.
- Williams, N. (2017). The Borg rating of perceived exertion (RPE) scale. *Occupational medicine*, 67(5) :404–405. Publisher : Oxford University Press UK.
- Woodward, R. B., Shefelbine, S. J., and Vaidyanathan, R. (2017). Pervasive monitoring of motion and muscle activation : Inertial and mechanomyography fusion. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 22(5) :2022–2033. Publisher : IEEE.

- Woodward, R. B., Stokes, M. J., Shefelbine, S. J., and Vaidyanathan, R. (2019). Segmenting Mechanomyography Measures of Muscle Activity Phases Using Inertial Data. *Scientific Reports*, 9(1) :5569.
- Wu, Z. and Huang, N. E. (2009). Ensemble empirical mode decomposition : a noise-assisted data analysis method. *Advances in Adaptive Data Analysis*, 01(01) :1–41. Publisher : World Scientific Publishing Co.
- Xie, H.-B., Guo, J.-Y., and Zheng, Y.-P. (2010a). Uncovering chaotic structure in mechanomyography signals of fatigue biceps brachii muscle. *Journal of Biomechanics*, 43(6) :1224–1226.
- Xie, H.-B., Zheng, Y.-P., Guo, J.-Y., and Chen, X. (2010b). Cross-fuzzy entropy : A new method to test pattern synchrony of bivariate time series. *Information Sciences*, 180(9) :1715–1724.
- Yu, J., Zhang, Y., and Xia, C. (2020). Study of gait pattern recognition based on fusion of mechanomyography and attitude angle signal. *Journal of Mechanics in Medicine and Biology*, 20(02) :1950085. Publisher : World Scientific Publishing Co.
- Zelik, K. E., Nurse, C. A., Schall, M. C., Sesek, R. F., Marino, M. C., and Gallagher, S. (2022). An ergonomic assessment tool for evaluating the effect of back exoskeletons on injury risk. *Applied ergonomics*, 99 :103619.
- Zhang, Y., Cao, G., Zhao, T., Zhang, H., Zhang, J., and Xia, C. (2020). A pilot study of mechanomyography-based hand movements recognition emphasizing on the influence of fabrics between sensor and skin. *Journal of Mechanics in Medicine and Biology*, 20(08) :2050054. Publisher : World Scientific Publishing Co.
- Zhang, Y., Sun, M., Xia, C., Zhou, J., Cao, G., and Wu, Q. (2023). Mechanomyography Signal Pattern Recognition of Knee and Ankle Movements Using Swarm Intelligence Algorithm-Based Feature Selection Methods. *Sensors*, 23(15) :6939. Number : 15 Publisher : Multidisciplinary Digital Publishing Institute.



- Zhang, Y., Xia, C.-M., Zhong, H., Gu, X.-L., and Xie, T. (2016). The correlation analysis of muscle fatigue degree of flexor carpi radialis and mechanomyographic frequency-domain features. In *2016 9th International Congress on Image and Signal Processing, BioMedical Engineering and Informatics (CISP-BMEI)*, pages 954–958.
- Zuniga, J. M., Housh, T. J., Camic, C. L., Hendrix, C. R., Mielke, M., Schmidt, R. J., and Johnson, G. O. (2010). The effects of accelerometer placement on mechanomyographic amplitude and mean power frequency during cycle ergometry. *Journal of Electromyography and Kinesiology*, 20(4) :719–725.